Akademia Bialska im. Jana Pawła II

BEZPIECZEŃSTWO ENERGETYCZNE PAŃSTWA W OPARCIU O ODNAWIALNE ŹRÓDŁA ENERGII ZARZĄDZANE SZTUCZNĄ INTELIGENCJĄ

Tomasz Grudniewski
Zbigniew Ciekanowski

Biała Podlaska 2025

AKADEMIA BIALSKA
IM. JANA PAWŁA II
Jubileusz 25-lecia

BEZPIECZEŃSTWO ENERGETYCZNE PAŃSTWA W OPARCIU O ODNAWIALNE ŹRÓDŁA ENERGII ZARZĄDZANE SZTUCZNĄ INTELIGENCJĄ

Analiza strategiczna, aspekty technologiczne oraz autorskie modele i scenariusze

Tomasz Grudniewski
Zbigniew Ciekanowski

Biała Podlaska 2025

Wydawca
Akademia Bialska im. Jana Pawła II

Recenzja
dr hab. Dariusz Bogusz
prof. dr hab. inż. dr h.c. Jarosław Wołejszo

© Copyright by Akademia Bialska im. Jana Pawła II

Książka jest udostępniana na licencji Creative Commons Uznanie autorstwa – Użycie niekomercyjne – Bez utworów zależnych 4.0 Międzynarodowa

ISBN 978-83-68103-27-4
https://doi.org/10.29316/9788368103274

Wydawnictwo AB JPII
ul. Sidorska 95/97
21-500 Biała Podlaska
wydawnictwo.akademiabialska.pl

Projekt okładki, skład:
Sławomir Karetko

Spis treści

1. WPROWADZENIE 5
1.1. Uzasadnienie, cele oraz pytania badawcze 5
1.2. Zakres pracy, metodyka i organizacja badań 10
1.3. Struktura monografii i logika wywodu 13

2. BEZPIECZEŃSTWO ENERGETYCZNE: DEFINICJE, WYMIARY, MIERNIKI I OPERACJONALIZACJA 16
2.1. Definicje i perspektywy interpretacyjne 16
2.2. Uwarunkowania transformacji (globalne/UE/PL): polityka, klimat, rynek, ryzyka dostaw. 31
2.3. OZE w strategiach bezpieczeństwa energetycznego: rola, bariery integracji, odporność systemu 44
2.4. Technologie PV a efektywność: generacje, materiały, mikrostruktura, degradacja i magazynowanie 58
2.5. AI w energetyce i PV: metody, dane, zastosowania 81
2.6. Synteza badań i zidentyfikowane luki – uzasadnienie wkładu własnego 92

3. METODOLOGIA BADAŃ 110
3.1. Projekt badawczy: cele, pytania/hipotezy, model badawczy i założenia 110
3.2. Metody analizy strategicznej i scenariuszowej 115
3.3. Metody badań technologicznych PV (zakres pomiarów, charakterystyka materiałów, parametry efektywności) 125
3.4. Metody AI i sposób integracji wyników. 131

4. FOTOWOLTAIKA W POLITYCE I STRATEGIACH BEZPIECZEŃSTWA ENERGETYCZNEGO 139
4.1. Analiza porównawcza (Polska – UE – świat): miejsce PV/OZE w politykach i strategiach bezpieczeństwa energetycznego. 139

4.2. Instrumenty i mechanizmy wpływu na bezpieczeństwo (regulacje, rynek, ryzyka, odporność, elastyczność systemu) 148
4.3. Wnioski strategiczne dla roli PV/OZE w długim horyzoncie 159

5. TECHNOLOGIE PV ORAZ AI W ZARZĄDZANIU OZE: EFEKTYWNOŚĆ, PROGNOZOWANIE I STEROWANIE . . . 163
5.1. Technologie PV: generacje/materiały/mikrostruktura a sprawność i niezawodność 163
5.2. Dane i metody AI dla PV/OZE: przygotowanie danych, walidacja, metryki jakości 173
5.3. Prognozowanie generacji PV i zapotrzebowania: modele i wyniki porównawcze 178
5.4. Optymalizacja i sterowanie PV-magazyn-sieć: strategie, kryteria, implikacje dla bezpieczeństwa 183

6. AUTORSKIE MODELE I KONCEPCJE ROZWOJU PV WSPIERANEJ AI 192
6.1. Autorski model prognostyczny generacji PV oparty na sieciach neuronowych 192
6.2. Model optymalizacji pracy układu PV-magazyn 201
6.3. Koncepcja inteligentnej infrastruktury PV dla bezpieczeństwa energetycznego 213

7. ANALIZA SCENARIUSZOWA: PV (I AI) A BEZPIECZEŃSTWO ENERGETYCZNE. 223
7.1. Założenia i metodyka scenariuszy 223
7.2. Porównanie scenariuszy: wrażliwość, ograniczenia, wnioski dla strategii i polityk 248

8. SYNTEZA, WNIOSKI I REKOMENDACJE 255
8.1. Synteza wyników i weryfikacja celów / pytania badawcze 255
8.2. Rekomendacje strategiczne i wdrożeniowe 261
8.3. Ograniczenia pracy i kierunki dalszych badań 267

LITERATURA 269

SPIS RYSUNKÓW 290

SPIS TABEL 292

WYKAZ SKRÓTÓW I SYMBOLI 294

1. Wprowadzenie

1.1. Uzasadnienie, cele oraz pytania badawcze

Transformacja energetyczna w państwach UE jest prowadzona równolegle w dwóch wymiarach: strategicznym i operacyjnym. W wymiarze strategicznym oznacza redukcję zależności od paliw kopalnych, dywersyfikację miksu, ograniczanie emisji oraz wzmocnienie suwerenności energetycznej. W wymiarze operacyjnym oznacza zmianę fizyki pracy systemu elektroenergetycznego: rośnie udział źródeł inwerterowych (IBR – inverter-based resources), rośnie zmienność generacji, a jednocześnie maleje rola klasycznych mechanizmów stabilizacji powiązanych z masami wirującymi i dużą generacją synchroniczną. Zmiana ta jest szczególnie widoczna w systemach, w których źródła odnawialne (PV/wiatr) przejmują znaczną część produkcji energii w horyzontach dobowych. W takich warunkach bezpieczeństwo pracy systemu przestaje być wyłącznie kwestią bilansowania mocy, a staje się kwestią utrzymania synchronizmu, jakości napięcia oraz zdolności do sterowania rezerwami i odbudowy po zakłóceniach. W tym kontekście fotowoltaika (PV) jest technologią ambiwalentną. Z jednej strony, dzięki krótkim cyklom inwestycyjnym i spadającym kosztom, PV stała się szybkim narzędziem poprawy bezpieczeństwa w sensie redukcji ryzyk importowych oraz ograniczenia ekspozycji na szoki cenowe paliw. Z drugiej strony, szybki przyrost PV – zwłaszcza w formule rozproszonej i prosumenckiej – zwiększa wymagania wobec sieci dystrybucyjnych, automatyki zabezpieczeniowej i usług systemowych. Problem nie dotyczy wyłącznie „ilości" PV, lecz sposobu integracji: charakteru

inwerterów, stopnia sterowalności zasobów rozproszonych, dostępności elastyczności (magazynowanie, DSR) oraz jakości danych i algorytmów sterowania. W praktyce oznacza to, że PV może jednocześnie wzmacniać bezpieczeństwo (przez produkcję energii i redukcję importu) oraz generować nowe ryzyka (przez zmienność, ograniczenia sieciowe i obniżenie inercji efektywnej).

Istotnym bodźcem do podjęcia badań i przygotowania monografii był blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku, analizowany w pracach własnych jako zdarzenie graniczne dla systemu o wysokiej penetracji OZE, istotnej roli połączeń transgranicznych i narastających ograniczeń inercyjnych. Zdarzenia tego typu pokazują, że bezpieczeństwo energetyczne nie jest wyłącznie kategorią bilansową („czy mamy wystarczającą moc zainstalowaną"), lecz kategorią dynamiczną („czy system zachowuje margines stabilności w sytuacjach nagłych, a jeśli go traci – czy potrafi się odtworzyć"). W analizie bezpieczeństwa konieczne jest więc jednoczesne ujęcie mechanizmów inicjacji i propagacji zakłóceń, zachowania automatyki, dostępności zasobów elastyczności oraz jakości informacji i decyzji sterujących. Monografia podejmuje zatem problem „mostu" pomiędzy językiem bezpieczeństwa energetycznego (na poziomie państwa, strategii i polityk publicznych) a językiem stabilności i odporności systemu (na poziomie operatora i technologii). Jej intencją jest pokazanie, w jaki sposób wysoka penetracja PV – wspierana magazynowaniem oraz zarządzaniem opartym o AI/EMS – może wzmacniać bezpieczeństwo, ale też jakie warunki muszą być spełnione, aby efekt netto był pozytywny. W praktyce oznacza to potrzebę mierzalnych kryteriów (KPI), metodyki stres-testów inspirowanych zdarzeniami granicznymi oraz narzędzi pozwalających łączyć wnioski techniczne z decyzjami strategicznymi.

Po pierwsze, rośnie rola PV w bilansie mocy i energii, a tempo przyrostu instalacji często wyprzedza tempo modernizacji infrastruktury sieciowej. W wielu obszarach oznacza to pracę sieci dystrybucyjnych w reżimach, do których nie były projektowane: pojawiają się przepływy zwrotne, lokalne przeciążenia, podwyższenia napięć i zjawiska wymagające aktywnej regulacji (OLT, regulacja mocy biernej, ograniczanie

generacji). Na poziomie systemu przesyłowego rośnie znaczenie zjawisk dynamicznych, które w systemie „synchronicznym" były tłumione przez bezwładność: szybkie zmiany bilansu, wzrost ROCOF, głębsze odchylenia częstotliwości (nadir) oraz większa wrażliwość napięciowa w węzłach o niskiej mocy zwarciowej. Oznacza to, że miary bezpieczeństwa muszą obejmować zarówno adekwatność mocy, jak i stabilność dynamiczną.

Po drugie, bezpieczeństwo energetyczne w ujęciu państwowym jest coraz częściej ograniczane nie przez dostępność paliwa, lecz przez odporność systemu na zdarzenia skrajne. Blackout nie jest „awarią jednego elementu", jest sekwencją inicjacji, propagacji i odtwarzania. W systemach o niskiej inercji czas na reakcję w fazie propagacji jest liczony w sekundach, natomiast koszt społeczno-gospodarczy odtwarzania – w godzinach i dniach. W praktyce oznacza to konieczność oceny zdolności systemu do utrzymania usług krytycznych oraz do szybkiej odbudowy (wyspy, synchronizacja, stopniowe załączanie obciążeń). W tym sensie bezpieczeństwo energetyczne obejmuje nie tylko „security of supply", lecz również „resilience" i „restorability".

Po trzecie, rośnie znaczenie warstwy cyfrowej: prognoz, optymalizacji i automatyki sterowania. Modele AI mogą ograniczać niepewność prognoz PV i popytu, poprawiać alokację rezerw, a także wspierać sterowanie magazynami i elastycznością odbiorców. Jednocześnie AI wprowadza nowe klasy ryzyk: drift modeli przy zmianie reżimów pracy, błędy decyzyjne w ekstremach, ryzyko nadmiernej optymalizacji kosztowej kosztem marginesu bezpieczeństwa, a także podatność na zakłócenia cyber-fizyczne (integralność danych, dostępność systemów OT/IT, manipulacje wejściami). W konsekwencji skuteczność AI musi być oceniana nie tylko przez średni błąd prognozy, ale przez zachowanie w reżimach krytycznych oraz przez odporność na zakłócenia informacyjne. Opisane trendy mają wspólny mianownik: przesuwają punkt ciężkości z bezpieczeństwa rozumianego jako „dostępność paliwa i mocy" w stronę bezpieczeństwa rozumianego jako „sterowalność i odporność systemu". W tej logice magazynowanie energii (w tym elektrownie szczytowo-pompowe, PHS/ESP, oraz bateryjne magazyny

energii, BESS) jest zasobem kluczowym, ponieważ dostarcza zarówno elastyczności bilansowej, jak i usług stabilizacyjnych (a w przypadku źródeł synchronicznych – także bezwładności). Równolegle rośnie znaczenie nowoczesnych funkcji inwerterów (FRT, regulacja napięcia, tryby grid-support i grid-forming), które pozwalają, aby PV nie była wyłącznie „generacją zależną od pogody", lecz elementem aktywnie wspierającym system.

Powyższe przesłanki prowadzą do zdefiniowania celu monografii jako: opracowanie i zweryfikowanie metodyki oceny wpływu wysokiej penetracji PV (wraz z magazynowaniem i wsparciem AI/EMS) na bezpieczeństwo energetyczne państwa, rozumiane jako zdolność systemu do pracy stabilnej, odpornej i odtwarzalnej w warunkach scenariuszy skrajnych.

Cele szczegółowe sformułowano w czterech strumieniach:

1. Odtworzyć logikę zdarzeń prowadzących do blackoutu iberyjskiego w ujęciu systemowym i operacyjnym oraz wskazać punkty krytyczne (m.in. minima rezerw, udział PV, ograniczenia transgraniczne, reakcje zabezpieczeń).
2. Zbudować zestaw mierników (KPI – kluczowych wskaźników efektywności) bezpieczeństwa i odporności, wrażliwych na wysoki udział PV oraz niską inercję, i nadać im procedurę obliczeniową możliwą do zastosowania w stres-testach.
3. Określić wymagania technologiczne dla PV (moduł-inwerter-farma) w kontekście stabilności, FRT (testy Fault-Ride Through) oraz funkcji wspierających sieć (grid-support, grid-forming).
4. Zaimplementować i zwalidować pipeline AI wspierający prognozowanie, sterowanie i diagnostykę w systemach z PV oraz zintegrować wyniki AI z oceną bezpieczeństwa poprzez KPI.

Cele przekładają się na pytania badawcze:

1. Jakie czynniki systemowe i operacyjne eskalują ryzyko blackoutu w systemie o wysokim udziale PV?
2. Które mierniki bezpieczeństwa i odporności najszybciej sygnalizują utratę marginesów stabilności i „zbliżanie się" systemu do reżimu kaskadowego?

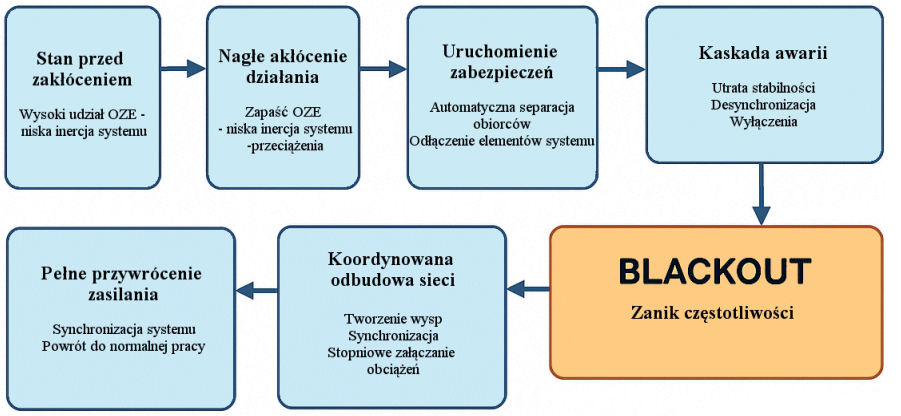
3. Jakie parametry technologiczne PV (w tym inwertera) determinują możliwość pracy wspierającej sieć, w tym zachowanie w FRT oraz zdolność do usług częstotliwościowych i napięciowych?
4. W jakim stopniu modele AI mogą obniżyć niepewność prognoz i poprawić decyzje rezerwowe oraz sterowanie, a tym samym ograniczyć ryzyko blackoutu i skrócić czas odtwarzania?

Hipotezy badawcze przyjmują postać weryfikowalnych zdań inżynierskich:

1. Wysoki udział PV bez adekwatnego wsparcia częstotliwościowego i napięciowego zwiększa prawdopodobieństwo kaskady zaburzeń przy zdarzeniach N-1/N-k.
2. Integracja PV z magazynowaniem (w tym PHS/ESP) oraz zastosowanie funkcji grid-forming redukuje EENS/LOLP w scenariuszach stresowych i poprawia wskaźniki odtwarzania (time-to-recover).
3. Zastosowanie AI w prognozowaniu i sterowaniu zmniejsza koszty rezerw i poprawia ich alokację w reżimach skrajnych, co podnosi wskaźniki odporności systemu.

W ramach monografii przyjęto założenie, że odpowiedź na cele, pytania i hipotezy wymaga ujednoliconego języka oceny. W tym celu wprowadzono grupy KPI obejmujące: (A) adekwatność i bilans, (B) stabilność dynamiczną (częstotliwość/napięcie), (C) przeciążenia i ograniczenia sieciowe, (D) odporność i odbudowę, (E) jakość i stabilność modeli AI oraz (F) warstwę cyber. W dalszych rozdziałach KPI są traktowane jako mechanizm „tłumaczenia" wyników technicznych na decyzje operatorskie i regulacyjne.

Wprowadzenie do logiki zdarzeń granicznych przedstawia rysunek 1, który w ujęciu blokowym pokazuje sekwencję eskalacji blackoutu i proces odbudowy. Schemat porządkuje opis od stanu przedzakłóceniowego, przez inicjację i kaskadę, po działania odtworzeniowe. Jednocześnie wskazuje miejsca, w których interwencje techniczne (magazynowanie, usługi systemowe, nastawy zabezpieczeń) i informacyjne (prognozy, sterowanie, detekcja anomalii) mogą przerwać ciąg przyczynowo-skutkowy.



Rysunek 1. Opracowany przez autora prawdopodobny schemat przebiegu blackoutu i proces odbudowy
Źródło: opracowanie własne.

1.2. Zakres pracy, metodyka i organizacja badań

Zakres pracy jest zdefiniowany tak, aby łączyć perspektywę państwową i operatorską. Z jednej strony monografia analizuje PV jako narzędzie transformacji i element strategii bezpieczeństwa energetycznego. Z drugiej strony, PV jest traktowana jako zasób techniczny, którego integracja wprowadza ograniczenia dynamiczne, infrastrukturalne i organizacyjne. Przyjęto zakres wielowarstwowy:

1. Zakres systemowy: system przesyłowy i dystrybucyjny wraz z miksami generacji, połączeniami transgranicznymi, rynkiem bilansującym oraz mechanizmami pracy awaryjnej (wyspy, black-start, procedury odbudowy).
2. Zakres technologiczny: farmy PV, inwertery (grid-following oraz grid-forming), wymagania FRT (LVRT/HVRT), magazyny energii (PHS/ESP, BESS, wodór) oraz zasoby elastyczności po stronie odbiorców.
3. Zakres informacyjny: telemetria i systemy operatorskie (SCADA/PMU), modele prognoz (PV i obciążenia), algorytmy optymalizacji (dispatch magazynów, ograniczanie generacji, sterowanie popytem) oraz wymiar cyber (integralność i dostępność danych, odporność modeli).

Zakres przestrzenny ma charakter uogólnienia mechanizmów. Studium przypadku (Półwysep Iberyjski) pełni rolę „wzorcowego reżimu" dla identyfikacji sprzężeń PV-sieć-automatyka-informacja, natomiast wnioski są odnoszone do warunków polskich i europejskich poprzez analizę porównawczą oraz scenariusze. W monografii istotne jest rozdzielenie dwóch poziomów: rekonstrukcji mechanizmów (co się dzieje i dlaczego) oraz projektowania mitygacji (co należy zmienić w technologii, sterowaniu i regulacji).

Zakres czasowy obejmuje trzy skale, wynikające z natury analizowanych zjawisk:

- skala sekundowa i minutowa, kluczowa dla stabilności częstotliwości i napięcia (ROCOF, nadir, reakcje zabezpieczeń, dynamiczna odpowiedź inwerterów, FRT);
- skala godzinowa i dobowa, kluczowa dla bilansowania i zarządzania rezerwami (rampy PV, rozkład obciążenia, praca magazynów, curtailment, koszty usług systemowych);
- skala sezonowa i wieloletnia, kluczowa dla adekwatności i strategii (rola PV w miksie, koszty bezpieczeństwa, decyzje inwestycyjne i regulacyjne).

Metodykę badań zbudowano jako podejście mieszane, obejmujące cztery komponenty:

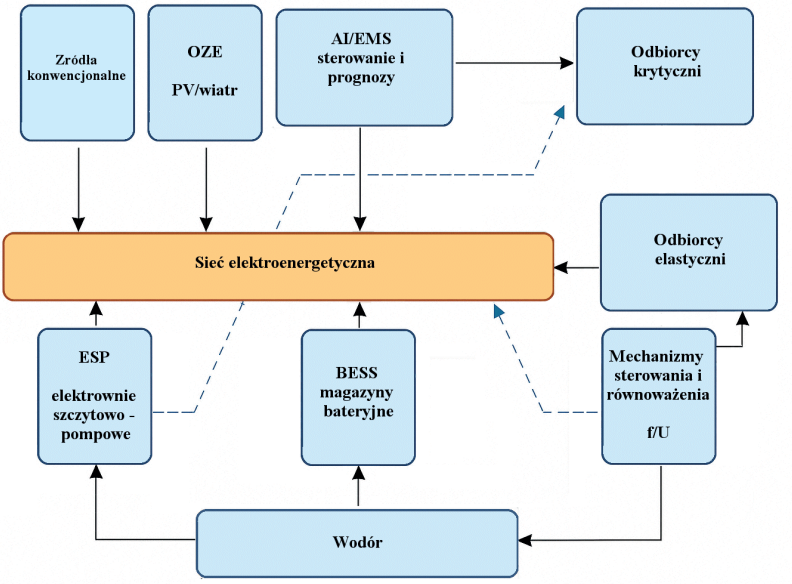
- syntezę literatury oraz operacjonalizację pojęć (bezpieczeństwo energetyczne, odporność, stabilność; technologie PV i magazynowania; AI w energetyce);
- studium przypadku i analizę zdarzenia granicznego (blackout iberyjski) w logice inicjacja-propagacja-odtwarzanie, z identyfikacją punktów krytycznych;
- modelowanie i symulacje (bilansowe oraz dynamiczne) umożliwiające testowanie hipotez H1-H2 w wariantach udziału PV, dostępności inercji, zasobów elastyczności oraz nastaw inwerterów;
- budowę i walidację modeli AI (prognozowanie i sterowanie) oraz włączenie metryk AI do języka bezpieczeństwa poprzez KPI (hipoteza H3), z uwzględnieniem zarządzania cyklem życia modeli (monitoring, drift, aktualizacja).

Zasób danych i materiał empiryczny mają charakter hybrydowy. Wykorzystuje się dane publiczne (statystyki miksu, dane meteorologiczne, dane rynkowe), dane i komunikaty operatorów w zakresie dostępnym publicznie, a także dane syntetyczne generowane w ramach scenariuszy stresowych i symulacji. Przyjęto zasadę audytowalności: każdy KPI i wynik modelu powinien być możliwy do odtworzenia z zestawu danych wejściowych oraz jawnych założeń scenariusza. Tam, gdzie pełne dane są niedostępne, stosuje się uogólnienie mechanizmów oraz analizę wrażliwości, zamiast pozornej precyzji.

Organizacja badań w monografii ma charakter sekwencyjny i kontrolowany:

1) zdefiniowanie ram pojęciowych oraz identyfikacja luk i potrzeb informacyjnych;
2) rekonstrukcja mechanizmów zdarzenia granicznego i budowa scenariuszy stresowych;
3) operacjonalizacja zestawu KPI oraz kalibracja progów i kryteriów oceny;
4) budowa modeli technologicznych (PV/inwertery/FRT) oraz wariantów zasobów elastyczności (magazyny, DSR);
5) implementacja modeli AI (prognozowanie, sterowanie, detekcja anomalii) i walidacja w reżimach standardowych oraz skrajnych;
6) analiza scenariuszowa oraz synteza wyników w rekomendacje dla operatorów, inwestorów i regulatorów.

Kluczowy element techniczny monografii stanowi integracja PV z zasobami elastyczności i warstwą sterowania. Rysunek 2 syntetyzuje tę logikę: sieć elektroenergetyczna pozostaje „rdzeniem", natomiast PV/wiatr, źródła konwencjonalne, magazyny (PHS/ESP, BESS, wodór) i odbiorcy (krytyczni i elastyczni) są koordynowani przez warstwę AI/EMS. Model porządkuje zależności: gdzie powstaje zmienność, gdzie powstaje zdolność do jej tłumienia oraz gdzie powstaje ryzyko (w tym ryzyko informacyjne).



Rysunek 2. Koncepcyjny model przepływu energii w systemie z OZE, magazynami i odbiorami oraz warstwą AI/EMS

Źródło: opracowanie własne na podstawie Abdelkader, Amissah, Abdel-Rahim, 2024; Alizadeh i in., 2016; Kurukuru i in., 2021; Parisio, Rikos, Glielmo, 2014; Prodan, Zio, 2014; Qi i in., 2016.

1.3. Struktura monografii i logika wywodu

Struktura monografii została zaprojektowana jako przejście „od definicji do decyzji". Logika wywodu jest następująca: (i) zdefiniować bezpieczeństwo energetyczne w sposób operacjonalny, (ii) zidentyfikować mechanizmy, które PV wnosi do systemu oraz mechanizmy mitygacji (magazyny, elastyczność, inwertery), (iii) włączyć do tej logiki warstwę AI jako narzędzie i jako źródło ryzyka, (iv) przełożyć wyniki techniczne na wnioski strategiczne i rekomendacje.

Rozdział 2 stanowi przegląd i syntezę literatury. Porządkuje definicje i wymiary bezpieczeństwa energetycznego oraz sposób ich operacjonalizacji w analizie inżynierskiej. Rozdział omawia technologie PV w perspektywie efektywności i niezawodności (w tym mechanizmy degradacji), a także prezentuje zastosowania AI w energetyce i PV (prognozowanie, optymalizacja, sterowanie, diagnostyka). Rozdział kończy

się identyfikacją luk badawczych i uzasadnieniem wkładu własnego, w tym potrzebą stres-testów inspirowanych Iberią oraz zestawu KPI umożliwiającego ocenę adekwatności, stabilności, odporności i ryzyk informacyjnych.

Rozdział 3 definiuje metodykę badań. Określa przedmiot i obiekt badań, cele, pytania i hipotezy, model badawczy oraz założenia. Ustala zasady doboru danych, walidacji modeli oraz sposobu raportowania wyników (w tym niepewności i wrażliwości na scenariusze). W tym rozdziale porządkowane jest również rozróżnienie pomiędzy bezpieczeństwem (security) a odpornością i zdolnością odtworzeniową (resilience).

Rozdział 4 osadza PV w politykach publicznych i strategiach bezpieczeństwa energetycznego. Analizuje PV jako zasób redukcji ryzyk importowych i kosztowych, ale także jako źródło nowych ryzyk operacyjnych (przeciążenia sieci, potrzeba usług systemowych, ryzyka kaskadowe). Rozdział stanowi pomost pomiędzy wnioskami inżynierskimi a instrumentami regulacyjnymi i rynkowymi, wskazując, w jaki sposób rynek usług systemowych, wymagania kodów sieciowych, mechanizmy elastyczności i polityka inwestycyjna mogą przenosić ustalenia techniczne do praktyki.

Rozdział 5 rozwija warstwę technologiczną. Omawia technologie PV oraz ich parametry w cyklu życia, a następnie przedstawia metody prognozowania i sterowania w systemach z wysokim udziałem OZE. Wprowadza metryki jakości modeli AI oraz warunki ich wdrożenia (w tym aspekt cyber), pokazując, że skuteczność algorytmów należy oceniać nie tylko „średnio", lecz w reżimach ekstremalnych istotnych dla bezpieczeństwa.

Rozdział 6 przedstawia element autorski: modele prognostyczne generacji PV oraz model optymalizacji pracy układu PV-magazyn-sieć. Modele są osadzone w KPI bezpieczeństwa i odporności, a ich walidacja jest prowadzona w scenariuszach odpowiadających różnym reżimom pracy systemu (od standardowego bilansowania po warunki stresowe). Rozdział domyka część modelową poprzez wskazanie, w jaki sposób wyniki AI mogą zasilać decyzje sterujące (np. pracę magazynów, ograniczanie generacji, zarządzanie popytem).

Rozdział 7 realizuje analizę scenariuszową. Buduje warianty rozwoju PV (i AI) w horyzontach 2030/2040 oraz testuje odporność systemu w scenariuszach „Iberia-like". Wnioski są raportowane w języku KPI, co umożliwia porównywanie wariantów, identyfikację działań mitygacyjnych oraz wskazanie kompromisów pomiędzy kosztami, bezpieczeństwem i zrównoważeniem.

Rozdział 8 syntetyzuje wyniki i przedstawia rekomendacje. Domyka wywód poprzez tłumaczenie rezultatów technicznych na wnioski strategiczne: dla operatorów (procedury stres-testów, wymagania danych i modeli, priorytety modernizacji), dla inwestorów (dobór magazynowania i technologii PV oraz wymogi sterowalności), a dla regulatorów (wymagania kodów sieciowych, ramy rynku elastyczności i wymogi cyber).

Tak zbudowana struktura ma charakter kumulatywny. Każdy kolejny rozdział wykorzystuje ustalenia poprzednich: definicje z rozdziału 2 są operacjonalizowane w metodyce rozdziału 3, wyniki techniczne z rozdziałów 5-7 są interpretowane w kontekście polityk z rozdziału 4, a całość jest domknięta w syntezie rozdziału 8. W tym sensie rozdział wstępny pełni rolę „mapy" monografii: definiuje motywację, cele i zakres oraz porządkuje logikę wywodu.

2. Bezpieczeństwo energetyczne: definicje, wymiary, mierniki i operacjonalizacja

2.1. Definicje i perspektywy interpretacyjne

Bezpieczeństwo energetyczne jest kategorią inżyniersko-ekonomiczną opisującą zdolność systemu energetycznego do dostarczenia energii użytkowej (elektryczność, ciepło, paliwa) w wymaganej ilości, jakości oraz czasie, przy akceptowalnym poziomie ryzyka technicznego, ekonomicznego i środowiskowego. W praktyce oznacza to konieczność zapewnienia: (i) ciągłości zasilania, (ii) odporności infrastruktury i łańcuchów dostaw na zakłócenia, (iii) stabilności warunków rynkowych i instytucjonalnych oraz (iv) zgodności kierunków rozwoju sektora z ograniczeniami środowiskowymi. Historycznie dyskusja o bezpieczeństwie energetycznym była powiązana z problemem „security of supply" w Europie Zachodniej, gdzie kluczowa była ciągłość dostaw i funkcjonowanie infrastruktury przesyłowej w warunkach ograniczeń podaży (Lubell, 1961). Wraz z rozwojem rynków energii i deregulacją przesunął się ciężar analizy na ryzyka cenowe i koszty gospodarcze, w tym na probabilistyczny charakter zagrożeń i rolę dywersyfikacji (Bielecki, 2002). W perspektywie politycznej i geostrategicznej utrwaliło się podejście, w którym bezpieczeństwo energetyczne oznacza zdolność do redukcji podatności na zakłócenia oraz do utrzymania stabilności dostaw w warunkach konfliktów i presji geopolitycznej (Yergin, 2006).

Jednocześnie bezpieczeństwo energetyczne nie jest celem autonomicznym. W realnych systemach decyzyjnych stanowi funkcję kompromisu pomiędzy trzema obszarami: kosztami (dla gospodarki i odbiorców), niezawodnością (dla infrastruktury krytycznej) oraz akceptowalnością (klimat, środowisko, zdrowie, sprawiedliwość społeczna). Te kompromisy mają charakter dynamiczny i kontekstowy: zmieniają się wraz z cenami paliw, strukturą miksu energetycznego, poziomem rozwoju gospodarczego, integracją rynku, a także z ryzykami nowego typu (np. cyber-fizycznymi i klimatycznymi). Z perspektywy monografii poświęconej fotowoltaice i sztucznej inteligencji kluczowe jest takie ujęcie bezpieczeństwa energetycznego, które pozwala: (i) w sposób mierzalny opisać wpływ zmian technologicznych na niezawodność i koszty, (ii) uwzględnić rosnącą zmienność generacji i potrzebę elastyczności systemu, (iii) przełożyć wielowymiarowe rozumienie „bezpieczeństwa" na zestaw mierników możliwych do zastosowania w analizach porównawczych i w modelach scenariuszowych.

W literaturze podkreśla się, że nie istnieje jedna, powszechnie akceptowana definicja bezpieczeństwa energetycznego; dominuje podejście, w którym definicja jest pochodną celu analizy oraz poziomu systemu (Winzer, 2012). Winzer wskazuje, że bezpieczeństwo energetyczne jest celowością polityki energetycznej i powinno być definiowane przez pryzmat ryzyk związanych z energią oraz ich konsekwencji, a nie przez jeden wskaźnik zasobów czy produkcji (Winzer, 2012). Chester rozwija tę obserwację, opisując pojęcie jako wieloznaczne (polysemic) i normatywne: różne grupy interesariuszy (państwo, rynek, gospodarstwa domowe, sektor przemysłowy) przypisują mu odmienne treści, co implikuje istnienie wielu konkurujących definicji operacyjnych (Chester, 2010). W konsekwencji część badań traktuje bezpieczeństwo energetyczne jako konstrukt złożony, który musi być dopasowany do kontekstu i jawnie operacjonalizowany przez zestaw wymiarów, ryzyk i mierników.

W ujęciu porządkującym Cherp i Jewell wyróżniają trzy perspektywy: (i) historyczno-polityczną, koncentrującą się na zabezpieczeniu dostaw i autonomii decyzyjnej, (ii) inżyniersko-systemową, analizującą

niezawodność i odporność infrastruktury, oraz (iii) społeczno-ekonomiczną, akcentującą dostęp do usług energetycznych i ich koszty dla odbiorców (Cherp, Jewell, 2011). W późniejszej pracy autorzy wskazują, że popularna rama „4A" (availability, accessibility, affordability, acceptability) jest użyteczna jako skrót myślowy, jednak nie obejmuje mechanizmu podatności (vulnerability) i odporności (resilience), które są krytyczne w warunkach wstrząsów zewnętrznych i transformacji (Cherp, Jewell, 2014). Ang i współautorzy pokazują, że w praktyce badawczej stosuje się liczne definicje i indeksy, które różnią się doborem wymiarów, a zatem także wrażliwością na określone typy ryzyk; z tego powodu porównywanie wyników między badaniami wymaga ostrożności (Ang i in., 2015). Kruyt i współautorzy, projektując zestaw wskaźników, wskazują cztery obszary (dostępność, dostępność infrastrukturalna, przystępność cenowa oraz zrównoważenie środowiskowe), a tym samym tworzą podbudowę dla wielu późniejszych indeksów (Kruyt i in., 2009). Azzuni i Breyer, analizując definicje i wymiary, podkreślają brak jednej uniwersalnej struktury pojęcia i wskazują, że „bezpieczeństwo" jest wypadkową polityki, technologii i środowiska, co wymusza wielowymiarowe podejście pomiarowe (Azzuni, Breyer, 2018). Axon i Darton wzmacniają ten argument przez powiązanie bezpieczeństwa z ryzykiem w rozumieniu inżynierii systemów: identyfikacja zagrożeń, ocena prawdopodobieństwa i skutków oraz projektowanie środków ograniczających ryzyko (Axon, Darton, 2021).

Wyniki przeglądów i analiz porządkujących pokazują, że definicje bezpieczeństwa energetycznego „dojrzały" do traktowania go jako systemu pojęć powiązanych: bezpieczeństwo dostaw, odporność, suwerenność, solidarność oraz zrównoważenie – przy czym relacje między nimi są przedmiotem aktywnej debaty (Strojny i in., 2023). Yu i współautorzy, analizując wymiary i organizację indeksów bezpieczeństwa energetycznego, wskazują na konieczność jawnego rozdzielenia poziomów (np. bezpieczeństwo systemu elektroenergetycznego vs bezpieczeństwo paliwowe) oraz horyzontów czasowych, ponieważ inne mierniki są adekwatne dla bezpieczeństwa operacyjnego (minuty/dni), a inne dla bezpieczeństwa strategicznego (lata/dekady) (Yu i in., 2022).

Siksnelyte-Butkiene i współautorzy proponują dodatkowo ocenę „integralności" zestawu wskaźników, tj. spójności logicznej i statystycznej całego koszyka mierników, aby ograniczyć problem mieszania wskaźników różnego poziomu oraz ryzyko podwójnego liczenia (Siksnelyte-Butkiene i in., 2024). W praktyce oznacza to, że definicja bezpieczeństwa energetycznego musi być każdorazowo połączona z procedurą doboru wymiarów i mierników oraz z jawnym uzasadnieniem, dlaczego dane wskaźniki odzwierciedlają analizowane ryzyka.

Wymiary bezpieczeństwa energetycznego: od łańcucha wartości do ryzyk systemowych

W ujęciu inżynierskim bezpieczeństwo energetyczne można opisywać jako właściwość całego łańcucha wartości energii: (i) pozyskanie / produkcja nośników pierwotnych, (ii) konwersja (wytwarzanie energii elektrycznej i ciepła, rafinacja), (iii) przesył i dystrybucja (sieci, magazyny, terminale), (iv) bilansowanie i zarządzanie systemem (operatorzy, rynek, usługi systemowe), (v) wykorzystanie końcowe (przemysł, transport, gospodarstwa domowe). Na każdym z etapów występują odmienne klasy ryzyk: geologiczne i wydobywcze, rynkowe i cenowe, techniczne i awaryjne, regulacyjne, klimatyczne, cyber-fizyczne oraz społeczne. Dlatego bezpieczeństwo nie może być interpretowane wyłącznie jako „zasoby surowców" lub „samowystarczalność", lecz jako zdolność systemu do utrzymania funkcjonalności mimo ekspozycji na powyższe ryzyka (Winzer, 2012; Chester, 2010; Axon, Darton, 2021).

Najczęściej stosowana typologia wymiarów odwołuje się do ramy 4A, tj. availability-accessibility-affordability-acceptability (Cherp, Jewell, 2014; Ang i in., 2015). W praktyce oznacza to:

- dostępność (availability) – fizyczną dostępność zasobów i zdolność wytwórczą w wymaganej skali,
- dostępność infrastrukturalną i geopolityczną (accessibility) – istnienie bezpiecznych dróg dostaw, możliwości importu/eksportu oraz ograniczanie ryzyk politycznych,
- przystępność cenową (affordability) – akceptowalny poziom kosztów energii w gospodarce i dla odbiorców,

- akceptowalność (acceptability) – zgodność sposobu wytwarzania i wykorzystania energii z wymaganiami środowiskowymi i społecznymi.

Rama 4A porządkuje dyskusję, ale jest niewystarczająca do opisu mechanizmu odporności systemu na wstrząsy oraz zdolności adaptacyjnej w warunkach transformacji (Azzuni, Breyer, 2018; Siksnelyte-Butkiene i in., 2024). W konsekwencji w badaniach aplikacyjnych do 4A dodaje się kolejne komponenty: niezawodność i odporność (resilience), efektywność energetyczną, elastyczność systemu, jakość instytucji, integrację rynków, innowacyjność oraz bezpieczeństwo surowcowo-technologiczne.

Wymiar dostępności i dostępności infrastrukturalnej jest szczególnie istotny dla gospodarek importujących energię. Månsson, Johansson i Nilsson wskazują, że w praktyce ocena bezpieczeństwa dostaw opiera się na miarach zależności importowej, dywersyfikacji źródeł i kierunków, a także na ocenie ryzyka dostawcy (np. stabilność polityczna, ryzyko konfliktu) (Månsson i in., 2014). Le Coq i Paltseva operacjonalizują bezpieczeństwo zewnętrznych dostaw energii w UE, uwzględniając jednocześnie zależność od importu oraz koncentrację dostaw, co umożliwia porównania między państwami członkowskimi (Le Coq, Paltseva, 2009). Cohen i współautorzy pokazują, że dywersyfikacja kierunków importu ropy i gazu jest mierzalnym komponentem bezpieczeństwa, ale nie jest celem samoistnym: redukuje ryzyko przerwania dostaw, jednak może zwiększać koszty transakcyjne, koszty infrastrukturalne oraz złożoność kontraktową (Cohen i in., 2011). Vivoda, analizując dywersyfikację importu ropy, wskazuje, że „dywersyfikacja" jako strategia bywa trudna do pełnej realizacji ze względu na ograniczenia logistyczne i rynkowe, a jej efektywność zależy od warunków geopolitycznych i struktury rynku (Vivoda, 2009). Wymiar dostępności infrastrukturalnej jest zatem wypadkową: fizycznych mocy przesyłowych, możliwości magazynowania, liczby i różnorodności połączeń transgranicznych oraz stabilności dostawców.

Wymiar akceptowalności i zrównoważenia wprowadza do oceny bezpieczeństwa energetycznego kryteria środowiskowe (emisje, jakość

powietrza, presja na zasoby) oraz kryteria społeczne (akceptacja społeczna, koszty zdrowotne, sprawiedliwość). Gracceva i Zeniewski proponują ujęcie systemowe bezpieczeństwa energetycznego dla niskoemisyjnego systemu UE, w którym bezpieczeństwo dostaw jest analizowane w powiązaniu z redukcją emisji i restrukturyzacją miksu – co pokazuje, że bezpieczeństwo w warunkach dekarbonizacji oznacza również ograniczanie ryzyk wynikających z polityki klimatycznej oraz z zależności od technologii niskoemisyjnych (Gracceva, Zeniewski, 2014). Kisel i współautorzy proponują koncepcję macierzy bezpieczeństwa energetycznego, która pozwala mapować ryzyka i mierniki na poszczególne komponenty systemu (np. paliwo, technologia, infrastruktura) i tym samym zachować ślad decyzyjny między zagrożeniem a miernikiem (Kisel i in., 2016). Augutis i współautorzy rozwijają podejście zintegrowanej oceny bezpieczeństwa, co jest przydatne w warunkach, gdy bezpieczeństwo nie może być przypisane jednej technologii, lecz wynika z interakcji elementów systemu (Augutis i in., 2017).

Transformacja energetyczna zmienia strukturę ryzyk, co wymusza rewizję wymiarów bezpieczeństwa. Gasser wskazuje, że w indeksach bezpieczeństwa coraz częściej pojawiają się: udział OZE, emisyjność miksu, efektywność energetyczna oraz miary infrastrukturalne (np. możliwości magazynowania), co odzwierciedla przesunięcie w stronę bezpieczeństwa „usług energetycznych", a nie tylko paliw (Gasser, 2020). Song i współautorzy budują zagregowany wskaźnik bezpieczeństwa energetycznego dla Chin, w którym równolegle oceniane są elementy podaży, ekonomii i środowiska, co pozwala na identyfikację trendów i „wąskich gardeł" na poziomie makro (Song i in., 2019). Współczesne indeksy akcentują również podatność na szoki zewnętrzne i niestabilność otoczenia. Zhang i Zhou proponują wariancyjne podejście do budowy wskaźnika bezpieczeństwa uwzględniającego wstrząsy zewnętrzne, co jest szczególnie istotne dla gospodarek narażonych na skokowe zmiany cen i zakłócenia podaży (Zhang, Zhou, 2024). Zhang i Liu łączą podejście indeksowe z miarami ryzyka geopolitycznego, pokazując empirycznie, że ryzyka geopolityczne mogą przekładać się na poziom bezpieczeństwa energetycznego mierzony indeksem (Zhang,

Liu, 2025). W zastosowaniach sektorowych, takich jak bezpieczeństwo gazowe UE w warunkach transformacji, konieczne staje się dopasowanie mierników do specyfiki sektora i regulacji (Rodríguez-Fernández i in., 2022).

Mierniki bezpieczeństwa energetycznego: logika doboru, agregacja i problemy porównywalności

Mierzenie bezpieczeństwa energetycznego można prowadzić na trzech poziomach szczegółowości:

- wskaźniki cząstkowe (single indicators), opisujące konkretny aspekt (np. import dependence, udział jednego paliwa w miksie, udział OZE, emisyjność, margines mocy, wskaźniki jakości zasilania),
- zestawy wskaźników (dashboards), które prezentują profil bezpieczeństwa w kilku wymiarach bez ich agregacji,
- indeksy kompozytowe (composite indices), które agregują wskaźniki cząstkowe do jednej miary syntetycznej, ułatwiającej benchmarking i monitorowanie trendów (Månsson i in., 2014; Gasser, 2020).

W literaturze, szczególnie w analizach porównawczych państw i regionów, dominuje podejście wskaźnikowe. W praktyce oznacza to dobór mierników możliwych do pozyskania (np. z baz statystycznych), ich normalizację, a następnie interpretację w kontekście ryzyk. Najczęściej stosowane wskaźniki można podzielić na pięć grup:

- struktura miksu i zależność importowa: udział paliw w miksie, zależność od importu, rezerwy, wskaźniki samowystarczalności,
- dywersyfikacja dostaw: indeksy koncentracji (HHI), indeksy różnorodności (Shannon-Wiener), udział największego dostawcy, dywersyfikacja tras i terminali,
- infrastruktura i niezawodność: zdolności przesyłowe, kryteria N-1, zapasy, magazyny, wskaźniki przerw w zasilaniu,
- ekonomia i dostępność usług: ceny energii, udział wydatków na energię, wrażliwość gospodarki na ceny paliw, efektywność energetyczna,

- środowisko i transformacja: emisyjność, udział OZE, presja na zasoby, ryzyka klimatyczne.

Zaletą takiego podejścia jest możliwość porównywania krajów w przekroju czasowym; wadą – ryzyko zredukowania złożonego zjawiska do statycznego obrazu.

W indeksach bezpieczeństwa istotną rolę odgrywają miary dywersyfikacji. W ujęciu portfelowym koncentracja importu może być opisana indeksem Herfindahla-Hirschmana: $HHI = \Sigma(si^2)$, gdzie si oznacza udział i-tego dostawcy w imporcie. Im wyższy HHI, tym większe ryzyko koncentracji. Alternatywnie stosuje się indeks Shannon-Wiener: $H = -\Sigma(pi \ln pi)$, gdzie pi oznacza udział paliwa lub kierunku dostaw; wyższy H oznacza większą różnorodność. Miary te są użyteczne w analizach bezpieczeństwa dostaw, ale ich interpretacja wymaga powiązania z rzeczywistymi możliwościami substytucji (np. dostępnością infrastruktury, zdolnościami przeładunkowymi, elastycznością systemu). W szczególności dywersyfikacja może ograniczać ryzyko koncentracji, lecz nie eliminuje ryzyk systemowych związanych z jednoczesnymi zakłóceniami (np. globalny szok cenowy, zdarzenia klimatyczne, konflikty o charakterze regionalnym).

Kruyt i współautorzy wskazują, że w praktyce dobór mierników powinien uwzględniać typ gospodarki oraz strukturę systemu: w państwach o dominującej energetyce węglowej inne wskaźniki będą krytyczne niż w systemach gazowych czy jądrowych, a w systemach wysoko-odnawialnych kluczowe stają się miary elastyczności i adekwatności mocy (Kruyt i in., 2009). Z kolei Siksnelyte-Butkiene i współautorzy zwracają uwagę na problem integralności zestawu wskaźników: część badań miesza wskaźniki o różnym poziomie (np. wskaźniki makroekonomiczne z parametrami technicznymi), co zmniejsza interpretowalność indeksu i utrudnia wnioskowanie przyczynowo-skutkowe (Siksnelyte-Butkiene i in., 2024). Z technicznego punktu widzenia oznacza to konieczność zdefiniowania relacji „wskaźnik → ryzyko → element systemu" oraz konsekwentnego utrzymania poziomu agregacji.

W przypadku indeksów kompozytowych pojawiają się trzy krytyczne problemy metodyczne:

- normalizacja – sprowadzenie wskaźników do porównywalnej skali (np. standaryzacja, min-max, unitaryzacja),
- ważenie – ustalenie względnej ważności wskaźników i wymiarów (np. równe wagi, wagi eksperckie, metody statystyczne),
- agregacja – sposób łączenia wskaźników (np. suma ważona, odległość od wzorca, agregacja nieliniowa).

Gasser pokazuje, że wybór metody normalizacji i agregacji istotnie wpływa na ranking krajów, a tym samym na wnioski polityczne; z tego powodu indeksy powinny być uzupełniane analizą wrażliwości i testami stabilności (Gasser, 2020). Zhang i Zhou wskazują dodatkowo, że klasyczne indeksy często nie oddają wahań i szoków, dlatego proponowane są konstrukcje wrażliwe na wariancję i niestabilność otoczenia (Zhang, Zhou, 2024). W badaniach sektorowych, takich jak bezpieczeństwo sektora gazowego UE, pojawia się dodatkowo problem zgodności wskaźników z regulacjami rynkowymi i z realnymi mechanizmami dostaw w warunkach transformacji (Rodríguez-Fernández i in., 2022). W praktyce projektowania indeksu oznacza to konieczność jawnego uzasadnienia, dlaczego dana metoda agregacji jest spójna z mechanizmem ryzyka (np. czy bezpieczeństwo jest „sumą" cech, czy raczej ogranicza je najsłabsze ogniwo).

Operacjonalizacja bezpieczeństwa energetycznego: procedura badawcza i przykładowe rozwiązania

Operacjonalizacja oznacza przejście od pojęcia jakościowego do mierzalnego modelu analitycznego. W ujęciu inżynierskim proces ten można uporządkować jako sekwencję działań:

Krok 1 – definicja problemu i granic systemu: określenie, czy analizowana jest energia pierwotna, energia końcowa czy elektroenergetyka; zdefiniowanie horyzontu czasowego i poziomu agregacji (kraj/region/infrastruktura).

Krok 2 – wybór ramy pojęciowej: przyjęcie wymiarów (np. 4A rozszerzone o odporność, surowce krytyczne i ryzyka klimatyczne) (Cherp, Jewell, 2014; Kruyt i in., 2009; Siksnelyte-Butkiene i in., 2024).

Krok 3 – mapowanie ryzyk na elementy łańcucha wartości: identyfikacja wąskich gardeł, zależności importowych, podatności infrastruktury oraz ryzyk regulacyjnych.
Krok 4 – dobór wskaźników: dobór mierników o dostępnych danych, z rozróżnieniem na stymulanty (im więcej tym lepiej, np. dywersyfikacja) i destymulanty (im więcej tym gorzej, np. import dependence).
Krok 5 – przygotowanie danych: ujednolicenie jednostek, uzupełnianie braków, kontrola jakości oraz decyzja czy wskaźniki mają charakter statyczny czy dynamiczny.
Krok 6 – normalizacja, ważenie i agregacja: wybór metody, weryfikacja wrażliwości wyników oraz analiza niepewności (Gasser, 2020; McCollum i in., 2020).
Krok 7 – walidacja i interpretacja: konfrontacja wyników z wiedzą ekspercką i zdarzeniami historycznymi (kryzysy, awarie), a następnie sformułowanie wniosków i rekomendacji.

W praktyce, już na etapie doboru i agregacji wskaźników coraz częściej stosuje się podejścia probabilistyczne i narzędzia uczenia maszynowego, które umożliwiają estymację rozkładów ryzyka w systemach z wysokim udziałem OZE (Mayer i in., 2023).

Przykładem operacjonalizacji o charakterze „inżynierskim" jest konstrukcja syntetycznego miernika bezpieczeństwa energetycznego w oparciu o metodę wzorca rozwoju (Hellwiga) oraz wagi eksperckie. Rybak, Rybak i Kolev zaproponowali SEM 1.0, w którym 19 wskaźników pogrupowano w pięć kategorii: przystępność cenowa, akceptowalność środowiskowa, dostępność, dostępność infrastrukturalna oraz rozwój OZE (Rybak i in., 2023). Procedura obejmowała m.in.: (i) eliminację wskaźników o zbyt niskiej zmienności, (ii) transformację destymulant do postaci stymulant (np. przez odwrócenie skali), (iii) normalizację, (iv) wyznaczenie wzorca rozwoju i obliczenie odległości obiektów (krajów) od wzorca, (v) konstrukcję miary syntetycznej na podstawie relacji odległości do odległości krytycznej. Taki sposób operacjonalizacji ma dwie zalety: jest transparentny (każdy etap jest jawny) oraz umożliwia analizę wrażliwości (zmiana wag lub zestawu wskaźników daje

mierzalną zmianę wyniku). Ograniczeniem jest natomiast zależność wyniku od dostępności danych i od arbitralności wyboru wag; dlatego w praktyce wskazane jest raportowanie zarówno wartości miernika syntetycznego, jak i profilu wskaźników cząstkowych.

Drugim nurtem operacjonalizacji jest ujęcie geopolityczno-transformacyjne, w którym bezpieczeństwo jest analizowane jako wynik współzależności surowcowych i technologicznych. Vakulchuk, Overland i Scholten wskazują, że przejście na OZE zmniejsza zależność od importu paliw kopalnych, ale zwiększa znaczenie łańcuchów dostaw technologii i surowców krytycznych (Vakulchuk i in., 2020). Overland argumentuje, że geopolityka OZE nie jest „brakiem geopolityki", lecz zmianą jej treści – z geopolityki paliw w stronę geopolityki technologii, surowców i kapitału (Overland, 2019). W tym ujęciu operacjonalizacja bezpieczeństwa energetycznego musi uwzględniać m.in.: ryzyka koncentracji w łańcuchach dostaw komponentów, dostęp do surowców krytycznych oraz zdolności przemysłowe w obszarach kluczowych technologii. W tym miejscu pojawia się także praktyczny problem danych: część ryzyk technologicznych (np. koncentracja produkcji komponentów) jest słabo opisana w klasycznych bazach energetycznych, co wymusza stosowanie danych handlowych i przemysłowych lub wskaźników pośrednich. W systemach zintegrowanych szczególną rolę odgrywa wymiar solidarności i współpracy. Mišík i Nosko opisują paradoks bezpieczeństwa w UE: działania państw członkowskich podejmowane w celu wzmocnienia bezpieczeństwa krajowego (np. blokady eksportu, subsydiowanie cen, niekoordynowane rezerwy) mogą osłabiać bezpieczeństwo wspólnotowe, jeśli nie są powiązane z mechanizmami solidarności i wspólnego rynku (Mišík, Nosko, 2023). Wiertz, Kuhn i Mattissek pokazują, że w warunkach kryzysu i wojny wzrasta znaczenie interpretacji geopolitycznej w dyskursie transformacji energetycznej, co przekłada się na decyzje o miksie, infrastrukturze i priorytetach inwestycyjnych (Wiertz i in., 2023). Luschini i współautorzy wskazują z kolei, że konflikt zbrojny oddziałuje nie tylko na handel nośnikami energii, ale również na strukturę wytwarzania energii elektrycznej, a zatem na parametry bezpieczeństwa operacyjnego systemu (Luschini i in., 2024).

W ujęciu ekonomicznym kryzys energetyczny i inflacja wpływają na stabilność gospodarczą i zdolność finansowania transformacji, co wiąże bezpieczeństwo energetyczne z warunkami makroekonomicznymi (Banna i in., 2023). Z perspektywy polityk publicznych wprowadzane są także strategie ograniczania zużycia energii i zarządzania popytem, które w warunkach kryzysu stają się narzędziem krótkookresowego wzmacniania bezpieczeństwa (Farghali i in., 2023). W warunkach długookresowych transformacja energetyczna może zmniejszać ryzyko bezpieczeństwa, jeżeli redukuje zależność od importu paliw i poprawia stabilność systemu, jednak wymaga włączenia do operacjonalizacji ryzyk systemowych związanych z integracją OZE (Aslam i in., 2024). W ujęciu empirycznym bezpieczeństwo energetyczne i transformacja „zielona" są współzależne: inwestycje w dekarbonizację mogą wzmacniać bezpieczeństwo, ale tylko przy zapewnieniu adekwatności mocy, elastyczności i stabilności instytucjonalnej (Kim i in., 2025).

Trzecim nurtem operacjonalizacji jest ujęcie odporności (resilience), które włącza do bezpieczeństwa zdolność systemu do absorpcji szoku, adaptacji i powrotu do funkcjonowania. Roege i współautorzy proponują zestaw metryk odporności energetycznej, wskazując, że odporność powinna być mierzona nie tylko czasem powrotu do pracy, ale również wielkością utraconej funkcjonalności i zdolnością do uczenia się po zdarzeniu (Roege i in., 2014). Martišauskas i współautorzy opracowali metodykę oceny bezpieczeństwa z uwzględnieniem odporności systemu na zakłócenia, co umożliwia jednoczesne rozpatrywanie niezawodności i zdolności odtworzeniowych infrastruktury (Martišauskas i in., 2018). W ujęciu syntetycznym Martišauskas i współautorzy wskazują, że odporność stała się kategorią nadrzędną w ocenie bezpieczeństwa, ponieważ w systemach złożonych nie eliminuje się wszystkich zakłóceń, lecz projektuje zdolność do ich obsługi i ograniczania skutków (Martišauskas i in., 2022). Wang i współautorzy, dokonując przeglądu odporności systemów elektroenergetycznych, podkreślają konieczność uwzględniania zależności między elementami systemu i ryzyka kaskadowego (Wang i in., 2019). Mentges i współautorzy zwracają uwagę na problem terminologiczny: „odporność" jest pojęciem wieloznacznym,

dlatego w operacjonalizacji konieczne jest doprecyzowanie, czy mierzymy odporność jako stabilność, elastyczność, zdolność absorpcji, czy zdolność do odbudowy (Mentges i in., 2023). W kontekście energetyki przegląd Molyneaux i współautorów pokazuje, że odporność powinna być analizowana wielodyscyplinarnie, obejmując zarówno parametry techniczne, jak i organizacyjne oraz społeczne (Molyneaux i in., 2016).

W warunkach transformacji rośnie znaczenie ryzyk „nowych": cyber-fizycznych, klimatycznych oraz wynikających z rosnącej złożoności systemów. Qiu, Wang i Wei omawiają rolę ekstremalnych zdarzeń naturalnych w kształtowaniu bezpieczeństwa i zarządzaniu energią, wskazując, że bezpieczeństwo w warunkach zmian klimatu wymaga integracji oceny ryzyk pogodowych z planowaniem systemu (Qiu i in., 2023). Diaba i współautorzy dokonują przeglądu zagrożeń cyber-fizycznych i wskazują, że ataki na infrastrukturę energetyczną są krytycznym źródłem ryzyka w systemach cyfryzowanych, co wprost wpływa na bezpieczeństwo operacyjne i potrzebę zabezpieczeń systemów sterowania (Diaba i in., 2024). Ryzyko systemowe może także wynikać z korelacji awarii i zdarzeń kaskadowych. Lin, Chang i Fiondella analizują wpływ skorelowanych awarii na niezawodność sieci przesyłowych, co jest istotne z punktu widzenia modelowania „rzadkich, ale dotkliwych" zakłóceń (Lin i in., 2012). Dodatkowym, często pomijanym źródłem ryzyka są zdarzenia geomagnetyczne; Liu, Li i Guan pokazują, że burze geomagnetyczne mogą wpływać na bezpieczeństwo napięciowe systemu, co wymaga uwzględnienia w analizach bezpieczeństwa elektroenergetycznego (Liu i in., 2024).

Kolejnym obszarem są ryzyka klimatyczne wpływające na wytwarzanie z OZE. Kapica i współautorzy analizują potencjalny wpływ zmian klimatu na „susze energetyczne" w Europie (okresy niskiej produkcji z wiatru i słońca), co bezpośrednio przekłada się na wymiar adekwatności mocy i bezpieczeństwa operacyjnego (Kapica i in., 2024). Craig i współautorzy wskazują na problem rozłączenia modeli systemu energetycznego i modeli klimatycznych, co utrudnia wiarygodną ocenę ryzyk klimatycznych dla bezpieczeństwa; rekomendują zatem integrację podejść modelowych i analizę sprzężeń zwrotnych (Craig i in., 2022).

W tym kontekście wzrasta znaczenie analizy ekstremów i warunków brzegowych. McCollum i współautorzy postulują, aby modelarze systemów energetycznych systematycznie badali scenariusze ekstremalne, ponieważ to one często determinują wymagania w zakresie elastyczności i zabezpieczeń (McCollum i in., 2020). Jednocześnie w obszarze modelowania systemów energetycznych istotne staje się formalizowanie dobrych praktyk, w tym jawnego raportowania założeń, udostępniania danych i kodu oraz prowadzenia analiz wrażliwości (DeCarolis i in., 2017).

W literaturze obok bezpieczeństwa energetycznego funkcjonują pojęcia pokrewne. Są to m.in. niezależność i autonomia energetyczna, suwerenność, sprawiedliwość oraz ubóstwo energetyczne. Pojęcia te wpływają na dobór mierników oraz interpretację wyników analiz (Westphal, 2020; Timmermann, Noboa, 2022; Thaler, Hofmann, 2022; Maltby, 2013).

Walidacja podejścia operacjonalizacyjnego powinna obejmować zdarzenia ekstremalne. Blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku jest użytecznym punktem odniesienia. Zdarzenie objęło Hiszpanię i Portugalię. Bez zasilania pozostawał obszar zamieszkany przez ponad 50 mln ludzi. Odbudowa systemu trwała około 20 godzin. Udział PV w Hiszpanii wynosił ok. 18 GW, czyli ok. 59% produkcji. Udział wiatru wynosił ok. 3,5 GW, czyli ok. 11%. O 12:03 CEST wystąpiły oscylacje częstotliwości sięgające ±0,6 Hz. O 12:33:16 CEST doszło do gwałtownego zaburzenia i utraty ok. 2 GW. Częstotliwość spadła lokalnie do ok. 49,84 Hz, blisko progu 49,8 Hz. Odbudowa wymagała black-start przy ograniczonej liczbie zasobów samouruchomienia (Grudniewski, 2025). Przypadek iberyjski doprecyzowuje mierniki dla systemów zdominowanych przez OZE. Do zestawu „4A+" należy dodać stabilność i odporność. Mierniki techniczne obejmują:

- inercję systemu oraz RoCoF,
- dostępne rezerwy częstotliwości i zasoby FFR,
- pojemność magazynowania w skali GWh oraz dostępność mocy interwencyjnej,

- zdolności black-start i parametry odbudowy (czas, sekwencje, zasoby),
- wskaźniki integracji transgranicznej (np. relacja zdolności wymiany do mocy szczytowej) (Grudniewski, 2025).

Ryzyka cyberfizyczne stają się równorzędne z ryzykami technicznymi. Marković i Kovačević opracowali oraz przeanalizowali zbiór incydentów cybernetycznych w sektorze energii z lat 2022-2024. Wskazują na potrzebę włączenia do analiz metryk odporności na incydenty cybernetyczne oraz miar dojrzałości zarządzania ryzykiem (Marković, Kovačević, 2025). Bezpieczeństwo energetyczne ma charakter wieloskalowy. Wejnert-Depue i współautorzy proponują ramę pojęciową bezpieczeństwa energetycznego w skali mieszkaniowej w kontekście transformacji. Łączą 4A z determinantami społeczno-ekonomicznymi i klimatycznymi. Umożliwia to operacjonalizację poprzez miary przerw w zasilaniu, jakości dostaw oraz burden energetyczny (Wejnert-Depue i in., 2025).

W najnowszych pracach indeksowych rośnie rola innowacji i otoczenia instytucjonalnego. Zhang i współautorzy łączą indeks bezpieczeństwa z miarą innowacji technologii OZE i wskazują dodatni wpływ innowacji na bezpieczeństwo. (Zhang i in., 2026). Gao i współautorzy pokazują związek adopcji technologii wiatrowych z bezpieczeństwem, rozwojem finansowym i ryzykiem geopolitycznym (Gao i in., 2026).

Wnioski syntetyczne

Przegląd definicji i wymiarów wskazuje, że bezpieczeństwo energetyczne jest pojęciem złożonym, które nie redukuje się do samowystarczalności ani do jednego parametru technicznego. Jest to zbiór właściwości systemu energetycznego opisujących: dostępność energii, odporność łańcucha dostaw, stabilność ekonomiczną, akceptowalność środowiskową oraz zdolność adaptacji do ryzyk nowych i tradycyjnych (Winzer, 2012; Chester, 2010; Cherp, Jewell, 2011; Cherp, Jewell, 2014; Ang i in., 2015; Kruyt i in., 2009; Azzuni, Breyer, 2018; Axon, Darton, 2021). Z punktu widzenia badań inżynierskich zasadne jest stosowanie podejścia dwutorowego: (i) profil wskaźników cząstkowych, który

pozwala zidentyfikować słabe ogniwa łańcucha wartości, oraz (ii) indeks syntetyczny, który umożliwia monitoring trendów i porównania między obszarami (Månsson i in., 2014; Gasser, 2020; Rybak i in., 2023). Operacjonalizacja bezpieczeństwa wymaga jawnego zdefiniowania granic systemu, mapowania ryzyk na elementy systemu, doboru wskaźników i metod agregacji oraz walidacji na zdarzeniach historycznych i analizie wrażliwości.

W warunkach transformacji energetycznej bezpieczeństwo energetyczne wymaga jednoczesnego zarządzania kompromisami pomiędzy kosztami, niezawodnością i celami klimatycznymi oraz zarządzania ryzykiem zależności technologicznych i surowcowych (Gracceva, Zeniewski, 2014; Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019; European Commission, Joint Research Centre, 2020; Thaler, Hofmann, 2022). Fotowoltaika – jako technologia rozproszona, skalowalna i niskoemisyjna – może wzmacniać bezpieczeństwo w wymiarze dywersyfikacji i redukcji importu paliw kopalnych, ale równocześnie wprowadza nowe wymagania dotyczące elastyczności systemu (bilansowanie, magazynowanie, usługi systemowe) i zarządzania ryzykiem zmienności, w tym ryzykiem „suszy OZE" (Kapica i in., 2024). W tym kontekście rośnie znaczenie sztucznej inteligencji jako narzędzia wspierającego prognozowanie, optymalizację i ocenę ryzyka, w szczególności w ujęciach probabilistycznych, które zastępują pojedyncze trajektorie „rozkładami" scenariuszy i ryzyk (Mayer i in., 2023). Ostatecznie bezpieczeństwo energetyczne w nowoczesnym systemie elektroenergetycznym powinno być traktowane jako problem inżynierii systemów i zarządzania ryzykiem, w którym miary, modele i narzędzia obliczeniowe służą do projektowania systemu odpornego, elastycznego i ekonomicznie wykonalnego.

2.2. Uwarunkowania transformacji (globalne/UE/PL): polityka, klimat, rynek, ryzyka dostaw

Transformacja energetyczna nie jest pojedynczym projektem technologicznym. Jest to sekwencja zmian w systemie społecznotechnicznym, w którym równolegle przebudowywane są: (i) miks paliwowo-technologiczny, (ii) architektura rynków i regulacji, (iii) infrastruktura

sieciowa i magazynowa oraz (iv) wzorce konsumpcji i zachowania odbiorców. W tekście użyto skrótów: odnawialne źródła energii (OZE), fotowoltaika (PV) oraz sztuczna inteligencja (AI). W ujęciu inżynierskim oznacza to konieczność projektowania systemu nie tylko na poziomie pojedynczej technologii, lecz na poziomie interakcji technologii, instytucji i użytkowników. W tym sensie transformacja odpowiada logice przejść technologicznych, w których zmiany zachodzą na wielu poziomach (nisze innowacji, reżim technologiczny, presje otoczenia), a ich wynik jest efektem wzajemnych sprzężeń, a nie prostego „wdrożenia technologii" (Geels, 2002).

W ostatnich latach literaturowa analiza transformacji przesunęła akcent z pytania „jaki miks jest optymalny?" na pytanie „czy dany miks jest wykonalny w czasie i w realnych ograniczeniach?". König i współautorzy wskazują, że scenariusze transformacyjne powinny być oceniane równolegle w wymiarach wykonalności: technicznej, ekonomicznej, instytucjonalnej i społecznej, a brak uwzględnienia ograniczeń może prowadzić do planów „ambitnych na papierze, nierealnych w implementacji" (König i in., 2025). Konsekwencja praktyczna jest jednoznaczna: planowanie transformacji nie może kończyć się na bilansach energii i emisji, lecz musi obejmować analizę przepustowości inwestycji (sieci, pozwolenia, moce wykonawcze), dostępności zasobów (materiały, kadry), odporności na zakłócenia (rynek, klimat, geopolityka) oraz akceptacji społecznej.

W monografii skoncentrowanej na bezpieczeństwie energetycznym transformacja jest jednocześnie środkiem i źródłem ryzyka. Z jednej strony dekarbonizacja i dywersyfikacja mogą ograniczać zależność importową i ekspozycję na szoki cenowe paliw kopalnych. Z drugiej strony wprowadzają nowe zależności: od łańcuchów dostaw technologii, od surowców krytycznych, od systemów cyfrowych i od warunków pogodowych. Dlatego uwarunkowania transformacji należy interpretować wprost jako determinanty czterech funkcji bezpieczeństwa: dostępności energii, dostępności infrastruktury, odporności ekonomicznej (ceny, koszty) oraz odporności instytucjonalnej (zdolność do działania w kryzysie). Takie rozszerzenie jest spójne z podejściem „poza cztery

A" (availability, accessibility, affordability, acceptability), gdzie bezpieczeństwo oznacza nie tylko fizyczną podaż energii, ale również zdolność systemu do stabilnego funkcjonowania w zmiennych warunkach (Cherp, Jewell, 2014).

Uwarunkowania globalne: presja klimatu i geopolityki, tempo technologii, zmienność rynków

Globalny kontekst transformacji jest determinowany przez jednoczesne wystąpienie trzech presji: klimatycznej, geopolitycznej oraz technologicznorynkowej. W praktyce presje te nie sumują się liniowo. One się sprzęgają. Przykładowo, impuls geopolityczny (wojna, embargo, sabotaż) zwiększa ceny paliw kopalnych, co poprawia konkurencyjność OZE, ale jednocześnie podnosi koszty energii i koszt kapitału, co może spowolnić inwestycje infrastrukturalne. Tego typu nieliniowość jest typowa dla rynków energii i powoduje, że planowanie transformacji powinno uwzględniać ryzyka „zdarzeń rzadkich o dużym wpływie". Krupa i Jones proponują przeniesienie logiki CzarnySwan do analiz energetycznych, wskazując, że historia energetyki zawiera epizody o niskim prawdopodobieństwie i wysokich konsekwencjach, które zmieniają trajektorie technologii i polityk (Krupa, Jones, 2013). Wniosek inżynierski brzmi: odporność systemu musi być projektowana „na zakłócenia", a nie tylko na warunki średnie.

Ważnym wymiarem globalnym jest rosnąca finansjalizacja energii i narastająca współzależność aktywów energetycznych. Moghadam i Sharifbagheri pokazują, że relacje pomiędzy rynkami energii konwencjonalnej i odnawialnej są dynamiczne, a pomiar przenoszenia się szoków (connectedness, tj. przenoszenia ryzyk i szoków cenowych) pozwala identyfikować okresy podwyższonego ryzyka systemowego (Moghadam, Sharifbagheri, 2025). Z punktu widzenia transformacji oznacza to, że polityka klimatycznoenergetyczna „pracuje" w środowisku rynkowym, w którym zmienność cen i nastrojów inwestorów może przyspieszać lub hamować inwestycje. Dla przedsiębiorstw energetycznych rośnie znaczenie zarządzania ryzykiem portfela: nie tylko w zakresie cen paliw i energii, ale także w zakresie ryzyk finansowych związanych

z instrumentami powiązanymi z OZE, uprawnieniami do emisji oraz kosztami kapitału.

Drugim globalnym uwarunkowaniem jest tempo rozwoju mocy wytwórczych i jego ograniczenia fizycznoorganizacyjne. Wetzel i współautorzy wskazują, że nawet przy rekordowych przyrostach mocy fotowoltaiki (PV) i wiatru w 2023 r. ograniczenia tempa rozbudowy (capacity expansion rates) mogą istotnie obniżyć możliwe redukcje emisji i opóźnić realizację celów klimatycznych (Wetzel i in., 2026). W ich ujęciu barierą nie jest sama dostępność technologii, lecz zdolność systemu (przemysł, administracja, sieci) do „przepuszczenia" inwestycji: moce produkcyjne łańcucha dostaw, przepustowość procesów pozwoleń, zdolności wykonawcze, dostępność sieci przesyłowych i dystrybucyjnych, a także czynniki społeczne (protesty lokalne, akceptacja krajobrazowa). Jest to klasyczny przykład, w którym wykonalność staje się parametrem krytycznym: przy tym samym celu emisji wynik zależy od ograniczeń tempa, a nie tylko od kosztów technologii. Ograniczenia tempa wzrostu generują sprzężenie technologiczne. Jeżeli tempo budowy OZE jest mniejsze niż wymagane, system kompensuje niedobór innymi rozwiązaniami: utrzymaniem konwencjonalnych mocy rezerwowych, importem energii, rozwojem biometanu/biomasy, energetyką jądrową lub importem nośników niskoemisyjnych (np. wodoru). Wetzel i in. pokazują też, że scenariusze oparte na krajowej produkcji zielonego wodoru są szczególnie wrażliwe na ograniczenia tempa przyrostu OZE; wymagają bardzo wysokich rocznych przyrostów PV i wiatru, co zwiększa ryzyko, że luka między „ambicją" a „implementacją" będzie kompensowana rozwiązaniami przejściowymi (np. wodór niskoemisyjny z paliw kopalnych) (Wetzel i in., 2026). Z punktu widzenia bezpieczeństwa dostaw jest to istotne, ponieważ nadmierna zależność od rozwiązań pomostowych może utrwalać ekspozycję na import paliw i ryzyko cenowe.

Trzecim globalnym uwarunkowaniem jest cyfryzacja i rosnąca rola sztucznej inteligencji w integracji OZE. Bamoshmoosh i współautorzy wskazują, że AI może przyspieszać adopcję OZE poprzez: (i) poprawę prognozowania generacji i zapotrzebowania, (ii) optymalizację

pracy sieci i magazynów, (iii) zarządzanie elastycznością (DSM – zarządzanie stroną popytu, agregacja, wirtualne elektrownie VPP) oraz (iv) utrzymanie predykcyjne urządzeń (Bamoshmoosh i in., 2025). Z punktu widzenia systemu elektroenergetycznego AI redukuje „koszt niepewności", tj. koszty bilansowania i rezerw wynikające z losowości generacji wiatrowej i słonecznej. W praktyce pozwala to zwiększać udział OZE bez proporcjonalnego wzrostu kosztów systemowych, pod warunkiem zapewnienia jakości danych, cyberbezpieczeństwa i integracji z systemami sterowania. Cyfryzacja jest częścią szerszego trendu smart transformation, w którym innowacje (IoT – Internet Rzeczy, AI, inteligentne opomiarowanie, automatyka sieciowa) wspierają redukcję emisji i stabilizację dostaw. Chygryn i współautorzy, analizując efekty innowacyjnych technologii i inteligentnej transformacji sektora energii, podkreślają konieczność równoległej modernizacji infrastruktury, wzmocnienia otoczenia prawnego oraz zastosowania bodźców ekonomicznych stymulujących inwestycje (Chygryn i in., 2026). Ich wnioski są spójne z logiką inżynierską: technologie cyfrowe nie są „dodatkiem", lecz elementem architektury systemu, ponieważ wpływają na koszty operacyjne, jakość bilansowania i zdolność wykorzystania elastyczności (popyt, magazyny, prosumenci).

Globalne uwarunkowania transformacji mają również wymiar strukturalny, związany z różnicami rozwojowymi i geograficznymi. Strielkowski i współautorzy proponują system wskaźników do oceny zrównoważonej transformacji, a następnie grupują kraje UE w klastry o podobnych profilach, wykazując znaczenie efektywności energetycznej, mocy OZE i udziału OZE w bilansie (Strielkowski i in., 2024). W praktyce clusterbased analysis sugeruje, że trajektorie transformacyjne są silnie zależne od punktu startu: kraj o wysokiej efektywności i rozwiniętej infrastrukturze sieciowej wdraża OZE inaczej niż kraj o wysokiej energochłonności i niskiej elastyczności. Z perspektywy globalnej oznacza to, że uniwersalne recepty polityczne mają ograniczoną skuteczność; polityka transformacji musi być dopasowana do profilu systemu. Istotnym, często pomijanym, uwarunkowaniem globalnym jest demografia. Chen i współautorzy analizują niskoemisyjną

transformację konsumpcji energii w społeczeństwie starzejącym się. Wskazują, że wpływ starzenia populacji może być nieliniowy, a efekty polityki regulacyjnej i innowacji technologicznych różnią się w krótkim i długim okresie (Chen i in., 2025). Z perspektywy projektowania systemu oznacza to, że transformacja popytu (efektywność, elektryfikacja, zmiana wzorców użytkowania) zależy od struktury gospodarstw domowych, urbanizacji, modeli mobilności i struktury zatrudnienia. W konsekwencji system energetyczny musi być projektowany z uwzględnieniem trendów popytowych, a nie tylko podaży mocy.

Najsilniej rosnącą klasą ryzyk globalnych są ryzyka łańcuchów dostaw i surowców krytycznych. Przyspieszenie technologii niskoemisyjnych zwiększa popyt na minerały i metale (m.in. miedź, lit, nikiel, kobalt, grafit, pierwiastki ziem rzadkich). Wei i współautorzy pokazują, że ograniczenia mineralne mogą stanowić twardą barierę dla celów energetyki wiatrowej do 2050 r., ponieważ tempo wzrostu podaży surowców może nie nadążyć za tempem wzrostu zapotrzebowania (Wei i in., 2025). Naegler i współautorzy łączą wymiar materiałowy z wymiarem geopolitycznym, wskazując, że w scenariuszach neutralności klimatycznej rośnie znaczenie ryzyka koncentracji wydobycia i przetwórstwa oraz ryzyka politycznego w łańcuchach wartości (Naegler i in., 2025). Z kolei przegląd Lundaeva i współautorów systematyzuje krytyczne materiały i mapuje zależności łańcuchów dostaw w odniesieniu do technologii transformacji (Lundaev i in., 2023). W praktyce jest to przesunięcie ryzyka: z ryzyka paliw kopalnych (ropa/gaz/węgiel) na ryzyko technologiczne i materiałowe (komponenty, metale, logistyka).

Ryzyka dostaw są wzmacniane przez geopolitykę, którą można operacjonalizować m.in. przez indeks ryzyka geopolitycznego (GPR). Caldara i Iacoviello pokazują, że GPR jest mierzalnym czynnikiem wpływającym na rynki i aktywność gospodarczą, a jego skoki są powiązane z okresami napięć międzynarodowych (Caldara, Iacoviello, 2022). Dla transformacji energetycznej oznacza to, że ocena bezpieczeństwa dostaw nie może ograniczać się do bilansu podaży i popytu. Musi uwzględniać ryzyka polityczne w krajach dostawców paliw i surowców, a także ryzyko przerwania łańcuchów logistycznych i wzrostu kosztów finansowania.

W ujęciu inżynierskim jest to argument za dywersyfikacją portfela technologii i dostawców oraz za budową zdolności krajowych/regionalnych w elementach krytycznych (sieci, magazyny, komponenty).

Uwarunkowania w Unii Europejskiej: integracja polityki, adekwatność systemu, reforma rynku, odporność łańcuchów

Transformacja w UE zachodzi w warunkach wysokiej integracji regulacyjnej i infrastrukturalnej. Integracja przynosi korzyści w postaci handlu transgranicznego, wspólnego bilansowania i dywersyfikacji źródeł. Jednocześnie generuje nowe podatności: przenoszenie wstrząsów cenowych, wspólne wąskie gardła w sieciach przesyłowych oraz zależność od koordynacji instytucjonalnej. Maltby opisuje, że europejska integracja polityki energetycznej była w istotnym stopniu napędzana przedsiębiorczością instytucjonalną Komisji Europejskiej oraz wzrostem elementów ponadnarodowych (Maltby, 2013). Dla transformacji oznacza to, że uwarunkowania polityczne w UE są w dużej mierze „wspólnotowe": krajowe decyzje inwestycyjne i regulacyjne są silnie powiązane z otoczeniem unijnym (cele, rynek wewnętrzny, reguły pomocy publicznej, ETS). W wymiarze bezpieczeństwa dostaw UE stanowi przykład transformacji „przez redukcję zależności". Literatura wskazuje, że redefinicja bezpieczeństwa w warunkach transformacji dotyczy wprost gazu i infrastruktury importowej. Rodríguez-Fernández i współautorzy proponują doprecyzowanie koncepcji bezpieczeństwa energetycznego w środowisku transformacji, pokazując specyfikę sektora gazu w UE (Rodríguez-Fernández i in., 2022). W ujęciu praktycznym gaz pełni funkcję paliwa przejściowego, ale równocześnie jest nośnikiem ryzyka (cena, dostępność, infrastruktura). Mišík i Nosko opisują „paradoks bezpieczeństwa energetycznego" UE: w warunkach kryzysu państwa członkowskie mogą podejmować działania indywidualne, które poprawiają ich krótkookresowe bezpieczeństwo, ale osłabiają bezpieczeństwo systemowe i solidarność, zwiększając koszty koordynacji wspólnotowej (Mišík, Nosko, 2023). LaBelle opisuje przejście od paradygmatu współzależności do paradygmatu suwerenności i odporności, co w praktyce zmienia mapę zależności importowych UE oraz priorytety infrastrukturalne (LaBelle, 2024).

W UE specyficznym uwarunkowaniem jest nakładanie się ryzyk klimatycznych na adekwatność systemu elektroenergetycznego. Van der Most i współautorzy pokazują, że „susze energetyczne" (energy droughts) mogą mieć charakter czasowo skumulowany, a systemy europejskie z hydroenergetyką są wrażliwe na sekwencję niekorzystnych warunków (niska hydrologia, niekorzystny wiatr, ograniczenia termiczne) (van der Most i in., 2024). Kapica i współautorzy wskazują, że zmiany klimatu mogą wpływać na występowanie „droughts" w odnawialnych źródłach energii w Europie, co jest kluczowe dla planowania bilansowania i rezerw (Kapica i in., 2024). Wniosek dla projektowania systemu jest bezpośredni: w scenariuszach wysokiego udziału OZE wzrasta znaczenie analizy ekstremów pogodowych, a nie tylko średnich profili generacji. Oznacza to konieczność równoległego rozwoju elastyczności (magazyny, zarządzanie popytem, import/eksport), sieci i dyspozycyjnych rezerw niskoemisyjnych.

Ryzyko klimatyczne dotyczy również jednostek dyspozycyjnych. Collet i współautorzy analizują przyszłe wyłączenia bloków jądrowych w zmieniającym się klimacie na przykładzie dwóch francuskich elektrowni, wskazując, że ograniczenia środowiskowe (temperatura wód, warunki chłodzenia) mogą wpływać na dostępność mocy (Collet i in., 2025). Wniosek systemowy jest jednoznaczny: dekarbonizacja nie eliminuje ryzyk klimatycznych; ona je przekształca. Adaptacja infrastruktury (chłodzenie, zabezpieczenia przeciwpowodziowe, odporność sieci) staje się równoległym warunkiem bezpieczeństwa w transformacji.

Uwarunkowania rynkowe w UE obejmują reformy mechanizmów cenowych, rozwój rynków bilansujących i elastyczności oraz instrumenty zapewniania adekwatności mocy. Scharf i Möst analizują rolę jednostek gazowych w drodze do neutralności klimatycznej, pokazując, że nawet przy wysokim udziale OZE system może wymagać dyspozycyjnych mocy dla stabilizacji (zwłaszcza w okresach deficytu wiatru i słońca, (Dunkelflaute) (Scharf, Möst, 2024). To generuje dylemat projektowy (ryzyko utrwalenia zależności, tj. lock-in): jak utrzymać dyspozycyjność bez utrwalania zależności od gazu. Z perspektywy regulacyjnej odpowiedzią są mechanizmy wynagradzania mocy, elastyczności

i usług systemowych. Schittekatte i Meeus analizują ewolucję mechanizmów CRM w UE i wskazują, że ich projekt powinien być kompatybilny z rosnącym udziałem OZE oraz z celami klimatycznymi (Schittekatte, Meeus, 2022). Z kolei Schittekatte, Reif i Meeus podkreślają znaczenie ram rynkowych i reguł sieciowych (network codes) dla funkcjonowania rynku energii w warunkach integracji europejskiej (Schittekatte i in., 2020). Z punktu widzenia transformacji oznacza to, że reforma rynku nie jest dodatkiem, lecz elementem krytycznym: od konstrukcji sygnałów cenowych i regulacji zależy tempo inwestycji w sieci, magazyny i elastyczność. Wymiar polityczny w UE obejmuje również kwestię solidarności energetycznej i mechanizmów dzielenia ryzyka. Sangiovanni analizuje solidarność jako normę i praktykę w UE, która w sytuacjach kryzysowych przekłada się na decyzje o redystrybucji kosztów i ryzyk (Sangiovanni, 2013). Rüdinger, analizując politykę limitu cen energii we Francji, pokazuje, że instrumenty osłonowe mogą stabilizować ceny dla odbiorców, ale generują koszty fiskalne oraz ryzyko zaburzenia sygnałów cenowych (Rüdinger, 2023). W praktyce oznacza to, że polityka osłonowa powinna być projektowana tak, aby z jednej strony chronić odbiorców w okresach szoków, a z drugiej nie blokować bodźców do oszczędzania energii, inwestycji w efektywność i elastyczność. Coraz mocniej eksponowane jest sprzężenie bezpieczeństwa energetycznego i zielonej transformacji. Kim i współautorzy analizują relacje między bezpieczeństwem energetycznym a transformacją, wskazując, że polityki klimatyczne i polityki bezpieczeństwa mogą się wzmacniać, ale wymagają spójnego zarządzania ryzykiem (w tym ryzykiem cen i ryzykiem dostaw) (Kim i in., 2025). W tym kontekście LaBelle opisuje proces „przerywania ery współzależności energetycznej" w Europie przez zmianę sposobu myślenia o bezpieczeństwie, suwerenności i solidarności (LaBelle, 2024). W ujęciu inżynierskim oznacza to przesunięcie punktów krytycznych: z infrastruktury importu paliw (rurociągi, terminale) na infrastrukturę sieciową, magazynową, cyfrową oraz na odporność łańcuchów technologii i surowców.

Uwarunkowania transformacji w Polsce: miks paliwowy, regulacje, rynek mocy, PVboom i nowe zależności

Transformacja w Polsce przebiega w warunkach silnego dziedzictwa węglowego, wysokiego udziału generacji konwencjonalnej oraz presji na utrzymanie stabilności dostaw przy rosnących kosztach emisji. Oznacza to, że uwarunkowania krajowe mają dwa równoległe wymiary: (i) technicznosystemowy (modernizacja źródeł i sieci, elastyczność, magazyny) oraz (ii) instytucjonalnorynkowy (reguły wsparcia, taryfy, planowanie, akceptacja społeczna). W praktyce transformacja jest „przebudową systemu w ruchu": system musi utrzymać ciągłość dostaw, jednocześnie zmieniając strukturę wytwarzania i sieci. To zwiększa znaczenie ryzyk przejściowych: niedoborów mocy w okresie zamykania jednostek węglowych, ograniczeń sieciowych, wzrostu kosztów bilansowania oraz napięć społecznych wokół kosztów energii.

Po stronie technologii i rynku kluczowym zjawiskiem ostatnich lat jest szybki rozwój fotowoltaiki. Błaszczyk i współautorzy identyfikują determinanty rozwoju PV w Polsce, wskazując na rolę instrumentów wsparcia, uwarunkowań przyłączeniowych oraz otoczenia instytucjonalnego (Błaszczyk i in., 2024). Z perspektywy implementacyjnej oznacza to, że tempo przyrostu PV nie jest determinowane wyłącznie kosztem modułów, lecz również „zdolnością systemu do przyłączania" i „zdolnością rynku do absorpcji" generacji rozproszonej (taryfy, reguły rozliczeń, infrastruktura dystrybucyjna). Tomczyk i Łapniewska analizują z kolei boom PV w Polsce w perspektywie społecznej, pokazując, że masowa dyfuzja prosumencka jest efektem połączenia bodźców ekonomicznych, narracji modernizacyjnej i warunków instytucjonalnych (Tomczyk, Łapniewska, 2025). Wniosek dla oceny uwarunkowań jest istotny: transformacja w Polsce jest współtworzona przez odbiorców (prosumenci), a więc zależy od stabilności reguł, zaufania do instytucji oraz zdolności sieci do przyjęcia generacji rozproszonej.

W Polsce istotnym instrumentem kształtującym uwarunkowania transformacji jest rynek mocy. Komorowska analizuje konsekwencje ekonomiczne wdrożenia rynku mocy, wskazując, że mechanizm wpływa na koszty systemowe i strukturę bodźców inwestycyjnych (Komorowska, 2020). Z perspektywy bezpieczeństwa rynek mocy może pełnić

funkcję „pomostu" w okresie przejściowym, gdy rośnie udział źródeł zmiennych, a system potrzebuje dyspozycyjnych mocy i rezerw. Jednocześnie istnieje ryzyko lockin: utrwalenia części aktywów konwencjonalnych, jeżeli kryteria kwalifikacji i kontraktowania są zbyt słabe klimatycznie. Kryszk i współautorzy analizują regulacyjne i ekonomiczne aspekty rynku mocy w Polsce w kontekście bezpieczeństwa dostaw, co wskazuje na potrzebę precyzyjnego projektowania tego instrumentu w warunkach transformacji (Kryszk i in., 2023). W praktyce oznacza to konieczność równoważenia celów: zapewnienia adekwatności mocy oraz stopniowego obniżania emisyjności portfela rezerwowego.

Polskie uwarunkowania mają także komponent instytucjonalny i strategiczny, związany z pozycjonowaniem kraju w ramach transformacji UE. Mączka i współautorzy analizują przypadki Polski i Węgier, wskazując, że tempo i kierunek transformacji są kształtowane zarówno przez presję regulacyjną UE, jak i przez czynniki krajowe (struktura gospodarki, polityka społeczna, percepcja kosztów) (Mączka i in., 2025). Z perspektywy projektowania polityki oznacza to, że instrumenty transformacji muszą równolegle adresować koszty społeczne oraz bariery inwestycyjne. Bez tego rośnie ryzyko oporu społecznego i wahań regulacyjnych, które zwiększają koszt kapitału i spowalniają inwestycje. Literatura dotycząca Polski podkreśla również bariery wdrożeniowe transformacji. Mrozowska wskazuje na złożoność wyzwań i szans transformacji energetycznej w Polsce w kontekście polityki klimatycznej UE (Mrozowska, 2021). Kaszyński analizuje trendy rozwoju OZE w Polsce oraz bariery, co z perspektywy inżynierskiej należy interpretować jako ograniczenia przepustowości instytucjonalnej (procedury, planowanie przestrzenne), technicznej (sieci, przyłączenia) i finansowej (koszt kapitału, struktura wsparcia) (Kaszyński, 2021). Chomać-Pierzecka i współautorzy przedstawiają stan i perspektywy OZE w Polsce, co podkreśla znaczenie długookresowej stabilności polityk oraz modernizacji infrastruktury jako warunków brzegowych dalszego wzrostu udziału OZE (Chomać-Pierzecka i in., 2022). Z punktu widzenia bezpieczeństwa dostaw bariery te nie są „poboczne": one bezpośrednio wpływają na ryzyko niedoboru mocy, ryzyko cenowe oraz ryzyko opóźnień inwestycyjnych.

Ważnym, a często niedoszacowanym, krajowym uwarunkowaniem jest kapitał ludzki i kompetencje. Linow wskazuje, że transformacja systemu energetycznego jest problemem typu wicked problem i wymaga budowy kompetencji międzydyscyplinarnych, łączących technikę, ekonomię i społeczną stronę decyzji (Linow, 2025). W warunkach polskich oznacza to konieczność równoległej rozbudowy kompetencji w projektowaniu sieci i źródeł, w automatyce i cyberbezpieczeństwie, w modelowaniu systemowym oraz w partycypacji społecznej (lokalizacja inwestycji, konflikty przestrzenne). W przeciwnym razie barierą transformacji staje się nie technologia, lecz zdolność instytucjonalna i kadrowa do jej wdrożenia.

Ostatnim komponentem uwarunkowań krajowych są ryzyka dostaw technologii i surowców. W warunkach PV-boomu i modernizacji sieci rośnie zapotrzebowanie na transformatory, kable, systemy automatyki, magazyny oraz komponenty dla energetyki wiatrowej i przyszłego sektora wodorowego. Globalne ograniczenia mineralne i geopolityczne przenoszą się na rynek krajowy przez ceny i dostępność komponentów (Wei i in., 2025; Naegler i in., 2025; Lundaev i in., 2023; Caldara, Iacoviello, 2022). Dodatkowo, dyskusja o roli energetyki jądrowej w Polsce ma wymiar społeczno-polityczny. Żuk analizuje narracje medialne i dyskurs polityczny dotyczący energetyki jądrowej w Polsce, co wskazuje, że technologia jądrowa (jako potencjalny filar dekarbonizacji) jest równocześnie obiektem sporów politycznych i społecznych (Żuk, 2023). Z punktu widzenia uwarunkowań transformacji oznacza to, że nawet rozwiązania „dyspozycyjne i niskoemisyjne" wymagają stabilności instytucjonalnej i akceptacji społecznej.

Synteza: mapa uwarunkowań i implikacje dla operacjonalizacji

Zebrane wyniki literatury pozwalają ująć uwarunkowania transformacji jako mapę czynników, które oddziałują na cztery obszary bezpieczeństwa energetycznego: adekwatność mocy, ciągłość dostaw, akceptowalność kosztów oraz odporność na zakłócenia. Kluczowe uwarunkowania można skategoryzować następująco.

Polityka i instytucje:

- stabilność i przewidywalność regulacji (warunek inwestycji długoterminowych),
- spójność celów klimatycznych z instrumentami rynkowymi i osłonowymi (Rüdinger, 2023; Kim i in., 2025),
- zdolność do koordynacji i solidarności w systemie wielopaństwowym (Mišík i Nosko, 2023; Sangiovanni, 2013).

Klimat i zasoby naturalne:

- wpływ zmian klimatu na profile generacji OZE i na adekwatność (susze energetyczne) (van der Most i in., 2024; Kapica i in., 2024),
- wpływ klimatu na dyspozycyjność technologii niskoemisyjnych (np. jądrowej) (Collet i in., 2025),
- konieczność adaptacji infrastruktury jako równoległego celu transformacji.

Rynek i ekonomika:

- dynamiczne przenoszenie się ryzyk między segmentami energii i aktywami (Moghadam, Sharifbagheri, 2025),
- rola mechanizmów zapewniania adekwatności (CRM – mechanizmy wynagradzania mocy, rynek mocy) i ich ryzyko lock-in (Scharf, Möst, 2024; Schittekatte, Meeus, 2022; Schittekatte i in., 2020; Komorowska, 2020; Kryszk i in., 2023),
- znaczenie elastyczności, cyfryzacji i AI dla obniżenia kosztów bilansowania (Bamoshmoosh i in., 2025; Chygryn i in., 2026).

Ryzyka dostaw i łańcuchy wartości:

- ograniczenia tempa rozbudowy mocy wynikające z wąskich gardeł łańcucha dostaw i kadr (Wetzel i in., 2026; Linow, 2025),
- ryzyka surowców krytycznych i koncentracji geograficznej wydobycia/przetwórstwa (Wei i in., 2025; Naegler i in., 2025; Lundaev i in., 2023),
- geopolityczne czynniki ryzyka mierzalne indeksami i ich wpływ na ceny oraz inwestycje (Caldara, Iacoviello, 2022).

Wniosek syntetyczny jest następujący: transformacja energetyczna nie jest jedynie przejściem do innego miksu, lecz przejściem do

innego profilu ryzyk. W modelach i analizach bezpieczeństwa energetycznego uwarunkowania transformacji powinny być więc operacjonalizowane jako zestaw mierzalnych determinant, które opisują: (i) tempo przyrostu mocy i infrastruktury, (ii) zdolność bilansowania i elastyczność, (iii) podatność na ryzyka klimatyczne, (iv) zależności importowe technologii i surowców oraz (v) stabilność instytucjonalną i zdolność implementacji. Dopiero taki opis pozwala porównywać scenariusze transformacji nie tylko w kategoriach kosztu i emisji, ale również w kategoriach realnej wykonalności i odporności na zakłócenia, co jest bezpośrednio związane z bezpieczeństwem energetycznym.

2.3. OZE w strategiach bezpieczeństwa energetycznego: rola, bariery integracji, odporność systemu

Wprowadzenie i ramy pojęciowe bezpieczeństwa energetycznego

Bezpieczeństwo energetyczne jest pojęciem wielowymiarowym, którego operacjonalizacja wymaga jednoczesnego uwzględnienia aspektów technicznych (ciągłość i jakość zasilania), ekonomicznych (koszt energii i ryzyko cenowe), środowiskowych (emisje i oddziaływania) oraz instytucjonalnych (regulacje, zdolność zarządzania ryzykiem). W literaturze spotyka się wiele definicji, ale użyteczne dla analizy inżynierskiej są ramy, które przekładają „bezpieczeństwo" na działania i atrybuty systemu. Przykładowo, ujęcie „czterech R" obejmuje: (i) review – rozpoznanie problemu i źródeł zagrożeń, (ii) reduce – ograniczanie zużycia i ekspozycji, (iii) replace – zastępowanie źródeł mniej bezpiecznych bardziej bezpiecznymi, (iv) restrain – zarządzanie skutkami zakłóceń i ograniczanie szkód (Hughes, 2009). Dla oceny PV kluczowe jest, że ramy te nie traktują technologii jako celu samego w sobie, lecz jako narzędzie redukcji ryzyk (np. paliwowych), przy jednoczesnym generowaniu nowych zależności (np. sieciowych i surowcowych).

Inne podejścia akcentują wymiary typu „4A" (availability, accessibility, affordability, acceptability), jednak wskazuje się, że systemy energetyczne wymagają ujęcia wykraczającego poza proste kategorie

podażowo-cenowe, m.in. o wymiar odporności infrastrukturalnej i zarządzania ryzykiem (Cherp, Jewell, 2014). W praktyce ocena bezpieczeństwa energetycznego jest realizowana poprzez zestawy wskaźników i indeksów. Umożliwia to porównania między systemami i scenariuszami, ale wymaga świadomego doboru wymiarów i wag, aby nie zacierać mechanizmów fizycznych stojących za danym wynikiem (Ang i in., 2015). Przeglądy literatury pokazują, że kluczowe wymiary bezpieczeństwa energetycznego to m.in.: dostępność i dywersyfikacja nośników energii, przystępność cenowa, odporność infrastruktury, niezależność (w sensie geopolitycznych zależności) oraz akceptowalność środowiskowo-społeczna (Azzuni, Breyer, 2018).

W tym kontekście OZE, a w szczególności fotowoltaika (PV), przestały być oceniane wyłącznie jako technologie „zielone", a są analizowane jako element strategii bezpieczeństwa energetycznego. PV ma cechy szczególne z punktu widzenia projektowania systemu: (i) modularność i skalowalność (kW–GW), (ii) możliwość lokalizacji blisko odbiorcy (prosument, przemysł, infrastruktura krytyczna), (iii) niskie koszty operacyjne i brak ryzyka paliwowego, (iv) generacja skorelowana z warunkami letnimi oraz często z dziennym profilem zapotrzebowania. Jednocześnie PV jest źródłem zmiennym i zależnym od pogody, a więc jego rola w bezpieczeństwie energetycznym jest ściśle powiązana z możliwościami integracji w sieci i w bilansowaniu systemu.

Rola OZE/PV w strategiach bezpieczeństwa energetycznego – mechanizmy oddziaływania

W literaturze wskazuje się, że pomiędzy rozwojem OZE i bezpieczeństwem energetycznym zachodzi relacja o charakterze symbiotycznym: OZE mogą poprawiać bezpieczeństwo, a presja bezpieczeństwa (np. ryzyko importowe) przyspiesza wdrożenia OZE (Valentine, 2011). W ujęciu inżynierskim tę relację należy rozłożyć na mechanizmy przyczynowoskutkowe, które dają się powiązać z parametrami systemu elektroenergetycznego:

a) Dywersyfikacja i redukcja ryzyka paliwowego. Najbardziej bezpośredni mechanizm dotyczy zmniejszenia ekspozycji na ryzyko paliw kopalnych (import, fluktuacje cen, ograniczenia

logistyczne). PV wykorzystuje zasób powszechnie dostępny (promieniowanie słoneczne), który nie wymaga importu w sensie surowcowym. W konsekwencji maleje wrażliwość na szoki cenowe paliw, a rośnie znaczenie ryzyka finansowania (koszt kapitału) oraz ryzyka technologicznego. Dla strategii bezpieczeństwa energetycznego oznacza to konieczność równoległego planowania: (i) wzrostu mocy PV oraz (ii) infrastruktury integrującej (sieć, elastyczność, magazyny).

b) Redukcja wąskich gardeł i wzrost redundancji funkcjonalnej-Rozproszone instalacje PV zmniejszają znaczenie pojedynczych punktów wytwarzania. W systemach, w których dominują duże elektrownie centralne, awaria jednostki lub węzła sieci może prowadzić do dużego ubytku mocy. PV, szczególnie w segmencie prosumenckim i przemysłowym, zwiększa liczbę źródeł oraz skraca część drogi przesyłu energii. Mechanizm ten działa jednak tylko wtedy, gdy sieci dystrybucyjne są zdolne do pracy „aktywnej", tj. do sterowania i ochrony w warunkach generacji rozproszonej. W praktyce oznacza to modernizację automatyki, wdrożenie funkcji inwerterów (moc bierna, ograniczanie mocy), poprawę obserwowalności sieci oraz spójne zasady przyłączania.
c) Stabilizacja kosztów w cyklu życia i bezpieczeństwo cenowePV jest technologią o dominacji kosztów inwestycyjnych (CAPEX) nad operacyjnymi (OPEX). W warunkach wysokiej zmienności cen paliw i uprawnień emisyjnych może to stabilizować koszty wytwarzania w horyzoncie wieloletnim. Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego nie oznacza to automatycznie niskich cen energii w każdej godzinie, ale oznacza zmniejszenie zmienności kosztów wynikających z paliwa. W systemie o wysokim udziale PV rośnie natomiast znaczenie kosztów integracji (sieć, bilansowanie) i kosztu kapitału, a więc także ryzyka regulacyjnego.
d) Usługi systemowe i nowe możliwości sterowania. W klasycznym systemie synchronicznym stabilność jest w znacznej mierze „wbudowana" w fizykę mas wirujących. W systemie z rosnącym udziałem PV funkcje stabilizacyjne stają się w większym stopniu

funkcją algorytmów sterowania inwerterów oraz koordynacji z magazynami energii. W praktyce oznacza to, że PV – mimo braku inercji mechanicznej – może współtworzyć stabilność, o ile jest wyposażona w odpowiednie sterowanie i zasoby energii umożliwiające odpowiedź dynamiczną (np. PVBESS). Dla bezpieczeństwa energetycznego oznacza to rozszerzenie obszaru „infrastruktury krytycznej" o warstwę sterowania i komunikacji.

Zmiana profilu ryzyka bezpieczeństwa w systemie z rosnącym udziałem PV

Zwiększanie udziału PV poprawia część wymiarów bezpieczeństwa (redukcja ryzyka paliwowego), ale jednocześnie generuje nowe zależności. W literaturze dotyczącej konfliktów i współpracy w sektorze OZE wskazuje się, że przejście z paliw kopalnych na technologie OZE nie eliminuje geopolityki energii, lecz ją przekształca – w kierunku zależności od metali i łańcuchów dostaw technologicznych oraz od infrastruktury cyfrowej (Månsson, 2015). Dla PV ryzyko nie polega więc tylko na „tym, czy jest słońce", lecz także na: (i) dostępności komponentów i surowców, (ii) zdolności sieci do przyłączeń i pracy dwukierunkowej, (iii) jakości sterowania i ochrony, (iv) cyberbezpieczeństwie ekosystemu urządzeń.

Ponadto rozwój OZE jest wrażliwy na niepewność polityczno-regulacyjną: zmiany zasad wsparcia, rozliczeń prosumenckich, opłat sieciowych i wymagań technicznych przyłączenia. Literatura empiryczna wskazuje, że niepewność polityki może tłumić inwestycje w OZE oraz zwiększać koszt transformacji poprzez wzrost premii za ryzyko i opóźnienia w realizacji projektów (Ivanovski, Marinucci, 2021). Ma to wymiar czasowy: opóźnienia inwestycji podnoszą ryzyko niedoboru mocy oraz kosztów systemowych.

Bariery integracji PV – perspektywa systemowa

W literaturze integrację zmiennych OZE opisuje się poprzez rozdzielenie kosztu wytworzenia energii od kosztów integracji oraz od kosztów ryzyka. Takie podejście jest ważne dla bezpieczeństwa energetycznego, ponieważ pozwala zrozumieć, dlaczego w pewnym punkcie

dalsze przyrosty mocy PV wymagają inwestycji „w otoczeniu" technologii (sieć, rezerwy, magazyny, automatyka), nawet jeśli sama technologia tanieje.

Ekonomiczne ujęcie integracji źródeł zmiennych wskazuje trzy główne kanały kosztów integracji: koszty profilu (niedopasowanie generacji do obciążenia), koszty bilansowania (rezerwy i korekty krótkoterminowe) oraz koszty sieciowe (wzmocnienia i ograniczenia przesyłu/dystrybucji) (Hirth, 2015). Równolegle w literaturze dotyczącej elastyczności podkreśla się, że zdolność systemu do absorpcji PV zależy od dostępności „narzędzi elastyczności": magazynowania, odpowiedzi popytu, elastycznej generacji, integracji sektorów oraz zdolności sieci do przesyłu energii w zmieniających się kierunkach (Alizadeh i in., 2016). Dla PV w praktyce oznacza to, że „bezpieczna ścieżka" wzrostu mocy zainstalowanej wymaga równoległego wzrostu elastyczności operacyjnej i obserwowalności systemu.

W tym rozdziale bariery integracji PV uporządkowano w czterech grupach: (i) bariery techniczne (sieć, bilansowanie, stabilność), (ii) bariery ekonomicznorynkowe (alokacja kosztów, bodźce do elastyczności), (iii) bariery instytucjonalnospołeczne (procesy, dane, akceptacja), (iv) bariery odpornościowe w cyklu życia (cyberbezpieczeństwo, surowce, recykling, degradacja). Taki podział pozwala bezpośrednio powiązać bariery z wymiarami bezpieczeństwa energetycznego: dostępnością, przystępnością cenową i odpornością.

Bariery techniczne: sieć, bilansowanie, stabilność

- Sieci dystrybucyjne i hosting capacity. Szybki przyrost PV w sieciach niskiego i średniego napięcia prowadzi do problemów typowych dla generacji rozproszonej: wzrost napięcia w godzinach wysokiej generacji, przeciążenia elementów sieci, wzrost asymetrii, trudności w koordynacji zabezpieczeń oraz spadek skuteczności klasycznych metod regulacji (np. regulacja napięcia transformatorem bez kompensacji przepływów zwrotnych). W tym obszarze kluczowym pojęciem stała się hosting capacity – dopuszczalna moc/udział PV, jaki można przyłączyć bez naruszenia kryteriów pracy sieci

(Koirala i in., 2022; Home-Ortiz i in., 2022). W analizach hosting capacity podkreśla się znaczenie modelowania niepewności (profil obciążenia, generacja PV, konfiguracja sieci), co jest bezpośrednio związane z bezpieczeństwem pracy sieci i ryzykiem przekroczeń.
W praktyce operatorów zwiększanie hosting capacity może być realizowane wieloma środkami, które mają różny koszt i różny wpływ na bezpieczeństwo:

a) środki sieciowe: wzmocnienia przewodów, transformatorów, rozdzielnic, regulacja zaczepów (OLTC), sekcjonowanie i rekonfiguracja,
b) środki sterowania: funkcje VoltVar i VoltWatt w inwerterach, dynamiczne ograniczanie mocy, lokalne magazynowanie,
c) środki informacyjne: monitoring i prognozowanie obciążeń/generacji, zarządzanie przyłączeniami.Środki sterowania (np. curtailment) poprawiają bezpieczeństwo operacyjne, ale powinny być powiązane z mechanizmami wynagradzania elastyczności.

- Zmienność PV, prognozowanie i bilansowanie PV jest źródłem o zmienności zależnej od meteorologii. Dla systemu istotne są trzy skale zmienności: minutowa (fluktuacje chmur i wpływ na napięcie), godzinowa (profil dobowy, rampy poranne i wieczorne) oraz sezonowa (różnice letnio-zimowe). Z punktu widzenia bezpieczeństwa operacyjnego kluczowe jest prognozowanie generacji, ponieważ jakość prognozy redukuje wymagania na rezerwy oraz koszty bilansowania. Przeglądy metod prognozowania PV pokazują rozwój podejść od modeli fizycznych i statystycznych do hybryd i metod uczenia maszynowego, z istotnym wpływem jakości danych meteorologicznych na wynik prognozy (Antonanzas i in., 2016).
- W ujęciu operacyjnym integracja PV wymusza rozwój narzędzi krótkoterminowego bilansowania (rynek bilansujący, rezerwy) i narzędzi długoterminowego planowania adekwatności zasobów. Istotne jest przy tym, że PV ma ograniczoną „wartość mocy" w godzinach krytycznych w sezonie zimowym (w wielu systemach),

co oznacza, że dla bezpieczeństwa dostaw konieczne jest uzupełnianie PV o źródła sterowalne, magazyny oraz zarządzanie popytem. Wymóg ten jest parametrem projektowym: bezpieczny system z PV wymaga dobrania portfela zasobów, a nie tylko doboru technologii wytwórczej.

- Stabilność systemu i przejście do systemu inwerterowego W systemie o rosnącym udziale PV spada udział źródeł synchronicznych, a rośnie udział źródeł inwerterowych. Pojawiają się wtedy wyzwania związane z: (i) mniejszą inercją i większym RoCoF, (ii) innymi charakterystykami zwarciowymi (niższe prądy zwarciowe, ograniczenia prądowe inwerterów), (iii) interakcjami sterowania (PLL, regulatory prądu/napięcia), (iv) pracą w sieci słabej (weak grid) oraz (v) wymaganiami dotyczącymi przejścia przez zakłócenia (fault ride-through). Kluczowym kierunkiem rozwoju jest gridforming control, czyli sterowanie, w którym źródło inwerterowe aktywnie kształtuje napięcie i częstotliwość, umożliwiając stabilną pracę systemu o dużej liczbie zasobów inwerterowych (Khan i in., 2024). Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego gridforming jest istotny nie jako „funkcja dodatkowa", lecz jako techniczny warunek brzegowy dalszej transformacji.

Bariery ekonomiczne i rynkowe: koszty systemowe i bodźce

Bariery ekonomiczne integracji PV wynikają z rozdzielenia korzyści i kosztów pomiędzy interesariuszy oraz z niedopasowania mechanizmów rynkowych do potrzeb systemu elastyczności. Dla bezpieczeństwa energetycznego istotne są trzy warstwy problemu:

- Warstwa 1 – alokacja kosztów sieciowych i kosztów integracji. Wysoka penetracja PV w dystrybucji powoduje konieczność inwestycji w sieć (wzmocnienia, automatyka, telemetria, sterowanie napięciem). Jeżeli taryfy i mechanizmy regulacyjne nie odzwierciedlają tych kosztów, może dojść do osłabienia zdolności inwestycyjnej operatorów, a w konsekwencji do wzrostu ryzyka jakości i ciągłości dostaw. W tym sensie właściwa alokacja kosztów integracji jest elementem bezpieczeństwa energetycznego (utrzymanie

infrastruktury krytycznej). Zbyt nieadekwatna alokacja kosztów może osłabiać akceptację transformacji i bezpieczeństwo wdrożeń.

- Warstwa 2 – zmiana profilu cen, kanibalizacja i adekwatność zasobów sterowalnych.PV obniża ceny w godzinach wysokiej generacji (efekt merit order), ale w miarę wzrostu udziału PV pojawia się efekt „kanibalizacji" przychodów: produkcja PV jest skorelowana, więc rosnący wolumen energii w tych samych godzinach obniża wartość rynkową kolejnych instalacji. Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego istotne jest, że rośnie wartość elastyczności (magazyny, DSR, źródła sterowalne) w godzinach ramp i niedoboru generacji. Jeżeli rynek nie zapewnia bodźców do utrzymania i rozwoju elastyczności, pojawia się ryzyko niedoboru mocy sterowalnej w okresach niskiej generacji PV i wysokiego zapotrzebowania. Literatura dotycząca elastyczności pokazuje, że systemy o wysokim udziale OZE wymagają rynków usług systemowych, mechanizmów wynagradzania rezerw oraz rozwiązań wspierających aktywne zarządzanie popytem (Alizadeh i in., 2016).
- Warstwa 3 – koszt kapitału i ryzyko regulacyjne. Ponieważ PV jest technologią kapitałochłonną, koszt kapitału jest czynnikiem krytycznym dla opłacalności i tempa wdrożeń. Niepewność regulacyjna (zmiany systemów wsparcia, zasad rozliczeń prosumentów, wymagań technicznych przyłączenia) zwiększa premię za ryzyko i może prowadzić do spadku inwestycji albo do preferowania rozwiązań krótkoterminowych kosztem rozwiązań systemowo bezpiecznych (Ivanovski, Marinucci, 2021). W strategii bezpieczeństwa energetycznego oznacza to potrzebę stabilnego otoczenia regulacyjnego oraz spójnych standardów technicznych, które redukują ryzyko inwestora i ryzyko operatora.

Bariery instytucjonalne i społeczne: wdrażanie na poziomie sieci i odbiorcy

Integracja PV jest procesem socjotechnicznym. Oprócz ograniczeń sieciowych liczą się: procesy planistyczne, czas wydawania warunków przyłączenia, dostęp do danych, kompetencje operatorów oraz

akceptacja społeczna. Bariery instytucjonalne w praktyce przyjmują formę:

- ograniczonego planowania w oparciu o dane (brak danych o profilach obciążenia i generacji w czasie rzeczywistym),
- niedoboru standardów interoperacyjności urządzeń (wymiana danych z inwerterami, agregatorami),
- rozproszenia odpowiedzialności pomiędzy regulatorem, operatorami, wytwórcami i odbiorcami,
- niedostatecznej skali finansowania modernizacji sieci w relacji do dynamiki przyłączeń PV.

W tym obszarze szczególnie istotna jest spójność polityki: brak przewidywalności regulacyjnej i nieciągłość programów wsparcia mogą powodować „zrywy inwestycyjne", które przeciążają procesy przyłączeniowe i planistyczne, a następnie prowadzą do reaktywnych zmian przepisów. Literatura wskazuje, że niepewność polityki działa hamująco na rozwój OZE i podnosi koszt transformacji (Ivanovski, Marinucci, 2021), co wprost przekłada się na bezpieczeństwo energetyczne rozumiane jako zdolność do terminowego zastępowania źródeł schodzących z rynku oraz do utrzymania adekwatności zasobów.

Odporność systemu elektroenergetycznego – definicje i relacja z PV

Odporność (resilience) należy odróżnić od niezawodności (reliability). Niezawodność jest zwykle opisywana przez częstość i czas przerw w dostawie oraz przez standardy jakości zasilania, natomiast odporność akcentuje zdolność do przygotowania, absorpcji, adaptacji i odtworzenia funkcji po zdarzeniach o wysokiej dotkliwości i niskiej częstości (HILP). W ramach konceptualnych odporności kluczowa jest trajektoria „wydajności systemu" w czasie zdarzenia: spadek wydajności, utrzymanie minimum funkcji krytycznych oraz tempo odtwarzania. W literaturze energetycznej rozwinięto ramy konceptualne odporności, które wskazują na potrzebę oceny zarówno infrastruktury fizycznej, jak i zdolności operacyjnych oraz organizacyjnych operatorów (Panteli, Mancarella, 2015).

PV może zwiększać odporność przez rozproszenie i możliwość lokalnego zasilania, ale może też tworzyć nowe wrażliwości, jeżeli system staje się zbyt zależny od infrastruktury cyfrowej lub jeżeli brak jest zdolności pracy wyspowej i zasobów energii na czas przerwy. Z tego powodu ocena PV w odporności nie może być zerojedynkowa; musi obejmować architekturę techniczną (PV, magazyn, sterowanie), architekturę sieciową (sekcjonowanie, możliwość rekonfiguracji) oraz architekturę instytucjonalną (procedury operatorów, priorytety zasilania, zasady koordynacji).

PV jako komponent odporności: skale zastosowań i wymagania techniczne

Skala odbiorcy i infrastruktury krytycznej – w skali obiektu PV w połączeniu z magazynem energii oraz automatyką przełączania (zasilanie rezerwowe, wydzielenie obwodów krytycznych) umożliwia utrzymanie funkcji kluczowych w trakcie przerwy w zasilaniu. Oznacza to przeniesienie części odporności na poziom odbiorcy. Wymaga to jednak spełnienia warunków brzegowych:

- zdolności pracy wyspowej (inwerter i sterowanie; eliminacja ryzyka wyspowania niezamierzonego),
- odpowiedniego doboru mocy PV i pojemności magazynu do profilu obciążeń krytycznych,
- strategii zarządzania energią (priorytety, ograniczenia mocy, utrzymanie stanu naładowania na wypadek awarii). Bez magazynu energii PV w czasie blackout często nie jest w stanie zasilać obiektu w sposób ciągły, co pokazuje, że odporność PV jest w praktyce odpornością „PVplus" (PV + BESS + automatyka).

Skala sieci dystrybucyjnej – mikrosieci i rekonfiguracja. Mikrosieci są narzędziem zwiększania odporności dystrybucji: umożliwiają sekcjonowanie i wyspowanie fragmentów sieci wraz z lokalnymi źródłami (PV, BESS, agregaty). Analizy ekonomiczne i odpornościowe pokazują, że ocena mikrosieci wymaga łączenia modeli niezawodności sieci, statystyki awarii oraz niepewności generacji PV, ponieważ korzyści odpornościowe zależą od korelacji między zdarzeniami awaryjnymi

a dostępnością zasobów energii (Marqusee i in., 2021). Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego kluczowe jest, aby mikrosieci były projektowane jako element architektury systemu (z priorytetyzacją odbiorów), a nie jako izolowane instalacje.

Skala systemowa – usługi systemowe, stabilność i sterowanie inwerterów. Wysoka penetracja PV wymaga, aby część usług systemowych była dostarczana przez zasoby inwerterowe i magazyny. W praktyce oznacza to:

- regulację napięcia i mocy biernej w dystrybucji (funkcje VoltVar, regulacja napięciowa),
- ograniczanie mocy czynnej w warunkach zagrożeń napięciowych i przeciążeniowych (curtailment jako narzędzie bezpieczeństwa),
- udział w regulacji częstotliwości (droop, synthetic inertia) poprzez PVBESS lub sterowalne inwertery,
- wymagania fault ridethrough i zachowanie w warunkach sieci słabej. Przeglądy gridforming wskazują, że sterowanie tego typu jest kluczowe dla systemu zdominowanego przez źródła inwerterowe, ale wymaga rozstrzygnięcia zagadnień koordynacji, ograniczeń prądowych i metod weryfikacji stabilności (Khan i in., 2024). Dla bezpieczeństwa energetycznego oznacza to, że „zdolność do stabilnej pracy" musi stać się kryterium planowania równie ważnym jak przyrost energii z PV.

Warunki brzegowe odporności PV: cyberbezpieczeństwo, surowce i cykl życia

Cyfryzacja i cyberbezpieczeństwo – wzrost liczby inwerterów, liczników inteligentnych i agregatorów oznacza wzrost powierzchni ataku oraz ryzyko zakłóceń cyberfizycznych. Prace dotyczące cyberbezpieczeństwa DER i inteligentnych inwerterów wskazują, że ataki mogą oddziaływać na stabilność i bezpieczeństwo operacyjne, jeżeli manipulują sygnałami sterowania, danymi pomiarowymi lub aktualizacjami oprogramowania (Qi i in., 2016). Wymagane są: segmentacja sieci komunikacyjnych, silne uwierzytelnianie, bezpieczne aktualizacje, monitorowanie anomalii oraz projektowanie urządzeń „securebydesign".

Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego cyberbezpieczeństwo DER nie jest dodatkiem, lecz warunkiem dopuszczalnej skali integracji PV (przy rosnącej automatyzacji i agregacji zasobów).

Surowce krytyczne i łańcuch dostaw – transformacja w kierunku PV zmienia mapę zależności: spada znaczenie importu paliw, rośnie znaczenie importu komponentów oraz metali krytycznych. Przeglądy dotyczące dynamiki metali krytycznych wskazują na wysoką niepewność prognoz do 2050 r. oraz na ryzyka wynikające z koncentracji wydobycia i przetwórstwa, barier środowiskowych i społecznych oraz ograniczeń recyklingu (Watari i in., 2050). W odniesieniu do PV podkreśla się znaczenie dostępności i krytyczności materiałów dla różnych technologii (krzem krystaliczny, cienkowarstwowe) oraz roli rynku i skali wdrożeń (Simandl i in., 2023). Odporność PV zależy nie tylko od dostępu do surowców, ale też od zdolności do wytwarzania warstw funkcjonalnych o kontrolowanych parametrach: grubość, chropowatość, rezystywność, adhezja (połączenie „surowce → technologia → niezawodność → bezpieczeństwo (rysunek 3). Dla strategii bezpieczeństwa energetycznego wniosek jest praktyczny: ryzyko surowcowe należy monitorować i redukować równolegle z rozwojem mocy PV (dywersyfikacja dostaw, rozwój recyklingu, standaryzacja jakości).

Rysunek 3. Od mikrostruktury do mikrostrategii: przełożenie parametrów warstw funkcjonalnych na efektywność PV i uwarunkowania bezpieczeństwa energetycznego

Źródło: opracowanie własne.

Koniec życia (EoL), recykling i bezpieczeństwo w cyklu życia – rosnąca skala wdrożeń PV oznacza narastający strumień odpadów w perspektywie 20-30 lat. Przeglądy techno-ekonomiczne wskazują, że recykling modułów krzemowych jest możliwy, ale jego opłacalność zależy od logistyki, skali procesu, kosztów demontażu oraz efektywności odzysku materiałów o wysokiej wartości (Deng i in., 2019). Bariery ekonomiczne recyklingu mogą spowodować, że korzyści środowiskowe i surowcowe nie zmaterializują się bez mechanizmów regulacyjnych i organizacyjnych (np. EPR, standardy odzysku, rozwój rynku surowców wtórnych). W ujęciu bezpieczeństwa energetycznego recykling jest narzędziem redukcji ryzyka surowcowego i ryzyka środowiskowego, a więc elementem „bezpieczeństwa w cyklu życia" technologii.

Niezawodność aktywów PV i degradacja jako „cicha" bariera bezpieczeństwa – odporność systemu jest sumą odporności komponentów oraz odporności organizacyjnej. Moduły PV ulegają degradacji, a tempo degradacji jest zależne od technologii, warunków środowiskowych

i jakości wykonania. Syntezy wyników badań terenowych pokazują, że rozkład degradacji jest szeroki i zależy od wielu czynników, co wymaga ostrożności w prognozowaniu produkcji energii w długim horyzoncie. Degradacja wpływa na realną produkcję energii i wymaga zarządzania w cyklu życia (Jordan, Kurtz, 2013).

Wnioski

1. PV wzmacnia bezpieczeństwo energetyczne przede wszystkim przez redukcję ryzyka paliwowego oraz przez decentralizację źródeł, ale korzyści te są warunkowe: zależą od zdolności systemu do bilansowania i od jakości infrastruktury sieciowej (Valentine, 2011; Hirth, 2015; Alizadeh i in., 2016).
2. Bariery integracji PV są progowe i systemowe: obejmują hosting capacity sieci dystrybucyjnych (Koirala i in., 2022; Home-Ortiz i in., 2022), koszty integracji i mechanizmy rynku (Hirth, 2015; Alizadeh i in., 2016), stabilność systemu w warunkach spadku udziału źródeł synchronicznych oraz rozwój sterowania inwerterów (grid-forming) (Khan i in., 2024).
3. Odporność systemu w warunkach wysokiego udziału PV wymaga architektury wieloskalowej: odporności na poziomie odbiorcy (PVBESS), na poziomie sieci (mikrosieci, rekonfiguracja) oraz na poziomie systemu (usługi systemowe, sterowanie) (Panteli, Mancarella, 2015; Marqusee i in., 2021).
4. Transformacja w kierunku PV zmienia profil ryzyk bezpieczeństwa: rośnie znaczenie cyberbezpieczeństwa (Qi i in., 2016), surowców krytycznych (Watari i in., 2050; Simandl i in., 2023) oraz zarządzania cyklem życia i recyklingiem (Deng i in., 2019). Te elementy powinny być traktowane jako integralne komponenty strategii bezpieczeństwa energetycznego.
5. Wnioski inżynierskie są jednoznaczne: PV należy rozwijać równolegle z modernizacją sieci dystrybucyjnych, rozwojem elastyczności (magazyny, DSR), wdrażaniem sterowania inwerterów zgodnego z wymaganiami stabilności oraz z polityką surowcowo-recyklingową. Takie podejście przekłada moc PV na realne bezpieczeństwo dostaw.

2.4. Technologie PV a efektywność: generacje, materiały, mikrostruktura, degradacja i magazynowanie

Fotowoltaika (PV) jest dziś kluczową technologią konwersji energii promieniowania słonecznego na energię elektryczną w skali od pojedynczych instalacji prosumenckich po wielkoskalowe farmy. W tym kontekście pojęcie „efektywności" PV ma dwa znaczenia: (i) fizyczne – jako sprawność konwersji w urządzeniu półprzewodnikowym, oraz (ii) eksploatacyjne – jako zdolność układu PV do stabilnego wytwarzania energii (kWh) w długim horyzoncie. Ocena efektywności nie może być zawężona wyłącznie do wartości sprawności w warunkach STC, ponieważ na energię końcową wpływają: widmo, temperatura pracy, straty dopasowania w module i stringu, degradacja oraz topologia systemu (falownik, MPPT, zabezpieczenia, magazyn). Z punktu widzenia inżynierskiego sprawność η jest elementem bilansu; jej górne ograniczenie wynika z bilansu szczegółowego (detailed balance) dla idealnego złącza p-n (Shockley i Queisser, 1961). Rzeczywiste technologie PV dążą do zbliżenia się do tego limitu przez redukcję rekombinacji, kontrolę mikrostruktury i projekt kontaktów, lecz jednocześnie muszą spełnić kryteria niezawodności w cyklu życia (projekt → produkcja → eksploatacja) (Battaglia i in., 2016).

Efektywność PV – definicje, miary i warunki odniesienia

W literaturze funkcjonuje kilka poziomów opisu efektywności PV, które należy rozdzielić, aby nie mieszać parametrów fizycznych ogniwa z wynikami eksploatacyjnymi systemu. Na poziomie ogniwa stosuje się sprawność konwersji mocy (PCE):

$$\eta = P_MPP / (G \cdot A)$$

gdzie P_MPP jest mocą w punkcie mocy maksymalnej, G – napromienienie, A – pole czynne. Parametry I-V determinujące η to: gęstość prądu zwarcia J_SC, napięcie obwodu otwartego V_OC i współczynnik wypełnienia FF; w ujęciu przyczynowym są to konsekwencje strat optycznych, rekombinacyjnych i rezystywnych (R_S, R_SH). Na poziomie modułu

dochodzą: sprawność optyczna pakietu szkło-enkapsulant-ogniwo, straty wynikające z połączeń szeregowych/równoległych, tolerancji binningu oraz rozkładu temperatury w polu modułu. Na poziomie systemu dominują wskaźniki energetyczne: uzysk właściwy (kWh/kWp), współczynnik wydajności PR oraz – w ujęciu ekonomicznym – LCOE.

Efektywność energetyczna E_yield (kWh) jest w praktyce całką po czasie z mocy chwilowej P(t) już po uwzględnieniu strat:

$$E_yield = \int P(t)\, dt$$

przy czym P(t) zależy od: G_eff(t), temperatury modułu T_mod(t), widma, kąta padania, zabrudzenia oraz od sterowania punktu pracy przez MPPT. To oznacza, że nawet moduły o tej samej PCE w STC mogą generować różne roczne uzyski energii w zależności od współczynnika temperaturowego i charakterystyki niskonatężeniowej. W krzemie optymalizacja sprawności idzie w parze z obniżaniem strat rekombinacji, co zwykle poprawia V_OC, natomiast w kontekście uzysku równie istotna jest stabilność parametrów w typowym zakresie temperatur i napromienienia (Battaglia i in., 2016).

W praktyce inżynierskiej można przyjąć, że PR jest „miernikiem jakości integracji" PV w systemie: uwzględnia straty termiczne, dopasowania, okablowania, przekształtników i dostępności. Zależność między PCE a PR jest nieliniowa, ponieważ PV pracuje w zmiennych warunkach, a parametry elektryczne dryfują w czasie wskutek degradacji (Battaglia i in., 2016). Wysoka PCE nie kompensuje degradacji, jeśli jest ona szybka lub nieliniowa; w bilansie 25-30 lat liczy się energia zintegrowana w czasie, a nie tylko moc początkowa.

STC (25°C, 1000 W/m², AM1.5G) służy do porównań i certyfikacji, ale nie reprezentuje typowej temperatury pracy modułu w polu (często 40-70°C).

Współczynnik temperaturowy mocy (γ_P) i V_OC jest parametrem krytycznym dla lokalizacji o wysokiej temperaturze modułu; technologie o lepszej pasywacji i innych kontaktach mogą mieć niższe |γ_P| (Battaglia i in., 2016; Liu i in., 2020).

Efektywność energetyczna w horyzoncie 25-30 lat zależy od tempa degradacji (%/rok) i charakteru degradacji (liniowa vs. nieliniowa, skokowa), co wprost przekłada się na wymagany margines projektowy mocy DC/AC. Porównania między technologiami wymagają kontroli warunków brzegowych: orientacji, albedo (dla bifacjalności), zacienienia, strategii MPPT, oraz jakości danych meteorologicznych (T, G, wiatr).

Na etapie projektu systemu PV parametry technologii przekładają się na wymagania elektryczne: wysokie V_OC w temperaturach niskich determinuje maksymalną długość stringu i dobór falownika, natomiast spadek V_MP z temperaturą wpływa na utrzymanie pracy w oknie MPPT. Zastosowanie przewymiarowania DC/AC (tzw. DC/AC ratio) zwiększa wykorzystanie falownika w warunkach niskiego napromienienia, ale może generować straty obcięcia mocy (clipping) w warunkach wysokiego G. W praktyce inżynierskiej jest to kompromis: część energii traci się przez clipping, lecz odzyskuje przez wyższy uzysk w godzinach porannych i przy zachmurzeniu; dlatego wybór DC/AC powinien być liczony na danych klimatycznych i uwzględniać degradację generatora w czasie (Jordan, Kurtz, 2013; Lindig i in., 2018).

Generacje technologii PV – mapa materiałów i architektur

W praktyce rynkowej i badawczej PV porządkuje się w „generacje" technologiczne, które różnią się materiałem absorbera, sposobem wytwarzania, typową mikrostrukturą oraz ograniczeniami sprawności i stabilności (tabela 1). Granice między generacjami są jednak płynne: krzem (I generacja) jest rozwijany poprzez kontakty pasywowane (TOPCon) i heterozłącza (HJT), czyli rozwiązania wcześniej charakterystyczne dla technologii cienkowarstwowych. Jednocześnie cienkie warstwy (II generacja) mogą osiągać wysoką sprawność dzięki optymalizacji defektów i interfejsów, a tandemy (III generacja) często łączą technologie z różnych „generacji" w jeden układ (Shockley, Queisser, 1961; Battaglia i in., 2016; Akhil i in., 2021).

Pierwszą generację stanowią technologie krzemowe (c-Si), gdzie dojrzałość procesu i łańcucha dostaw pozwoliła na ciągłe podnoszenie sprawności poprzez pasywację, optykę powierzchniową oraz

optymalizację kontaktów (Battaglia i in., 2016). Architektura PERC stanowiła punkt zwrotny w industrializacji pasywacji tylnej strony, umożliwiając wysoką sprawność przy zachowaniu kompatybilności z masową produkcją (Green, 2015). HJT i TOPCon przesuwają ograniczenia w kierunku jakości interfejsów i kontaktów selektywnych, co jest spójne z trendem minimalizacji strat rekombinacyjnych w pobliżu kontaktów (Liu i in., 2020; Glunz i in., 2023; Reichel i in., 2015).

Druga generacja obejmuje absorbery cienkowarstwowe (m.in. CdTe, CIGS, a-Si:H). Redukcja grubości warstw obniża zużycie materiału i umożliwia lekkie formaty, ale jednocześnie wzmacnia rolę defektów objętościowych i granic ziaren. W efekcie efektywność i stabilność są silnie zależne od kontroli składu, domieszek i interfejsów heterozłącza (Ramanujam, Singh, 2020; Stanbery, 2022). Trzecia generacja to technologie o potencjale przekroczenia ograniczeń jednozłączowych – przede wszystkim tandemy, w których strategia wzrostu sprawności polega na lepszym dopasowaniu przerw energetycznych do widma i redukcji strat termalizacji (Shockley, Queisser, 1961; Akhil i in., 2021).

Tabela 1. Zestawienie generacji PV, materiałów i typowych ograniczeń efektywności

Generacja/ technologia	Absorber i architektura	Cechy mikrostruktury (skrót)	Typowe dźwignie sprawności	Typowe bariery / ryzyka	Uwagi systemowe
I: c-Si (PERC)	Si krystaliczny; pasywowany emiter + tył (PERC)	Monokryształ/ polikryształ; interfejs Si/ SiO_2, warstwy pasywujące	Redukcja rekombinacji powierzchniowej, optyka (tekstury), redukcja R_S	LID/ LeTID, PID, starzenie enkapsulantu	Wysoka dojrzałość przemysłowa; krytyczna kontrola temperatury i degradacji
I: c-Si (HJT)	c-Si + a-Si:H (heterozłącze), kontakty przez TCO	Interfejs a-Si:H/c-Si; defekty pasma pośredniego i pasywacja	Wysokie V_OC dzięki pasywacji; niższy współczynnik temperaturowy	Wrażliwość na proces TCO i kontakt; koszty materiałów	Atuty dla klimatu ciepłego; wymagania dla inwertera (napięcie)
I: c-Si (TOPCon)	c-Si + tunelowe SiO_x + poli-Si (kontakt pasywowany)	Tlenek tunelowy; ziarna poli-Si; selektywność nośników	Selektywne kontakty, niskie J_0, poprawa FF	Stabilność procesu tlenku i poli-Si; kontrola kontaktu	Kompatybilność z liniami PERC; rola rezystywności kontaktów

Generacja/ technologia	Absorber i architektura	Cechy mikrostruktury (skrót)	Typowe dźwignie sprawności	Typowe bariery / ryzyka	Uwagi systemowe
II: cienkowarstwowe (CdTe/ CIGS/a-Si:H)	Absorbery warstwowe na szkle/folii; heterozłącza	Ziarna i granice ziaren; gradienty składu (CIGS)	Zarządzanie defektami, pasywacja granic ziaren, optyka	Kontrola składu, dyfuzja jonów, wrażliwość na wilgoć	Możliwe formaty lekkie/ elastyczne; inne profile temperaturowe
III: perowskit i tandemy (perowskit/ Si)	Halogenkowe perowskity; tandemy monolityczne lub 4T	Granice ziaren, migracja jonów, fazy mieszane	Podział widma, redukcja strat termalizacji, inż. pasma	Stabilność (wilgoć, UV, termika), migracja jonów	Wymaga integracji z barierami i kontrolą degradacji; rola BMS przy magazynie

Źródło: opracowanie własne na podstawie Shockley, Queisser, 1961; Battaglia i in., 2016; Liu i in., 2020; Akhil i in., 2021; Green, 2015; Glunz i in., 2023; Reichel i in., 2015; Ramanujam, Singh, 2020; Stanbery, 2022; Baumann i in., 2024; Zai i in., 2022.

Warto podkreślić, że „technologia PV" w znaczeniu systemowym to nie tylko absorber, ale również architektura modułu: sposób łączenia ogniw, liczba i topologia diod bypass, podział na sekcje oraz rozwiązania ograniczające rezystancję ścieżek prądowych. Te elementy wpływają na straty mismatch i na odporność na defekty lokalne (np. zacienienie jednej części modułu). Z perspektywy niezawodności nowe architektury połączeń mogą zmniejszać straty rezystywne, ale jednocześnie wprowadzają większą złożoność połączeń i potencjalnie nowe tryby degradacji złącz lutowanych; dlatego ocena technologii powinna obejmować także komponenty modułowe i ich wrażliwość na stresory (Aghaei i in., 2022).

Technologie krzemowe: PERC, HJT, TOPCon – gdzie „zyskuje się" sprawność

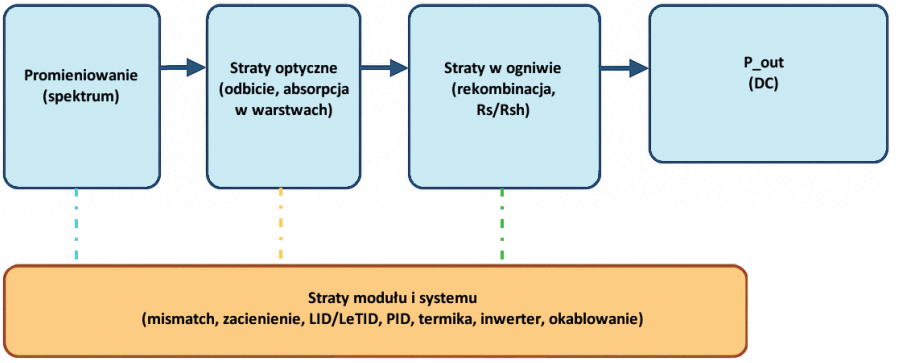
Dominacja krzemu wynika nie tylko z dostępności surowca, lecz z unikalnego połączenia stabilności materiałowej, dojrzałych procesów (krystalizacja, teksturowanie, dyfuzja, pasywacja) oraz wysokiej niezawodności w długim horyzoncie (Battaglia i in., 2016). Rozwój architektur I generacji można opisać jako systematyczną redukcję prądu rekombinacji J_0 na granicy objętość – powierzchnia oraz minimalizację strat kontaktowych. Warto podkreślić, że w praktyce przemysłowej przyrost

sprawności o ułamek procenta absolutnego jest efektem wielu drobnych usprawnień, które sumują się w bilansie J_SC–V_OC–FF.

Architektura PERC wprowadza pasywację tylnej strony i lokalne kontakty, co zwiększa zarówno V_OC, jak i J_SC poprzez poprawę odbicia wewnętrznego i redukcję rekombinacji powierzchniowej (Green, 2015). Z technicznego punktu widzenia PERC jest kompromisem: pełna pasywacja tylna jest korzystna dla rekombinacji, lecz kontakt lokalny generuje koncentrację prądu i dodatkowe straty rezystywne; projekt wymaga więc optymalizacji geometrii kontaktów oraz jakości pasywacji dielektrycznej. HJT przesuwa „punkt ciężkości" w stronę jakości interfejsu a-Si:H/c-Si: cienkie warstwy amorficzne zapewniają bardzo dobrą pasywację, a przewodzące tlenki (TCO) realizują funkcję transportu i ekstrakcji ładunku (Liu i in., 2020). Charakterystyczną cechą HJT jest ograniczenie budżetu termicznego procesu, co wpływa na wybór metalizacji i sekwencji technologicznej. W kontekście uzysku energetycznego istotny jest również typowy niższy współczynnik temperaturowy mocy wynikający z wysokiego V_OC i innej charakterystyki nośnikowej (Liu i in., 2020).

TOPCon realizuje koncepcję kontaktu selektywnego: ultracienki tlenek tunelowy oraz domieszkowany poli-Si tworzą barierę rekombinacji przy zachowaniu przewodzenia nośników, co umożliwia dalszy wzrost FF i V_OC (Glunz i in., 2023). W praktyce o efektywności TOPCon decydują parametry w skali nanometrów: grubość i jednorodność tlenku tunelowego, skład i domieszkowanie poli-Si oraz stabilność tych warstw w kolejnych krokach procesu. Przykładem podejścia procesowego jest formowanie struktur kontaktowych metodami implantacji jonowej, które pozwalają sterować profilem domieszkowania i ograniczyć rekombinację kontaktową (Reichel i in., 2015). Wybór architektury krzemowej jest powiązany z wyborem typu wafla (p-type vs n-type) oraz z profilem degradacji. Klasyczny LID związany z kompleksami bor-tlen dotyczy przede wszystkim krzemu domieszkowanego borem (p-type), dlatego przechodzenie części rynku na wafle n-type można interpretować jako strategię ograniczania tego mechanizmu. Nie oznacza to jednak eliminacji degradacji: w PERC obserwuje się również LeTID,

którego geneza jest bardziej złożona i zależy od historii termicznej oraz warstw pasywujących (Lindroos, Savin, 2016; Chen i in., 2021). W praktyce projektowej wniosek jest prosty: „wyższa sprawność początkowa" nie jest równoważna „wyższej energii w cyklu życia", jeśli profil degradacji jest mniej korzystny (Jordan, Kurtz, 2013; Lindroos, Savin, 2016; Chen i in., 2021). Z punktu widzenia mikrostruktury i fizyki defektów kluczowe jest zarządzanie stanami powierzchniowymi oraz polem elektrycznym w pobliżu interfejsu. Warstwy Al_2O_3 osadzane metodami ALD są klasycznym przykładem pasywacji łączącej dwa mechanizmy: (i) redukcję gęstości stanów pułapkowych na interfejsie (pasywacja chemiczna) oraz (ii) wytworzenie ładunku trwałego, który zmniejsza koncentrację nośników mniejszościowych przy powierzchni (pasywacja polowa) (Hoex i in., 2008). W praktyce technologicznej uzysk sprawności jest więc efektem bilansu: jakość pasywacji → rezystywność kontaktu → absorpcja optyczna warstw przewodzących. Podkreśla to rolę mikrostruktury kontaktów i interfejsów jako „wąskich gardeł" sprawności. Łańcuch konwersji energii – od promieniowania słonecznego do energii elektrycznej oddanej do sieci – oraz główne kategorie strat na poziomie ogniwa, modułu i systemu, determinujące zarówno sprawność konwersji mocy ogniwa (PCE), jak i uzysk energetyczny instalacji, syntetyzuje rysunek 4.



Rysunek 4. Łańcuch konwersji energii w PV i główne kategorie strat determinujące PCE oraz uzysk energetyczny

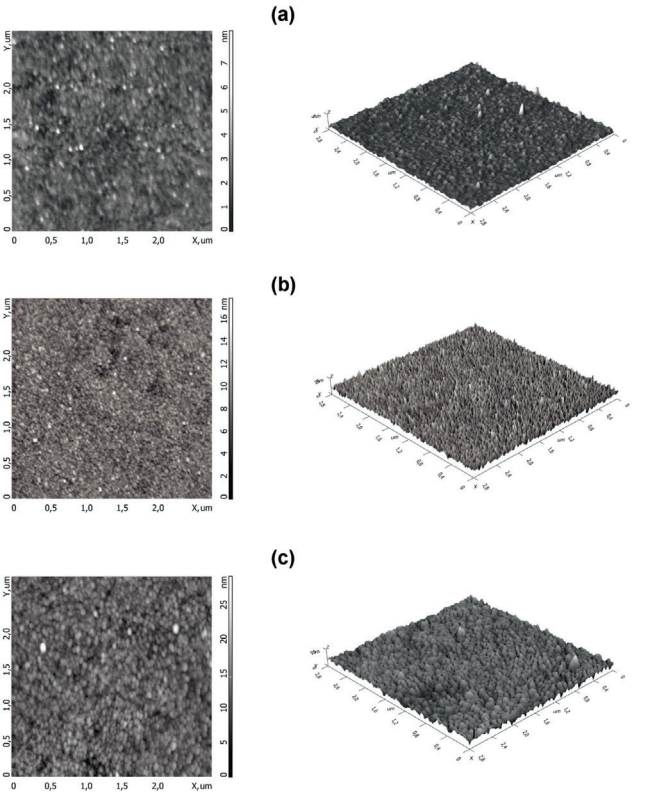
Źródło: opracowanie własne na podstawie Shockley, Queisser, 1961; Battaglia i in., 2016; Liu i in., 2020; Villalva i in., 2009.

Cienkowarstwowe absorbery i tandemy – rola materiału i mikrostruktury

W technologiach cienkowarstwowych (II generacja) „koszt sprawności" jest w dużej mierze kosztem kontroli mikrostruktury. Warstwowe absorbery (CdTe, CIGS, a-Si:H) charakteryzują się wysokim udziałem granic ziaren i defektów objętościowych, które mogą pełnić rolę centrów rekombinacji lub ścieżek dyfuzyjnych dla zanieczyszczeń. Jednocześnie granice ziaren mogą być „inżynierowane" – odpowiednio pasywowane lub wykorzystywane do korzystnego rozkładu pola i transportu (Ramanujam, Singh, 2020). Oznacza to, że parametry makroskopowe (V_OC, FF) są wypadkową procesów w skali mikro: gęstości defektów, rozkładu potencjału i lokalnych ścieżek przewodzenia. Dla CIGS typowe jest strojenie przerwy energetycznej i profilu składu (np. gradient Ga), co pozwala poprawić zarówno absorpcję, jak i separację ładunku. Rozwój tej technologii bywa opisywany jako ewolucja paradygmatu związaną z coraz lepszą kontrolą defektów, domieszek i interfejsów (warstwa buforowa, kontakt tylny) (Stanbery, 2022). W ujęciu inżynierskim „jakość" CIGS jest mierzalna poprzez jednorodność składu i mikrostrukturę ziaren, co przekłada się na rozkład parametrów w module i straty dopasowania.

Technologie perowskitowe (III generacja) wprowadziły nowy reżim fizyki defektów: mimo relatywnie prostych procesów osadzania (roztworowych) osiągnięto wysoką sprawność dzięki korzystnym własnościom transportowym i optycznym absorberów halogenkowych (Kojima i in., 2009; Lee i in., 2012). Przejście od „sensybilizacji" do roli pełnego absorbera oraz szybki wzrost sprawności wynikały m.in. z możliwości kształtowania składu (mieszane kationy/halogeny) i morfologii ziaren (Lee i in., 2012). Dalszą dźwignią sprawności jest konfiguracja tandemowa perowskit/Si, w której górne złącze o większej przerwie energetycznej przejmuje fotony wysokoenergetyczne, ograniczając straty termalizacji, a krzem efektywnie wykorzystuje fotony bliskiej podczerwieni (Akhil i in., 2021). Z punktu widzenia integracji istnieją dwa podstawowe warianty: (a) monolityczny tandem 2-terminalowy, gdzie wymagana jest zgodność prądowa (current matching) i wspólne sterowanie MPPT, oraz (b) tandem 4-terminalowy, gdzie

złącza pracują niezależnie kosztem dodatkowych warstw optycznych i przekształtników. Oba warianty inaczej rozkładają ryzyka materiałowe i systemowe (np. wrażliwość na degradację górnego złącza). Barierą dla komercjalizacji perowskitów nie jest pojedynczy mechanizm, lecz suma procesów degradacyjnych sprzężonych z mikrostrukturą (granice ziaren, fazy wtórne), transportem jonów oraz wrażliwością na bodźce środowiskowe. Przeglądy dotyczące niezawodności wskazują, że stabilność operacyjna wymaga jednoczesnej kontroli wilgoci, tlenu, UV, temperatury oraz stabilności interfejsów transportowych (Baumann i in., 2024). Kluczowym zjawiskiem jest migracja jonów (np. halogenków i kationów) powodująca histerezę, lokalne przegrzewanie i degradację kontaktów; jej ograniczanie wymaga inżynierii materiału i interfejsów, a nie wyłącznie „lepszego enkapsulantu" (Zai i in., 2022). Z perspektywy efektywności w cyklu życia szczególnie istotna jest specyfika tandemu 2-terminalowego: ponieważ złącza są połączone szeregowo, degradacja jednego z nich ogranicza prąd całego układu. Praktyczny wniosek jest taki, że stabilność górnego złącza perowskitowego staje się parametrem krytycznym dla energii końcowej, nawet jeśli krzemowa część tandemu pozostaje stabilna. Z tego powodu w ocenach technologicznych postuluje się stosowanie metryk stabilności opartych o śledzenie MPP (MPP tracking) oraz raportowanie czasu do spadku do poziomu T80/T90 w warunkach zdefiniowanych stresorów, a także rozdzielenie degradacji absorbera od degradacji interfejsów i elektrod (Baumann i in., 2024; Zai i in., 2022). W technologiach cienkowarstwowych i tandemowych krytycznym obszarem jest inżynieria interfejsów, w tym warstw kontaktowych i elektrod. Ich mikrogeometria (topografia/chropowatość) wpływa jednocześnie na sprzężenie optyczne (rozpraszanie i wydłużenie drogi optycznej, a więc efektywną absorpcję) oraz na parametry elektryczne (rzeczywista powierzchnia kontaktu, lokalne zagęszczenie prądu, opór kontaktowy i szeregowy). W konsekwencji kontrola topografii warstw metalicznych jest parametrem projektowym, a nie jedynie „efektem ubocznym" procesu. Przykładowe obrazy topografii AFM (2D/3D) cienkich warstw Cu o różnych grubościach, ilustrujące skalę zmian chropowatości istotną w projektowaniu warstw kontaktowych PV, przedstawiono na rysunku 5.



Rysunek 5. Przykładowe obrazy topografii (AFM 2D/3D) cienkich warstw miedzi o różnych grubościach – ilustracja roli chropowatości w inżynierii warstw kontaktowych PV

Źródło: Grudniewski, Michaluk, 2023.

Mikrostruktura, parametry elektryczne: rekombinacja, rezystywność i straty dopasowania

Relacja między mikrostrukturą a sprawnością ma charakter przyczynowy: defekty (objętościowe i powierzchniowe) determinują rekombinację, która ogranicza V_OC; transport i geometria kontaktów determinują R_S i FF; a jednorodność optyczno-elektryczna determinuje straty dopasowania (mismatch) na poziomie modułu i stringu. W krzemie zasadniczym celem jest minimalizacja rekombinacji powierzchniowej przez pasywację oraz ograniczenie rekombinacji przy kontaktach poprzez kontakty selektywne (Battaglia i in., 2016; Glunz i in., 2023).

W cienkich warstwach i perowskitach duży udział granic ziaren oznacza, że „jakość ziarna" i chemia granic są częścią projektu urządzenia (Ramanujam, Singh, 2020; Stanbery, 2022; Zai i in., 2022). Warto przy tym pamiętać, że V_OC jest parametrem logarytmicznym względem prądu nasycenia: niewielka redukcja rekombinacji (spadek J_0) może dać mierzalny zysk napięcia, ale jednocześnie poprawa V_OC może być „utracona" przez wzrost R_S i spadek FF. Z tego powodu rozwój architektur PV jest zadaniem wielokryterialnym: poprawa jednego parametru powinna być weryfikowana na poziomie całej charakterystyki I-V oraz na poziomie modułu. Z inżynierskiego punktu widzenia użyteczne jest rozdzielenie trzech klas strat, które można przypisać do konkretnych decyzji projektowych:

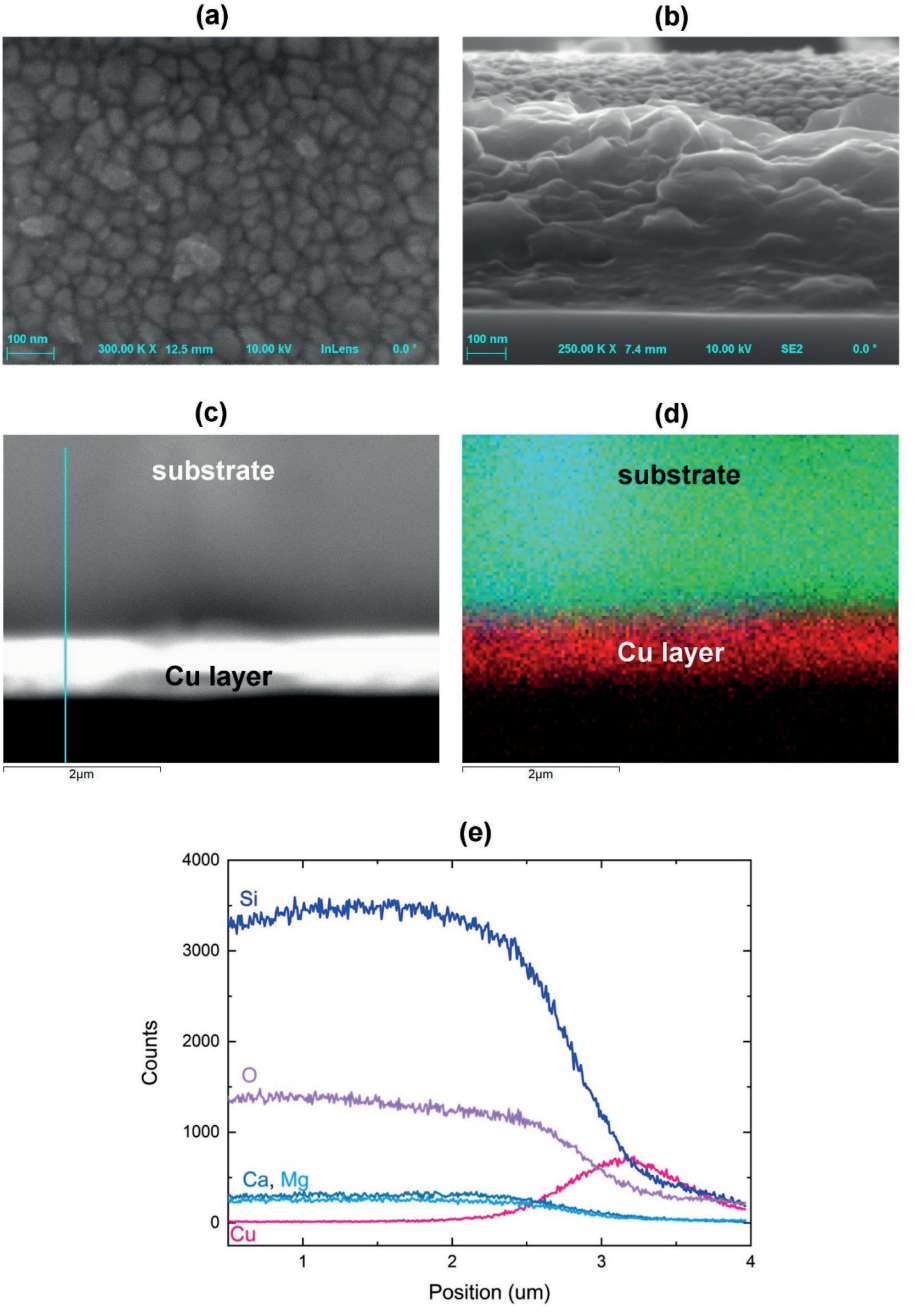
- Straty optyczne – odbicie, niedopasowanie spektralne, absorpcja pasożytnicza w TCO/enkapsulancie; ograniczane przez tekstury, powłoki ARC i optykę modułu.
- Straty rekombinacyjne – defekty objętościowe i powierzchniowe, rekombinacja w kontakcie metal/Si; ograniczane przez pasywację i kontakty selektywne (Glunz i in., 2023; Hoex i in., 2008).
- Straty rezystywne i dopasowania – R_S w metalizacji i warstwach, nierównomierne nagrzewanie, zacienienie i rozrzut parametrów ogniw; ograniczane przez projekt ścieżek prądowych, bypassy i kontrolę procesu.

Takie rozbicie ma praktyczne konsekwencje dla diagnostyki: straty optyczne ujawniają się przez spadek J_SC, straty rekombinacyjne – przez spadek V_OC, a straty rezystywne – przez spadek FF i zmianę kształtu krzywej w pobliżu MPP.

W praktyce projektowania PV (szczególnie w architekturach cienkowarstwowych) metalizacja/elektroda pełni rolę jednocześnie elektryczną (transport prądu) i materiałowo-mechaniczną (integralność interfejsu). Oznacza to konieczność równoległej kontroli procesu wytwarzania oraz metrologii strukturalnej i elektrycznej, ponieważ mikrostruktura i topografia warstwy determinują parametry R_S i FF, a tym samym sprawność. Weryfikację jednorodności oraz jakości adhezji warstw Cu uzyskanych metodą napylania (magnetron) można

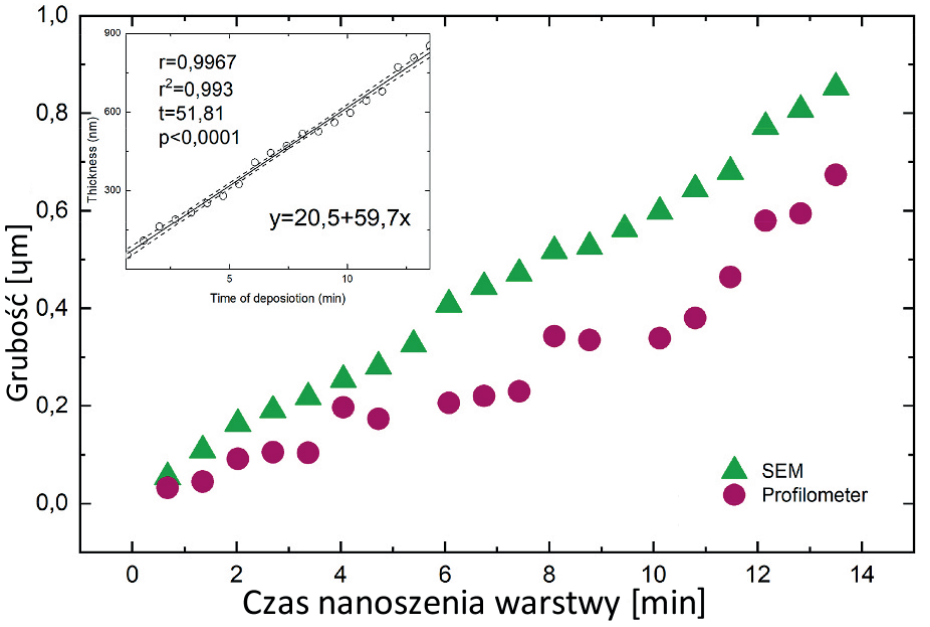
prowadzić z wykorzystaniem obrazowania SEM oraz analizy składu EDS, co pozwala potwierdzić ciągłość warstwy i brak niepożądanych zmian składu (rysunek 6). Z punktu widzenia sterowalności procesu istotne jest, że grubość warstwy może być wprost kontrolowana przez czas osadzania; zależność grubości od czasu stanowi praktyczną „charakterystykę nastaw" umożliwiającą dobór minimalnej grubości do wymagań elektrycznych (rysunek 7). Jednocześnie obserwuje się przewidywalną zależność chropowatości od grubości filmu: dla badanych warstw Cu chropowatość średnia Ra rośnie niemal liniowo wraz ze wzrostem grubości (silna korelacja $r \approx 0{,}97$), co w praktyce oznacza możliwość regulacji topografii poprzez dobór grubości i reżimu wzrostu (rysunek 8). Z punktu widzenia mikrostruktury można wyróżnić kolejne etapy wzrostu (reżim wyspowy → zagęszczanie → wzrost ziaren), które determinują jednocześnie chropowatość oraz późniejsze własności transportowe. Bezpośrednim przełożeniem mikrostruktury na parametry elektryczne jest zależność rezystywności od grubości: wraz ze wzrostem grubości obserwuje się spadek rezystywności (a więc potencjalnie spadek strat I^2R i R_S), przy czym powyżej pewnego progu korzyści z dalszego pogrubiania stają się malejące (rysunek 9). W praktyce tworzy to kryterium optymalizacji „minimalna grubość – minimalne zużycie metalu" przy zachowaniu wymaganej przewodności i stabilności.

Powyższe wyniki stanowią przykład, w jaki sposób decyzje na poziomie technologii warstwowej (proces, grubość, topografia) materializują się w parametrach elektrycznych, które następnie determinują sprawność i niezawodność modułu – zgodnie z omawianym w tym podrozdziale łańcuchem zależności.

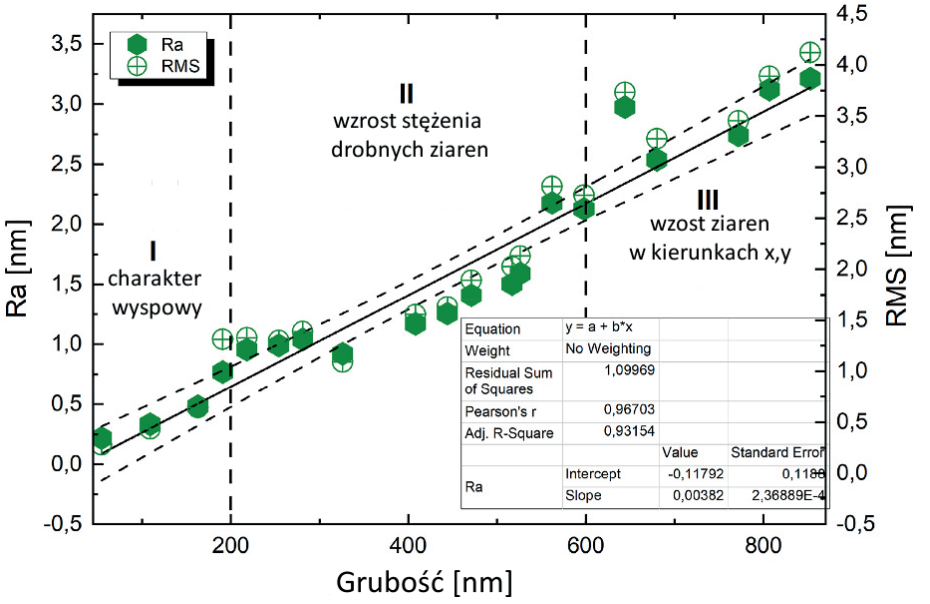


Rysunek 6. SEM/EDS: jednorodność, adhezja, weryfikacja warstwy (mikrostruktura i jakość powłoki)

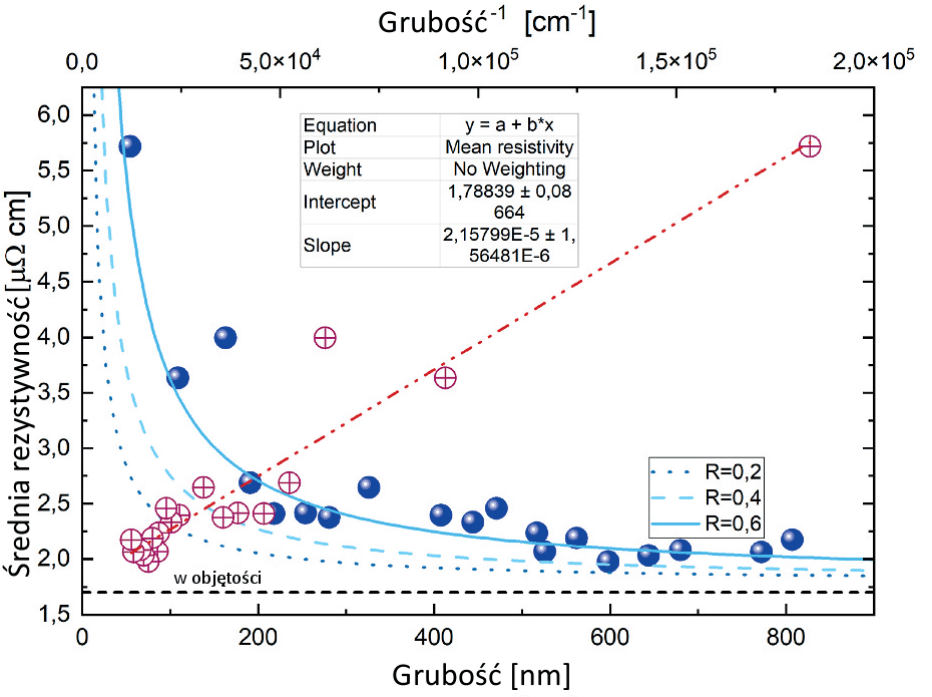
Źródło: opracowanie własne.



Rysunek 7. Zależności grubości warstwy Cu od czasu napylania, uzyskane na podstawie pomiarów profilometrem stykowym oraz SEM
Źródło: opracowanie własne.



Rysunek 8. Zależność chropowatości od grubości warstwy miedzi
Źródło: opracowanie własne.



Rysunek 9. Zależność oporu od grubości oraz odwrotności grubości dla otrzymanych warstw miedzi

Źródło: opracowanie własne.

Degradacja i niezawodność: mechanizmy, diagnostyka, wpływ na uzysk

Degradacja PV jest problemem wieloskalowym: zaczyna się od zjawisk atomowych, przechodzi przez zmiany mikrostruktury, a kończy na spadku mocy i zwiększeniu ryzyka awarii systemowej. Analizy terenowe wskazują, że typowe roczne tempo degradacji ma rozkład zależny od technologii i klimatu (Jordan, Kurtz, 2013). W praktyce eksploatacyjnej obserwuje się często trzy etapy: fazę początkowej stabilizacji (pierwsze miesiące/lata), fazę „prawie liniową" oraz fazę przyspieszoną (wear-out), której wystąpienie zależy od stresorów i jakości komponentów (Lindig i in., 2018; Aghaei i in., 2022). Sposób estymacji RD nie jest neutralny: wybór metryki (P_MPP, PR, kWh/kWp) oraz filtracji danych może istotnie zmienić wynik (Phinikarides i in., 2014). Przeglądy metodologii pokazują, że regresja liniowa jest najczęściej stosowana, lecz

może być obciążona sezonowością; dlatego w praktyce stosuje się metody dekompozycji sezonowej i modele statystyczne (Phinikarides i in., 2014). W ujęciu komponentowym moduł PV jest strukturą wielowarstwową, a „najsłabsze ogniwo" często leży poza absorberem. Kompleksowe przeglądy niezawodności porządkują zjawiska według stresorów i komponentów modułu, co ułatwia mapowanie mechanizmów na działania ograniczające (Aghaei i in., 2022). Przykładowe mechanizmy degradacji PV, uporządkowane według poziomu struktury, dominujących stresorów oraz charakterystycznych objawów w danych eksploatacyjnych, zestawiono w tabeli 2.

Tabela 2. Przykładowe mechanizmy degradacji PV i ich „podpis" diagnostyczny

Mechanizm	Poziom (ogniwo/ moduł/ system)	Dominujący stresor	Typowy objaw w danych	Kierunki ograniczania
LID (np. defekty B-O w c-Si)	ogniwo	światło (inicjacja)	spadek V_OC/FF po uruchomieniu	dobór wafli, procedury regeneracji, warstwy pasywujące (Lindroos i Savin, 2016)
LeTID (PERC i pochodne)	ogniwo/ moduł	światło + podwyższona T	opóźniony spadek P_MPP, często nieliniowy	kontrola procesów, stabilizacja, dobór materiałów (Chen i in., 2021)
PID (polaryzacja, migracja jonów Na^+)	moduł/ string	wysokie napięcie względem ziemi, wilgoć	spadek R_SH, spadek mocy, asymetria w I-V	dobór szkła/enkapsulantu, uziemienie, konstrukcja systemu (Luo i in., 2017)
Degradacja enkapsulantu EVA	moduł	UV + T + wilgoć	spadek J_SC (żółknięcie), wzrost strat optycznych	materiały o lepszej stabilności, bariery UV, kontrola procesu laminacji (de Oliveira i in., 2018)
Mikropęknięcia i pęknięcia ogniw	moduł/ system	obciążenia mechaniczne, cykle termiczne	lokalna utrata pola czynnego, hot-spot, spadek prądu	projekt mechaniczny, kontrola transportu/montażu, diagnostyka EL/IRT (Dhimish i in., 2017)
Modelowanie degradacji (statystyczne/ analityczne)	system	—	różne trajektorie spadku PR/P_MPP	dobór modelu RD, niepewność, wykrywanie zmian reżimu (Lindig i in., 2018)

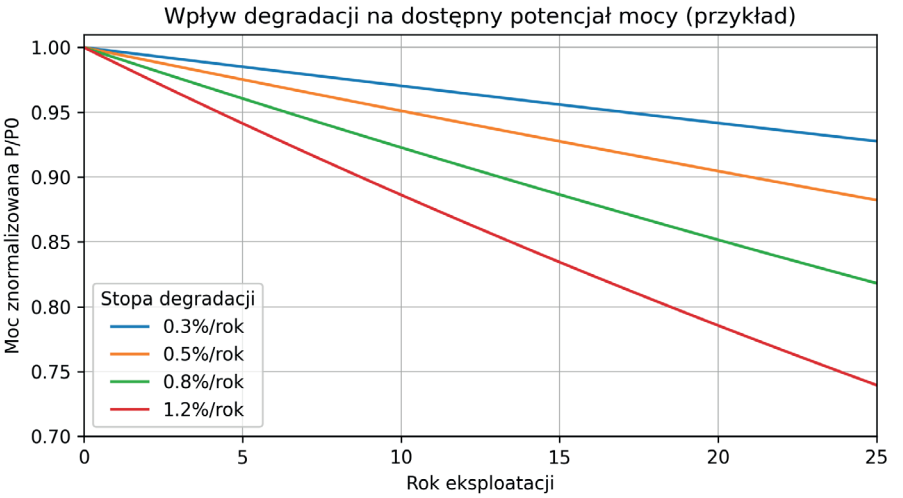
Źródło: Jordan, Kurtz, 2013; Lindig i in., 2018; Aghaei i in., 2022; Lindroos, Savin, 2016; Chen i in., 2021; Phinikarides i in., 2014; Luo i in., 2017; de Oliveira i in., 2018; Dhimish i in., 2017.

Minimalny zestaw diagnostyczny, który pozwala odróżnić degradację „ogniwową" od „modułowej", obejmuje zwykle:

- okresowe pomiary krzywych I-V i estymację parametrów R_S/R_SH (identyfikacja strat rezystywnych i bocznikujących),
- analizę trendu PR w danych SCADA z korekcją sezonowości (wykrywanie zmiany reżimu) (Lindig i in., 2018; Phinikarides i in., 2014),
- pomiary rezystancji izolacji i kontrolę uziemienia (ryzyko PID i bezpieczeństwo) (Aghaei i in., 2022; Luo i in., 2017),
- inspekcję termiczną/elektryczną w celu lokalizacji hot-spotów i defektów połączeń (kontrola jakości i serwis) (Aghaei i in., 2022; Dhimish i in., 2017).

Do degradacji „ogniwowej" zalicza się m.in. LID i LeTID, które ujawniają się jako spadki V_OC/FF i mają znaczenie w pierwszych latach pracy (Lindroos, Savin, 2016; Chen i in., 2021). Do degradacji silnie zależnej od systemu zalicza się PID, powiązane z napięciem względem ziemi i warunkami wilgotnościowymi (Luo i in., 2017).

Na poziomie pakietu modułu degradacja enkapsulantu EVA wpływa na bilans optyczny i może katalizować korozję połączeń (de Oliveira i in., 2018). Uszkodzenia mechaniczne (mikropęknięcia) zwiększają rozrzut parametrów i straty mismatch; studia przypadków wskazują na ich potencjalnie opóźnione skutki (Dhimish i in., 2017). Skalę wpływu nawet niewielkich różnic rocznego tempa degradacji na dostępny potencjał mocy/energii w horyzoncie wieloletnim (np. 25 lat) syntetycznie ilustruje rysunek 10.



Rysunek 10. Ilustracja wpływu rocznego tempa degradacji na dostępny potencjał mocy w horyzoncie 25 lat (model wykładniczy)
Źródło: opracowanie własne.

W praktyce rynkowej często stosuje się krzywe gwarancyjne typu „step-down" (np. szybki spadek w pierwszym roku i następnie stałe RD). Z punktu widzenia modelowania energii ważne jest, aby nie mieszać gwarancji (warunek minimalny) z oczekiwanym RD (wartość średnia/mediana) oraz aby uwzględnić niepewność estymacji (Jordan i Kurtz,2013; Phinikarides i in., 2014). To rozróżnienie ma konsekwencje dla decyzji o przewymiarowaniu DC, planu serwisowego oraz dla porównywania technologii (np. n-type vs p-type) w ujęciu LCOE. Modele degradacji można traktować jako warstwę decyzyjną: przy projektowaniu i finansowaniu potrzebny jest model prosty, ale w eksploatacji potrzebny jest model zdolny do wykrywania zmian reżimu. Przeglądy modeli statystycznych i analitycznych podkreślają rolę identyfikacji punktów zmiany (change points) oraz rozdzielenia wpływu klimatu od zmian stanu technicznego instalacji (Lindig i in., 2018).

Magazynowanie energii – kontekst systemowy dla efektywności PV

Włączenie magazynowania energii do systemu PV nie zwiększa sprawności konwersji promieniowania na DC, ale może zwiększyć efektywność wykorzystania energii w sensie systemowym: redukuje odcięcia, podnosi autokonsumpcję oraz umożliwia pracę w trybach wspierających sieć. Z perspektywy inżynierskiej PV+BESS jest układem z dodatkowymi stratami, więc bilans zysku zależy od profilu obciążenia i strategii sterowania.

Przeglądy sprzęgania małych magazynów z generacją PV wskazują na ograniczenia ekonomiczne, regulacyjne oraz społeczne/behawioralne (Gomes i in., 2020). Magazyn nie „naprawia" degradacji PV, ale może maskować spadek mocy chwilowej; w modelach efektywności należy więc rozdzielić degradację generatora od degradacji magazynu.

Wnioski cząstkowe

Analiza technologii PV przez pryzmat efektywności wymaga jednoczesnego ujęcia architektury ogniwa, materiału i mikrostruktury oraz trwałości w czasie. Technologie krzemowe (PERC/HJT/TOPCon) realizują wzrost sprawności głównie poprzez pasywację i kontakty selektywne (Battaglia i in., 2016; Liu i in., 2020; Green, 2015; Glunz i in., 2023; Reichel i in., 2015; Hoex i in., 2008), natomiast perowskity i tandemy oferują potencjał przekroczenia ograniczeń jednozłączowych kosztem złożonej stabilności materiałowej (Akhil i in., 2021; Baumann i in., 2024; Zai i in., 2022; Kojima i in., 2009; Lee i in., 2012).

W ujęciu systemowym efektywność PV jest wypadkową sprawności chwilowej i niezawodności; mechanizmy degradacji powinny być traktowane jako parametry projektowe (Jordan i Kurtz, 2013; Lindig i in., 2018; Aghaei i in., 2022; Lindroos, Savin, 2016; Chen i in., 2021; Phinikarides i in., 2014; Luo i in., 2017; de Oliveira i in., 2018; Dhimish i in., 2017). Magazynowanie energii stanowi kontekst zwiększający użyteczność energii z PV, lecz wprowadza własne straty; decyzja o integracji BESS powinna wynikać z bilansu energetyczno-ekonomicznego (Gomes i in., 2020).

Uwagi integracyjne i rekomendacje dla oceny efektywności w cyklu życia

W kontekście szybkiego rozwoju technologii (zwłaszcza tandemów perowskit/Si) rośnie znaczenie metryk, które łączą sprawność z trwałością. W układach tandemowych 2-terminalowych prąd jest ograniczany przez najsłabsze złącze, więc nawet częściowa degradacja warstwy perowskitowej obniża energię całego generatora. Z tego powodu w literaturze podkreśla się konieczność raportowania stabilności w warunkach zbliżonych do eksploatacyjnych: śledzenie MPP (MPP tracking), raportowanie czasu do spadku do T80/T90 oraz jawne opisanie stresorów (T, RH, UV, bias) i architektury urządzenia (Baumann i in., 2024; Zai i in., 2022). Z perspektywy wdrożeniowej „efektywność" PV powinna być liczona jako funkcja dwóch zmiennych projektowych: sprawności początkowej i ryzyka degradacji. Przeglądy niezawodności wskazują, że wiele mechanizmów degradacyjnych jest silnie zależnych od integracji modułu i systemu (np. PID zależne od konfiguracji uziemienia i napięcia stringu), co oznacza, że decyzje elektryczne i materiałowe nie mogą być podejmowane niezależnie (Aghaei i in., 2022; Luo i in., 2017). Analogicznie, uszkodzenia mechaniczne (mikropęknięcia) często nie są widoczne w krótkoterminowej weryfikacji STC, ale ujawniają się w długim horyzoncie przez wzrost rozrzutu parametrów i strat mismatch (Dhimish i in., 2017). Wniosek praktyczny: ocena technologii PV powinna zawierać nie tylko średnią degradację, ale też wskaźniki rozrzutu i podatności na zdarzenia skokowe (Jordan i Kurtz, 2013; Aghaei i in., 2022). Od strony metodycznej rekomendowane jest ujednolicenie sposobu raportowania parametrów wejściowych do modeli energetycznych i finansowych. Badania metodyk wyznaczania RD pokazują, że różnice w filtracji danych i w modelu statystycznym potrafią generować rozbieżności porównywalne z różnicami między technologiami (Phinikarides i in., 2014). Z kolei przeglądy modeli degradacji akcentują potrzebę wykrywania zmiany reżimu (change points) oraz rozdzielenia wpływu zmienności klimatu od zmian stanu technicznego (Lindig i in., 2018).

W ujęciu praktycznym minimalny pakiet danych/parametrów, który umożliwia porównywanie technologii PV „uczciwie", obejmuje:

- sprawność PCE w STC oraz charakterystykę temperaturową (γ_P, γ_VOC) i niskonatężeniową (low-light) – jako determinanta uzysku (Battaglia i in., 2016; Liu i in., 2020),
- metodykę wyznaczania RD (metrika, okno czasowe, filtracja sezonowości) oraz niepewność estymacji (Jordan, Kurtz, 2013; Phinikarides i in., 2014),
- wyniki badań niezawodności i identyfikację dominujących mechanizmów degradacji dla danej architektury modułu/systemu (Aghaei i in., 2022),
- założenia modelu degradacji użytego w prognozach (liniowy/wykładniczy/statystyczny) oraz kryteria wykrywania zmian reżimu (Lindig i in., 2018).

Na etapie integracji systemowej warto również uwzględnić sprzężenie między profilem pracy PV a strategiami sterowania (np. ograniczanie eksportu, praca z magazynem). Sterowanie może zmieniać obciążenie termiczne modułów (częstsza praca w okolicach MPP vs. celowe ograniczanie mocy), a temperatura jest jednym z kluczowych stresorów degradacji materiałów i połączeń (Aghaei i in., 2022). W układach PV+BESS degradacja generatora obniża dostępny prąd ładowania i zmienia optymalną strategię cyklowania, natomiast starzenie magazynu zmienia efektywną sprawność i opłacalność przesuwania energii w czasie (Gomes i in., 2020). Z perspektywy modelowania oznacza to potrzebę propagacji niepewności RD PV do analiz sterowania i ekonomiki, zgodnie z podejściem akcentowanym w przeglądach modeli degradacji (Lindig i in., 2018).

Punkty krytyczne procesu, kwalifikacji i monitoringu – spojrzenie inżynierskie

Technologie o wysokiej sprawności są z natury „czułe" na szczegóły procesu, ponieważ pracują bliżej ograniczeń narzuconych przez rekombinację i straty kontaktowe. W PERC krytyczne są: jakość pasywacji tylnej strony i geometria kontaktów lokalnych, które muszą

równoważyć rekombinację kontaktową i rezystancję szeregową (Green, 2015). W HJT wąskim gardłem jest interfejs a-Si:H/c-Si oraz właściwości TCO (opór warstwy vs. absorpcja pasożytnicza), a w TOPCon – jednorodność tlenku tunelowego i właściwości poli-Si, które determinują selektywność kontaktu (Liu i in., 2020; Glunz i in., 2023; Reichel i in., 2015). W praktyce przemysłowej oznacza to potrzebę zarządzania „oknem procesowym" (process window) i ograniczania kontaminacji, ponieważ niewielkie zmiany w mikrostrukturze interfejsu przekładają się na zmianę J0 i FF (Battaglia i in., 2016; Glunz i in., 2023; Hoex i in., 2008).

Przykładowe parametry/obszary, które warto traktować jako krytyczne punkty kontroli (CTQ-critical-to-quality), to:

- grubość i jednorodność warstw pasywujących (np. dielektryki, tlenek tunelowy) oraz ich stabilność termiczna (Glunz i in., 2023; Hoex i in., 2008),
- rezystywność i kontaktowość warstw przewodzących (TCO, metalizacja, połączenia) – wpływ na FF i hotspoty (Liu i in., 2020; Aghaei i in., 2022),
- kontrola rozrzutu parametrów ogniw (binning) i równomierności laminacji – wpływ na mismatch i rozkład temperatury (Aghaei i in., 2022; Dhimish i in., 2017),
- kontrola wilgotności/UV i dobór polimerów (EVA, backsheet) – wpływ na straty optyczne i izolację (Aghaei i in., 2022; de Oliveira i in., 2018).

Kwalifikacja technologii i modułów wymaga weryfikacji zarówno parametrów początkowych, jak i odporności na stresory. Przeglądy niezawodności podkreślają, że testy przyspieszone (temperatura/wilgotność, cykle termiczne, obciążenia mechaniczne) są użyteczne, ale ich interpretacja musi uwzględniać synergię stresorów i specyfikę materiałów (np. degradację polimerów pod wpływem UV i wilgoci) (Aghaei i in., 2022; de Oliveira i in., 2018). W inżynierii systemowej oznacza to, że decyzja o technologii PV powinna być oparta na profilu ryzyka dla danego klimatu i sposobu montażu, a nie wyłącznie na sprawności STC.

Ostatnim elementem „efektywności" jest monitoring: nawet najlepsza technologia będzie generować straty, jeśli degradacja nie zostanie wykryta i ograniczona operacyjnie. Metodyki wyznaczania RD wskazują, że dane z monitoringu wymagają korekcji sezonowości i kontroli jakości, inaczej trend PR może być zdominowany przez zmienność meteorologiczną (Phinikarides i in., 2014). Z kolei przeglądy modeli degradacji sugerują łączenie modeli prostych (do prognoz) z algorytmami wykrywania punktów zmiany (do eksploatacji), co pozwala odróżnić powolną degradację od zdarzeń skokowych (np. awarie połączeń, PID) (Lindig i in., 2018).

Z perspektywy operatora instalacji sensowne jest utrzymywanie zestawu wskaźników (KPI), które łączą poziom DC i AC, np.:

- PR i jego trend po korekcji sezonowości (wykrywanie zmian reżimu) (Lindig i in., 2018; Phinikarides i in., 2014),
- rozrzut prądów/napięć na poziomie stringów i MPPT (wczesna identyfikacja mismatch i defektów lokalnych) (Aghaei i in., 2022; Dhimish i in., 2017),
- częstość i energia obcięć (clipping) oraz odcięć eksportu – jako miara dopasowania DC/AC i sterowania (Jordan, Kurtz, 2013; Lindig i in., 2018),
- zdarzenia alarmowe izolacji/uziemień – jako wskaźnik ryzyk bezpieczeństwa i PID (Aghaei i in., 2022; Luo i in., 2017).

Podsumowując część integracyjną: w projektowaniu instalacji PV „efektywność" jest optimum w przestrzeni trzech zmiennych – sprawności początkowej, niezawodności i kosztu. Jeżeli technologia daje wyższą moc początkową, ale wymaga węższego okna procesowego lub jest bardziej wrażliwa na stresory (wilgoć, UV, wysokie napięcie, obciążenia mechaniczne), to w praktyce może wymagać większych nakładów na kontrolę jakości, lepszych materiałów enkapsulacji oraz bardziej konserwatywnego projektu elektrycznego (np. krótsze stringi, większy margines dla V_OC w niskich temperaturach) (Jordan, Kurtz, 2013; Aghaei i in., 2022; de Oliveira i in., 2018). Z drugiej strony poprawnie zaprojektowane zabezpieczenia i monitoring mogą ograniczyć skutki mechanizmów systemowych, takich jak PID, jeszcze zanim dojdzie do

trwałego spadku mocy (Lindig i in., 2018; Luo i in., 2017). Takie podejście przesuwa ocenę PV z poziomu pojedynczej liczby η(STC) na poziom zarządzania ryzykiem energetycznym w całym cyklu życia instalacji.

Uzupełniająco warto raportować warunki brzegowe instalacji, ponieważ te same moduły mogą degradować inaczej w zależności od: sposobu montażu (wentylacja tylna), zabrudzenia i czyszczenia, poziomu napięć w stringu oraz lokalnego profilu UV i wilgotności. Bez takiej metryki kontekstowej porównywanie RD lub PR między projektami może prowadzić do błędnych wniosków o „lepszej" technologii (Aghaei i in., 2022; Phinikarides i in., 2014).

2.5. AI w energetyce i PV: metody, dane, zastosowania

Kontekst bezpieczeństwa systemu i rola AI

AI rozumiem jako zbiór metod sztucznej inteligencji (AI) i uczenia maszynowego (ML), które wspierają decyzje operacyjne i inwestycyjne w energetyce. W energetyce AI nie jest celem samym w sobie. AI jest narzędziem do podniesienia niezawodności, elastyczności i odporności systemu elektroenergetycznego. Punkt odniesienia stanowi blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku. W ujęciu technicznym był to przykład sytuacji, w której wysoki udział źródeł niesterowalnych oraz niska inercja systemu zwiększają wrażliwość na zaburzenia bilansu mocy. W ujęciu organizacyjnym był to test dla koordynacji operatorów, automatyki zabezpieczeniowej i gotowości do pracy wyspowej. W ujęciu strategicznym zdarzenie wzmacnia argument na rzecz magazynów energii w skali GWh oraz algorytmów, które potrafią te zasoby szybko uruchamiać i bezpiecznie integrować z siecią (Grudniewski, 2025).

Celem rozdziału jest uporządkowanie metod AI dla systemów elektroenergetycznych z rosnącym udziałem PV. Zakres obejmuje cztery klasy zadań: prognozowanie, optymalizację, sterowanie i diagnostykę. Wątek przewodni stanowi redukcja ryzyka blackoutu poprzez poprawę sytuacji częstotliwościowo-napięciowej, skrócenie czasu lokalizacji zakłóceń oraz lepsze zarządzanie rezerwą i magazynami. Transformacja energetyczna przesuwa środek ciężkości z bezpieczeństwa

paliw na bezpieczeństwo pracy systemu. W systemach o dużym udziale PV rośnie zmienność generacji i niepewność krótkoterminowa. Rośnie też znaczenie sterowania po stronie odbioru i magazynowania. W tej konfiguracji blackout staje się ryzykiem systemowym, a nie incydentem lokalnym (Panteli, Mancarella, 2015; Carreras i in., 2021). Kluczowy problem techniczny to spadek inercji i pogorszenie odpowiedzi częstotliwościowej. W systemach niskoinercyjnych narastanie odchyłki częstotliwości jest szybsze, a czas na reakcję krótszy. Zwiększa się rola automatyki szybkiej i sterowania inwerterowego. W literaturze podkreśla się, że wymaga to nowych strategii regulacji częstotliwości i napięcia oraz lepszego szacowania aktualnej inercji systemu (Milano i in., 2018; Fernández-Guillamón i in., 2019). Zdarzenia blackoutowe często rozwijają się kaskadowo. Mechanizm kaskady łączy zjawiska fizyczne (przeciążenia, spadki napięć, odłączenia) z logiką zabezpieczeń i ograniczeniami komunikacji. Ryzyko rośnie przy wysokim udziale generacji zależnej od pogody oraz przy ograniczonych możliwościach redystrybucji mocy między obszarami (Carreras i in., 2021). Przykład „bariery 50,2 Hz" pokazuje, że masowe zachowanie inwerterów może stać się czynnikiem systemowym. Pierwotne progi odłączania części instalacji PV w Niemczech mogły w skrajnym wariancie prowadzić do jednoczesnej utraty znacznej mocy. Wniosek jest jednoznaczny. Parametry i logika pracy urządzeń rozproszonych muszą być projektowane w odniesieniu do stabilności całego systemu, a nie tylko lokalnych kryteriów ochrony (Grudniewski, 2025).

AI jest odpowiedzią na tę złożoność, ale nie zastępuje klasycznej inżynierii systemowej. Algorytmy AI są użyteczne tam, gdzie dostępne są dane, gdzie występuje nieliniowość oraz gdzie potrzebna jest szybka decyzja. Przeglądy literatury wskazują na rosnące wykorzystanie AI w stabilności, ochronie i sterowaniu systemu (Alhamrouni i in., 2024).

Dane: źródła, jakość i inżynieria danych

AI w energetyce jest ograniczone przez dane. To jest pierwsza reguła operacjonalizacji. Model bez wiarygodnych danych wytwarza pozorną informację i może pogorszyć bezpieczeństwo pracy systemu.

Źródła danych dla AI w energetyce i PV można uporządkować w cztery warstwy. Warstwa 1 to pomiary i telemetria urządzeń: falowniki PV, stacje elektroenergetyczne, magazyny, zabezpieczenia, układy regulacji. Warstwa 2 to dane systemowe: SCADA/EMS, przebiegi PMU, rejestratory zakłóceń, bilanse węzłowe. Warstwa 3 to dane środowiskowe: meteorologia, chmury, promieniowanie, temperatura modułów, albedo. Warstwa 4 to dane kontekstowe: plany pracy, ograniczenia sieciowe, ceny, sygnały elastyczności, a także dane o incydentach i awariach. W praktyce dane mają trzy typowe wady. Po pierwsze, występują braki i niespójności czasowe. Po drugie, rozdzielczość jest niejednorodna (sekundy, minuty, godziny). Po trzecie, dane są częściowo nieobserwowalne lub obciążone błędem pomiarowym. Z tego powodu walidacja i estymacja stanu są równie ważne jak sam model predykcyjny (Heylen i in., 2021). W systemach z PV krytyczne są dane o promieniowaniu i zachmurzeniu. Prognozy numeryczne pogody poprawiają horyzont dobowy, ale mają ograniczenia lokalne. Dane obrazowe (satelitarne i sky-imaging) poprawiają horyzont minutowy do godzinowego. Z punktu widzenia operatora istotna jest nie tylko wartość oczekiwana, lecz także niepewność prognozy. To przesuwa praktykę w kierunku prognoz probabilistycznych i scenariuszowych (Yu i in., 2024; Liu i in., 2022).

Kolejny element to dane o inercji i elastyczności. Inercja w systemach niskoinercyjnych jest zmienna i zależna od struktury pracy źródeł. Literatura wskazuje na potrzebę estymacji inercji w czasie rzeczywistym i jej prognozowania. To jest warunek poprawnego doboru rezerw pierwotnych i sterowania częstotliwością (Heylen i in., 2021). Szczególną rolę mają dane o zakłóceniach i awariach. Diagnostyka i uczenie modeli awaryjnych wymagają etykietowania zdarzeń. W energetyce etykiety są kosztowne. Zdarzeń rzadkich jest mało, a konsekwencje są duże. Z tego powodu rośnie znaczenie uczenia bez nadzoru, uczenia samonadzorowanego oraz metod transferu wiedzy między obiektami.

Metody AI: klasy zadań i architektury modeli

Metody AI w energetyce można klasyfikować według celu technicznego. W tej logice wyróżniam: (i) predykcję i estymację, (ii)

optymalizację, (iii) sterowanie, (iv) diagnostykę i ochronę. W każdym przypadku kluczowe jest powiązanie modelu z ograniczeniami fizycznymi i bezpieczeństwem operacyjnym.

W predykcji dominują modele nadzorowane. Stosuje się regresję, drzewa, metody zespołowe oraz sieci neuronowe. Dla szeregów czasowych PV szczególnie istotne są RNN/LSTM oraz hybrydy CNN-LSTM. Sieci te dobrze odwzorowują dynamikę i nieliniowość, ale wymagają ostrożnej walidacji sezonowej (Yu i in., 2024; Wang i in., 2019). W ujęciu przestrzennym rośnie znaczenie grafów. Sieci elektroenergetyczne są grafami. Zależności pogodowe między farmami PV też mają strukturę przestrzenną. Modele GNN pozwalają uczyć korelacje przestrzenno-czasowe i poprawiają prognozy wielomiejscowe (Karimi i in., 2021). W optymalizacji występują dwa światy. Pierwszy to optymalizacja klasyczna: programowanie liniowe, mieszane całkowitoliczbowe, stochastyczne i odporne. Drugi to metaheurystyki i uczenie przez wzmacnianie, które radzą sobie z wysoką złożonością i nieliniowością. Modelowanie optymalizacyjne powinno jednak spełniać reguły dobrej praktyki: jawne założenia, spójne ograniczenia, analiza wrażliwości i możliwość replikacji wyników (DeCarolis i in., 2017). W sterowaniu rośnie rola MPC i RL. MPC daje jawne ograniczenia i możliwość pracy w horyzoncie kroczącym. RL daje adaptację do nieznanego środowiska, ale wnosi ryzyko braku gwarancji bezpieczeństwa. W zastosowaniach krytycznych rosną wymagania dotyczące walidacji, stabilności oraz „safe RL". Przykłady zastosowań RL w regulacji częstotliwości w mikrosieciach pokazują potencjał, ale też duże potrzeby danych i testowania (Wu i in., 2024).

W diagnostyce dominują dwie klasy metod. Pierwsza to wykrywanie anomalii i klasyfikacja uszkodzeń na podstawie sygnałów elektrycznych. Druga to analiza obrazów termowizyjnych i wizualnych modułów PV. Przeglądy wskazują, że rozwój deep learning przyspiesza automatyzację wykrywania usterek. Zyskuje znaczenie połączenie danych z wielu domen (prądy, napięcia, I-V, termowizja, pogoda) (Sepúlveda-Oviedo i in., 2023).

Zastosowania AI w prognozowaniu

Prognozowanie w energetyce jest funkcją bezpieczeństwa. Jest też funkcją ekonomiczną. Bez prognoz operator i agregator utrzymują większe rezerwy, co zwiększa koszt i emisje. Z prognozami mogą przenieść ciężar na elastyczność, magazyny i sterowanie popytem.

W literaturze utrwaliły się trzy horyzonty prognoz PV. Horyzont ultrakrótkoterminowy (sekundy/minuty) wspiera automatyki i VPP. Horyzont krótkoterminowy (minuty/godziny) wspiera bilansowanie i rezerwy. Horyzont dobowy (godziny/dni) wspiera planowanie jednostek i handel. Każdy horyzont wymaga innego źródła informacji i innej metryki jakości (Yu i in., 2024; Liu i in., 2022). Modele deep learning stały się dominującym kierunkiem w prognozowaniu PV. Przeglądy systematyczne wskazują na przewagę DL w odwzorowaniu nieliniowości i zależności sekwencyjnych. W praktyce często stosuje się warianty LSTM, CNN oraz ich hybrydy. Hybryda LSTM-CNN jest przykładem architektury, która łączy cechy czasowe i lokalne wzorce, poprawiając dokładność prognoz PV (Wang i in., 2019). Kolejny trend to prognozowanie przestrzenno-czasowe. W systemach regionalnych zachmurzenie przemieszcza się zgodnie z adwekcją. Sygnały z wielu lokalizacji są skorelowane. Modele grafowe umożliwiają wykorzystanie tej struktury i poprawiają prognozy wielu farm jednocześnie (Karimi i in., 2021). W kontekście blackoutu iberyjskiego szczególne znaczenie ma prognozowanie ekstremów. Operator potrzebuje sygnału ryzyka, a nie tylko średniej prognozy. Sygnał ryzyka obejmuje: prawdopodobieństwo nadpodaży w południe, prawdopodobieństwo stromych ramp oraz prawdopodobieństwo lokalnych ograniczeń sieciowych. To kieruje praktykę w stronę prognoz probabilistycznych oraz prognoz stanów systemowych (np. inercji i marginesu częstotliwościowego) (Heylen i in., 2021; Liu i in., 2022). Prognozowanie inercji jest komponentem szczególnie ważnym w systemach niskoinercyjnych. Inercja jest funkcją udziału mas wirujących oraz pracy źródeł inwerterowych. W ujęciu operacyjnym operator potrzebuje prognozy zdolności do zatrzymania odchyłki częstotliwości po zaburzeniu. Literatura wskazuje na rozwój metod estymacji i prognozowania inercji, co umożliwia adaptacyjny dobór rezerwy częstotliwościowej (Heylen i in., 2021).

Ważnym obszarem jest także prognozowanie popytu i elastyczności. Rosnące nasycenie pompami ciepła, ładowaniem EV i magazynami prosumenckimi zwiększa wariancję profilu. AI umożliwia krótkoterminową predykcję obciążenia oraz predykcję odpowiedzi na sygnały cenowe. To jest warunek skutecznego sterowania popytem w ramach VPP i usług systemowych (Abdelkader i in., 2024).

Zastosowania AI w optymalizacji

Optymalizacja w energetyce obejmuje dwa poziomy. Poziom 1 to optymalizacja inwestycyjna. Poziom 2 to optymalizacja operacyjna. W systemach z PV oba poziomy są silnie sprzężone, bo profil PV determinuje wartość magazynu i elastyczności.

W planowaniu zasobów kluczowe są kryteria wielokryterialne. W praktyce równoważy się koszty, ryzyko niedoboru mocy, ryzyko ograniczeń sieci oraz wymagania emisyjne. W warunkach dużego PV dodatkowym kryterium jest ryzyko przekroczeń częstotliwości i napięcia w okresach nadpodaży. To jest kryterium bezpieczeństwa systemu, które wiąże planowanie z dynamiką systemu (Grudniewski, 2025; Carreras i in., 2021). Rozwiązania PV-magazyn-sieć często wykorzystują hybrydyzację magazynów. Przeglądy magazynowania wskazują, że różne technologie mają różne czasy reakcji i czasy trwania. Magazyn krótki stabilizuje rampy i częstotliwość. Magazyn długi stabilizuje bilans dobowy i wielodniowy. ESP (pompowo-szczytowe) są szczególnie ważne dla skali GWh i usług systemowych, w tym czarny start (Grudniewski, 2025; Luo i in., 2015).

Literatura pokazuje rosnącą liczbę prac o optymalizacji pracy i doboru ESP z PV. Wielokryterialne modele planowania i pracy hybrydy PSPP-PV pozwalają jednocześnie ograniczać straty, poprawiać wykorzystanie PV i podnosić gotowość rezerw. Przykłady modeli planistycznych i operacyjnych pokazują, że integracja PV z magazynem redukuje ryzyko nadpodaży i ogranicza potrzebę redukcji mocy PV (Wang i in., 2024; Castorino i in., 2025).

W praktyce operacyjnej optymalizacja przyjmuje postać harmonogramowania. Harmonogram obejmuje: ładowanie magazynu, generację, rezerwy, ograniczenia sieciowe oraz wymagania usług

systemowych. W systemie iberyjskim kluczowe jest zapewnienie miejsca na absorpcję nadwyżek PV w południe oraz rezerwy na wieczorny wzrost obciążenia. To jest problem „energy shifting" połączony z problemem stabilności częstotliwościowej (Grudniewski, 2025; Fernández-Guillamón i in., 2019). Z punktu widzenia metodyki istotne jest, aby modele optymalizacyjne były audytowalne. Dobre praktyki obejmują jawne ograniczenia, opis źródeł danych, kontrolę jednostek, testy skrajne i analizę wrażliwości. W energetyce model optymalizacyjny jest elementem zarządzania ryzykiem. Nie jest wyłącznie narzędziem obliczeniowym (DeCarolis i in., 2017).

W optymalizacji pracy VPP AI wspiera agregację zasobów rozproszonych. VPP łączą PV, magazyny, odbiory sterowalne i ewentualnie źródła konwencjonalne. Wartość VPP rośnie wraz z możliwością świadczenia usług systemowych i z możliwością pracy w czasie rzeczywistym. Przeglądy rozwoju VPP wskazują na rolę AI w prognozach, wyznaczaniu ofert i reakcji na sygnały systemowe (Abdelkader i in., 2024).

Zastosowania AI w sterowaniu i automatyce systemu

Sterowanie w systemach z wysokim PV przesuwa się od regulacji scentralizowanej do regulacji wielopoziomowej. Poziom nadrzędny obejmuje EMS i decyzje rynkowe. Poziom pośredni obejmuje VPP, DSO i zarządzanie elastycznością. Poziom lokalny obejmuje falowniki, zabezpieczenia i automatykę stacyjną.

Najtrudniejszy obszar sterowania dotyczy częstotliwości. Niska inercja skraca czas reakcji. Potrzebne są usługi szybko działające. Potrzebna jest też koordynacja między rezerwą pierwotną, magazynami i sterowaniem inwerterów (Fernández-Guillamón i in., 2019; Hadavi i in., 2025). W literaturze podkreśla się, że źródła inwerterowe muszą brać udział w stabilizacji. Dotyczy to zarówno funkcji „frequency-watt", jak i zdolności do pracy grid-forming. AI jest tu użyteczne jako warstwa adaptacyjna. Warstwa adaptacyjna dobiera nastawy w zależności od warunków systemowych i prognoz. Jest to szczególnie ważne w sytuacjach, gdy pojedyncza logika odłączania urządzeń może wywołać efekt masowy (Grudniewski, 2025). Sterowanie magazynami w czasie rzeczywistym jest kolejnym obszarem. Magazyn może pełnić funkcję

regulatora częstotliwości i napięcia. Może też pełnić funkcję bilansującą. W systemach z ESP dochodzi aspekt inercji i czarny start. To są funkcje krytyczne dla bezpieczeństwa energetycznego i odbudowy po awarii (Grudniewski, 2025; Papadakis i in., 2023). MPC jest naturalnym kandydatem do sterowania układami PV-magazyn-sieć. MPC umożliwia sterowanie w horyzoncie kroczącym z uwzględnieniem ograniczeń mocy, energii, ramp i warunków sieciowych. MPC dobrze łączy się z prognozami PV i obciążenia. W praktyce wymaga jednak wiarygodnych modeli i dostępu do danych w czasie rzeczywistym.

Uczenie przez wzmacnianie jest alternatywą dla MPC w złożonych środowiskach. RL może uczyć polityki sterowania bez jawnego modelu obiektu. Jednocześnie trudniej jest zapewnić gwarancje bezpieczeństwa. Z tego powodu RL w energetyce bywa wdrażane w architekturach hybrydowych: ograniczenia twarde są egzekwowane przez warstwy bezpieczeństwa, a RL steruje w ramach dopuszczalnego obszaru. Przykłady regulacji częstotliwości w mikrosieciach pokazują, że RL może równoważyć stabilność i koszt, ale wymaga wysokiej jakości danych i rozbudowanych testów (Wu i in., 2024). Istotną klasą zastosowań jest automatyka „self-healing". Self-healing obejmuje: wykrycie uszkodzenia, lokalizację, izolację oraz rekonfigurację i odtworzenie zasilania. W ujęciu dystrybucyjnym oznacza to skrócenie SAIDI/SAIFI i ograniczenie skutków awarii. W ujęciu systemowym oznacza to spowolnienie kaskady i ograniczenie ryzyka blackoutu. Przeglądy wskazują na wykorzystanie agentów, heurystyk i AI w FLISR oraz w re-konfiguracji sieci (Arefifar i in., 2023).

Zastosowania AI w diagnostyce i utrzymaniu PV

Diagnostyka PV ma dwa cele. Cel 1 to bezpieczeństwo pożarowe i elektryczne. Cel 2 to utrzymanie sprawności i ograniczenie strat produkcji. W ujęciu systemowym diagnostyka wpływa na wiarygodność prognoz i na dostępność mocy w sytuacjach krytycznych.

Typowe uszkodzenia w PV obejmują: zacienienia i zabrudzenia, degradację modułów, uszkodzenia bypass, rozwarcia i zwarcia w łańcuchach, błędy MPPT, uszkodzenia izolacji oraz błędy uziemienia. Sygnały diagnostyczne pochodzą z prądów, napięć, temperatury modułów oraz

charakterystyk I-V. Prace badawcze wskazują, że metody oparte na I-V i cechach modelu PV mogą budować skuteczne wektory cech do klasyfikacji usterek (Chen i in., 2017). W obszarze ML stosuje się SVM, lasy losowe, metody ekstremalnego uczenia oraz sieci neuronowe. Model KELM z optymalizacją parametrów jest przykładem podejścia, które łączy szybkie uczenie z dobrą generalizacją i wykorzystuje ograniczoną informację pomiarową (Chen i in., 2017). W praktyce przemysłowej liczy się czas aktualizacji modelu i odporność na zmianę warunków środowiskowych. Deep learning rozszerzył diagnostykę o uczenie reprezentacji. Autoenkodery, CNN i modele sekwencyjne redukują potrzebę ręcznej ekstrakcji cech. W przypadku PV istotna jest także diagnostyka obrazowa: termowizja, obrazy RGB, EL, PL. Rozwiązania deep learning wspierają automatyczne wykrywanie hot-spotów, mikropęknięć i defektów laminatu. Przeglądy bibliometryczne pokazują gwałtowny wzrost publikacji o AI w diagnostyce PV. Wskazują też na kluczowe bariery: brak otwartych danych awaryjnych, zróżnicowanie technologii modułów, wpływ warunków atmosferycznych oraz trudności w tworzeniu etykiet (Sepúlveda-Oviedo i in., 2023). W praktyce oznacza to potrzebę metod, które uczą się na danych nieoznaczonych oraz które potrafią przenosić wiedzę między instalacjami. Przykładem współczesnych rozwiązań jest hybryda SSAE-MLP, która automatyzuje ekstrakcję cech i klasyfikację usterek na danych operacyjnych. Takie podejścia obniżają koszt utrzymania oraz skracają czas detekcji usterek. Jednocześnie wymagają kontroli jakości danych i odporności na zmiany rozkładów (dataset shift) (Bougoffa i in., 2025).

Z perspektywy ryzyka blackoutu diagnostyka PV ma znaczenie pośrednie. Jest to znaczenie przez dostępność i przewidywalność. Jeżeli instalacje PV są źle monitorowane, rośnie błąd prognoz agregatowych. Jeżeli rośnie liczba usterek falowników, rośnie zmienność odpowiedzi na zaburzenia częstotliwościowe. W systemie niskoinercyjnym taki efekt może mieć wymiar systemowy.

Cyberbezpieczeństwo i zaufanie do AI

Digitalizacja energetyki zwiększa powierzchnię ataku. AI opiera się na danych, łączności i oprogramowaniu. To są typowe wektory

zagrożeń cyberfizycznych. Z tego powodu AI musi być projektowane w logice „security-by-design", a nie jako dodatek.

Przeglądy cyberataków na systemy energii wskazują na ryzyko ataków na SCADA/EMS, na automatykę stacyjną, na liczniki oraz na systemy komunikacji. Ryzyko rośnie wraz z integracją zasobów rozproszonych i z użyciem platform chmurowych. Ryzyko dotyczy zarówno dostępności (DoS), jak i integralności danych (fałszywe dane), jak i poufności (Diaba i in., 2024). Dla AI szczególnie niebezpieczne są ataki na dane. Ataki typu data poisoning mogą zniekształcić proces uczenia. Ataki typu evasion mogą wprowadzać model w błędne decyzje w czasie pracy. W energetyce błędna decyzja może oznaczać przeciążenie, utratę synchronizmu lub niepożądaną redukcję generacji. To jest ryzyko bezpieczeństwa systemu, a nie tylko ryzyko IT. Nowsze analizy wskazują na rosnącą presję zagrożeń, w tym ransomware oraz zagrożenia łańcucha dostaw. Energetyka jest celem o wysokiej wartości. Zdarzenia cyfrowe mogą przekładać się na fizyczne przerwy w zasilaniu. W konsekwencji cyberbezpieczeństwo staje się wymiarem bezpieczeństwa energetycznego (Marković, Kovačević, 2026). Operacjonalizacja cyberbezpieczeństwa dla AI obejmuje cztery działania. Działanie 1 to segmentacja i separacja stref sterowania. Działanie 2 to monitoring integralności danych i detekcja anomalii w telemetrii. Działanie 3 to kontrola dostępu i zarządzanie tożsamością dla urządzeń i modeli. Działanie 4 to testy odporności modeli (adversarial testing) oraz procedury awaryjne dla degradacji modelu.

Operacjonalizacja: AI jako warstwa redukcji ryzyka blackoutu (przypadek iberyjski)

Operacjonalizacja oznacza przejście od ogólnych deklaracji do procedur i mierzalnych efektów. Dla case iberyjskiego celem operacyjnym jest redukcja ryzyka kaskady w warunkach wysokiej generacji PV. W praktyce oznacza to skrócenie czasu reakcji oraz zwiększenie zdolności do absorpcji nadwyżek mocy.

Proponuję architekturę w czterech pętlach. Pętla 1 to prognoza PV i obciążenia wraz z niepewnością. Pętla 2 to prognoza stanu systemu: margines częstotliwości, inercja, ryzyko ramp, ryzyko ograniczeń

sieciowych. Pętla 3 to harmonogramowanie zasobów elastyczności: ESP, baterie, DSR, VPP. Pętla 4 to sterowanie w czasie rzeczywistym: korekta setpointów, reakcja na odchyłki, FLISR i rekonfiguracja. W tej architekturze AI pełni trzy role. Rola 1 to „percepcja" systemu poprzez fuzję danych i estymację stanu. Rola 2 to „predykcja" poprzez prognozy i wskaźniki ryzyka. Rola 3 to „decyzja" poprzez wybór sterowań i zasobów w ograniczeniach bezpieczeństwa. W warunkach nadpodaży PV kluczowy jest mechanizm absorpcji. Jeżeli operator dysponuje magazynami w skali GWh, może wykorzystać je do pompowania lub ładowania. Jeżeli nie dysponuje, musi redukować PV lub eksportować. Redukcja PV jest szybka, ale może pogarszać stabilność, jeśli odbywa się gwałtownie i masowo. Eksport jest ograniczony przepustowością połączeń. Wniosek jest praktyczny. Należy łączyć zasoby magazynowe z inteligentnym sterowaniem, które zmniejsza ryzyko skokowych zachowań urządzeń (Grudniewski, 2025; Castorino i in., 2025). Dla ESP ważne są trzy funkcje. Funkcja 1 to bilansowanie energii (shift dobowy). Funkcja 2 to usługi częstotliwościowe (szybka regulacja mocy i inercja). Funkcja 3 to czarny start, czyli zdolność do odbudowy systemu po awarii. W badaniach podkreśla się, że integracja PV z ESP oraz mechanizmy rynkowe dla usług systemowych wzmacniają odporność systemu (Grudniewski, 2025; Papadakis i in., 2023). W wymiarze narzędziowym wdrożenie AI wymaga „pasa bezpieczeństwa". Pas obejmuje: twarde ograniczenia operacyjne, zasady awaryjne, monitoring degradacji modelu i tryb pracy bez AI. To jest analogia do architektury lotniczej. Automatyka wspiera, ale człowiek i zasady bezpieczeństwa pozostają nadrzędne.

Efekt wdrożenia można mierzyć zestawem wskaźników. Wskaźnik 1: błąd prognozy PV i obciążenia (MAE, RMSE, CRPS dla probabilistyki). Wskaźnik 2: czas detekcji i izolacji uszkodzeń (FLISR time). Wskaźnik 3: odchyłki częstotliwości i napięcia w sytuacjach krytycznych (Nadir, RoCoF, czas powrotu). Wskaźnik 4: energia zredukowana (curtailment) oraz energia przesunięta do magazynu. Wskaźnik 5: dostępność łączności i integralność danych dla EMS/SCADA. Wskaźnik 6: odporność na incydenty cyber (MTTD, MTTR i poziom utrzymania funkcji operacyjnej).

Ograniczenia, ryzyka i kierunki dalszych badań

AI ma ograniczenia techniczne i organizacyjne. Ograniczenia techniczne obejmują brak danych awaryjnych, zmienność warunków pracy i nieprzenoszalność modeli między obiektami. Ograniczenia organizacyjne obejmują brak właścicielstwa danych, bariery interoperacyjności i brak kompetencji do utrzymania modeli w cyklu życia.

- Ryzyko numer 1 to „model risk". Model może działać dobrze w danych historycznych, a źle w warunkach skrajnych. W energetyce warunki skrajne są kluczowe. Z tego powodu walidacja musi obejmować stres-testy i scenariusze zbliżone do blackoutu.
- Ryzyko numer 2 to bezpieczeństwo funkcjonalne. Algorytm sterowania musi zapewnić stabilność i nie może naruszać ograniczeń technicznych urządzeń. RL wymaga tu szczególnej ostrożności, bo polityka sterowania może być trudna do wyjaśnienia. W zastosowaniach krytycznych preferowane są architektury hybrydowe oraz formalne ograniczenia bezpieczeństwa (Wu i in., 2024; DeCarolis i in., 2017).
- Ryzyko numer 3 to cyberbezpieczeństwo. Atak na dane lub na model może prowadzić do błędnych decyzji w czasie rzeczywistym. Przeglądy cyberataków na sektor energii pokazują, że jest to ryzyko rosnące i wielowymiarowe (Diaba i in., 2024; Marković, Kovačević, 2026).

Kierunki badań są trzy. Kierunek 1: prognozowanie ryzyka systemowego, a nie tylko mocy PV. Kierunek 2: integracja AI z magazynami wielkoskalowymi, w tym z ESP, w logice usług systemowych. Kierunek 3: zaufanie do AI, rozumiane jako walidacja, cyberodporność i możliwość bezpiecznej degradacji w razie utraty danych.

2.6. Synteza badań i zidentyfikowane luki – uzasadnienie wkładu własnego

Cel syntezy i logika argumentu

Ten podrozdział domyka przegląd literatury. Łączy wątki z podrozdziałów 2.1-2.5. Wyprowadza luki badawcze i konsekwencje

projektowe. BOŚ analizy stanowi zdarzenie krytyczne. Jest nim blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku. Zdarzenie pełni rolę testu brzegowego dla systemu z wysoką generacją PV (Grudniewski, 2025).

Synteza ma charakter inżynierski. Najpierw identyfikuje się mechanizmy fizyczne. Potem dobiera się mierniki. Na końcu definiuje się operacjonalizację w postaci KPI i procedur testowych. Przyjęto trzy kryteria wyboru mierników. Po pierwsze, miernik musi być obserwowalny lub estymowalny. Po drugie, miernik musi być wrażliwy na zmianę warunków granicznych. Po trzecie, miernik musi wskazywać działanie korygujące.

Przyjęto także kryteria identyfikacji luki badawczej. Luka oznacza brak spójnego przejścia od koncepcji bezpieczeństwa do parametrów pracy systemu. Luka oznacza też brak narzędzia, które jest jednocześnie policzalne i wdrażalne. Zakres rozdziału jest zawężony. Obejmuje system elektroenergetyczny oraz PV jako technologię dominującą w godzinach dziennych. Obejmuje też AI jako narzędzie analizy i sterowania. Nie obejmuje pełnej analizy paliwowej ani logistyki surowców. Ograniczeniem jest dostępność danych z awarii. Dane z dużych blackoutów są często niejawne lub niespójne. W konsekwencji wymagana jest analiza scenariuszowa. Wymagana jest analiza odporności przez stres-testy. Z punktu widzenia systemu elektroenergetycznego bezpieczeństwo ma postać marginesu. Margines dotyczy mocy. Margines dotyczy napięcia. Margines dotyczy częstotliwości. Wysoka PV redukuje część tych marginesów w krótkich horyzontach czasu. Z punktu widzenia AI bezpieczeństwo ma postać jakości informacji. Informacja obejmuje prognozy, pomiary i estymacje stanu. Informacja ma niepewność. Niepewność musi być policzona i przeniesiona na decyzje. Bez tego AI jest źródłem dodatkowego ryzyka.

Wnioski z literatury: bezpieczeństwo energetyczne jako układ wielopoziomowy

Literatura opisuje bezpieczeństwo energetyczne jako pojęcie wieloznaczne. Różne dyscypliny akcentują różne ryzyka. Zmienia się też punkt odniesienia: od państwa do użytkownika końcowego. W ujęciu

konceptualnym bezpieczeństwo jest stanem braku zagrożeń dla dostaw energii i usług energetycznych. Kluczowa jest identyfikacja „czego" i „dla kogo" dotyczy bezpieczeństwo (Winzer, 2012). W praktyce często stosuje się podejście wielowymiarowe. Popularne jest ujęcie 4A. Obejmuje ono dostępność, przystępność cenową, dostępność fizyczną oraz akceptowalność. Literatura zwraca jednak uwagę, że to ujęcie bywa niewystarczające w systemach dynamicznych (Cherp, Jewell, 2014).

- Podejście mikro uwypukla dostępność usług energii w gospodarstwie domowym. Zaproponowano ramy residential energy security w kontekście clean energy transitions. Wyróżniono filary i czynniki sprawcze oraz wskazano zestaw metryk możliwych do implementacji (Wejnert-Depue i in., 2025). W systemie elektroenergetycznym występuje sprzężenie między wymiarami. Cena i dostępność zależą od stabilności pracy sieci. Stabilność zależy od elastyczności i jakości sterowania. Dlatego proste „sumowanie" wymiarów jest ryzykowne. Wskazuje się na potrzebę uwzględnienia interakcji między wymiarami bezpieczeństwa (Zhang i in., 2026).
- Podejście makro podkreśla dywersyfikację i odporność na szoki. W ujęciu ilościowym akcentuje się rolę innowacji technologicznych OZE oraz instytucji. W badaniach panelowych wykazano dodatni wpływ innowacji technologii OZE na poziom bezpieczeństwa energetycznego, modyfikowany przez otoczenie instytucjonalne (Zhang i in., 2026).

Wątek ekonomiczny rozwija się w analizach wdrażania technologii OZE. Wskazuje się na związek między adopcją technologii, stabilnością finansowania i bezpieczeństwem energetycznym. W analizie rynku chińskiego opisano zależności między technologią wiatrową, inwestycjami, ryzykiem geopolitycznym i bezpieczeństwem energetycznym (Gao i in., 2026).

Synteza podrozdziałów 2.1-2.3 prowadzi do wniosku praktycznego. Transformacja podnosi bezpieczeństwo przez dywersyfikację. Jednocześnie zwiększa ryzyko systemowe przez zmienność i cyfryzację. Wymaga to integracji perspektywy technicznej i strategicznej. Na

poziomie pomiaru bezpieczeństwo jest często redukowane do indeksu. Indeks ułatwia porównania między krajami i latami. Indeks zaciera jednak informację o dynamice. W systemie z PV kluczowe są rozkłady i ekstrema, a nie średnie wartości. W konsekwencji bezpieczeństwo w monografii traktuje się jako wektor. Wektor jest zbiorem KPI powiązanych z mechanizmami. Wektor pozwala przypisać odpowiedzialność. Pozwala też wskazać, czy potrzebna jest inwestycja, czy korekta sterowania.

Podejście wielopoziomowe wymaga spójności definicji. To samo zdarzenie może mieć różne skutki na różnych poziomach. Blackout ma skutek makro jako utrata bezpieczeństwa dostaw. Ma też skutek mikro jako utrata usług w gospodarstwach. KPI muszą umożliwić przejście między tymi poziomami.

Wnioski z literatury: blackout jako zdarzenie systemowe w sieci z OZE

Literatura blackoutów opisuje kaskadowy charakter awarii. Przyczyny są wieloczynnikowe. Występują sprzężenia technologiczne, rynkowe i organizacyjne.

Blackout zwykle przebiega etapowo. Etap inicjacji obejmuje lokalne zaburzenie. Etap propagacji obejmuje przeciążenia i zadziałania zabezpieczeń. Etap separacji obejmuje rozpad na wyspy. Etap odbudowy obejmuje czarny start i synchronizację obszarów. Analiza blackoutu w Australii Południowej (2016) pokazuje mechanizm przejścia od zaburzeń do utraty kolejnych elementów systemu. Zwraca się uwagę na rolę zabezpieczeń, ograniczeń sieciowych i koordynacji pracy źródeł (Yan i in., 2016). W systemach z wysokim udziałem OZE rośnie znaczenie problemu niskiej inercji. Rośnie wskaźnik RoCoF. Spada margines na działanie regulacji częstotliwości. Wzrasta prawdopodobieństwo odłączeń źródeł na podstawie kryteriów częstotliwości i napięcia. Przegląd zagadnień niskiej inercji wskazuje na potrzebę nowych metod analizy dynamicznej. Dotyczy to modeli, kryteriów stabilności oraz usług systemowych zapewnianych przez przekształtniki (Milano i in., 2018). Wysoka PV zmienia topologię przepływów mocy. Zmienia profile napięć w sieci przesyłowej i dystrybucyjnej. Obniża poziom mocy zwarciowej

w węzłach. To wpływa na działanie zabezpieczeń i na stabilność napięciową. Literatura porządkuje strategie stabilizacji częstotliwości przy wysokiej penetracji OZE. Wskazuje się na fast frequency response, wirtualną inercję oraz sterowanie typu grid-forming po stronie falowników (Fernández-Guillamón i in., 2019). W tej perspektywie krytyczna jest spójność automatyki. Regulatory falowników muszą współpracować z regulacją systemową. Zabezpieczenia muszą być odporne na szybkie przejścia stanów. Wymaga to testów dynamicznych oraz oceny interakcji.

Blackout jest jednocześnie testem odporności. Koncepcja resilience obejmuje zdolność absorpcji zakłóceń, adaptacji oraz odbudowy. Podkreśla się potrzebę łączenia wymogów „stronger-bigger-smarter" w spójny system planowania i eksploatacji (Panteli, Mancarella, 2015). W literaturze technicznej rośnie rola magazynowania energii jako źródła elastyczności. Magazyny wspierają bilansowanie i regulację. Dają też funkcje usługowe, w tym ograniczanie ramp i wsparcie odbudowy (Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011). Wysoki udział źródeł przekształtnikowych zmienia charakterystykę tłumienia oscylacji. Zmienia się też odpowiedź na zwarcia i zaburzenia napięciowe. W efekcie rośnie znaczenie pojęcia system strength. Pojęcie obejmuje poziom zwarciowy i impedancję widzianą przez falowniki. Interakcje sterowników mają charakter nieliniowy. Mogą prowadzić do oscylacji subsynchronicznych lub do wzbudzeń międzyobszarowych. Mogą też powodować skorelowane zadziałania zabezpieczeń. To jest mechanizm kaskady. Warstwa zabezpieczeniowa staje się bardziej wrażliwa. Dotyczy to zabezpieczeń odległościowych, nadprądowych i podnapięciowych. Dotyczy też logiki LVRT/HVRT i LFRT/HFRT w falownikach. W stanach przejściowych wiele urządzeń podejmuje decyzje równolegle.

Z punktu widzenia pomiaru rośnie rola danych synchronicznych. PMU umożliwiają obserwację kątów i częstotliwości w czasie rzeczywistym. Dane te są wejściem do oceny stabilności i do algorytmów wczesnego ostrzegania. To jest przestrzeń dla AI i dla KPI z grupy B.

Studium przypadku: blackout iberyjski z 28 kwietnia 2025 roku jako test spójności wiedzy

Opis zdarzenia iberyjskiego wskazuje na typowy układ etapowy:

- Etap 1 obejmował warunki przedawaryjne. Występowała dominacja generacji PV w południe. Malał udział źródeł synchronicznych. Spadała inercja mechaniczna (Grudniewski, 2025).
- Etap 2 obejmował zaburzenia dynamiczne. W analizie wskazano pierwsze oscylacje około 12:03 (CEST). Zjawisko mogło mieć charakter międzyobszarowy. Wymaga to analizy tłumienia oscylacji i marginesów stabilności (Grudniewski, 2025).
- Etap 3 obejmował sekwencję zadziałań zabezpieczeń. Następował ubytek generacji i przeciążenia węzłów. Następowało dalsze pogorszenie parametrów częstotliwości i napięcia. W konsekwencji pojawiała się kaskada wyłączeń (Grudniewski, 2025).
- Etap 4 obejmował odbudowę systemu. Odbudowa wymaga zasobów czarny start oraz rekonfiguracji pracy sieci. W systemie z wysoką PV odbudowa musi uwzględniać zmienność źródła i ryzyko ponownej destabilizacji.

Wniosek inżynierski jest bezpośredni. W systemie z wysoką PV krytyczne stają się parametry dynamiczne. Krytyczne stają się nastawy zabezpieczeń. Krytyczne stają się zdolności regulacyjne falowników. Studium przypadku pokazuje rolę elastyczności. Integracja PV z elektrowniami szczytowo-pompowymi lub innymi magazynami zwiększa dostępność rezerw oraz zdolność do stabilizacji i odbudowy. Jest to narzędzie redukcji ryzyka blackoutu (Grudniewski, 2025; Luo i in., 2015).

Zdarzenie iberyjskie ujawnia lukę w praktyce ocen. W wielu analizach bezpieczeństwo energii jest mierzone wskaźnikami adekwatności i cen. Zdarzenia dynamiczne są traktowane jako osobny temat. W warunkach wysokiej PV te obszary muszą być sprzężone. Konsekwencją jest potrzeba jednolitego modelu oceny. Model musi łączyć bilans, stabilność i odporność. Musi też integrować warstwę informacyjną, bo decyzje operatorskie są oparte na danych. Rekonstrukcja awarii

wymaga zestawu danych o różnej rozdzielczości czasowej. Potrzebne są logi zabezpieczeń. Potrzebna jest topologia sieci i przebiegi przepływów mocy. Potrzebne są profile PV i prognozy, które były dostępne przed zdarzeniem. W warunkach ograniczonej dostępności danych analiza musi korzystać z modelu przyczynowego. Model przyczynowy opisuje możliwe ścieżki eskalacji. Następnie testuje się ścieżki w symulacji. Jest to podejście analogiczne do analizy zdarzeń w innych systemach krytycznych. Blackout jest też testem koordynacji między obszarami. Interkonektory przenoszą zaburzenia. Przenoszą też zasoby stabilizacyjne. KPI muszą umieć opisać ten transfer. W przeciwnym razie ryzyko jest oceniane lokalnie, a realizuje się globalnie.

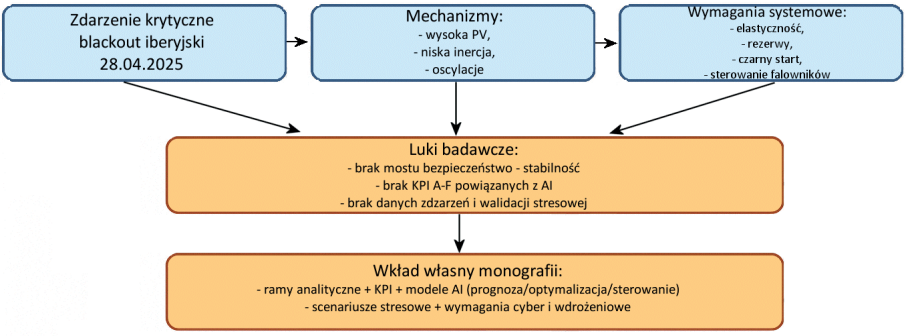
Wnioski z literatury: odporność, elastyczność i odbudowa jako rdzeń bezpieczeństwa

Odporność systemu elektroenergetycznego jest procesem. Obejmuje prewencję, reakcję i odbudowę. Wymaga spójności między planowaniem a automatyką eksploatacyjną (Panteli, Mancarella, 2015). W ujęciu technicznym odporność opiera się na trzech zasobach. Są to: inercja, elastyczność i sterowalność. Inercję zapewniają źródła synchroniczne lub funkcje grid-forming. Elastyczność zapewniają magazyny i sterowanie popytem. Sterowalność zapewniają automatyka, komunikacja i algorytmy. Elastyczność ma wymiar czasowy. Liczy się czas reakcji oraz czas podtrzymania. Liczy się też lokalizacja zasobu. Zasób w złym węźle nie redukuje ryzyka przeciążenia.

Czarny start jest osobnym wymaganiem. Wymaga zdolności do zasilenia wysp i stopniowego dołączania obciążeń. Wymaga odporności na zjawisko cold load pickup. Wymaga synchronizacji obszarów i kontroli mocy biernej. W systemie z wysoką PV rośnie znaczenie źródeł, które mogą pracować w trybie wyspowym. Źródło musi umieć podać referencję napięcia i częstotliwości. To kieruje uwagę na magazyny oraz na funkcje grid-forming falowników (Fernández-Guillamón i in., 2019).

Magazynowanie energii stanowi narzędzie sprzęgające te wymagania. Przeglądy technologii magazynowania pokazują szerokie spektrum rozwiązań. Różnią się mocą, pojemnością, sprawnością i czasem reakcji (Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011). Odporność wymaga

mierników. W literaturze zaproponowano zestawy metryk odporności energetycznej. Metryki obejmują m.in. czas odtworzenia usług, zakres strat oraz kształt krzywej degradacji i odbudowy (Roege i in., 2014). Studium przypadku iberyjskie prowadzi do tezy operacyjnej. Wymagana jest walidacja odporności w scenariuszach stresowych. Wymagane jest testowanie dynamiczne, a nie wyłącznie bilansowe. Wymagane jest włączenie falowników i ich logiki zabezpieczeniowej do modeli. Niezawodność i odporność nie są tożsame. Niezawodność opisuje typowe przerwy i ich częstość. Odporność opisuje zachowanie w ekstremach. Blackout jest zdarzeniem rzadkim, ale dominującym w ryzyku systemowym. W systemie z PV wzrasta rola zdarzeń pogodowych i operacyjnych. Wahania zachmurzenia i szybkie rampy zwiększają obciążenie regulacji. Jeżeli system ma mało bufora, rośnie wrażliwość na zdarzenie inicjujące. To jest mechanizm „kruchości" systemu. Rysunek 11 syntetyzuje zależność: blackout → mechanizmy → wymagania systemowe → luki badawcze → wkład własny. Jest punktem odniesienia dla KPI oraz dla struktury dalszych rozdziałów.



Rysunek 11. Zależność między blackoutem, mechanizmami systemowymi, lukami badawczymi oraz wkładem własnym

Źródło: opracowanie własne na podstawie Cherp, Jewell, 2014; Grudniewski, 2025; Panteli, Mancarella, 2015; Roege i in., 2014; Milano i in., 2018; Matevosyan i in., 2019; Luo i in., 2015; Mayer i in., 2023; Marković, Kovačević, 2026; Zografopoulos i in., 2023; Yan i in., 2018.

Wnioski z literatury: AI w energetyce i PV jako narzędzie zarządzania złożonością

AI jest odpowiedzią na wzrost złożoności systemu. Złożoność wynika ze zmienności PV, rozproszenia źródeł i cyfryzacji. Zdarzenie iberyjskie pokazuje, że tempo zmian może przekroczyć możliwości klasycznych procedur operatorskich (Grudniewski, 2025).

AI nie jest celem samym w sobie. Jest narzędziem. W systemie krytycznym narzędzie musi mieć granice odpowiedzialności. Musi też mieć interfejs z procedurami operatorskimi. W literaturze dominują cztery klasy zastosowań AI w energetyce i PV. Są to: prognozowanie, optymalizacja, sterowanie oraz diagnostyka. Każda klasa ma inne wymagania na dane i walidację. Prognozowanie obejmuje generację PV, obciążenie i ograniczenia sieciowe. Błąd prognozy jest parametrem ryzyka. Błąd przechodzi na rezerwy, rampy i koszty bilansowania. W scenariuszu podobnym do iberyjskiego błąd prognozy może przyspieszyć wejście w stan przedawaryjny.

- Prognoza powinna mieć charakter probabilistyczny. Umożliwia to budowę rezerw w funkcji ryzyka. W modelowaniu systemów z wysoką penetracją OZE stosuje się metody uczenia maszynowego do opisu niepewności i rozkładów scenariuszy (Mayer i in., 2023).
- Optymalizacja obejmuje dyspozycję zasobów elastyczności. Dotyczy magazynów, elektrowni szczytowo-pompowych i DSR. Kryterium nie może być wyłącznie kosztowe. Musi obejmować ograniczenia dynamiczne i wymagania usług systemowych (Milano i in., 2018; Luo i in., 2015).
- Sterowanie obejmuje regulatory falowników i zasobów magazynowania. Obejmuje funkcje FFR i grid-forming. Wymaga spójności z zabezpieczeniami i kodami sieciowymi (Fernández-Guillamón i in., 2019).

W praktyce sterowanie ma strukturę wielowarstwową. Jest warstwa lokalna w urządzeniu. Jest warstwa nadrzędna w systemie SCADA/EMS. AI może działać w warstwie nadrzędnej jako optymalizator i detektor anomalii. Nie może zastępować kryteriów bezpieczeństwa.

- Diagnostyka obejmuje wykrywanie anomalii i degradacji. Dotyczy inwerterów, transformatorów, łączności i jakości danych. Ma bezpośredni wpływ na niezawodność oraz czas przywrócenia pracy po awarii. Kluczowa jest architektura procesu decyzyjnego. AI jest modułem w pętli. Wejściem są dane pomiarowe i kontekstowe. Wyjściem są decyzje lub rekomendacje. W systemie krytycznym konieczne są ograniczenia bezpieczeństwa, testy regresji i monitorowanie driftu.

Dane dla AI pochodzą z wielu warstw. SCADA daje moc i napięcia w wolniejszej skali. PMU daje kąty i częstotliwość w skali synchronicznej. Dane meteorologiczne opisują źródło niepewności PV. Telemetria falowników opisuje stan urządzeń.

Integracja danych wymaga wspólnej osi czasu. Wymaga też zarządzania brakami danych. Braki mogą wynikać z awarii pomiaru. Mogą też wynikać z incydentu cyber. W systemie krytycznym brak danych jest informacją. Walidacja modeli AI musi obejmować dwa poziomy. Poziom pierwszy to jakość predykcji. Poziom drugi to wpływ predykcji na KPI A-D. Model może mieć mały błąd średni, a jednocześnie źle estymować ogony rozkładu. To jest problem w stres-testach. Ważna jest interpretowalność. Operator wymaga wyjaśnienia decyzji. Wyjaśnienie musi odnosić się do zmiennych fizycznych. Powinno wskazywać, które ograniczenie jest aktywne. Bez tego AI nie buduje zaufania. Ważna jest też odporność obliczeniowa. Modele muszą działać w czasie rzeczywistym lub quasi-rzeczywistym. Muszą mieć tryb degradacji. W trybie degradacji podejmują decyzje konserwatywne. To jest element bezpieczeństwa funkcjonalnego. Tabela 3 porządkuje typowe zadania AI w energetyce i PV. Wskazuje typ danych oraz typ decyzji. Jest to punkt wyjścia do oceny luk i KPI.

Tabela 3. Typowe zadania AI w energetyce i PV

Klasa zadania	Wejścia danych	Wyjście modelu	Ryzyko operacyjne
Prognozowanie	SCADA/AMI; pogoda; satelita; kalendarz	P(PV), P(load), przedziały ufności	niedoszacowanie rezerw; błędne rampy
Optymalizacja	prognozy; stany magazynów; ograniczenia sieci	plan pracy; nastawy; harmonogram	naruszenie ograniczeń; lokalne przeciążenia
Sterowanie	pomiary f/V; stany urządzeń; sygnały operatora	sygnały zadane; tryby GFL/GFM	niestabilność; niepożądane interakcje
Diagnostyka	telemetria urządzeń; logi zdarzeń; jakości danych	alarm; klasyfikacja; predykcja awarii	opóźniona reakcja; błędne wyłączenia

Źródło: opracowanie własne na podstawie literatury przeglądowej i studiów zastosowań w zakresie prognozowania PV i niepewności prognoz Liu i in., 2022; Luo i in., 2021; Yu i in., 2024, diagnostyki usterek PV Sepúlveda-Oviedo i in., 2023; Vieira i in., 2022 oraz ryzyk cyber-fizycznych w sektorze energii Venkatachary i in., 2024; Zografopoulos i in., 2023.

Komponent cyber jako warunek stosowania AI

Cyfryzacja poprawia obserwowalność i sterowalność. Jednocześnie otwiera nowy wektor ryzyka. W systemie z AI rośnie zależność od danych i łączności. Ryzyko cyber ma dwa skutki. Skutek pierwszy to utrata dostępności sterowania i pomiarów. Skutek drugi to utrata integralności danych. Dla AI drugi skutek jest krytyczny. Analizy incydentów wskazują na wzrost skali i złożoności zagrożeń cyber w sektorze energii. Zaproponowano podejście oparte na bazie incydentów dla lat 2022-2024. Podkreślono potrzebę łączenia bezpieczeństwa dostaw z bezpieczeństwem infrastruktury krytycznej (Marković, Kovačević, 2025). Ryzyka cyber mają konsekwencje techniczne. Obejmują zakłócenie pracy systemów sterowania, utratę danych operacyjnych oraz manipulację danymi. Dla AI szczególnie groźne są ataki typu data poisoning i model tampering. Mogą prowadzić do błędnych prognoz i błędnych decyzji. Minimalnym wymaganiem jest higiena architektury danych. Obejmuje segmentację sieci, kontrolę dostępu i integralność danych. Obejmuje też rejestrowanie zmian modeli i audyt ścieżek decyzyjnych. Bez cyber-odporności nie ma wiarygodnej operacjonalizacji KPI związanych z AI. Wskaźniki jakości prognoz muszą mieć kontekst integralności danych. Wskaźniki sterowania muszą mieć kontekst bezpieczeństwa łączności.

Cykl życia modelu AI musi być zabezpieczony. Obejmuje wersjonowanie danych i kodu. Obejmuje podpisywanie artefaktów modelu.

Obejmuje kontrolę dostępu do endpointów inferencji. Wymagany jest monitoring w czasie eksploatacji. Monitoring obejmuje drift danych. Obejmuje też anomalie wejść. Wykrycie anomalii może oznaczać awarię czujnika. Może też oznaczać atak cyber. Wariantem bezpieczeństwa jest tryb degrade gracefully. Przy utracie danych system przechodzi na reguły konserwatywne. Przy podejrzeniu manipulacji danych system ogranicza automatyzację. To jest element odporności funkcjonalnej.

Operacjonalizacja luk: od wymiarów do KPI

Operacjonalizacja polega na przejściu od pojęć do pomiaru. W tym rozdziale proponuje się spójny zestaw KPI A-F. Zestaw wiąże bezpieczeństwo energetyczne z bezpieczeństwem pracy sieci oraz z AI. Logika KPI jest następująca. KPI mają być mierzalne. Mają mieć powiązanie przyczynowo-skutkowe z ryzykiem blackoutu. Mają też nadawać się do symulacji w scenariuszach stresowych. W wielu scenariuszach transformacyjnych analiza zdarzeń ekstremalnych bywa niedoszacowana. Wskazuje się, że modelowanie powinno systematycznie uwzględniać ekstrema, bo to one determinują odporność systemu (McCollum i in., 2020).

Proponuje się następujące grupy KPI:

A. adekwatność i rezerwy: LOLE/LOLP, margines mocy, poziom rezerw FCR/aFRR/mFRR, wskaźniki ramp,
B. stabilność dynamiczna: RoCoF, nadir częstotliwości, czas powrotu częstotliwości, wskaźniki odzysku napięcia, margines stabilności kątowej,
C. elastyczność: dostępna moc szybkiej odpowiedzi, czas reakcji, pojemność magazynowania, zdolność ograniczania ramp PV, udział zasobów grid-forming,
D. odporność i odbudowa: czas odtworzenia zasilania (TTR), energia niezasilona (EENS), liczba wysp odbudowy, skuteczność czarny start (Roege i in., 2014),
E. skuteczność AI: błąd prognoz (MAE/RMSE), stabilność modeli w czasie (drift), zgodność decyzji z ograniczeniami bezpieczeństwa, czas obliczeń,
F. cyber: integralność danych, dostępność systemów OT/IT, wykrywalność incydentów, odporność modeli na manipulacje danych (Marković, Kovačević, 2025).

Zaletą takiej struktury jest separacja zmiennych. Grupy A-D opisują fizykę i organizację pracy systemu. Grupy E-F opisują warstwę informacyjną. Obie warstwy muszą być oceniane łącznie. Tabela 4 pokazuje minimalny zestaw danych dla każdej grupy KPI. Wskazuje też mechanizm powiązania z ryzykiem blackoutu iberyjskiego.

Tabela 4. Minimalny zestaw danych dla każdej grupy KPI

Grupa KPI	Przykładowe mierniki	Minimalne dane	Mechanizm ryzyka
A	margines mocy; rezerwy; rampy	plany pracy; pomiary P; prognozy	stan przedawaryjny i brak bufora
B	RoCoF; nadir f; czas odzysku V	PMU/SCADA; modele dynamiczne	szybka eskalacja i odłączenia IBR
C	FFR; elastyczność; udział GFM	dane magazynów/ESP; parametry falowników	tłumienie oscylacji i stabilizacja
D	TTR; EENS; skuteczność czarny start	plany odbudowy; logi przełączeń	czas i koszt odbudowy
E	MAE/RMSE; drift; czas decyzji	dane historyczne; walidacja; monitoring	błędna dyspozycja rezerw
F	dostępność OT; integralność; detekcja	logi bezpieczeństwa; telemetry	zakłócenia cyber-fizyczne

Źródło: opracowanie własne na podstawie McCollum i in., 2020; Panteli, Mancarella, 2015; Roege i in., 2014; Ulbig i in., 2014; Luo i in., 2015; Matevosyan i in., 2019; Kurukuru i in., 2021; Qi i in., 2016; Zografopoulos i in., 2023; Marković, Kovačević, 2022.

Operacjonalizacja KPI wymaga procedury obliczeniowej. Procedura ma pięć kroków. Krok 1 to definicja scenariusza i warunków granicznych. Krok 2 to uruchomienie modeli bilansowych i dynamicznych. Krok 3 to wyznaczenie KPI A-D na danych symulacyjnych i pomiarowych. Krok 4 to wyznaczenie KPI E-F dla pipeline danych i modeli. Krok 5 to porównanie wyników z progami akceptacji. Scenariusze stresowe powinny odtwarzać logikę zdarzenia iberyjskiego. W praktyce oznacza to jednoczesne wymuszenie kilku czynników. Należą do nich: wysoka generacja PV, niski udział źródeł synchronicznych, ograniczenia przesyłowe oraz zaburzenie dynamiczne. Test stresowy musi mieć warstwę dynamiczną. Musi obejmować modele falowników i zabezpieczeń. Musi obejmować zasoby elastyczności. Wtedy KPI z grup B-D mają sens operacyjny. Test stresowy musi też mieć warstwę informacyjną. Obejmuje scenariusze błędu prognozy i opóźnień danych. Obejmuje też wariant

incydentu cyber na poziomie danych lub łączności. To wiąże KPI E-F z bezpieczeństwem dostaw. Wynik KPI ma być wejściem do decyzji. Dla operatora decyzją jest uruchomienie rezerw lub ograniczenie generacji. Dla inwestora decyzją jest dobór magazynu lub wzmocnienie sieci. Dla regulatora decyzją jest aktualizacja wymagań kodów sieciowych.

KPI mogą być wiodące i opóźnione. KPI A i E są wiodące, bo opisują margines i jakość informacji. KPI B jest wiodące w skali sekund i minut. KPI D jest opóźnione, bo opisuje skutki i odbudowę. W ocenie ryzyka potrzebne są oba typy. Progi KPI muszą być kalibrowane. Kalibracja wymaga symulacji i analizy wrażliwości. Wymaga też analizy zależności między KPI. Przykładowo, redukcja błędu prognozy może obniżyć zapotrzebowanie na rezerwy, ale nie rozwiązuje problemu niskiej inercji. W systemie transgranicznym KPI muszą być agregowane w sposób jawny. Agregacja powinna uwzględniać przepływy mocy i zdolności interkonektorów. Bez tego ryzyko przenosi się między obszarami. KPI powinny mieć własność audytowalności. Audytowalność oznacza możliwość odtworzenia wyniku z danych wejściowych. Jest to krytyczne dla rozliczeń poawaryjnych. Jest to też krytyczne dla walidacji AI. Poniższa tabela 5 pokazuje przykładowe powiązanie KPI z działaniami korygującymi. Tabela ma charakter roboczy. Jest punktem startowym do części aplikacyjnej.

Tabela 5. Powiązanie KPI z działaniami korygującymi

Objaw w KPI	Interpretacja	Działanie korygujące
A: niski margines / rezerwy	ryzyko niedopasowania bilansu	uruchomienie rezerw; ograniczenie eksportu; DSR
B: wysoki RoCoF / niski nadir	ryzyko masowych odłączeń	FFR; zwiększenie zasobów GFM; korekta nastaw
C: brak elastyczności	brak tłumienia ramp i oscylacji	instalacja magazynów; modernizacja ESP; sterowanie PV
D: długi TTR / wysokie EENS	niska zdolność odbudowy	wzmocnienie czarny start; plany wysp; ćwiczenia
E: duży błąd prognoz / drift	ryzyko złych decyzji AI	re-trening; włączenie niepewności; monitoring
F: spadek integralności danych	podejrzenie incydentu cyber	izolacja źródeł; przejście w tryb konserwatywny

Źródło: opracowanie własne na podstawie Panteli, Mancarella, 2015; Ulbig i in., 2014; He i in., 2024; Luo i in., 2015; Hong, Fan, 2016; Hyndman, Koehler, 2006; Liu i in., 2022; Qi i in., 2016; Marković, Kovačević, 2026; Zografopoulos i in., 2023.

Zidentyfikowane luki badawcze

- Luka 1 dotyczy mostu między bezpieczeństwem energetycznym a stabilnością systemu. W literaturze strategicznej dominują wymiary dostępności i kosztu. W literaturze elektroenergetycznej dominują kryteria dynamiczne. Brakuje wspólnego języka KPI, który łączy oba światy.
- Luka 2 dotyczy modelowania systemu z wysoką PV w warunkach operacyjnych. Wciąż brakuje spójnych modeli obejmujących falowniki, ich logikę zabezpieczeniową i interakcje sieciowe. Skutkiem jest trudność w wiarygodnej ocenie ryzyka kaskady (Fernández-Guillamón i in., 2019).
- Luka 3 dotyczy walidacji w oparciu o zdarzenia. Dane z dużych awarii są rzadkie i niejednorodne. Brakuje repozytoriów umożliwiających testowanie modeli i algorytmów na wspólnych przypadkach. Utrudnia to kalibrację scenariuszy stresowych.
- Luka 4 dotyczy roli elastyczności w ocenie bezpieczeństwa. Magazyny są opisywane technicznie, ale ich wkład do bezpieczeństwa bywa ujmowany ogólnie. Brakuje metryk powiązanych z konkretnymi mechanizmami dynamicznymi, takimi jak RoCoF i odzysk napięcia (Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011).
- Luka 5 dotyczy implementacji AI w systemie krytycznym. Wiele prac koncentruje się na jakości predykcji. Rzadziej analizuje się propagację błędu na stabilność i ryzyko awarii. Rzadziej uwzględnia się ograniczenia bezpieczeństwa w pętli decyzyjnej (Milano i in., 2018; Mayer i in., 2023).
- Luka 6 dotyczy cyber-odporności warstwy AI. W literaturze wskazuje się, że komponent cyber jest często niedoszacowany w koncepcjach bezpieczeństwa energii. Zaproponowano alternatywne ramy łączące bezpieczeństwo dostaw i infrastrukturę krytyczną (Marković, Kovačević, 2025). Brakuje jednak metryk KPI, które są jednocześnie cyber-techniczne i energetyczne.

Powyższe luki są spójne z wnioskami z blackoutu iberyjskiego. Zdarzenie pokazuje, że luka 1-3 ma wymiar operacyjny. Pokazuje też, że luka 4-6 ma wymiar wdrożeniowy.
Na potrzeby monografii luki są przekształcane w pytania badawcze.

- Pytanie 1: jakie KPI najlepiej wyjaśniają przejście od stanu normalnego do stanu kaskadowego?
- Pytanie 2: jaki zestaw usług systemowych minimalizuje RoCoF i skraca odbudowę?
- Pytanie 3: jak ocenić wpływ AI na ryzyko awarii, a nie tylko na błąd prognozy?

Luki mają też wymiar organizacyjny. W wielu systemach brakuje wspólnego repozytorium danych zdarzeń. Brakuje też wspólnej klasyfikacji zdarzeń. To utrudnia uczenie modeli AI i utrudnia analizę przyczynową. Luki mają wymiar regulacyjny. Kody sieciowe rozwijają wymagania LVRT i HFRT. Nie zawsze idzie za tym metodyka testów systemowych. Wysoka PV wymaga testów integracyjnych, a nie tylko testów urządzeń. Luki mają wreszcie wymiar kompetencyjny. Operatorzy są szkoleni w klasycznych modelach. AI wprowadza nowy typ decyzji. Wymaga to procedur, które łączą odpowiedzialność człowieka i algorytmu.

Uzasadnienie wkładu własnego i spójność z dalszymi rozdziałami

Wkład własny jest zaprojektowany jako domknięcie luk 1-6. Ma charakter interdyscyplinarny. Łączy analizę strategiczną, technologię PV oraz metody AI.

- Po stronie metod (rozdział 3) kluczowe będzie zdefiniowanie pipeline danych i sposobu walidacji. Obejmuje to walidację prognoz oraz walidację scenariuszy stresowych. Obejmuje też integrację kryteriów technicznych i strategicznych.
- Po stronie analizy strategicznej (rozdział 4) wkład obejmuje osadzenie PV w politykach bezpieczeństwa. Celem jest pokazanie, że bezpieczeństwo nie jest wyłącznie kategorią geopolityczną. Jest też kategorią stabilności systemu.

- Po stronie technologii i AI (rozdział 5) wkład obejmuje uporządkowanie metod i danych. Zostaną omówione metryki jakości prognoz, metody optymalizacji i sterowania oraz warunki diagnostyki. Zostanie też omówiony wymiar cyber jako warunek wdrożenia (Marković, Kovačević, 2025).
- Po stronie autorskich modeli (rozdział 6) wkład obejmuje dwa wyniki techniczne. Pierwszy to model prognostyczny generacji PV. Drugi to model optymalizacji pracy układu PV-magazyn-sieć. Oba modele będą osadzone w KPI A-F.
- Po stronie scenariuszy (rozdział 7) wkład obejmuje warianty stresowe inspirowane Iberią. Celem jest ocena wpływu PV i AI na bezpieczeństwo w horyzontach 2030/2040. Zostaną użyte KPI adekwatności, stabilności, elastyczności, odporności oraz cyber.

Wkład ma też wymiar praktyczny. Wyniki mają formę wytycznych do wdrożeń. Obejmują dobór danych, dobór modeli oraz zasady monitoringu. Obejmują też sposób raportowania KPI dla operatora i regulatora. Z perspektywy implementacji ważna jest powtarzalność. Modele muszą być możliwe do odtworzenia na tych samych danych. Scenariusze stresowe muszą mieć jawne założenia. To umożliwia audyt i porównywalność wyników między operatorami. Wkład własny obejmuje również sposób raportowania niepewności. Dla prognoz PV raportuje się przedziały ufności. Dla KPI raportuje się wrażliwość na scenariusz. Dla decyzji raportuje się margines bezpieczeństwa.

W rozdziale 8 następuje domknięcie aplikacyjne. Wyniki techniczne są tłumaczone na wnioski strategiczne. Wnioski są wiązane z bezpieczeństwem energetycznym na poziomie państwa i operatora. Jest to przejście od KPI do polityki. Tabela 6 schematycznie mapuje zidentyfikowane luki na strukturę monografii. Wskazuje również oczekiwany rezultat inżynierski.

Tabela 6. Zidentyfikowane luki przełożone strukturę monografii

Luka	Rozdział monografii	Rezultat
1. Most bezpieczeństwo-stabilność	2.6 + 3 + 7	zestaw KPI A-F + procedura stres-testów
2. Modele PV/falowniki/ zabezpieczenia	5 + 6 + 7	modele i ograniczenia dynamiczne w optymalizacji/sterowaniu
3. Walidacja na zdarzeniach	3 + 7	scenariusze stresowe inspirowane Iberią + kryteria akceptacji
4. Elastyczność i magazynowanie	5 + 6	model PV-magazyn; miary reakcji i ramp
5. AI w pętli decyzyjnej	5 + 6	modele prognozy/opt. z walidacją i monitoringiem driftu
6. Cyber-odporność AI	3 + 5 + 7	wymagania cyber dla danych i modeli + KPI F

Źródło: opracowanie własne.

W ujęciu spójnym wkład własny redukuje „czarną skrzynkę" między innowacją a bezpieczeństwem. W ujęciu technicznym oznacza to mierzalne KPI. W ujęciu AI oznacza to modele możliwe do przetestowania i wdrożenia. W ujęciu operatorskim oznacza to procedury stres-testów zasilane danymi. Założeniem jest przeniesienie wniosków z Iberii na kontekst systemowy. Nie chodzi o kopiowanie zdarzenia. Chodzi o izolację mechanizmów. Chodzi o sprawdzenie, czy przy podobnych warunkach granicznych system spełnia kryteria KPI. Jeżeli KPI nie są spełnione, wynik musi wskazać kierunek mitygacji. Mitygacja może być inwestycyjna. Może być operacyjna. Może być regulacyjna. Taka logika domyka wymagania rozdziale 8.

Podsumowanie

Synteza literatury prowadzi do jednego wniosku. Wysoka penetracja PV wymusza redefinicję bezpieczeństwa energetycznego. Wymaga włączenia stabilności dynamicznej, elastyczności i cyber-odporności do jednego modelu oceny. Blackout iberyjski z 28 kwietnia 2025 roku jest użytecznym przypadkiem granicznym. Pokazuje sprzężenia między fizyką sieci, automatyką i informacją (Grudniewski, 2025). Zidentyfikowane luki uzasadniają wkład własny. Wkład ma postać KPI A-F, modeli AI oraz scenariuszy stresowych. Jest to ścieżka operacjonalizacji od teorii do wdrożenia.

3. Metodologia badań

3.1. Projekt badawczy: cele, pytania/hipotezy, model badawczy i założenia

Metodykę zbudowano jako podejście mieszane. Połączono analizę strategiczną, badania technologiczne PV oraz analizę danych i modele AI. Punktem odniesienia jest blackout iberyjski opisany w opracowaniu autorskim (Grudniewski, 2025). Zdarzenie traktuje się jako przypadek graniczny pracy systemu o wysokim udziale PV. Metody doboru wskaźników i kryteriów oceny oparto o ujęcia bezpieczeństwa energetycznego i odporności systemu (Winzer, 2012; Cherp, Jewell, 2014; Panteli, Mancarella, 2015). W metodyce rozdzielono bezpieczeństwo (security) od odporności i zdolności odtworzeniowej (resilience). Zastosowano metryki odpornościowe zgodne z przeglądami literaturowymi (Roege i in., 2014). Ujęto także wymiar społeczny i mieszkalnictwo jako źródło wrażliwości odbiorców końcowych, co jest spójne z ramą energii mieszkaniowej (Wejnert-Depue i in., 2025). Do analizy ryzyka przyjęto również wektor cyber. Uzasadnienie oparte jest o przegląd wskaźników i trendów cyberzagrożeń dla energetyki (Marković, Kovačević, 2026).

Przedmiot badań i obiekt referencyjny

Przedmiotem badań jest wpływ wysokiego udziału PV na bezpieczeństwo pracy systemu elektroenergetycznego. Obiektem referencyjnym jest system przesyłowy i dystrybucyjny wraz z zasobami wytwórczymi, magazynowaniem i mechanizmami rynku bilansującego. Jako studium przypadku przyjęto Półwysep Iberyjski. Wybór wynika z wystąpienia zdarzenia blackout oraz z wysokiej penetracji OZE i istotnej roli połączeń transgranicznych.

Zakres technologiczny obejmuje: farmy PV, inwertery sieciowe, zasoby regulacyjne, magazyny energii oraz sterowanie w czasie rzeczywistym.

Zakres analityczny obejmuje: (i) ocenę bezpieczeństwa i odporności, (ii) walidację parametrów PV, (iii) budowę modeli AI dla prognozowania i sterowania.

Granice systemu wyznacza się na poziomie obszaru synchronicznego oraz połączeń transgranicznych. Analiza obejmuje interakcję PV-sieć-magazyn, w tym ograniczenia przesyłowe i rezerwowe.

Przyjęto trzy skale czasu. Skala sekundowa opisuje dynamikę częstotliwości. Skala minutowa opisuje bilansowanie i rampy. Skala dobowo-sezonowa opisuje adekwatność i koszty. Takie rozdzielenie jest konieczne. Blackout ma charakter wieloskalowy. Mechanizmy inicjacji i propagacji działają w różnych horyzontach.

Cele badawcze

Zdefiniowano cztery cele główne. Są one spójne z lukami zidentyfikowanymi w rozdziale 2.

1. Cel C1. Odtworzyć logikę zdarzeń prowadzących do blackoutu iberyjskiego w ujęciu systemowym i operacyjnym. Cel C1 realizuje się przez rekonstrukcję profilu generacji, popytu i wymiany transgranicznej. Buduje się linię czasu zdarzeń. Identyfikuje się punkty krytyczne: minima rezerw i maksymalny udział PV.
2. Cel C2. Zbudować zestaw mierników bezpieczeństwa i odporności, które są czułe na wysoki udział PV oraz niską inercję. Cel C2 wymaga mierników wrażliwych na niską inercję oraz niepewność PV. Mierniki liczy się w krokach Δt. Wyniki raportuje się dla BAU oraz dla scenariuszy stresowych.
3. Cel C3. Określić wymagania technologiczne dla PV (moduł-inwerter-farma) w kontekście stabilności, FRT i funkcji sieciowych. Cel C3 obejmuje parametry statyczne i dynamiczne PV. Ocenia się FRT, charakterystyki droop, szybkość reakcji i tryb grid-forming. Parametry wiąże się z wymaganiami systemowymi: ROCOF, nadir oraz zapotrzebowanie na FFR/FRR.

4. Cel C4. Zaimplementować i zwalidować pipeline AI wspierający prognozowanie, optymalizację, sterowanie i diagnostykę oraz zintegrować wyniki z oceną bezpieczeństwa. Cel C4 obejmuje cztery klasy zadań AI. Są to: prognozowanie, klasyfikacja usterek, estymacja parametrów oraz rekomendacja sterowania. Pipeline ma dostarczać wyniki w czasie użytecznym operatorsko. Walidacja obejmuje warunki ekstremalne, w tym reżimy podobne do zdarzenia iberyjskiego.

Pytania badawcze i hipotezy

Pytania badawcze sformułowano w logice: przyczyna – mechanizm – skutek – mitigacja.

1. PB1. Jakie czynniki systemowe i operacyjne eskalują ryzyko blackoutu w systemie o wysokim udziale PV? W PB1 analizuje się zależność: udział PV → inercja efektywna → ROCOF. Uwzględnia się ograniczenia przesyłowe i interkonektory. Weryfikuje się, czy rośnie ryzyko kaskady przy zdarzeniach N-1/N-k.
2. PB2. Które mierniki bezpieczeństwa i odporności najszybciej sygnalizują utratę marginesów stabilności? PB2 dotyczy doboru KPI wczesnego ostrzegania. Przykładem jest kombinacja: nadir f, ROCOF i margines FFR. Dla odbiorców stosuje się wskaźniki SAIDI/SAIFI. Dla rynku stosuje się koszt rezerw i curtailment.
3. PB3. Jakie parametry technologiczne PV (w tym inwertera) warunkują możliwość pracy wspierającej sieć (grid-support, grid-forming)? PB3 łączy parametry sprzętu z ograniczeniami systemu. Testy inwerterów mają wykazać, czy funkcje sieciowe są dostępne i stabilne. Wyniki są parametryzacją w modelach RB2-RB3.
4. PB4. W jakim stopniu modele AI mogą obniżyć niepewność prognoz i poprawić decyzje rezerwowe oraz sterowanie, a tym samym ograniczyć ryzyko blackoutu? PB4 weryfikuje, czy AI redukuje niepewność, a więc i wymagane rezerwy. Analizuje się spadek błędu prognozy oraz wynikający z tego spadek kosztu rezerw. Sprawdza się też detekcję prekursorów awarii i czas reakcji sterowania.

Hipotezy zaproponowano jako weryfikowalne zdania inżynierskie

1. H1. Wysoki udział PV bez adekwatnego wsparcia częstotliwości i napięcia zwiększa prawdopodobieństwo kaskady zaburzeń przy zdarzeniach N-1/N-k. H1 testuje się w symulacjach stresowych. Zmienia się udział PV oraz inercję. Obserwuje się ROCOF, nadir i spełnienie kryteriów K1.
2. H2. Integracja PV z magazynowaniem (w tym PHS) oraz funkcjami grid-forming redukuje wartości EENS/LOLP w scenariuszach stresowych. H2 testuje się przez włączenie wariantów WM1-WM2. Dodaje się magazynowanie oraz funkcje GFM. Weryfikuje się spadek EENS/LOLP i skrócenie time-to-recover.
3. H3. Zastosowanie AI w prognozowaniu i sterowaniu zmniejsza błąd predykcji oraz poprawia alokację rezerw, co podnosi wskaźniki odporności. H3 testuje się w porównaniu dwóch przebiegów. Przebieg A używa prognoz bazowych. Przebieg B używa prognoz AI i sterowania. Porównuje się koszty rezerw, błędy bilansu oraz mierniki odporności.

Model badawczy i logika wnioskowania

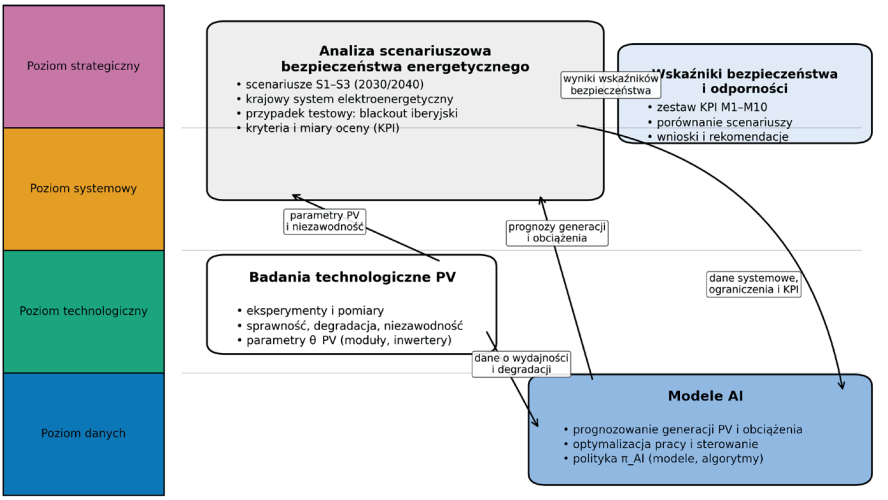
Przyjęto model wielopoziomowy. Uwzględniono poziom strategiczny, systemowy, technologiczny oraz danych.

- Na poziomie strategicznym buduje się scenariusze i kryteria oceny bezpieczeństwa.
- Na poziomie systemowym odtwarza się zdarzenia i mechanizmy kaskadowe. Stosuje się analizę wrażliwości na utratę inercji i rezerw.
- Na poziomie technologicznym charakteryzuje się PV i magazyny. Weryfikuje się parametry efektywności i odporności na zakłócenia.
- Na poziomie danych tworzy się modele AI. Wyniki modeli mapuje się na wskaźniki bezpieczeństwa i odporności.

Wnioskowanie ma charakter triangulacji. Łączy się wyniki modelowania, danych pomiarowych i analiz scenariuszowych. Wspiera to

transparentność modelowania zgodnie z zasadami dobrych praktyk (DeCarolis i in., 2017).

Logikę integracji metod przedstawiono na rysunku 12. Integracja jest realizowana przez wspólny zestaw mierników M1-M10 oraz przez spójne scenariusze S1-S3.



Rysunek 12. Koncepcyjny schemat integracji metod: analiza strategiczna, badania PV i modele AI w kontekście scenariusza blackoutu iberyjskiego
Źródło: opracowanie własne.

W ujęciu formalnym wynik oceny wariantu można zapisać jako funkcję:

$$J = f(S, \theta_PV, \pi_AI).$$

Zmienna S opisuje scenariusz. Wektor θ_PV opisuje parametry technologiczne PV i inwerterów. Obiekt π_AI opisuje model lub politykę sterowania. Dla potrzeb rankingu stosuje się agregację wielokryterialną. Przykładowo: Score = Σ_k w_k · z_k. Wagi w_k są jawne i testowane w WS3. Składowe z_k są znormalizowanymi miernikami M1-M10.

Założenia i ograniczenia

Założenia przyjęto jawnie.

1. Z1. Studium przypadku traktuje się jako wzorzec mechanizmów, a nie jako identyczną rekonstrukcję wszystkich decyzji operatorskich.
2. Z2. Dane systemowe mają rozdzielczość co najmniej 15-minutową dla analiz bilansowych i co najmniej sekundową dla analiz częstotliwości, o ile są dostępne.
3. Z3. Modele AI uczone są na danych historycznych i na syntetycznych scenariuszach stresowych.
4. Z4. Badania PV obejmują zarówno parametry statyczne (STC/NOCT), jak i dynamiczne (odpowiedź na skok, rampy, FRT).

Ograniczenia opisano tak, aby były kontrolowalne w walidacji.

1. O1. Ograniczeniem jest dostępność pełnych danych zdarzeniowych (przełączenia, nastawy automatyki, telemetria). Stosuje się więc podejście hybrydowe: dane otwarte + symulacja + uogólnienie mechanizmów.
2. O2. Ograniczeniem jest heterogeniczność technologii PV. Stosuje się typowanie inwerterów i modułów oraz analizę wrażliwości.

W metodyce stosuje się dyskretyzację czasu. Przyjmuje się kroki Δt dostosowane do danych. Dla bilansu przyjmuje się zwykle $\Delta t = 15$ min. Dla dynamiki częstotliwości przyjmuje się $\Delta t = 1$ s lub krócej. Wartości bazowe (S_base, f0) są jawne. Ułatwia to porównanie scenariuszy i przenoszenie wniosków. W analizie dynamicznej raportuje się także zakresy niepewności.

3.2. Metody analizy strategicznej i scenariuszowej

Zasoby danych i ich przygotowanie

Sekcja 3.2 opisuje metody analizy strategicznej i scenariuszowej. Określa się tu dane wejściowe i sposób ich przygotowania. Definiuje się kryteria oceny bezpieczeństwa i odporności. Buduje się scenariusze stresowe wokół warunków blackoutu iberyjskiego. Analiza strategiczna wymaga danych ilościowych i jakościowych. Dane ilościowe służą

do budowy wskaźników. Dane jakościowe służą do opisu kontekstu i uwarunkowań.

W badaniu wykorzystuje się cztery grupy danych:

1. D1. Dane systemowe: generacja, zapotrzebowanie, przepływy na połączeniach, rezerwy, ograniczenia sieciowe.
2. D2. Dane meteorologiczne: irradiancja, zachmurzenie, temperatura, wiatr. Dane są potrzebne dla profili PV i dla scenariuszy ekstremalnych.
3. D3. Dane rynkowe: ceny dnia następnego i bilansujące, wolumeny, koszty rezerw. Dane są potrzebne do oceny kosztów bezpieczeństwa.
4. D4. Dane o zagrożeniach: awarie techniczne, ograniczenia paliwowe, ryzyka cyber i fizyczne.

Każdy strumień danych przechodzi kontrolę jakości. Obejmuje ona: kompletność, spójność jednostek, wykrywanie anomalii i ocenę niepewności. Wprowadzono reguły imputacji. Stosuje się imputację konserwatywną w scenariuszach bezpieczeństwa. Zwiększa to margines ostrożności. Niepewność danych i modeli jest jawnie raportowana. Jest to zgodne z wnioskami przeglądów indeksów bezpieczeństwa, które wskazują na deficyt transparentności w agregacji wskaźników (Gasser, 2020). Przygotowanie danych obejmuje synchronizację czasową. Wyrównuje się znaczniki do UTC. Dane resampluje się do wspólnej rozdzielczości. Braki danych opisuje się wskaźnikiem kompletności. Dla luk krótkich stosuje się interpolację. Dla luk długich stosuje się scenariusze ostrożnościowe (wariant pesymistyczny). Dla zmiennych używanych w AI stosuje się normalizację. Typowo: $x_norm = (x - \mu) / \sigma$. Parametry μ i σ liczy się tylko na zbiorze treningowym, aby uniknąć przecieku informacji.

Ramy kryterialne oceny bezpieczeństwa i odporności

Kryteria oceny bezpieczeństwa definiuje się jako zestaw wymiarów, które można operacjonalizować.

W badaniu przyjęto wymiary podstawowe oraz rozszerzenia.

1. W1. Dostępność energii (availability). Obejmuje zdolność pokrycia popytu w czasie i przestrzeni.

2. W2. Przystępność cenowa (affordability). Obejmuje koszty energii i koszty utrzymania rezerw.
3. W3. Akceptowalność i zgodność środowiskowa (acceptability). Obejmuje emisyjność i zgodność z celami polityki.
4. W4. Odporność i zdolność odtwarzania (resilience). Obejmuje odporność na zakłócenia i szybkość powrotu do stanu bezpiecznego.

Wymiary W1-W3 są zgodne z klasycznym ujęciem bezpieczeństwa energetycznego (Cherp, Jewell, 2014). Wymiar W4 rozwija perspektywę odporności systemu elektroenergetycznego (Panteli, Mancarella, 2015; Roege i in., 2014). Dla odbiorców końcowych uwzględnia się wrażliwość energetyczną gospodarstw domowych. Jest to szczególnie istotne w warunkach przerw zasilania i skoków cen (Wejnert-Depue i in., 2025). Do ramy kryterialnej włączono także kryterium cyber. Traktuje się je jako czynnik mnożący ryzyko w scenariuszach wielozagrożeniowych (Marković, Kovačević, 2026). Wymiary W1-W4 są traktowane jako warstwy oceny. W1 dotyczy adekwatności i bilansu mocy. W2 dotyczy kosztu utrzymania marginesów bezpieczeństwa. W3 dotyczy ograniczeń środowiskowych i społecznej akceptacji. W4 dotyczy zachowania w zakłóceniach oraz odbudowy.

W praktyce operatora kluczowe są W1 i W4. Wysoki udział PV zmienia profil ryzyka. Ryzyko przesuwa się z deficytu energii na deficyt elastyczności i stabilności.

Operacjonalizacja mierników bezpieczeństwa (wskaźniki techniczne i ekonomiczne)

Każdy wymiar opisano miernikami o jednoznacznej interpretacji fizycznej lub ekonomicznej.

Mierniki techniczne zdefiniowano dla warstwy systemowej.

1. M1. EENS (Expected Energy Not Supplied). Jednostka: MWh/rok lub MWh/zdarzenie.
2. M2. LOLP (Loss of Load Probability). Jednostka: prawdopodobieństwo w horyzoncie.
3. M3. LOLE (Loss of Load Expectation). Jednostka: h/rok.

4. M4. Nadir częstotliwości i ROCOF w zakłóceniach. Jednostka: Hz oraz Hz/s.
5. M5. Margines rezerwy wirującej i szybkiej (FRR/FFR). Jednostka: MW.
6. M6. Wskaźniki niezawodności dystrybucji (SAIDI, SAIFI) dla oceny skutków na odbiorcach.
7. Mierniki ekonomiczne zdefiniowano dla warstwy rynkowej.
8. M7. Koszt rezerw i usług systemowych. Jednostka: EUR/MWh lub EUR/rok.
9. M8. Koszt energii niezasilonej (VoLL) w analizie wrażliwości. Jednostka: EUR/MWh.
10. M9. Koszt ograniczeń (curtailment) PV oraz koszt bilansowania.
11. M10. Wskaźniki stabilności cen: odchylenie standardowe i percentyle cen bilansujących.

Zestaw mierników umożliwia mapowanie wyników AI i badań PV na ocenę bezpieczeństwa. Dodatkowo stosuje się agregaty kompozytowe, gdy potrzebna jest synteza dla decydenta. Wagi i agregacja są jawne, zgodnie z podejściem kompozytowych wskaźników bezpieczeństwa (Zhang, Zhou, 2024).

Definicje obliczeniowe przyjęto w formie dyskretnej. Indeksy czasu t odnoszą się do kroku Δt.
Energia niezasilona w kroku:

$$ENS(t) = \max(0, P_load(t) - P_avail(t)) \cdot \Delta t.$$

EENS: EENS = E[Σ_t ENS(t)]. W wariancie deterministycznym jest to suma ENS(t) w analizowanym horyzoncie.

$$LOLP: LOLP = P(ENS(t) > 0).$$
$$LOLE: LOLE = \Sigma_t\, P(ENS(t) > 0) \cdot \Delta t.$$

ROCOF: ROCOF ≈ Δf / Δt. Dla pierwszej odpowiedzi bezwładnościowej przyjmuje się aproksymację: df/dt ≈ ΔP / (2 · H_sys · S_base).
Inercja systemowa:

$$H_sys = (\Sigma_i\, H_i \cdot S_i) / S_base.$$

Wskaźnik kompozytowy (przykład): I_sec = Σ_k w_k · z_k. Dla destymulant przyjmuje się z_k = (x_max – x_k)/(x_max – x_min). Dla stymulant przyjmuje się z_k = (x_k – x_min)/(x_max – x_min).

Metody analizy strategicznej

Analiza strategiczna została podzielona na etap diagnostyczny i etap projekcyjny. Etap diagnostyczny obejmuje identyfikację czynników ryzyka i zależności przyczynowych.

Wykorzystuje się narzędzia inżynierskiej analizy ryzyka:

1. A1. Identyfikacja zagrożeń (HAZID) dla systemu elektroenergetycznego z wysokim udziałem PV.
2. A2. Analiza przyczynowo-skutkowa (drzewo zdarzeń i drzewo błędów) dla scenariuszy blackoutu.
3. A3. Macierz ryzyka (prawdopodobieństwo × skutek) z osobną klasyfikacją: technika, rynek, regulacje, cyber.
4. A4. Analiza wąskich gardeł (bottlenecks) dla elastyczności: rezerwy, magazyny, połączenia transgraniczne.

A1 dostarcza listę zagrożeń i barier. Lista jest mapowana na warstwy: technika, rynek, regulacje, cyber.

A2 dostarcza strukturę propagacji zdarzeń. Drzewo zdarzeń pozwala przejść od inicjacji do skutków. Drzewo błędów pozwala ocenić kombinacje przyczyn.

A3 dostarcza klasyfikację ryzyka. Skutek definiuje się w jednostkach M1-M3 oraz w czasie odtworzenia. Prawdopodobieństwo opisuje się częstością scenariusza lub jego wagą w analizie Monte Carlo.

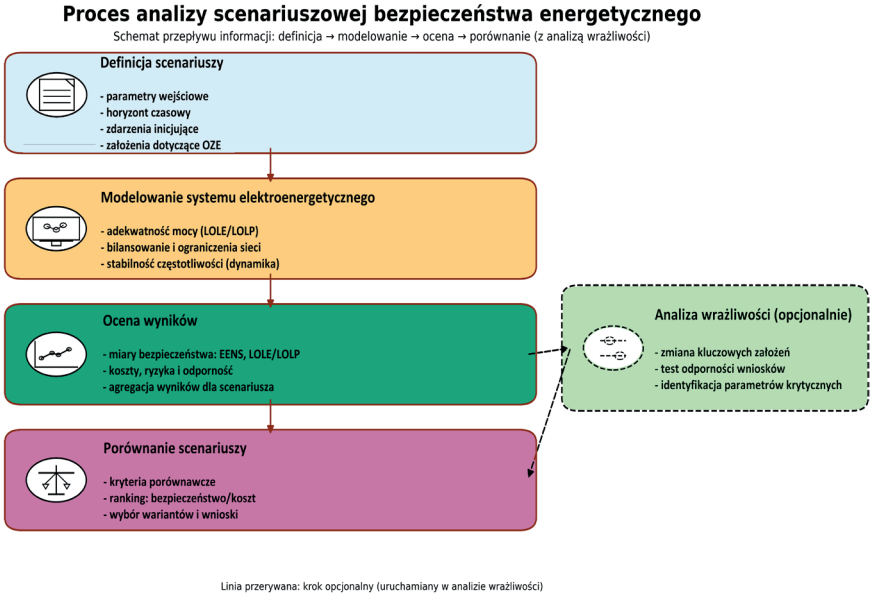
A4 wskazuje zasoby krytyczne. Są to: rezerwy, magazyny, interkonektory i zdolności rampowania. Wynik A4 jest wejściem do pakietów WM1-WM4.

Etap projekcyjny obejmuje budowę scenariuszy i ocenę wariantów interwencji. Scenariusze buduje się tak, aby obejmowały także ekstrema i zdarzenia rzadkie. Jest to spójne z postulatem eksploracji ekstremów w modelowaniu energetycznym (McCollum i in., 2020). Do budowy wariantów działań stosuje się ramę systemową oceny bezpieczeństwa w systemie niskoemisyjnym (Gracceva, Zeniewski, 2014).

Zależność między innowacją technologiczną OZE a bezpieczeństwem traktuje się jako tło strategiczne. Uzasadnienie dostarcza analiza empiryczna wpływu innowacji OZE na bezpieczeństwo (Zhang i in., 2026). Analogicznie, wyniki badań ekonomicznych dla wdrażania wiatru i bezpieczeństwa energii wspierają włączenie wymiaru makroekonomicznego do oceny wariantów (Gao i in., 2026).

Metody scenariuszowe i kryteria porównawcze

Zdefiniowano bazę scenariuszy. Każdy scenariusz ma parametry wejściowe, horyzont, zdarzenia inicjujące i miary wyjściowe. Uogólniony przebieg analizy scenariuszowej – od definicji scenariuszy, przez modelowanie systemu, aż do oceny i porównania wyników – przedstawiono na rysunku 13.



Rysunek 13. Koncepcyjny diagram procesu analizy scenariuszowej bezpieczeństwa energetycznego
Źródło: opracowanie własne.

Scenariusze pogrupowano na trzy klasy. Klasy odpowiadają logice: normalna praca, stres, kryzys.

1. S1. Scenariusz bazowy (BAU). Odtwarza typowy profil dobowy i sezonowy.
2. S2. Scenariusze stresowe. Zawierają: wysoką generację PV, niską inercję, ograniczenia przesyłowe, skoki zapotrzebowania.
3. S3. Scenariusze kryzysowe. Odtwarzają blackout iberyjski jako złożenie: zdarzenie techniczne + warunki systemowe + ograniczona elastyczność.

W scenariuszach stresowych stosuje się parametryzację niepewności. Obejmuje ona rozkłady dla prognoz PV, zapotrzebowania i dostępności zasobów.

Stosuje się podejście probabilistyczne i uczenie maszynowe do generowania wielu trajektorii. Jest to spójne z podejściem probabilistycznym dla systemów o wysokim udziale OZE (Mayer i in., 2023). Parametryzacja niepewności dotyczy głównie PV i popytu. Wykorzystuje się rozkłady błędów prognozy. Rozkłady są estymowane z danych historycznych oraz z symulacji pogodowych. W analizie probabilistycznej liczy się EENS i LOLP jako wartości oczekiwane. Pozwala to porównywać warianty nie tylko w stanie średnim, ale też w ogonach rozkładu.

Porównanie scenariuszy wymaga kryteriów. Kryteria zdefiniowano na dwóch poziomach:

1. K1. Kryteria twarde (hard constraints). Obejmują ograniczenia techniczne: częstotliwość, napięcie, termika elementów, minimalne rezerwy.
2. K2. Kryteria miękkie (soft). Obejmują: koszty, emisje, odchylenia od planu, ryzyko społeczne.

Agregację wariantów prowadzi się metodami MCDA. Wykorzystuje się m.in. AHP/TOPSIS w wersji skalibrowanej na mierniki techniczne. Uzasadnienie użycia MCDA wynika z dużej liczby kryteriów i z konieczności jawnego ważenia. Przegląd MCDA dla technologii OZE pokazuje dojrzałość takiego podejścia (Siksnelyte-Butkiene i in., 2020). Modelowanie scenariuszy i optymalizacji realizuje się zgodnie z regułami transparentności, replikowalności i analizy wrażliwości (DeCarolis i in., 2017).

Analiza wrażliwości, walidacja i odporność wniosków

Analiza scenariuszowa wymaga testów czułości. Dotyczy to zarówno danych, jak i wag kryteriów.

Zastosowano trzy rodzaje analiz wrażliwości:

1. WS1. Wrażliwość parametrów systemowych. Zmienia się: udział PV, dostępność rezerw, moc interkonektorów, poziom magazynowania.
2. WS2. Wrażliwość niepewności prognoz. Zmienia się wariancję błędu prognozy PV i popytu. Obserwuje się wpływ na EENS i koszty rezerw.
3. WS3. Wrażliwość wag w MCDA. Zmienia się wagi wymiarów W1-W4 oraz kryterium cyber. Sprawdza się stabilność rankingu wariantów.

Walidację scenariuszy przeprowadza się przez porównanie z danymi historycznymi oraz przez testy spójności fizycznej.

W praktyce stosuje się trzy testy:

1. V1. Test bilansowy. Suma generacji i importu musi pokryć popyt i straty w każdym kroku czasowym.
2. V2. Test ograniczeń. Sprawdza się dotrzymanie ograniczeń rezerwowych i ograniczeń rampowania.
3. V3. Test graniczny. Sprawdza się zachowanie modelu w ekstremach, np. przy nagłej utracie dużej jednostki lub dużym spadku generacji PV.

Test bilansowy zapisuje się jako równanie:

$$P_gen(t) + P_imp(t) - P_exp(t) - P_load(t) - P_loss(t) = 0.$$

Równanie jest sprawdzane w każdym kroku t.

Test ograniczeń obejmuje m.in.:

$$|\Delta P/\Delta t| \le Ramp_max \text{ oraz } R(t) \ge R_min,$$

gdzie R to dostępna rezerwa.

W teście granicznym analizuje się odpowiedź częstotliwości. Stosuje się model uproszczony: $2 \cdot H_sys \cdot S_base \cdot (df/dt) = \Delta P - D \cdot \Delta f$.

Parametr D opisuje tłumienie zależne od obciążenia. W scenariuszach cyber stosuje się model zdarzeń dyskretnych. Opisuje się degradację pomiarów, opóźnienia komunikacji i utratę sterowania. Zakres scenariuszy cyber i dobór wskaźników oparto o klasyfikacje z literatury oraz o katalog wskaźników zagrożeń (Marković, Kovačević, 2026).

Rekonstrukcja blackoutu iberyjskiego jako scenariusza referencyjnego

Scenariusz referencyjny buduje się jako rekonstrukcję zdarzenia o wysokim wpływie i niskiej częstości. Opis sekwencji zdarzeń przyjęto z opracowania autorskiego (Grudniewski, 2025). W rekonstrukcji stosuje się podejście warstwowe.

1. RB1. Warstwa przedzdarzeniowa. Określa się stan systemu: poziom generacji PV, obciążenie, wymiana transgraniczna, rezerwy i topologia.
2. RB2. Zdarzenie inicjujące. Definiuje się zdarzenie techniczne lub operacyjne oraz jego lokalizację w sieci.
3. RB3. Propagacja. Modeluje się kolejne odłączenia, przeciążenia lub działania automatyki, w tym load shedding.
4. RB4. Separacja i odbudowa. Analizuje się możliwość pracy wyspowej, czarny start oraz czas odtworzenia zasilania.

Rekonstrukcję prowadzi się w dwóch modelach równoległych.

1. RM1. Model bilansowo-scenariuszowy w rozdzielczości 15-min. Służy do oceny deficytów mocy i energii oraz do weryfikacji rezerw.
2. RM2. Model dynamiczny w rozdzielczości sekundowej. Służy do oceny częstotliwości, ROCOF oraz zachowania inwerterów.

Model RM1 służy do odtworzenia profilu net-load. Definiuje się go jako: P_net(t) = P_load(t) – P_PV(t) – P_W(t) – P_OZE_inne(t). Wzrost P_net lub szybka zmiana P_net jest źródłem ryzyka rezerwowego. Model RM2 służy do oceny czy system spełnia kryteria częstotliwości. Kluczowe są nadir i ROCOF. Parametry inwerterów (FI1-FI3) są tu parametrami wejściowymi.

Ryzyko blackoutu w systemie o wysokim udziale OZE opisuje się także w literaturze z obszaru dynamiki nieliniowej i sieci złożonych

(Carreras i in., 2021). Takie ujęcie uzasadnia stosowanie wskaźników wczesnego ostrzegania i testów kaskadowych. W ramach RB4 wprowadza się metrykę czasu odtworzenia (time-to-recover). Metryka jest liczona dla poziomów zasilania: 50%, 80% i 95%. Warianty interwencji ocenia się poprzez porównanie z rekonstrukcją. Kryterium jest redukcja ryzyka i skrócenie czasu odtworzenia.

Dobór wariantów mitigacji i procedura oceny wielokryterialnej

Warianty mitigacji definiuje się jako zestawy działań technicznych i operacyjnych.

Działania techniczne obejmują: magazyny, modernizację inwerterów, wzmocnienie sieci oraz funkcje automatyki.

Działania operacyjne obejmują: zasady utrzymywania rezerw, kryteria odstawień, ograniczenia PV oraz procedury odbudowy.
Warianty grupuje się w cztery pakiety:

1. WM1. Pakiet stabilności. Zawiera: funkcje GFM/GFL, wirtualną bezwładność, regulację napięcia i FFR.
2. WM2. Pakiet elastyczności. Zawiera: BESS/PHS, zarządzanie popytem, ograniczanie ramp.
3. WM3. Pakiet infrastruktury. Zawiera: rozbudowę połączeń, redukcję przeciążeń, modernizację zabezpieczeń.
4. WM4. Pakiet cyber i telemechaniki. Zawiera: redundancję komunikacji, detekcję anomalii, segmentację sieci OT.

Ocena wielokryterialna ma trzy kroki:

1. WK1. Normalizacja mierników M1-M10 do skali 0-1 z rozróżnieniem na kryteria stymulant i destymulant.
2. WK2. Wyznaczenie wag. Wagi bazowe pochodzą z eksperckiej oceny i z priorytetów polityki. Wagi są testowane w WS3.
3. WK3. Agregacja i ranking. Stosuje się równolegle AHP/TOPSIS oraz agregację ważoną. Rozbieżności są analizowane.

Normalizacja WK1 jest jawna. Dla destymulant (np. EENS) wartości mniejsze są lepsze. Dla stymulant (np. dostępność) wartości większe są lepsze. Agregację ważoną zapisuje się jako: Score = $\Sigma_j w_j \cdot z_j$.

Wagi w_j sumują się do 1. Wrażliwość wag jest badana w WS3. W praktyce wynik raportuje się w postaci rankingu oraz wykresów wrażliwości. Pozwala to uniknąć decyzji na podstawie jednej liczby. Wynik oceny nie jest pojedynczą liczbą. Jest to zestaw: ranking, zakres niepewności oraz rekomendacje zależne od reżimu pracy. Takie podejście ogranicza ryzyko nadinterpretacji agregatów i poprawia przydatność wyników dla operatora.

3.3. Metody badań technologicznych PV (zakres pomiarów, charakterystyka materiałów, parametry efektywności)

Zakres badań technologicznych i poziomy agregacji

Sekcja opisuje metody badań technologicznych PV. Analiza obejmuje pomiary elektryczne, środowiskowe i materiałowe. Wyznacza się parametry efektywności oraz funkcji sieciowych inwerterów. Wyniki są wejściem do modelowania scenariuszy i do pipeline AI. Badania technologiczne PV prowadzi się na trzech poziomach. Poziomy odpowiadają strukturze systemu elektroenergetycznego.

1. P1. Poziom komponentu. Obejmuje ogniwo, moduł, złącza, zabezpieczenia DC, inwerter, transformator.
2. P2. Poziom obiektu. Obejmuje stringi, MPPT, pola, stację, układ pomiarowy i telemechanikę.
3. P3. Poziom systemu. Obejmuje farmę PV jako źródło sterowalne w ograniczonym zakresie oraz interakcję z siecią i magazynem.

Na każdym poziomie definiuje się parametry mierzalne i parametry modelowane. Parametry modelowane kalibruje się na pomiarach. Badania odnoszą się do mechanizmów, które w studium przypadku prowadziły do utraty marginesów bezpieczeństwa. W szczególności analizuje się konsekwencje niskiej inercji i ograniczonej regulacji częstotliwości. Uzasadnienie wynika z przeglądów dotyczących inercji i strategii sterowania (Fernández-Guillamón i in., 2019; Lim i in., 2025).

Pomiary elektryczne modułów i generatora PV

Pomiary elektryczne stanowią podstawę walidacji parametrów PV. Zakres pomiarów obejmuje:

1. PE1. Charakterystyki I-V i P-V w warunkach zbliżonych do STC oraz w warunkach polowych.
2. PE2. Wyznaczenie parametrów: Isc, Voc, Impp, Vmpp, Pmpp, FF oraz współczynników temperaturowych.
3. PE3. Ocena strat rezystancyjnych i dopasowania stringów. Weryfikuje się rozrzut parametrów.
4. PE4. Pomiary prądów upływu, rezystancji izolacji i testy PID/LID w zakresie dostępnym w laboratorium.
5. PE5. Pomiary jakości energii po stronie AC: THD, flicker, asymetria, odpowiedź na skok mocy.

Z charakterystyki I-V wyznacza się punkt mocy maksymalnej: P_mpp = V_mpp · I_mpp. Współczynnik wypełnienia: FF = (V_mpp · I_mpp) / (V_oc · I_sc).

Sprawność chwilowa modułu: η = P_mpp / (G_POA · A). Zmienna G_POA oznacza irradiancję w płaszczyźnie modułu. Zmienna A oznacza pole aktywne.

Do analizy I-V stosuje się modele jedno- i dwudiodowe. Parametry dopasowuje się metodami optymalizacji nieliniowej. W diagnostyce wykorzystuje się korelacje między kształtem I-V a typowymi uszkodzeniami. Jest to podejście potwierdzone w diagnostyce opartej o I-V i metody uczenia (Chen i in., 2017).

Pomiary środowiskowe i przekształcenie do warunków odniesienia

Pomiar środowiska jest wymagany do korekty mocy PV i do wiarygodnej oceny efektywności. Mierzy się irradiancję i temperaturę w sposób umożliwiający przeliczenie na płaszczyznę modułu (POA).

1. PS1. GHI/DNI/DHI lub bezpośrednio POA. Minimalna rozdzielczość: 1 min.
2. PS2. Temperatura modułu i powietrza. Minimalna rozdzielczość: 1 min.

3. PS3. Wiatr i prędkość wiatru. Dane są użyteczne dla chłodzenia modułu.
4. PS4. Zachmurzenie i parametry aerozoli, jeśli są dostępne. Dane wspierają scenariusze nagłych spadków PV.

Wprowadzono procedurę synchronizacji czasowej danych środowiskowych z danymi elektrycznymi. Stosuje się ujednolicenie stref czasowych i korektę opóźnień czujników.

Do porównań w czasie stosuje się korektę do warunków odniesienia. Przykładowo: $P_{ref}(t) = P(t) \cdot (G_{ref} / G_{POA}(t)) \cdot [1 + \gamma \cdot (T_{ref} - T_{mod}(t))]$.

Współczynnik γ jest temperaturowym współczynnikiem mocy. Parametry G_{ref} i T_{ref} odpowiadają STC. Korekta ogranicza wpływ pogody na ocenę degradacji i dostępności.

Charakterystyka materiałów, defektów i degradacji

Badania materiałowe służą identyfikacji mechanizmów degradacji oraz ocenie niezawodności. W metodyce przyjęto zestaw technik nieniszczących i wspierających.

1. PM1. Elektroluminescencja (EL) do wykrywania mikropęknięć, przerw w ścieżkach i degradacji złączy.
2. PM2. Termografia IR do wykrywania hot-spotów i nierównomierności pracy stringów.
3. PM3. Fotoluminescencja (PL) i obrazowanie UV dla oceny jakości pasywacji, gdy technologia na to pozwala.
4. PM4. Pomiary IV przy wymuszeniu zacienienia i symulacji uszkodzeń dla zbudowania bibliotek sygnatur.
5. PM5. Wybrane metody laboratoryjne (SEM/XRD) dla próbek referencyjnych, gdy dostępne są fragmenty materiału.

Wyniki badań materiałowych łączy się z danymi eksploatacyjnymi. Pozwala to rozdzielić degradację naturalną od zdarzeń awaryjnych. W konsekwencji możliwe jest lepsze modelowanie dostępności PV w scenariuszach bezpieczeństwa.

Parametry efektywności i niezawodności PV

Efektywność PV opisuje się parametrami energetycznymi i parametrami dyspozycyjności. W metodyce stosuje się standardowe wskaźniki eksploatacyjne:

1. PF1. Uzysk energii E_AC [kWh] oraz uzysk jednostkowy [kWh/kWp].
2. PF2. Performance Ratio PR [-]. PR opisuje relację uzysku do energii teoretycznej ze STC.
3. PF3. Capacity Factor CF [-]. CF opisuje wykorzystanie mocy zainstalowanej.
4. PF4. Wskaźnik dostępności A [%]. Definiuje się go jako czas pracy bez awarii w relacji do czasu obserwacji.
5. PF5. Wskaźnik degradacji dP/P [%/rok]. Wyznacza się go metodą regresji odpornej na outliery.

Uzysk jednostkowy: $Y_f = E_{AC} / P_{STC}$.
Uzysk referencyjny: $Y_r = H_{POA} / G_{STC}$, gdzie H_{POA} to napromienienie w płaszczyźnie modułu, a $G_{STC} = 1000$ W/m².
Performance Ratio: $PR = Y_f / Y_r$.
Capacity Factor: $CF = E_{AC} / (P_{STC} \cdot T)$, gdzie T to czas obserwacji w godzinach.
Dostępność: $A = 1 - (T_{down} / T_{obs})$.

Wskaźnik degradacji wyznacza się z regresji: $P_{norm}(t) = a + b \cdot t$. Wtedy $dP/P \approx -b/a$ w [%/rok]. Dla scenariuszy blackoutu kluczowe są wskaźniki dynamiki. Obejmują rampy mocy i odpowiedź na zakłócenia. Wyznacza się: ramp rate [MW/min], czas narastania po przejściu chmury oraz opóźnienie MPPT.

Badania interakcji PV z siecią i magazynowaniem

Interakcja PV z siecią jest krytyczna w systemie o niskiej inercji. Analizę stabilności częstotliwości prowadzi się w oparciu o przeglądy rozwiązań sterowania oraz o literaturę dotyczącą systemów niskoinercyjnych (Milano i in., 2018; Dörfler, Groß, 2023).
W badaniu przyjęto trzy klasy funkcji inwerterów:

1. FI1. Grid-following (GFL). Klasyczny tryb śledzenia sieci. Ograniczona zdolność formowania napięcia.
2. FI2. Grid-supporting. Funkcje: droop, regulacja napięcia, ograniczanie ramp, wirtualna bezwładność.
3. FI3. Grid-forming (GFM). Tryb formowania napięcia i częstotliwości. Przydatny w pracy wyspowej i w odbudowie.

Dla funkcji droop przyjmuje się zależność liniową. Przykład dla częstotliwości: $\Delta P = -K_f \cdot \Delta f$. Współczynnik K_f jest dobierany tak, aby nie przekroczyć ograniczeń prądowych.

Dla regulacji napięcia przyjmuje się: $\Delta Q = -K_v \cdot \Delta V$. Parametr K_v i deadband są dobierane pod ograniczenia napięciowe sieci.

Dla wirtualnej bezwładności stosuje się człon pochodny: $P_{VI} = -K_{VI} \cdot (df/dt)$. W praktyce ogranicza się P_VI saturacją, aby nie przeciążać inwertera.

Testy obejmują zdolność FRT (fault ride-through) oraz zachowanie w warunkach spadków napięcia i zmian częstotliwości.

W scenariuszach kryzysowych ocenia się możliwość pracy wyspowej oraz współpracę z automatyką odciążania. Do modelowania magazynowania energii wykorzystuje się typowe modele techniczno-ekonomiczne. Wybór wynika z przeglądów technologii magazynowania i ich roli w pracy systemu (Luo i in., 2015).

W rozdziale przyjęto, że kluczowe są magazyny o dużej mocy chwilowej i krótkim czasie odpowiedzi. Dotyczy to zarówno BESS, jak i magazynów szczytowo-pompowych (PHS). Integrację PHS z PV traktuje się jako istotny wariant mitigacji. Uzasadnienie dostarczają prace optymalizacyjne i studia hybrydyzacji FPV+PHS (Bamoshmoosh i in., 2025; Micocci i in., 2025; Castorino i in., 2025). Uwzględnia się także warunki rynku iberyjskiego w wariantach operacyjnych, co jest zgodne z analizami FPV+PHS w warunkach day-ahead na rynku iberyjskim (Barbón i in., 2023a). Dla każdego wariantu PV+magazyn definiuje się zdolność do świadczenia usług systemowych. W metodyce mierzy się: FFR, regulację napięcia, czarny start oraz zdolność odbudowy segmentów sieci.

Plan badań inwerterów i funkcji sieciowych (FRT, GFM, czarny start)

Plan badań inwerterów jest oparty o testy funkcjonalne i testy dynamiczne. Testy funkcjonalne potwierdzają dostępność funkcji sterowania. Testy dynamiczne potwierdzają stabilność i brak oscylacji.
W metodyce definiuje się zestaw prób.

1. TI1. Próba regulacji mocy czynnej P w funkcji częstotliwości (droop). Wyznacza się nachylenie i opóźnienie.
2. TI2. Próba regulacji mocy biernej Q w funkcji napięcia. Wyznacza się nachylenie, deadband i ograniczenia.
3. TI3. Próba ograniczania rampy. Wyznacza się maksymalną rampę i wpływ na bilans.
4. TI4. Próba FRT. Symuluje się spadki napięcia i określa czas podtrzymania oraz sekwencję powrotu.
5. TI5. Próba trybu GFM. Sprawdza się utrzymanie napięcia i częstotliwości przy zmianach obciążenia w mikrosieci.
6. TI6. Próba czarny start (jeśli dotyczy). Sprawdza się możliwość zasilenia własnych potrzeb i stopniowej synchronizacji.

Każda próba ma parametry wejściowe, kryteria zaliczenia i sposób rejestracji przebiegów. Rejestruje się przebiegi w rozdzielczości co najmniej 10 Hz. Dla zdarzeń szybkich stosuje się 100-200 Hz. Kryteriami zaliczenia są: brak utraty synchronizmu, brak niestabilności napięciowej oraz dotrzymanie ograniczeń prądowych. Wyniki testów mapuje się na parametry modeli dynamicznych. Parametry trafiają do symulacji scenariusza RB2-RB3. W metodyce uwzględnia się także wpływ filtrów LCL i nastaw PLL w trybie GFL. Są to typowe źródła interakcji z siecią w niskiej inercji.

Interfejs PV-PHS i parametryzacja zasobów elastyczności

Integracja PV z PHS wymaga spójnej parametryzacji mocy, energii i ograniczeń hydraulicznych. W metodyce definiuje się parametry PHS na potrzeby dwóch modeli: bilansowego i dynamicznego.

1. PH1. Parametry bilansowe: moc pompowania, moc generacji, pojemność energetyczna, sprawność cyklu, ograniczenia czasów rozruchu.

2. PH2. Parametry dynamiczne: stałe czasowe regulatorów, ograniczenia rampowania, zdolność do FFR, minimalne czasy pracy.
3. PH3. Parametry operacyjne: priorytety ładowania z PV, ograniczenia środowiskowe, minimalny poziom wody.

Pojemność energetyczna PHS jest opisana energią potencjalną: $E = \rho \cdot g \cdot h \cdot V \cdot \eta$, gdzie ρ to gęstość wody, h to spad, V to objętość, a η to sprawność.

Moc w trybie generacji lub pompowania opisuje się: $P = \rho \cdot g \cdot h \cdot Q \cdot \eta$, gdzie Q to strumień objętości. Ograniczenia Q i h przekładają się na Ramp_max w modelu bilansowym. W scenariuszu bazowym PHS jest źródłem rezerwy wtórnej. W scenariuszu kryzysowym PHS jest źródłem szybkiej rezerwy i wsparcia odbudowy.

Integracja PV+PHS jest analizowana w dwóch trybach:

1. TP1. Tryb energetyczny. Celem jest maksymalizacja autokonsumpcji PV i redukcja ograniczeń.
2. TP2. Tryb bezpieczeństwa. Celem jest utrzymanie rezerwy mocy i skrócenie czasu reakcji na ubytek mocy.

Tryb bezpieczeństwa wymaga utrzymywania headroom w PHS. Oznacza to celowe ograniczenie pełnego naładowania.

W metodyce headroom jest liczony jako funkcja ryzyka scenariusza i niepewności prognoz PV. Dla rynku day-ahead i bilansującego wprowadza się ograniczenia ekonomiczne. Ocenia się koszt utrzymywania headroom. Wyniki te są podstawą do oceny kompromisu: bezpieczeństwo versus efektywność ekonomiczna.

3.4. Metody AI i sposób integracji wyników

Architektura pipeline danych

Rozdział opisuje metody AI i integrację wyników. Definiuje się pipeline danych (potok przetwarzania), uczenie i walidację. Opisuje się też zastosowania: prognozowanie, optymalizacja, sterowanie i diagnostyka. Wyniki AI są mapowane na mierniki bezpieczeństwa z podrozdziału 3.2. Pipeline danych zaprojektowano jako ciąg etapów od

akwizycji danych do wskaźników bezpieczeństwa. Pipeline ma charakter modularny. Moduły można wymieniać bez zmiany logiki oceny.
Wyróżniono osiem kroków pipeline:

1. PD1. Akwizycja danych (D1-D4) i ich wersjonowanie.
2. PD2. Czyszczenie i harmonizacja: jednostki, strefy czasowe, agregacja czasowa.
3. PD3. Inżynieria cech: opóźnienia (lags), zmienne pochodne, cechy kalendarzowe i meteorologiczne. Wektor cech w chwili t zapisuje się jako x(t) = [x_1(t), …, x_n(t)]. Zawiera on m.in. opóźnienia, pochodne i cechy kalendarzowe. Model prognozujący można zapisać jako: $\hat{y}(t+h) = F(x(t), x(t-\Delta t), \ldots)$. Horyzont h zależy od zastosowania (PG1-PG4).
4. PD4. Segmentacja na reżimy pracy: normalny, stres, kryzys. Segmentacja opiera się o progi częstotliwości, rezerwy i rampy PV.
5. PD5. Uczenie modeli AI: prognozy, klasyfikatory, modele anomalii, modele sterowania.
6. PD6. Walidacja krzyżowa i backtesting. Waliduje się także scenariusze syntetyczne.
7. PD7. Integracja wyników z modelem scenariuszowym i z miernikami M1-M10.
8. PD8. Raportowanie i interpretacja. Wyniki mają format umożliwiający decyzje operatorskie i strategiczne.

W pipeline przyjęto zasadę rozdzielenia danych uczących i testowych w czasie. Zastosowano blokowy podział czasowy. Unika się przecieku informacji (data leakage).

Modele AI dla prognozowania (PV, obciążenie, rezerwy)

Prognozowanie jest funkcją krytyczną dla bezpieczeństwa. Redukuje niepewność w bilansowaniu i doborze rezerw. W badaniu rozróżnia się prognozy deterministyczne i probabilistyczne.
Zakres prognoz obejmuje:

1. PG1. Prognoza mocy PV na horyzontach: 5 min, 15 min, 1 h, 24 h.
2. PG2. Prognoza obciążenia w analogicznych horyzontach.
3. PG3. Prognoza błędu (uncertainty) i rozkładów kwantylowych dla PV i popytu.

4. PG4. Prognoza potrzeb rezerwowych jako funkcja niepewności i warunków systemowych.

Dla prognoz probabilistycznych wyznacza się kwantyle błędu. Jeśli e(t) = y(t) – ŷ(t), to rezerwę szybką można związać z kwantylem: R_FFR(t) = q_α(|e(t)|). Poziom α dobiera się do tolerancji ryzyka. Takie powiązanie pozwala przełożyć jakość prognozy na koszt rezerw. Jest to bezpośrednie spięcie AI z miernikiem M7. Jako model referencyjny dla PV wykorzystuje się architektury sekwencyjne, w tym LSTM (Hochreiter, Schmidhuber, 1997). Do ekstrakcji cech z wielowymiarowych danych czasowych stosuje się modele hybrydowe LSTM-CNN. Skuteczność takiego podejścia wykazano w prognozowaniu mocy PV (Wang i in., 2019). Dla prognoz probabilistycznych stosuje się modele kwantylowe oraz ensemble. Alternatywnie stosuje się modele drzewiaste o wysokiej skuteczności, jak XGBoost (Chen, Guestrin, 2016). W badaniu przewiduje się łączenie modeli. Stosuje się stacking i ważenie dynamiczne zależne od reżimu pracy. W scenariuszach kryzysowych podnosi się wagę modeli konserwatywnych. Minimalizuje to ryzyko niedoszacowania spadków PV.

Modele AI i optymalizacja pracy (operacja PV+magazyn+rezerwy)

Optymalizacja jest prowadzona jako problem decyzyjny z ograniczeniami technicznymi i ekonomicznymi. W wariancie bazowym stosuje się optymalizację MILP dla harmonogramu PV, magazynu i rezerw. Zmienne decyzyjne obejmują: ładowanie/rozładowanie, rezerwy, ograniczenia PV, import/eksport. Funkcja celu obejmuje koszt energii, koszt rezerw, koszt ograniczeń oraz koszt ryzyka. W scenariuszach niepewnych stosuje się optymalizację stochastyczną lub robust.
Problem optymalizacji zapisuje się jako:

$$\min_u \Sigma_t [c_E(t)\cdot P_{grid}(t) + c_R\cdot R(t) + c_C\cdot Curt(t) + \lambda\cdot Risk(t)].$$

Ograniczenia obejmują bilans:

$$P_{grid}(t) + P_{PV}(t) + P_{dis}(t) - P_{ch}(t) = P_{load}(t) + Curt(t).$$

Dla magazynu stosuje się dynamikę stanu:

$$SOC(t+1) = SOC(t) + \eta_ch \cdot P_ch(t) \cdot \Delta t / E_max - P_dis(t) \cdot \Delta t / (\eta_dis \cdot E_max).$$

Ograniczenia bezpieczeństwa obejmują m.in.: $f_min \leq f(t) \leq f_max$ oraz $V_min \leq V(t) \leq V_max$. W praktyce są to kryteria K1.
Zasady budowy modeli optymalizacyjnych, jawność założeń i analiza wrażliwości są zgodne z rekomendacjami dla modeli systemu energetycznego (DeCarolis i in., 2017).
AI wspiera optymalizację na dwa sposoby:

1. OP1. AI generuje prognozy i rozkłady błędów. Trafiają one do problemu optymalizacji jako parametry.
2. OP2. AI tworzy modele zastępcze (surrogate). Przyspieszają one przeszukiwanie przestrzeni scenariuszy i wariantów technologii.

W monografii przyjęto, że decyzje optymalizacyjne muszą być audytowalne. Modele black-box są dopuszczalne tylko z mechanizmem wyjaśniania. Stosuje się SHAP lub analizę ważności cech dla modeli drzewiastych. Dla sieci neuronowych stosuje się analizę wrażliwości i testy kontrfaktyczne.

Sterowanie wspierające stabilność (AI + automatyka)

Sterowanie dotyczy pracy w czasie rzeczywistym. W tym obszarze rozdziela się sterowanie wolne i szybkie.

Sterowanie wolne obejmuje: regulację napięcia, ograniczanie ramp, zarządzanie magazynem w horyzoncie minutowym. Sterowanie szybkie obejmuje: FFR i wsparcie częstotliwości w sekundach. W systemie niskoinercyjnym kluczowe jest poprawne modelowanie odpowiedzi częstotliwościowej. Literatura wskazuje na konieczność rewizji klasycznych modeli dla systemów zdominowanych przez elektronikę mocy (Dörfler, Groß, 2023). W metodyce uwzględnia się także identyfikację i estymację inercji w czasie. Podejście oparte o estymację i prognozowanie inercji opisano w pracach przeglądowych (Heylen i in., 2021).
AI jest integrowana ze sterowaniem przez dwa mechanizmy:

1. ST1. Predykcyjne sterowanie modelowe (MPC) z wejściem z modeli prognozujących PV/popyt.
2. ST2. Uczenie ze wzmocnieniem (RL) jako warstwa proponująca nastawy, z ograniczeniem bezpieczeństwa (safety layer).

W studium blackoutu priorytetem jest prewencja odłączeń i separacji systemu. Dlatego w sterowaniu wprowadza się kryteria bezpieczeństwa jako ograniczenia twarde. Sterowanie ma zapewnić utrzymanie częstotliwości w pasmach dopuszczalnych oraz utrzymanie napięć w węzłach krytycznych.

Ograniczenie częstotliwości można zapisać jako:

$|f(t) - f_o| \le \Delta f_{max}$. Dla ROCOF stosuje się: $|df/dt| \le ROCOF_{max}$.

Sterowanie szybkie może używać prawa: $P_{sup}(t) = -K_f \cdot (f(t) - f_o) - K_{VI} \cdot (df/dt)$. Nastawy K_f i K_{VI} są ograniczone możliwościami inwertera i magazynu.

Warianty sterowania są testowane w symulacji dynamicznej. Symulacja obejmuje zakłócenia N-1 oraz zakłócenia skojarzone z utratą komunikacji.

Diagnostyka i predykcja awarii (PV i infrastruktura)

Diagnostyka jest prowadzona w celu redukcji awaryjności i zwiększenia dyspozycyjności zasobów PV. W metodyce rozróżnia się diagnostykę offline i online. Diagnostyka offline opiera się o analizy EL/IR oraz o przeglądy serwisowe. Diagnostyka online opiera się o sygnały SCADA i o dane z czujników.

Wykorzystuje się klasyfikatory i detektory anomalii oparte o I-V oraz o sygnały eksploatacyjne. Skuteczność podejść ML dla diagnostyki PV potwierdzono w literaturze (Chen i in., 2017; Vieira i in., 2022).

W badaniu buduje się bibliotekę usterek. Obejmuje ona m.in.: zwarcia DC, przerwy w stringu, degradację diod bypass, zacienienia, uszkodzenia inwertera. Każdej klasie usterek przypisuje się sygnatury cech. Dla potrzeb oceny bezpieczeństwa kluczowa jest szybka detekcja utraty mocy i odchyleń od prognozy. Wskazaniem alarmowym jest różnica między mocą prognozowaną a zmierzoną po korekcie środowiskowej.

Resztę diagnostyczną definiuje się jako:

$$r(t) = P_meas,cor(t) - \hat{y}_PV(t).$$

Korekta P_meas,cor uwzględnia G_POA i temperaturę. Alarm generuje się, gdy |r(t)| przekracza próg adaptacyjny. Próg wyznacza się z rozkładu reszt w trybie normalnym.

Walidacja modeli AI i testy odporności

Walidacja modeli AI jest projektowana tak, aby odzwierciedlała zastosowanie operatorskie. Stosuje się rozdział danych na zbiory treningowe, walidacyjne i testowe w czasie.

Dla prognoz stosuje się metryki:

1. VA1. MAE i RMSE dla błędu średniego i błędu kwadratowego.
2. VA2. MAPE oraz sMAPE w ujęciu względnym.
3. VA3. CRPS i pinball loss dla prognoz probabilistycznych.
4. VA4. Testy stabilności w ekstremach: błędy podczas przejść pogodowych i podczas zdarzeń awaryjnych.

$MAE = (1/N)\cdot\Sigma_t\ |y(t) - \hat{y}(t)|$.

$RMSE = sqrt[(1/N)\cdot\Sigma_t\ (y(t) - \hat{y}(t))^2]$.

$MAPE = (100\%/N)\cdot\Sigma_t\ |(y(t) - \hat{y}(t))/y(t)|$. Dla małych y(t) stosuje się sMAPE.

Dla prognoz kwantylowych stosuje się pinball loss:

$$L_\alpha(e) = \max(\alpha\cdot e, (\alpha-1)\cdot e), \text{ gdzie } e = y - \hat{y}_\alpha.$$

Dla klasyfikacji usterek stosuje się metryki: precision, recall, F1 oraz AUC. Dla sterowania stosuje się metryki: redukcja odchyleń częstotliwości, redukcja EENS oraz czas powrotu do stanu bezpiecznego. W testach odporności modeli stosuje się scenariusze ekstremalne, zgodnie z postulatem uwzględniania ekstremów w modelowaniu (McCollum i in., 2020). Wprowadza się także testy odporności na ataki danych. Obejmuje to szum, brak danych i celowe zafałszowania.

Testy te mają odzwierciedlać scenariusze cyber zdefiniowane w podrozdziale 3.2.

Integracja interdyscyplinarna i mapowanie wyników na wskaźniki bezpieczeństwa

Integracja wyników jest etapem kluczowym. Łączy ona trzy strumienie: analiza strategiczna, badania PV i modele AI.
W metodyce przyjęto mapowanie wielostopniowe:

1. IN1. Wyniki PV (PR, CF, rampy, FRT, dostępność) są mapowane na parametry scenariusza i na ograniczenia w optymalizacji.
2. IN2. Wyniki AI (prognozy i niepewności) są mapowane na wymagania rezerw i na rozkłady zdarzeń w scenariuszach.
3. IN3. Wyniki optymalizacji i sterowania są mapowane na mierniki M1-M10 oraz na agregaty kompozytowe.
4. IN4. Wyniki są interpretowane w ramie W1-W4, z osobnym opisem wpływu na odbiorców końcowych.

W wariancie docelowym tworzy się narzędzie typu decision-support. Narzędzie generuje ranking interwencji technologicznych i operacyjnych. Ranking jest stabilizowany analizą wrażliwości WS1-WS3. Wnioski są raportowane w formie mierników i rekomendacji inżynierskich. Taka forma ma umożliwić implementację wyników w praktyce operatorskiej i planistycznej.

Kryteria jakości badań, replikowalność i etyka danych

Metodyka uwzględnia kryteria jakości badań. Obejmują one poprawność, kompletność i możliwość powtórzenia.
Wprowadzono wymagania replikowalności:

1. R1. Wersjonowanie danych, modeli i parametrów scenariuszy.
2. R2. Rejestrowanie eksperymentów (seed, hiperparametry, zakres danych).
3. R3. Raportowanie niepewności i zakresów ufności dla wyników kluczowych.
4. R4. Archiwizacja kodu i wyników pośrednich.

Dane wrażliwe (np. szczegółowa telemetria infrastruktury krytycznej) są anonimizowane lub agregowane. Dla danych cyber stosuje się zasady minimalizacji informacji operacyjnej. Uzasadnienie włączenia perspektywy cyber i ostrożnego obchodzenia się z danymi wynika

z literatury wskazującej na rosnące znaczenie tego wektora ryzyka (Marković, Kovačević, 2026).

Zarządzanie cyklem życia modeli (monitoring, drift, aktualizacja)

Modele AI w energetyce pracują na danych niestacjonarnych. Zmienia się struktura popytu i generacji. Zjawisko drift jest szczególnie silne przy szybkim wzroście PV oraz zmianach regulacyjnych.
W metodyce przyjęto trzy warstwy zarządzania modelem:

1. ML1. Monitoring jakości predykcji w czasie. Wykrywa się trend pogorszenia MAE/RMSE oraz zmianę rozkładu błędu.
2. ML2. Detekcja drift danych wejściowych. Stosuje się testy statystyczne i metryki odległości rozkładów.
3. ML3. Aktualizacja modelu. Stosuje się okresowe retreningi oraz retrening warunkowy po przekroczeniu progów jakości.

Przykładową metryką drift jest PSI (Population Stability Index). $PSI = \Sigma_b (p_b - q_b) \cdot \ln(p_b/q_b)$, gdzie p_b i q_b to udziały obserwacji w przedziale b dla danych referencyjnych i bieżących. Drift błędu prognozy ocenia się przez zmianę średniej i wariancji reszt. Dla krytycznych zastosowań stosuje się progi na MAE/RMSE w reżimach stresowych. Aktualizacja modelu jest kontrolowana przez walidację wsteczną.

Nowy model jest wdrażany tylko, gdy poprawia metryki w reżimach stresowych i kryzysowych. Wymóg ten wynika z celu bezpieczeństwa. Model nie może poprawiać średniej kosztem błędu w ekstremach.

4. Fotowoltaika w polityce i strategiach bezpieczeństwa energetycznego

4.1. Analiza porównawcza (Polska – UE – świat): miejsce PV/OZE w politykach i strategiach bezpieczeństwa energetycznego

Rama porównawcza: wymiary bezpieczeństwa, mierniki i kompromisy

Rozdział przenosi wcześniejsze ustalenia na poziom polityk publicznych i strategii sektorowych. Interesujący jest mechanizm przełożenia decyzji politycznych na parametry pracy systemu elektroenergetycznego oraz koszt systemowy i ryzyko awarii.

Punktem odniesienia jest blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku, opisany w pracy własnej (Grudniewski, 2025). Zdarzenie to pokazuje, że wysoki udział PV nie gwarantuje bezpieczeństwa dostaw. W dniu awarii generacja PV sięgała ok. 18 GW i stanowiła ok. 59% produkcji w Hiszpanii. Wystąpiły oscylacje częstotliwości i napięcia. Doszło do rozłączenia połączeń transgranicznych z Francją. Następnie nastąpiły automatyczne wyłączenia części źródeł PV i wiatrowych oraz kaskadowa utrata mocy rzędu gigawatów (Grudniewski, 2025).

Blackout jest jednocześnie zdarzeniem technicznym i zdarzeniem politycznym. Jest techniczny, bo wynika z dynamiki częstotliwości,

napięcia i zabezpieczeń. Jest polityczny, bo jest skutkiem wcześniejszych decyzji o architekturze rynku, standardach przyłączeniowych oraz o tempie i lokalizacji rozwoju PV. W tym sensie strategia bezpieczeństwa musi łączyć język polityk z językiem parametrów technicznych (Chester, 2010; Kruyt i in., 2009). To studium przypadku ma znaczenie metodologiczne. Pokazuje, że bezpieczeństwo energetyczne nie jest tylko kategorią bilansową. Jest kategorią dynamiczną. Obejmuje adekwatność mocy, stabilność częstotliwości i napięcia, odporność infrastruktury oraz zdolność do odbudowy po awarii (Winzer, 2012; Cherp, Jewell, 2014; Azzuni, Breyer, 2018). W literaturze bezpieczeństwo energetyczne ujmuje się wielowymiarowo. Często stosuje się ramę 4A. Obejmuje ona dostępność, przystępność cenową, dostęp infrastrukturalny oraz akceptowalność środowiskową (Cherp, Jewell, 2014; Ang i in., 2015). W warunkach transformacji rośnie znaczenie odporności. Odporność opisuje zdolność systemu do absorpcji zakłóceń, adaptacji oraz powrotu do pracy (Roege i in., 2014; Molyneaux i in., 2016; Axon, Darton, 2021).

Fotowoltaika jest technologią o niskich kosztach krańcowych i krótkim cyklu inwestycyjnym. Poprawia bilans importowy paliw i redukuje emisje. Jednocześnie zwiększa zmienność generacji i obniża inercję systemu. Zwiększa też wymagania wobec sieci dystrybucyjnych. To zmienia profil ryzyka. Polityka energetyczna musi więc sterować nie tylko wolumenem instalacji PV, lecz także ich zachowaniem dynamicznym, lokalizacją oraz powiązaniem z elastycznością i magazynowaniem (Grudniewski, 2025; Kruyt i in., 2009).

Poniżej zamieszczona analiza obejmuje trzy zadania. Zadanie pierwsze to analiza porównawcza Polska – UE – świat. Zadanie drugie to identyfikacja instrumentów, które przenoszą cele strategiczne na mechanizmy techniczne. Zadanie trzecie to sformułowanie wniosków dla długiego horyzontu, w tym dla integracji PV z magazynami i narzędziami AI. Porównanie polityk prowadzono w trzech warstwach. Warstwa pierwsza to dominujący problem bezpieczeństwa. Może nim być zależność importowa, koszt energii, redukcja emisji albo odporność na kryzysy. Warstwa druga to instrumenty wdrożeniowe: regulacje, bodźce

inwestycyjne oraz konstrukcja rynku. Warstwa trzecia to ograniczenia fizyczne systemu: sieci, bilans mocy, rezerwy i usługi systemowe.

W tej logice PV jest zasobem dualnym. Zmniejsza ryzyka paliwowe i klimatyczne. Jednocześnie tworzy ryzyka operacyjne związane z rampami, przepływami i inercją. Polityka, która traktuje PV wyłącznie jako „zieloną moc", zwiększa prawdopodobieństwo zdarzeń typu blackout. Polityka, która łączy PV z elastycznością, zmniejsza ryzyko i poprawia efektywność kosztową. W warstwie analitycznej potrzebny jest wspólny język wskaźników. Literatura pokazuje, że wskaźniki bezpieczeństwa dzielą się na proste miary cząstkowe oraz na indeksy syntetyczne (Kruyt i in., 2009; Gasser, 2020). Miary cząstkowe opisują np. import, dywersyfikację i adekwatność mocy. Indeksy syntetyczne agregują wiele zmiennych. Są użyteczne w porównaniach między krajami, ale wymagają ostrożności metodologicznej (Månsson i in., 2014; Rybak i in., 2023).

Z perspektywy PV w polityce kluczowe są trzy grupy mierników. Pierwsza grupa to mierniki adekwatności i niezawodności. Należą do niej LOLE, EENS, SAIDI i SAIFI. Druga grupa to mierniki elastyczności. Należą do niej moc rezerwowa, szybkość regulacji oraz zdolność magazynowania. Trzecia grupa to mierniki odporności. Należą do niej czas odbudowy, wielkość obszaru dotkniętego awarią i liczba awarii kaskadowych (Roege i in., 2014; Molyneaux i in., 2016).

Do interpretacji kompromisów użyteczna jest triada bezpieczeństwo-zrównoważenie-suwerenność. W systemach transgranicznych nie da się maksymalizować wszystkich trzech wymiarów jednocześnie. Wzrost suwerenności przez izolację może pogorszyć bezpieczeństwo przez spadek zdolności bilansowania. Dotyczy to szczególnie systemów o wysokim udziale PV (Thaler, Hofmann, 2022; Timmermann, Noboa, 2022). Rama porównawcza obejmuje również aspekt geopolityczny. Transformacja zmniejsza znaczenie węglowodorów, ale zwiększa znaczenie technologii i surowców. Wskazuje się, że OZE nie eliminują geopolityki. Przenoszą ją na inne zasoby, w tym na metale krytyczne i łańcuchy dostaw (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019; European Commission, 2020).

Polska: PV jako szybki zasób redukcji ryzyk importowych i kosztowych

Polska przez dekady budowała bezpieczeństwo na paliwach krajowych i dużej generacji scentralizowanej. Taki model zapewniał przewidywalność mocy. Generował jednak wysokie koszty środowiskowe i rosnącą ekspozycję na koszt CO_2. W warunkach transformacji PV stała się technologią „szybkiej implementacji". Jest dostępna dla prosumentów i dla inwestorów przemysłowych. W strategiach krajowych PV pełni trzy funkcje bezpieczeństwa. Funkcja pierwsza to redukcja ryzyka paliwowego przez spadek zapotrzebowania na import paliw. Funkcja druga to obniżenie ceny krańcowej wytwarzania w godzinach dużej produkcji słonecznej. Funkcja trzecia to dywersyfikacja źródeł i zwiększenie lokalnej samowystarczalności, co jest spójne z koncepcjami suwerenności i strategicznej autonomii (Timmermann, Noboa, 2022; Westphal, 2020).

Specyfika Polski polega na dużym udziale PV prosumenckiej. To zmienia punkt ciężkości polityki. W modelu prosumenckim kluczowe są: taryfy dystrybucyjne, zasady rozliczeń energii oraz warunki przyłączania. Te elementy determinują profil dobowy eksportu do sieci i skalę przepływów w sieciach niskiego i średniego napięcia. W konsekwencji instrumenty „spoza energetyki", takie jak regulacja taryf lub standardy liczników, stają się instrumentami bezpieczeństwa systemu.

Korzyści ekonomiczne PV są jednak warunkowe. W systemie z wysokim udziałem PV rośnie ryzyko przeciążeń sieci dystrybucyjnych i wzrasta liczba ograniczeń mocy. Zwiększa się też wrażliwość na wahania pogody. Ryzyko „droughts" dla OZE, czyli okresów niskiej produkcji, jest identyfikowane w analizach europejskich (Kapica i in., 2024). Oznacza to konieczność rozwoju miksu elastycznego i magazynów.

W perspektywie operatorów sieci kluczowa jest obserwowalność i sterowalność zasobów rozproszonych. Bez tego rośnie liczba działań doraźnych, a nie systemowych. W polityce przekłada się to na potrzebę automatyzacji sieci, pomiarów i zdalnego sterowania. W tym miejscu pojawia się rola AI, ale także rola cyberbezpieczeństwa, które omówiono w rozdziale 3 i podrozdziale 4.2.

Z perspektywy bezpieczeństwa istotne jest, że PV nie zastępuje wprost mocy dyspozycyjnej. Zastępuje energię. Adekwatność mocy zależy od profilu zapotrzebowania i od korelacji produkcji PV z godzinami szczytu. Dlatego w strategii rośnie znaczenie zasobów elastycznych. W praktyce są to magazyny energii oraz jednostki regulacyjne. Ten mechanizm jest spójny z wnioskami o „bezpieczeństwie warunkowym" w erze transformacji (Kim i in., 2025; Aslam i in., 2024).

Przykład roli elastyczności pokazuje zdarzenie w KSE z 17 maja 2021 r., opisane w pracy własnej (Grudniewski, 2025). Ubytek ok. 3,6 GW w Elektrowni Bełchatów został w krótkim czasie częściowo pokryty przez elektrownie szczytowo-pompowe. Zwiększyły one generację łącznie o ponad 1,5 GW (Grudniewski, 2025). Wniosek jest prosty. Bez magazynów i rezerw szybkie zakłócenia mogą eskalować do blackoutu. Ten mechanizm jest analogiczny do mechanizmu iberyjskiego, choć ma inną przyczynę inicjującą.

W praktyce polska polityka PV przechodzi więc na etap „system-first". Oznacza to warunkowanie wsparcia inwestycyjnego spełnieniem kryteriów sieciowych i usług systemowych. Oznacza to także włączenie prosumentów w mechanizmy elastyczności. W długim horyzoncie polityka PV staje się polityką sieci, magazynów i danych.

Dodatkowy wymiar to bezpieczeństwo energetyczne gospodarstw domowych. Rozproszone PV może ograniczać wrażliwość na wzrost cen energii. Może też wzmacniać odporność na krótkie przerwy zasilania, jeżeli jest połączone z magazynem i automatyką. Prace ramowe dla bezpieczeństwa energetycznego na poziomie gospodarstw wskazują na konieczność łączenia techniki, ekonomii i uwarunkowań społecznych (Wejnert-Depue i in., 2025).

Unia Europejska: PV w doktrynie bezpieczeństwa rynku wewnętrznego

UE traktuje bezpieczeństwo energetyczne jako wynik integracji rynku, dywersyfikacji technologii oraz redukcji importu paliw. Integracja ma komponent regulacyjny i infrastrukturalny. W literaturze wskazuje się rosnącą rolę przedsiębiorczości politycznej Komisji Europejskiej w pogłębianiu integracji sektora energii (Maltby, 2013). Po 2022 r.

bezpieczeństwo dostaw energii w UE zostało dodatkowo uwypuklone przez szok geopolityczny i cenowy. Analizy wskazują, że konflikt rosyjsko-ukraiński wpłynął na import energii i miks wytwarzania w Europie, a reakcje obejmowały zarówno działania oszczędnościowe, jak i przyspieszenie inwestycji w OZE (Luschini i in., 2024; Farghali i in., 2023). To wzmocniło pozycję PV w strategiach. Ocena bezpieczeństwa w warunkach dekarbonizacji wymaga podejścia systemowego. Przykładem jest analiza bezpieczeństwa energetycznego w niskoemisyjnym systemie UE, gdzie uwzględnia się jednocześnie adekwatność, elastyczność, import i emisje (Gracceva i Zeniewski, 2014). Wniosek praktyczny jest następujący. PV poprawia część wskaźników bezpieczeństwa, ale obniża inne, jeżeli nie jest sprzężona z magazynami i usługami systemowymi. Polityka unijna musi więc być projektowana jako pakiet instrumentów. Z punktu widzenia PV kluczowy jest fakt, że rynek wewnętrzny wymaga kompatybilności technicznej. Obejmuje to zasady przyłączania, kodeksy sieciowe oraz wspólne ramy bilansowania. Wysoki udział źródeł inwerterowych powoduje, że częstotliwość i napięcie stają się zasobami rzadkimi. Zaczyna się je wyceniać. To przesuwa ciężar polityki z „wsparcia energii" na „wsparcie usług systemowych".

Blackout iberyjski jest w tym ujęciu zdarzeniem granicznym. Pokazał efekt „wyspy energetycznej" wynikający z ograniczonych interkonektorów. Pokazał też wrażliwość systemu na utratę synchronizmu oraz na automatyczne odłączenia źródeł PV i wiatrowych (Grudniewski, 2025). Z perspektywy UE wniosek jest systemowy. Bezpieczeństwo jest współzależne. Zdarzenia w regionie peryferyjnym mogą mieć skutki dla całego rynku. Literatura zwraca uwagę na paradoks bezpieczeństwa UE. Państwa członkowskie deklarują wspólne cele, ale w kryzysie preferują działania jednostronne. Prowadzi to do fragmentacji i do ryzyk dla rynku (Mišík, Nosko, 2023). W kontekście PV oznacza to ryzyko niespójnych wymagań technicznych, niespójnych taryf oraz niespójnych mechanizmów wsparcia. To zwiększa koszty integracji i pogarsza efektywność.

Strategie unijne coraz częściej łączą PV z koncepcją strategicznej autonomii. Autonomia dotyczy zarówno energii, jak i technologii oraz łańcuchów dostaw. Transformacja przesuwa zależności geopolityczne z paliw kopalnych na komponenty technologiczne i metale krytyczne

(Vakulchuk i in., 2020; European Commission, 2020). W praktyce oznacza to połączenie polityki energetycznej z polityką przemysłową. W analizach bezpieczeństwa ważny jest także komponent gazowy. Gaz pełni rolę paliwa przejściowego i zasobu elastyczności. Jednocześnie może tworzyć „barierę transformacji", jeżeli utrwala zależność importową i opóźnia inwestycje w elastyczność niskoemisyjną. Z tego powodu w literaturze rozwija się podejście, które redefiniuje bezpieczeństwo w warunkach przejścia energetycznego, w tym dla sektora gazu (Rodríguez-Fernández i in., 2022).

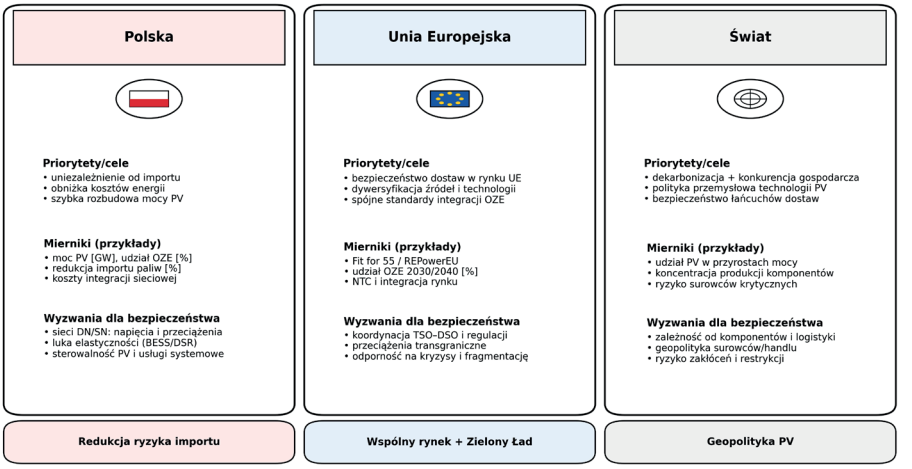
Świat: PV w geopolityce, polityce przemysłowej i globalnych łańcuchach dostaw

W skali globalnej PV jest jednocześnie narzędziem dekarbonizacji i narzędziem konkurencji gospodarczej. W części krajów dominuje cel redukcji importu paliw. W innych dominuje cel budowy przewagi przemysłowej w technologiach czystej energii. Zależność między innowacją a bezpieczeństwem energetycznym jest potwierdzana empirycznie w badaniach panelowych dla krajów OECD (Zhang i in., 2026). W literaturze podkreśla się, że transformacja wymaga nie tylko dyfuzji technologii, lecz także rozwoju ekosystemu innowacji. Obejmuje to finansowanie B+R, system patentowy, sieci współpracy oraz stabilność regulacyjną (Stern, Valero, 2021; Foxon i in., 2005). W przypadku PV oznacza to również rozwój kompetencji przemysłowych w zakresie materiałów, elektroniki mocy i recyklingu.

Badania wskazują, że rozwój PV jest silnie skorelowany z dynamiką współpracy technologicznej. To dotyczy zwłaszcza nowych generacji ogniw i technologii integracji z systemem. Analizy współpracy w rozwoju technologii PV pokazują, że transfer wiedzy i sieci kooperacyjne są istotnym czynnikiem tempa innowacji (De Paulo, Porto, 2023). Jednym z czynników ryzyka jest niepewność regulacyjna. Jej skutkiem jest wzrost kosztu kapitału i spadek inwestycji w technologie czystej energii. Badania dotyczące niepewności polityki energetycznej potwierdzają, że wpływa ona na inwestycje w technologie OZE i efektywności energetycznej (Pata, 2024). Z perspektywy bezpieczeństwa oznacza to, że stabilność regulacyjna staje się instrumentem bezpieczeństwa.

Transformacja zmienia geopolitykę. Zmniejsza znaczenie węglowodorów w handlu, ale zwiększa znaczenie technologii i surowców. Przeglądy wskazują cztery mity geopolityki OZE, w tym mit automatycznej „demokratyzacji" energii i mit pełnej eliminacji konfliktów (Overland, 2019). W praktyce pojawiają się nowe punkty nacisku: koncentracja produkcji modułów, koncentracja rafinacji metali oraz zależność od logistyki. Analizy foresight wskazują, że metale krytyczne stają się czynnikiem strategicznym dla PV i magazynowania. Ryzyko obejmuje dostępność surowców, ryzyko cenowe oraz ryzyko środowiskowe wydobycia (European Commission, 2020). W politykach państw rośnie więc rola instrumentów przemysłowych: wsparcia produkcji, recyklingu oraz rozwoju technologii materiałowych. W tym kontekście PV jest elementem polityki bezpieczeństwa w dwóch wymiarach. Wymiar pierwszy to bezpieczeństwo dostaw energii. Wymiar drugi to bezpieczeństwo dostaw technologii. Rozdzielenie tych wymiarów prowadzi do błędów strategicznych. Bezpieczeństwo energetyczne w erze PV jest współzależne od polityki innowacyjnej i przemysłowej.

Porównawcze ujęcie roli PV w polityce energetycznej w trzech skalach (Polska – UE – świat) przedstawiono na rysunku 14. Uzupełnieniem syntetycznym w formie tabelarycznej jest tabela 7.



Rysunek 14. Porównawcza rola PV w polityce energetycznej (Polska – UE – świat) w perspektywie bezpieczeństwa energetycznego

Źródło: opracowanie własne na podstawie Cherp, Jewell, 2014; Gracceva, Zeniewski, 2014; Mišík, Nosko, 2023; Overland, 2019; Vakulchuk, Overland, Scholten, 2020; Winzer, 2012.

Tabela 7. PV/OZE w politykach bezpieczeństwa energetycznego – ujęcie porównawcze (Polska – UE – świat)

Poziom	Dominujący problem bezpieczeństwa	Rola PV/OZE w strategii	Instrumenty polityki i rynku	Ograniczenia i ryzyka systemowe
Polska	Redukcja zależności importowej i kosztów wytwarzania. Spadek emisji przy utrzymaniu adekwatności mocy.	Szybka dyfuzja PV prosumenckiej i farm. Obniżenie kosztu krańcowego w południe. Dywersyfikacja i lokalna samowystarczalność.	System rozliczeń prosumenckich. Aukcje/certyfikaty. Modernizacja sieci DSO/TSO. Wsparcie magazynów i hybryd. Wymagania przyłączeniowe.	Ograniczenia sieciowe (hosting capacity). Curtailment i przeciążenia SN/nN. Spadek inercji. Ryzyko cyber w DER.
Unia Europejska	Bezpieczeństwo dostaw w rynku wewnętrznym. Integracja transgraniczna. Odporność na szoki geopolityczne i cenowe.	Filar dekarbonizacji i redukcji importu paliw. Konwergencja regulacyjna dla PV i usług systemowych. Budowa autonomii technologicznej.	Regulacje rynku wewnętrznego. Kodeksy sieciowe. Wsparcie przez aukcje/CfD. Rynki bilansujące i usług systemowych. Inwestycje w interkonektory.	Ryzyko fragmentacji polityk krajowych. „Wyspy energetyczne" i ograniczone interkonektory. Nowe zależności surowcowe. Ryzyko zdarzeń kaskadowych (case iberyjski).
Świat	Bezpieczeństwo energii i konkurencyjność gospodarcza. Odporność na ekstremy klimatu. Elektryfikacja gospodarki.	Skalowanie PV jako narzędzie dekarbonizacji. Rozwój mikro- i minisieci. Instrument polityki przemysłowej i innowacyjnej.	FiT/FiP, ulgi podatkowe, standardy OZE. Wsparcie B+R i produkcji. Wymagania lokalnego udziału. Standaryzacja i certyfikacja urządzeń.	Koncentracja produkcji i logistyki. Ryzyko polityki handlowej. Niepewność regulacyjna. Zależność od metali krytycznych.

Źródło: opracowanie własne na podstawie Ang, Choong, Ng, 2015; Cherp, Jewell, 2014; Gracceva, Zeniewski, 2014; Mišík, Nosko, 2023; Overland, 2019; Schittekatte, Reif, Meeus, 2020; Vakulchuk i in., 2020; Zografopoulos, Ospina, Liu, Konstantinou, 2023.

Tabela 7 nie jest rankingiem. Jest mapą priorytetów i kompromisów. W każdym ujęciu PV pozostaje zasobem o rosnącej roli. Różni się jednak sposób „domykania" ryzyk technicznych: przez sieci, przez rynek usług systemowych albo przez politykę przemysłową.

4.2. Instrumenty i mechanizmy wpływu na bezpieczeństwo (regulacje, rynek, ryzyka, odporność, elastyczność systemu)

Instrumenty regulacyjne: standardy techniczne, sieciowe i planistyczne

Instrumenty regulacyjne są kluczowe, bo definiują warunki brzegowe pracy systemu. W systemie z wysokim udziałem PV regulacja musi objąć trzy obszary: wymagania przyłączeniowe i kodeksy sieciowe, planowanie rozwoju sieci oraz wymagania w zakresie bezpieczeństwa i odporności infrastruktury krytycznej.

Wymagania przyłączeniowe dla PV powinny wymuszać zachowanie wspierające stabilność. Chodzi o zdolność do regulacji mocy biernej, utrzymania pracy przy krótkotrwałych zapadach napięcia oraz reakcję na odchylenia częstotliwości. Te parametry nie są „dodatkiem". Są ekwiwalentem dawnych własności mas wirujących w elektrowniach synchronicznych. Z perspektywy inżynierskiej krytyczne są dwie funkcje: regulacja mocy czynnej w funkcji częstotliwości oraz regulacja mocy biernej w funkcji napięcia. Uogólnione prawo droop można zapisać jako:

$$\Delta P = -K_f \cdot (f - f_o)$$
$$\Delta Q = -K_u \cdot (U - U_o),$$

gdzie K_f – współczynnik droop częstotliwościowy, K_u – współczynnik droop napięciowy, f_o i U_o – wartości znamionowe. W praktyce parametry droop są elementem kodeksów sieciowych. Decydują o tym, czy PV wnosi wkład stabilizacyjny, czy tylko reaguje na sieć.

Drugim krytycznym zagadnieniem regulacyjnym jest kontrola napięcia w sieciach dystrybucyjnych. Przy dużej generacji PV występuje wzrost napięcia na końcówkach linii. Dla uproszczonego odcinka linii można użyć zależności:

$$\Delta U \approx (R \cdot P + X \cdot Q) / U_n,$$

gdzie R i X – rezystancja i reaktancja linii, P i Q – moc czynna i bierna w punkcie przyłączenia, U_n – napięcie znamionowe. Zależność pokazuje, że polityka PV musi promować możliwość sterowania Q oraz ograniczania P w warunkach zagrożenia przekroczeń napięciowych. W przeciwnym razie rośnie liczba wyłączeń falowników i spada jakość energii.

Planowanie sieci w polityce PV ma wymiar lokalny. Większość mocy PV przyłączana jest do sieci dystrybucyjnych. Ograniczenia napięciowe i termiczne prowadzą do odmów przyłączenia lub do ograniczeń mocy (curtailment). Bez planowania lokalnego wsparcie PV może zwiększyć koszty systemowe i osłabić akceptowalność społeczną.
Regulacja bezpieczeństwa musi też operacjonalizować mierniki niezawodności. W energetyce dystrybucyjnej typowe są SAIDI i SAIFI. Wskaźniki te można zapisać następująco:

$$SAIDI = (\sum_{i=1}^{m} U_i \cdot N_i) / N_T$$
$$SAIFI = (\sum_{i=1}^{m} \lambda_i \cdot N_i) / N_T,$$

gdzie U_i – czas przerwy i-tego zdarzenia, N_i – liczba odbiorców dotkniętych zdarzeniem, λ_i – liczba przerw, N_T – liczba wszystkich odbiorców. Dla polityk publicznych wskaźniki te pełnią funkcję kontrolną. Pokazują, czy transformacja nie pogarsza jakości dostaw na poziomie odbiorcy końcowego.

W systemie przesyłowym i w analizie adekwatności używa się mierników probabilistycznych. Typowe są LOLE i EENS. Są one użyteczne w ocenie miksu technologicznego i mechanizmów rynku mocy (Kruyt i in., 2009; Månsson i in., 2014).

Doświadczenia awarii pokazują, że regulacja musi obejmować także zdolność do odbudowy systemu. To wymaga wymogów dla jednostek typu czarny start oraz dla koordynacji TSO-DSO. W blackoucie iberyjskim problemem była ograniczona liczba jednostek samostartu oraz złożona odbudowa wyspowa (Grudniewski, 2025). Takie ryzyko nie jest lokalne. Jest konsekwencją architektury systemu.

Regulacja powinna też uwzględniać zdarzenia skrajne. Dotyczy to ekstremów pogodowych, geomagnetycznych oraz kaskadowych. W literaturze podkreśla się rolę zdarzeń ekstremalnych w zarządzaniu

energią i bezpieczeństwem infrastruktury (Kapica i in., 2024). W przypadku PV ekstremum może dotyczyć zarówno produkcji (okresy niskiej generacji), jak i warunków sieciowych (wysoka generacja przy niskim poborze).

Mechanizmy rynkowe: bodźce inwestycyjne, adekwatność mocy i usługi systemowe

Rynek jest narzędziem alokacji kosztów i ryzyk. W kontekście PV rynek musi rozwiązać dwa problemy. Problem pierwszy to sfinansowanie inwestycji w PV i sieci. Problem drugi to zapewnienie elastyczności i adekwatności mocy przy rosnącej zmienności produkcji. W praktyce stosuje się mieszankę instrumentów. Stosuje się taryfy gwarantowane lub premie (FiT/FiP), aukcje, kontrakty różnicowe (CfD) oraz umowy PPA. Wybór instrumentu wpływa na profil ryzyka inwestora. Wpływa też na koszt kapitału. A koszt kapitału jest kluczowym parametrem dla technologii kapitałochłonnych, takich jak PV (Ang i in., 2015).

Przy wysokim udziale PV pojawia się zjawisko kanibalizacji cen. Produkcja PV skupia się w tych samych godzinach, więc obniża cenę w swoim własnym oknie produkcyjnym. Skutkiem są spadki przychodów i wzrost ryzyka inwestycyjnego. Polityka musi to uwzględnić. Inaczej PV przestaje być stabilnym filarem strategii bezpieczeństwa.

W systemach o wysokim udziale PV coraz częściej stosuje się zasadę odpowiedzialności bilansowej wytwórcy. Oznacza to, że wytwórca lub agregator ponosi koszt odchyleń między planem a rzeczywistą produkcją. Mechanizm ten wymusza lepsze prognozowanie, kontraktowanie elastyczności i inwestycje w magazyny. W efekcie instrument rynkowy staje się instrumentem bezpieczeństwa, bo przenosi część ryzyka na podmiot, który może nim zarządzać. Coraz częściej pojawia się więc koncepcja wsparcia hybryd. Hybryda PV-magazyn redukuje nadpodaż w południe i wzmacnia pokrycie wieczorne. Dodatkowo magazyn może świadczyć usługi systemowe. Z perspektywy bezpieczeństwa jest to instrument „dwufunkcyjny": inwestycyjny i operacyjny.

Drugim elementem są mechanizmy adekwatności mocy. PV poprawia bilans energii, ale nie zawsze poprawia bilans mocy w godzinach szczytu. W części systemów stosuje się rynki mocy lub strategiczne

rezerwy. Kluczowe jest jednak, aby mechanizmy te nie utrwalały technologii emisyjnych. Powinny premiować dyspozycyjność niskoemisyjną i elastyczność (Kim i in., 2025).

Trzeci element to usługi systemowe. W świecie z PV rośnie znaczenie usług częstotliwościowych i napięciowych. Usługi te można świadczyć przez baterie, elektrownie szczytowo-pompowe, DSR oraz przez inwertery o funkcjach sieciotwórczych. Bez wyceny tych usług inwestycje w PV zwiększają ryzyko operacyjne, bo system traci zasoby stabilizacyjne.

Polityka rynku może też wprowadzać sygnały lokalizacyjne. PV w sieci o niskiej przepustowości generuje koszty wzmocnień. PV w pobliżu odbioru redukuje straty i poprawia bilans sieci. Bez sygnałów lokalizacyjnych rośnie ryzyko „zatorów" i wzrostu kosztów bilansowania.

Ryzyka systemowe PV/OZE: zmienność, inercja, przepływy i zdarzenia kaskadowe

Ryzyko systemowe PV ma trzy komponenty. Komponent pierwszy to zmienność mocy. Komponent drugi to spadek inercji. Komponent trzeci to lokalne przeciążenia sieci. Te trzy komponenty sprzęgają się w warunkach zakłóceń i błędów sterowania.

Zmienność PV opisuje się przez zmianę obciążenia netto. Obciążenie netto jest różnicą zapotrzebowania i produkcji źródeł niesterowalnych:

$$P_net(t) = P_load(t) - P_VRE(t).$$

Jeżeli P_VRE rośnie szybko, system musi zwiększyć pochłanianie mocy lub zmniejszyć produkcję sterowalną. Jeżeli P_VRE spada szybko, system musi uruchomić rezerwy. Problem jest dynamiczny. Wynika z pochodnej dP_net/dt. W praktyce oznacza to potrzebę zasobów o krótkich czasach reakcji.

Spadek inercji zwiększa szybkość zmian częstotliwości. Dla uproszczonego modelu jednosieciowego można użyć zależności RoCoF:

$$RoCoF \approx \Delta P / (2 \cdot H \cdot S_base \cdot f_0),$$

gdzie ΔP – niezbilansowanie mocy, H – stała bezwładności, S_base – moc bazowa, f_0 – częstotliwość znamionowa. Gdy H maleje, nawet niewielkie ΔP daje duży RoCoF. To zwiększa ryzyko zadziałania zabezpieczeń oraz ryzyko utraty synchronizmu.

Blackout iberyjski jest przykładem sprzężenia zmienności, inercji i ograniczeń sieciowych (Grudniewski, 2025). Wystąpił w warunkach dużej generacji PV, niskiego poboru oraz aktywnego eksportu energii. W systemie pracowały także elektrownie szczytowo-pompowe, które w pewnych godzinach pobierały moc w trybie pompowania. Mimo to doszło do niestabilności częstotliwości. Odnotowano oscylacje rzędu ±0,6 Hz (Grudniewski, 2025). Kluczowym momentem było rozłączenie połączeń z Francją, co spowodowało izolację obszaru. Następnie wzrost napięcia i częstotliwości doprowadził do automatycznych odłączeń części generacji PV i wiatrowej. Utrata ok. 2 GW w krótkim czasie pogłębiła niezbilansowanie, a częstotliwość spadła poniżej 49,9 Hz (Grudniewski, 2025). W efekcie powstał mechanizm kaskadowy. Odbudowa systemu trwała wiele godzin. Problematyczna była ograniczona liczba jednostek typu czarny start (Grudniewski, 2025). Opis ten ma znaczenie dla polityk. Pokazuje, że nie wystarcza „więcej OZE". Potrzebne są zdolności stabilizacyjne i procedury awaryjne. Potrzebna jest też spójność regulacyjna dla ustawień zabezpieczeń i funkcji inwerterów. Inaczej automatyka, która chroni pojedyncze urządzenia, może destabilizować system jako całość.

W systemach z PV rośnie znaczenie nastaw zabezpieczeń: nadnapięciowych, nadczęstotliwościowych oraz ROCOF. Zabezpieczenia te chronią pojedyncze instalacje. Mogą jednak wywołać efekt stadny, jeżeli wiele instalacji ma zbliżone progi zadziałania. W blackoucie iberyjskim mechanizm automatycznych odłączeń źródeł PV był istotnym elementem kaskady (Grudniewski, 2025). W polityce oznacza to konieczność koordynacji wymagań technicznych w skali systemu. Operacyjnie oznacza to potrzebę monitoringu i audytu parametrów pracy źródeł inwerterowych. Operator musi znać nastawy funkcji P(f) i Q(U) oraz progi zabezpieczeń w instalacjach PV. Bez tych danych nie da się wiarygodnie prognozować reakcji systemu na zakłócenia. W polityce

można to osiągnąć przez wymagania certyfikacji, raportowania parametrów i okresowych testów funkcji sieciowych. Takie podejście ogranicza ryzyko „czarnej skrzynki" w infrastrukturze krytycznej.

Zdarzenie pokazuje również znaczenie połączeń transgranicznych. Iberia jest przykładem obszaru o ograniczonej liczbie interkonektorów. W systemie o wysokim udziale PV interkonektory pełnią funkcję „bufora" częstotliwościowego i bilansowego. Ich brak zwiększa ryzyko odchylenia częstotliwości i utraty synchronizmu (Grudniewski, 2025; Thaler, Hofmann, 2022).

Ryzyka PV obejmują także ryzyka pozatechniczne. Wymienić należy ryzyko surowcowe i ryzyko łańcucha dostaw. Wysokie tempo instalacji PV bez strategii surowcowej może tworzyć nowe zależności strategiczne (Vakulchuk i in., 2020; European Commission, 2020).

Zdarzenia kaskadowe są trudne do modelowania. Wymagają modeli probabilistycznych oraz symulacji dynamicznych. Literatura dotycząca modelowania systemów z wysokim udziałem OZE wskazuje na potrzebę formalizacji dobrych praktyk modelowania oraz testowania ekstremów scenariuszy (DeCarolis i in., 2017; McCollum i in., 2020).

Odporność i elastyczność: magazynowanie, DSR, inwertery sieciotwórcze i odbudowa po awarii

Odporność systemu nie jest sumą odporności elementów. Jest cechą struktury i sterowania (Roege i in., 2014; Molyneaux i in., 2016). W systemie z PV odporność zależy od możliwości absorpcji nadwyżek energii oraz od możliwości szybkiego dostarczenia mocy w deficycie. Zależy też od zdolności do pracy wyspowej i od zdolności do odbudowy po blackoucie.

Magazynowanie jest podstawowym narzędziem elastyczności. Elektrownie szczytowo-pompowe wnoszą duże moce oraz bezwładność wirującą. Baterie wnoszą bardzo szybkie czasy reakcji. DSR wprowadza elastyczność po stronie popytu. Polityka, która wspiera PV bez równoległego rynku elastyczności, przenosi koszt na operatorów i na odbiorców. Wartość magazynowania można ująć ilościowo przez energię zmagazynowaną i moc. Dla baterii przybliżenie jest proste: $E \approx P \cdot t \cdot \eta$. Dla elektrowni szczytowo-pompowej można użyć zależności:

$E = \rho \cdot g \cdot h \cdot V \cdot \eta$. W obu przypadkach polityka powinna premiować parametry, które redukują ryzyko systemowe: czas reakcji, możliwość pracy w trybie usług systemowych oraz możliwość czarny start.

Elastyczność ma również wymiar statystyczny. W analizie adekwatności używa się pojęcia wartości mocy (capacity value) dla PV. Wartość mocy zależy od korelacji generacji PV z godzinami szczytu. W praktyce mierzy się ją przez ELCC (Effective Load Carrying Capability). ELCC jest definiowana jako wzrost maksymalnego obciążenia, jaki system może obsłużyć po dodaniu PV przy zachowaniu tego samego poziomu ryzyka (np. LOLE). W polityce jest to argument za łączeniem PV z magazynami, które zwiększają ELCC. Ocena systemowa magazynów może wymagać metod wielokryterialnych, bo obejmuje koszt, ryzyko i bezpieczeństwo. Przykładowe podejścia oceny magazynów w kontekście ryzyka są rozwijane w literaturze (Zhao i in., 2019). W polityce przekłada się to na potrzebę jasno zdefiniowanych kryteriów wsparcia i kontraktowania usług.

Mechanizm techniczny elastyczności można opisać przez margines rezerwowy RM:

$$RM = (C_avail - D_peak) / D_peak,$$

gdzie C_avail – dostępna moc dyspozycyjna, D_peak – zapotrzebowanie szczytowe. Wzrost PV nie zwiększa RM wprost. Może go nawet obniżać, jeśli PV wypiera źródła dyspozycyjne bez zastąpienia ich magazynami lub DSR.

Odporność na blackout wymaga zasobów samostartu. W praktyce są to wybrane elektrownie wodne, wybrane bloki konwencjonalne oraz magazyny z funkcją czarny start. Blackout iberyjski pokazał, że ograniczona liczba jednostek samostartu wydłuża odbudowę (Grudniewski, 2025). To jest parametr strategiczny. Powinien być uwzględniony w planowaniu mocy i w regulacjach. Wysoki udział PV zwiększa znaczenie automatyki zabezpieczeniowej. Przy braku inercji i przy szybkich zmianach napięcia zabezpieczenia mogą działać częściej. Pojawia się ryzyko awarii kaskadowej. Dlatego w strategiach pojawia się wymaganie fault ride-through oraz stopniowe przejście z inwerterów siecionadążnych do

inwerterów sieciotwórczych. Jest to zmiana jakościowa. Ma wpływ na stabilność częstotliwości i napięcia.

Elastyczność można budować także przez połączenia transgraniczne. Interkonektory są „magazynem wirtualnym", ale tylko przy odpowiedniej strukturze rynku i przy kompatybilnej polityce. Triada bezpieczeństwo-zrównoważenie-suwerenność wskazuje, że pełna suwerenność przez izolację zmniejsza bezpieczeństwo w systemie z PV (Thaler, Hofmann, 2022). W tym miejscu pojawia się potrzeba planowania scenariuszowego. Wysokie PV oznacza większą wrażliwość na skrajne profile pogodowe. Ocena odporności wymaga scenariuszy ekstremalnych i kaskadowych, a nie tylko scenariuszy średnich (McCollum i in., 2020; Mayer i in., 2023). W tabeli 8 pokazano, że ten sam instrument może poprawiać jeden wymiar bezpieczeństwa i pogarszać inny. Wymaga to projektowania pakietów polityk, a nie pojedynczych narzędzi. Jest to wniosek spójny z ujęciem systemowym bezpieczeństwa energetycznego (Cherp, Jewell, 2014; Gracceva, Zeniewski, 2014).

Tabela 8. Instrumenty polityki i rynku oraz ich wpływ na mierniki bezpieczeństwa energetycznego w systemie z PV/OZE

Instrument/ mechanizm	Mechanizm techniczny	Wymiar bezpieczeństwa	Mierniki (przykłady)	Ryzyka wtórne / warunki brzegowe
Kodeksy sieciowe dla PV (P(f), Q(U), FRT, GFM)	Wymuszenie reakcji falowników na odchylenia f i U. Ograniczenie masowych wyłączeń. Stabilizacja napięciowo-częstotliwościowa.	Stabilność systemu. Odporność na zakłócenia.	RoCoF, liczba zadziałań zabezpieczeń. Czas odbudowy. LOLE/EENS (pośrednio).	Ryzyko niespójnych wymagań. Ryzyko kosztów certyfikacji. Wymaga nadzoru parametrów.
Wsparcie inwestycyjne dla PV sprzężone z magazynem (hybrydy)	Przesunięcie energii z południa na wieczór. Redukcja ramp. Możliwość świadczenia usług systemowych.	Adekwatność mocy. Przystępność cenowa. Elastyczność.	Curtailment. ELCC / capacity value. Ceny w godzinach szczytu.	Ryzyko błędnych bodźców, jeśli brak sygnałów lokalizacyjnych. Wymaga dostępu do rynku usług.

Instrument/ mechanizm	Mechanizm techniczny	Wymiar bezpieczeństwa	Mierniki (przykłady)	Ryzyka wtórne / warunki brzegowe
Rynki usług systemowych (częstotliwość, napięcie, rezerwy)	Kontraktowanie FCR/FRR/FFR. Włączenie BESS, ESP i DSR. Odbudowa zasobów stabilizacyjnych.	Stabilność. Odporność. Adekwatność.	Czas reakcji. Wolumen rezerw. Koszt usług systemowych.	Ryzyko „braku płynności" rynku. Wymaga standardów pomiaru i rozliczeń.
Mechanizmy adekwatności mocy (rynek mocy / rezerwa strategiczna)	Zapewnienie zasobów dyspozycyjnych. Redukcja ryzyka niedoboru mocy w szczycie.	Dostępność. Adekwatność.	LOLE, EENS. Margin rezerwowy RM.	Ryzyko utrwalenia emisji. Wymaga neutralności technologicznej i kryteriów emisji.
Taryfy dynamiczne i DSR / agregacja	Przesunięcie popytu. Redukcja przeciążeń. Wsparcie bilansowania krótkoterminowego.	Elastyczność. Przystępność. Odporność lokalna.	Udział DSR w bilansowaniu. SAIDI/SAIFI (lokalnie). Koszt bilansowania.	Ryzyko nierówności dostępu. Wymaga liczników i cyberbezpieczeństwa.
Inwestycje sieciowe (monitoring, automatyka, sterowanie DSO)	Zwiększenie hosting capacity. Redukcja strat. Szybsza lokalizacja uszkodzeń. Sterowanie napięciem.	Niezawodność. Jakość energii. Odporność.	SAIDI/SAIFI. Liczba ograniczeń przyłączeń. Straty sieciowe.	Ryzyko kosztów taryfowych. Wymaga planowania wieloletniego.
Interkonektory i integracja regionalna	Bilansowanie transgraniczne. Redukcja ryzyka „wysp energetycznych". Bufor częstotliwościowy.	Dostępność. Odporność. Stabilność.	Import/export w kryzysie. Częstotliwość. Czas odbudowy.	Ryzyko polityczne i regulacyjne. Wymaga wspólnych procedur awaryjnych.
Polityka surowcowa i recykling PV/ BESS	Dywersyfikacja dostaw. Ograniczenie ryzyka cenowego. Rozwój odzysku materiałów.	Suwerenność technologiczna. Dostępność technologii.	Koncentracja dostaw. Udział recyklingu. Ryzyko cen materiałów.	Ryzyko kosztów i opóźnień. Wymaga regulacji środowiskowych.

Instrument/ mechanizm	Mechanizm techniczny	Wymiar bezpieczeństwa	Mierniki (przykłady)	Ryzyka wtórne / warunki brzegowe
Regulacje cyber (security-by-design, certyfikacja, audyty)	Redukcja ryzyka ataków na IT/OT. Ograniczenie skutków manipulacji danymi. Tryby degradacji.	Odporność. Zaufanie systemowe.	Czas wykrycia incydentu. Czas przywrócenia funkcji. Liczba incydentów.	Ryzyko kosztów wdrożenia. Wymaga kompetencji i egzekucji.

Źródło: opracowanie własne na podstawie Ang, Choong, Ng, 2015; Cherp, Jewell, 2014; Gracceva, Zeniewski, 2014; Thaler, Hofmann, 2022; Schittekatte, Reif, Meeus, 2020; Ulbig, Borsche, Andersson, 2014; He, Geng, Rajashekara, Chandra, 2024; Gomes, Perez, Suomalainen, 2020; Hirth, 2015; Schittekatte, Meeus, 2022; European Commission, Joint Research Centre, 2020; Zografopoulos, Ospina, Liu, Konstantinou, 2023.

Cyfryzacja, AI i cyberbezpieczeństwo jako warunek spójności strategii PV

Integracja PV zwiększa zapotrzebowanie na dane i sterowanie. Zmienia się skala decyzyjna. Wzrasta liczba źródeł rozproszonych. Wzrasta dynamika zdarzeń. W takich warunkach rośnie rola systemów prognozowania, optymalizacji i sterowania opartych na AI, co omówiono w rozdziale 3 i podrozdziale 2.6.

Z perspektywy polityk publicznych istotne są trzy komponenty cyfryzacji. Komponent pierwszy to infrastruktura pomiarowa i komunikacyjna. Komponent drugi to standardy danych i interoperacyjność. Komponent trzeci to ramy odpowiedzialności za decyzje algorytmiczne. Bez tych komponentów AI nie przełoży się na bezpieczeństwo systemu. Z punktu widzenia rynku i regulacji pojawia się także problem własności i dostępności danych. Dane pomiarowe są rozproszone między operatorów, sprzedawców, prosumentów i agregatorów. Brak spójnych zasad udostępniania danych ogranicza konkurencję w usługach elastyczności i ogranicza potencjał AI. Jednocześnie dane mają charakter wrażliwy. Wymagają ochrony prywatności i cyber. Ramy bezpieczeństwa energetycznego na poziomie gospodarstw domowych wskazują, że czynnik informacyjny jest integralną częścią bezpieczeństwa i wpływa na zdolność do reagowania na kryzysy (Wejnert-Depue i in., 2025).

Modele AI są użyteczne w prognozowaniu generacji PV, w detekcji anomalii oraz w sterowaniu magazynami. Są też użyteczne w ocenie

scenariuszowej. Przykłady probabilistycznego modelowania systemów z wysokim udziałem OZE przy użyciu metod uczenia maszynowego są prezentowane w literaturze (Mayer i in., 2023). W polityce jest to argument za inwestycją w dane i w zdolności analityczne operatorów. Cyfryzacja zwiększa obserwowalność i pozwala redukować rezerwy przez lepsze prognozy. Jednocześnie zwiększa powierzchnię ataku. Przeglądy wskazują wzrost liczby i złożoności cyberataków na sektor energii oraz rosnącą integrację zagrożeń cyber z ryzykiem energetycznym (Marković, Kovačević, 2026; Diaba i in., 2024). Cyfryzacja zmienia też charakter infrastruktury krytycznej. System staje się cyber-fizyczny. Atak na dane może wywołać błędne sterowanie. Może też wywołać błędne działanie zabezpieczeń i automatyki. Przeglądy bezpieczeństwa cyber-fizycznego wskazują typowe ograniczenia i trendy, w tym problem zależności od komunikacji oraz problem aktualizacji oprogramowania (Yaacoub i in., 2020).

Polityka bezpieczeństwa PV musi więc uwzględniać wymagania cyber. Dotyczy to operatorów TSO/DSO, agregatorów, prosumentów oraz producentów urządzeń. W systemie z PV krytyczne są: integralność danych pomiarowych, dostępność komunikacji oraz bezpieczeństwo zdalnych aktualizacji. Utrata tych elementów może skutkować błędnymi decyzjami sterowania i eskalacją awarii. Z perspektywy strategii bezpieczeństwa ważny jest kompromis. AI może poprawić bezpieczeństwo przez predykcję i sterowanie. AI może też je osłabić, jeśli modele są podatne na manipulację danymi wejściowymi lub jeśli infrastruktura IT/OT nie jest segmentowana (Zografopoulos i in., 2023; Venkatachary i in., 2024). Dlatego w instrumentach polityki należy łączyć cele cyfryzacji z celami odporności cyber. Praktycznym narzędziem jest podejście security-by-design. Obejmuje ono wymagania dotyczące kryptografii, zarządzania tożsamością, rejestracji zdarzeń oraz planów reagowania. W systemach z PV należy wymagać trybów degradacji. Instalacja PV i magazyn powinny mieć tryb pracy bez komunikacji nadrzędnej. Taki tryb ogranicza skutki cyberincydentu, choć może obniżać efektywność ekonomiczną.

4.3. Wnioski strategiczne dla roli PV/OZE w długim horyzoncie

PV jako zasób bezpieczeństwa warunkowego: warunki techniczne i instytucjonalne

PV wzmacnia bezpieczeństwo energetyczne w wymiarze paliwowym i klimatycznym. Redukuje import paliw i ekspozycję na wahania cen surowców. Poprawia też akceptowalność środowiskową miksu (Cherp, Jewell, 2014; Ang i in., 2015). To są korzyści strukturalne. Jednocześnie PV osłabia bezpieczeństwo operacyjne, jeśli system nie ma elastyczności. Zmienność i spadek inercji zwiększają ryzyko awarii kaskadowych. Blackout iberyjski jest tego ilustracją (Grudniewski, 2025). Wniosek strategiczny jest jednoznaczny. PV jest zasobem bezpieczeństwa warunkowego. Warunkiem jest elastyczność, odporność i cyberodporność. Warunek pierwszy to rozwój magazynowania i DSR. Warunek drugi to modernizacja sieci dystrybucyjnych i przesyłowych. Warunek trzeci to rynek usług systemowych dostosowany do zasobów inwerterowych. Warunek czwarty to polityka surowcowa i przemysłowa minimalizująca ryzyko nowych zależności technologicznych (Vakulchuk i in., 2020; European Commission, 2020). Z punktu widzenia polityki publicznej oznacza to zmianę KPI. KPI nie powinny obejmować wyłącznie mocy zainstalowanej i produkcji energii. Powinny obejmować wskaźniki elastyczności, wskaźniki odporności oraz wskaźniki cyber. Wskazuje to na potrzebę spójnej operacjonalizacji bezpieczeństwa (Kruyt i in., 2009; Roege i in., 2014; Marković, Kovačević, 2026).

W ocenie strategicznej krajów rośnie rola indeksów bezpieczeństwa. Indeksy agregują wiele zmiennych i pozwalają porównywać kraje, ale często słabo uwzględniają dynamikę stabilności i ryzyko cyber. Przeglądy indeksów wskazują na problem doboru wag, problem danych wejściowych oraz problem aktualizacji metod w warunkach transformacji (Gasser, 2020; Rybak i in., 2023). Dlatego w praktyce indeksy powinny pełnić funkcję orientacyjną. Decyzje inwestycyjne i regulacyjne powinny opierać się na modelach adekwatności, symulacjach pracy systemu oraz testach ekstremów (DeCarolis i in., 2017; McCollum i in.,

2020; Marković, Kovačević, 2026). Wymiar instytucjonalny jest równie ważny jak wymiar techniczny. Badania pokazują, że jakość instytucji oraz struktura gospodarki wpływają na relację między innowacją OZE a bezpieczeństwem energetycznym (Zhang i in., 2026). W praktyce oznacza to, że instrumenty polityki muszą być stabilne, przewidywalne i odporne na „szoki regulacyjne".

Implikacje dla Polski i UE: domknięcie „luki stabilności" i „luki danych"

W Polsce priorytetem jest domknięcie luki sieciowej i luki elastyczności. PV rozwija się szybciej niż infrastruktura. Skutkiem są ograniczenia przyłączeniowe, wymuszenia redukcji mocy oraz konflikty interesów między inwestorami i operatorami. Polityka powinna wprowadzić sygnały lokalizacyjne i premiować instalacje wspierające sieć, w tym hybrydy PV-magazyn. Drugim priorytetem jest rozwój magazynów wielkoskalowych. Elektrownie szczytowo-pompowe mają udowodnioną wartość systemową w sytuacjach awaryjnych (Grudniewski, 2025). Polityka inwestycyjna powinna obejmować zarówno nowe moce magazynowe, jak i modernizację istniejących jednostek. To jest element bezpieczeństwa państwa. Trzecim priorytetem jest integracja prosumentów w logice elastyczności. Prosument nie jest tylko wytwórcą energii. Jest węzłem systemu. Może świadczyć usługi redukcji przeciążeń i usługi częstotliwościowe przez magazyn, ładowarkę EV lub sterowanie odbiorami. Wymaga to danych, liczników zdalnych oraz ram dla agregacji. Wymaga też standardów cyber (Marković, Kovačević, 2026; Zografopoulos i in., 2023). Czwartym priorytetem jest luka danych. System z PV wymaga danych o generacji, o stanie sieci i o zachowaniu odbiorców. Brak danych wymusza konserwatywne rezerwy i zwiększa koszty. Polityka powinna więc traktować dane jako zasób infrastrukturalny. W praktyce oznacza to inwestycje w pomiar, standardy i platformy wymiany danych.

W UE kluczowe jest przeciwdziałanie powstawaniu „wysp energetycznych". Ograniczona liczba interkonektorów zwiększa ryzyko blackoutu przy wysokim udziale PV (Grudniewski, 2025). W tym sensie polityka interkonektorów jest polityką bezpieczeństwa. Integracja

musi jednak iść w parze z odpornością. Kryzysy pokazują tendencję do działań jednostronnych (Mišík, Nosko, 2023). Potrzebne są wspólne procedury awaryjne, wspólne minimalne wymagania techniczne dla PV oraz wspólna architektura rynku usług systemowych. Na poziomie przemysłowym UE i Polska muszą zarządzać ryzykiem łańcuchów dostaw. PV i magazyny wymagają metali krytycznych. Foresight wskazuje, że bezpieczeństwo technologiczne staje się częścią bezpieczeństwa energetycznego (European Commission, 2020). W praktyce oznacza to wsparcie recyklingu, dywersyfikację dostaw i rozwój kompetencji produkcyjnych.

Agenda długiego horyzontu: integracja PV-magazyn-AI jako rdzeń strategii

W długim horyzoncie (2030-2050) PV będzie w wielu systemach dominującym źródłem energii w południe. To zmieni kształt krzywej obciążenia netto. Wzrosną rampy wieczorne i ryzyko nadpodaży w południe. Strategia bezpieczeństwa musi więc obejmować zarówno magazyny energii, jak i zarządzanie popytem. Integracja PV z magazynami i sterowaniem AI tworzy nową architekturę systemu. Jest to architektura cyber-fizyczna. Jej efektywność zależy od jakości danych i od poprawności modeli. Zależy też od odporności na awarie komunikacji i na cyberataki. W tym sensie bezpieczeństwo energetyczne i cyberbezpieczeństwo stają się współzależne (Marković, Kovačević, 2026; Yaacoub i in., 2020).

Z perspektywy polityki oznacza to potrzebę interdyscyplinarnej regulacji. Regulacja musi jednocześnie stymulować inwestycje w PV, wyceniać elastyczność, wymagać funkcji stabilizacyjnych inwerterów oraz wymagać minimalnych standardów cyber. Oddzielne regulacje tworzą luki. Luki są widoczne dopiero w sytuacjach krytycznych, takich jak blackout iberyjski. To podejście jest spójne z tezami o konieczności zarządzania transformacją jako projektem strategicznym państwa i rynku. Governance net-zero wymaga łączenia strategii, polityki i instytucji wdrożeniowych (Meadowcroft, Rosenbloom, 2023). Dla PV oznacza to zintegrowanie polityki energii, przemysłu, cyfryzacji oraz bezpieczeństwa. Strategicznie oznacza to konieczność sekwencjonowania

polityk. Etap pierwszy to szybki rozwój PV. Etap drugi to wymuszenie zdolności sieciowych i usług systemowych. Etap trzeci to skalowanie magazynów i elastyczności popytu. Etap czwarty to domknięcie bezpieczeństwa cyber i surowcowego. Brak któregokolwiek etapu tworzy lukę bezpieczeństwa, która ujawnia się w zdarzeniach ekstremalnych (McCollum i in., 2020; Meadowcroft, Rosenbloom, 2023).

Ostatni wniosek dotyczy oceny bezpieczeństwa. W systemach z PV nie wystarcza analiza statyczna. Potrzebna jest analiza scenariuszowa obejmująca zdarzenia skrajne oraz kaskadowe. Literatura postuluje systematyczne badanie ekstremów w scenariuszach energetycznych (McCollum i in., 2020). Zdarzenie iberyjskie jest takim ekstremum. Jest testem dla polityk i dla technologii.

W kolejnych rozdziałach analizowane są rozwiązania technologiczne i narzędzia AI, które pozwalają przełożyć te wnioski na projektowanie i eksploatację systemów PV oraz magazynów.

5. Technologie PV oraz AI w zarządzaniu OZE: efektywność, prognozowanie i sterowanie

5.1. Technologie PV: generacje/materiały/ mikrostruktura a sprawność i niezawodność

Poniższy rozdział stanowi techniczne rozwinięcie wątków bezpieczeństwa energetycznego oraz roli fotowoltaiki i narzędzi analitycznych omawianych w rozdziałach 3-4. Przyjęto perspektywę inżynierską. Oznacza to koncentrację na parametrach mierzalnych, ograniczeniach fizycznych i procedurach operacyjnych. Kluczowa jest spójność: materiał – urządzenie – instalacja – sieć. W tej logice technologie PV oraz algorytmy AI są elementami jednego łańcucha niezawodności. Punktem odniesienia dla doboru akcentów jest blackout na Półwyspie Iberyjskim w 2025 r., omówiony w artykule własnym (Grudniewski, 2025). Wniosek praktyczny jest jednoznaczny. System o wysokiej penetracji źródeł inwerterowych działa poprawnie tylko wtedy, gdy ma zapewnione: (i) sterowalną elastyczność mocy (magazyny, rezerwy, DSM), (ii) wysoką jakość prognoz i ocenę niepewności, (iii) sterowanie falowników spełniające wymagania stabilności częstotliwości i napięcia.

W rozdziale przyjęto, że bezpieczeństwo energetyczne w warstwie technicznej jest funkcją trzech zmiennych: dostępności energii, jakości

infrastruktury oraz odporności na zakłócenia. W praktyce odporność jest determinowana przez dynamikę częstotliwości, zachowanie napięciowe sieci i zdolność do pracy podczas zdarzeń rzadkich. Zmiana miksu w kierunku PV zwiększa dywersyfikację i zmniejsza zależność od paliw, ale wprowadza nowe ryzyka operacyjne związane z meteorologią, sterowaniem i cyberprzestrzenią (Zhang i in., 2026; Marković, Kovačević, 2025). Rozdział obejmuje cztery bloki. Najpierw przedstawiono technologie PV i powiązanie mikrostruktury z parametrami sprawności i niezawodności. Następnie omówiono dane i metody AI: pipeline, walidację oraz metryki jakości. Trzeci blok obejmuje prognozowanie generacji PV i zapotrzebowania, z naciskiem na horyzonty i porównanie modeli. Czwarty blok dotyczy optymalizacji i sterowania układem PV-magazyn-sieć oraz sposobu integracji wyników AI w sterowaniu, ze stałym odniesieniem do ryzyka blackoutu.

Fotowoltaika jest technologią wieloskalową. Skala mikro obejmuje defekty kryształu, granice ziaren, pasywację powierzchni i interfejsy transportu nośników. Skala makro obejmuje moduł, falownik, zabezpieczenia, transformator i przyłącze. Dla bezpieczeństwa energetycznego znaczenie ma całość, a nie pojedynczy parametr. Wysoka sprawność nie kompensuje braku dostępności. Z kolei wysoka dostępność nie kompensuje braku sterowalności w czasie zakłócenia. W praktyce systemowej PV jest źródłem, które nie ma mas wirujących i nie wnosi naturalnej inercji. Zastępuje ono generatory synchroniczne w bilansie energii, ale nie zastępuje ich funkcji dynamicznych. Skutkiem jest wzrost wrażliwości systemu na szybkie zaburzenia mocy oraz na zwarcia i spadki napięcia. Wymagania sieciowe (grid codes) wymuszają dziś zdolność LVRT/FRT oraz regulację mocy biernej, aby uniknąć kaskadowego odłączania źródeł w trakcie awarii (Talha i in., 2021).

W dalszej części sekcji rozróżniono dwa poziomy analizy. Poziom pierwszy dotyczy sprawności i mechanizmów strat w module, które są zakotwiczone w mikrostrukturze. Poziom drugi dotyczy niezawodności i odporności na uszkodzenia, obejmującej moduł, BOS (balance of system) oraz elektronikę mocy. Oba poziomy są istotne dla bezpieczeństwa,

ponieważ determinują zarówno wielkość produkcji, jak i zachowanie źródła w sytuacjach krytycznych.

Sprawność konwersji i model strat: od mikrostruktury do parametrów elektrycznych

Sprawność konwersji promieniowania na moc elektryczną jest miarą podstawową. Dla warunków STC definiuje się ją jako:

$$\eta = P_m / (G \cdot A),$$

gdzie P_m jest mocą w punkcie mocy maksymalnej, G jest natężeniem promieniowania na płaszczyźnie modułu, a A jest polem czynnej powierzchni. Zależność ta jest prosta, ale nie wyjaśnia strat. W praktyce operacyjnej potrzebny jest rozkład strat, ponieważ tylko wtedy można wskazać działania: dobór technologii, chłodzenie, czyszczenie, sterowanie falownika. Parametry elektryczne ogniwa i modułu opisuje klasyczny zestaw: prąd zwarcia I_sc, napięcie obwodu otwartego V_oc, współczynnik wypełnienia FF i moc maksymalna P_m. Współczynnik wypełnienia ma postać:

$$FF = P_m / (V_{oc} \cdot I_{sc}).$$

Jest to wskaźnik jakości strat rezystancyjnych i rekombinacyjnych. Wzrost oporu szeregowego R_s obniża FF i ogranicza moc przy dużych prądach. Spadek oporu bocznikującego R_sh obniża napięcie w rejonie $V \approx 0$ i obniża moc w całym zakresie. Granica teoretyczna sprawności pojedynczego złącza wynika z bilansu szczegółowego i stanowi odniesienie dla projektowania materiałowego (limit Shockley'a-Queissera) (Shockley, Queisser, 1961). Z perspektywy rozwoju technologii oznacza to, że po przekroczeniu pewnego poziomu sprawności w krzemie dalsze zyski są coraz trudniejsze. Stąd rośnie znaczenie struktur pasywowanych (TOPCon, HJT) oraz podejścia wielozłączowego, w tym tandemów perowskit/krzem (Green i in., 2024; Sahli i in., 2018).

W ujęciu mikrostrukturalnym istotne są defekty objętościowe, defekty powierzchni oraz jakość kontaktów. Defekty objętościowe zwiększają rekombinację nośników i obniżają V_oc. Defekty powierzchniowe

dominują w cienkich warstwach i w strukturach o dużej powierzchni właściwej. Pasywacja powierzchni jest więc narzędziem projektowym. Jakość kontaktów determinuje opór kontaktowy i selektywność transportu nośników. W technologii krzemowej poprawa pasywacji i kontaktów jest głównym źródłem wzrostu sprawności i stabilności parametrów w czasie (Green i in., 2024).

Technologie PV można uporządkować według generacji. Pierwsza generacja to krzem krystaliczny. Druga generacja to technologie cienkowarstwowe (CdTe, CIGS, a-Si), zwykle o niższej mocy jednostkowej, ale z innymi charakterystykami temperaturowymi i dyfuzyjnymi. Trzecia generacja obejmuje technologie emergentne i wielozłączowe, w tym perowskity i tandemy. Tabela 9 syntetyzuje relację pomiędzy materiałem, typowym zakresem sprawności i ryzykami niezawodności w ujęciu inżynierskim.

Tabela 9. Technologie PV i powiązania sprawności z niezawodnością (synteza inżynierska)

Generacja/ technologia	Materiał i architektura	Typowy profil sprawności/ uzysku	Dominujące ryzyka niezawodności	Implikacje dla bezpieczeństwa systemu
I gen. c-Si (PERC/ TOPCon/HJT)	Krzem krystaliczny; pasywacja kontaktów; metalizacja.	Wysoka sprawność; wysoka gęstość mocy; umiarkowany współczynnik temperaturowy.	Degradacja (LID/ PID), mikropęknięcia, hot-spoty, soiling; awarie falowników.	Duża moc w ciągu dnia; wymaga sterowalności (Q(U), LVRT) i elastyczności do obsługi ramp.
II gen. cienkowarstwowe (CdTe/ CIGS/a-Si)	Warstwy cienkie; interfejs absorber/bufor; różne napięcia łańcuchów.	Niższa gęstość mocy; często lepsza praca w wysokiej temperaturze.	Wrażliwość warstw i interfejsów; degradacja w czasie; BOS/ falowniki.	Potencjalnie stabilniejszy uzysk w upale; nadal wymaga usług napięciowych i FRT.
III gen. perowskit, tandem	Perowskit lub tandem perowskit/Si; wielowarstwowe interfejsy.	Bardzo wysoka sprawność możliwa; wysoka złożoność technologiczna.	Stabilność (wilgoć, tlen, UV), migracja jonów, degradacja elektrod.	Wysoka moc jednostkowa; konieczne rygorystyczne zarządzanie niezawodnością i monitoring pracy.

Generacja/ technologia	Materiał i architektura	Typowy profil sprawności/ uzysku	Dominujące ryzyka niezawodności	Implikacje dla bezpieczeństwa systemu
System PV (moduł + falownik + sieć)	Źródło inwerterowe; sterowanie grid-following/ grid-forming.	Uzysk zależny od prognoz i warunków pracy sieci.	LVRT/FRT, ograniczenia prądowe, kompatybilność z siecią, cyberryzyka.	Zdolność do wspierania f/U staje się krytyczna w systemach niskoinercyjnych.

Źródło: opracowanie własne na podstawie Aghaei i in., 2022; Akhil i in., 2021; Baumann i in., 2024; Battaglia i in., 2016; Glunz i in., 2023; Green, 2015; Green i in., 2024; Jordan, Kurtz, 2013; Kojima i in., 2009; Lee i in., 2012; Liu i in., 2020; Ramanujam, Singh, 2020; Zai i in., 2022.

W technologiach krzemowych mechanizmy mikrostrukturalne przekładają się na konkretne zjawiska eksploatacyjne. Przykładem jest degradacja indukowana światłem (LID) w krzemie domieszkowanym borem oraz degradacja potencjałowa (PID) związana z polaryzacją i wilgocią. Zjawiska te nie zawsze prowadzą do nagłej awarii, ale obniżają P_m i zwiększają rozrzut parametrów w polu modułowym. Dla sterowania MPPT oznacza to zmianę kształtu charakterystyki I-V i przesunięcie punktu pracy. Dla systemu oznacza to zmianę mocy dostępnej w sytuacji krytycznej. W literaturze degradacja jest ujmowana jako proces długookresowy, a jej średni trend i wariancja są istotne dla prognoz uzysku i dla modelowania ryzyka niedoboru mocy (Jordan, Kurtz, 2013).

Cienkowarstwowe technologie PV (CdTe, CIGS, a-Si) mają inne kompromisy. Zwykle charakteryzują się korzystniejszym współczynnikiem temperaturowym niż krzem krystaliczny, co może poprawiać uzysk w gorącym klimacie. Jednocześnie ich mikrostruktura jest bardziej wrażliwa na jednorodność warstw i na dyfuzję w interfejsach. Z punktu widzenia systemu elektroenergetycznego najważniejszy jest jednak profil mocy i niezawodność BOS. Technologie cienkowarstwowe często pracują w innych napięciach łańcuchów, co wpływa na dobór falowników i zabezpieczeń. W ujęciu sprawnościowym różnice pomiędzy technologiami można śledzić w tabelach sprawności, które stanowią punkt odniesienia dla doboru technologii do konkretnego profilu pracy (Green i in., 2024).

Technologie tandemowe, w szczególności perowskit/krzem, są odpowiedzią na ograniczenia widmowe pojedynczego złącza. Ich przewaga wynika z lepszego dopasowania przerw energetycznych do widma słonecznego. W praktyce przemysłowej tandemy podnoszą moc jednostkową modułu bez zwiększania powierzchni, co ma znaczenie dla ograniczeń przestrzennych przyłączeń i dla parametrów sieci dystrybucyjnej. Jednocześnie tandemy zwiększają złożoność warstw i interfejsów. Wymusza to ostrzejszą kontrolę procesów technologicznych oraz hermetyzacji, aby ograniczyć migrację jonów i degradację interfejsów (Sahli i in., 2018; Jacobs i in., 2022). Dla oceny technologii PV w kontekście bezpieczeństwa energetycznego nie wystarcza sprawność STC. Istotny jest uzysk energii w warunkach rzeczywistych. W praktyce stosuje się wskaźnik PR (performance ratio), który opisuje relację pomiędzy energią oddaną do sieci a energią teoretycznie możliwą przy danych warunkach promieniowania i temperatury. PR jest wypadkową strat: temperaturowych, soilingu, niedopasowania (mismatch), strat w falowniku i strat sieciowych. Z punktu widzenia AI PR jest użyteczną zmienną diagnostyczną. Pozwala wykrywać degradację i soiling, a więc utrzymywać dostępność mocy i stabilność prognoz.

W technologii perowskitowej głównym problemem pozostaje stabilność. Przeglądy stabilności wskazują, że degradacja wynika z oddziaływań środowiskowych (wilgoć, tlen), obciążeń termicznych, promieniowania oraz procesów jonowych i elektrochemicznych w warstwie aktywnej (Wang i in., 2016; Park, 2016). Migracja jonów zmienia lokalne pole elektryczne i może prowadzić do niejednorodnego obciążenia interfejsów. Udokumentowano, że migracja jonów może przyspieszać degradację elektrod i pogarszać parametry w pracy ciągłej (Jacobs i in., 2022; Rivkin i in., 2018).

Dla analiz systemowych potrzebny jest model umożliwiający przejście od warunków STC do pracy rzeczywistej. Standardem jest model jedno-diodowy modułu PV, opisujący relację prąd-napięcie:

$$I = I_{ph} - I_0 \cdot (\exp((V + I \cdot R_s)/(n \cdot V_T)) - 1) - (V + I \cdot R_s)/R_{sh},$$

gdzie I_ph jest prądem fotogeneracji, I_0 jest prądem nasycenia diody, R_s i R_sh są rezystancjami szeregową i bocznikującą, n jest współczynnikiem idealności, a V_T = kT/q jest napięciem termicznym (Villalva i in., 2009). Model ten jest przydatny w sterowaniu MPPT i w symulacji wpływu degradacji (np. wzrost R_s w wyniku mikropęknięć) na spadek mocy.

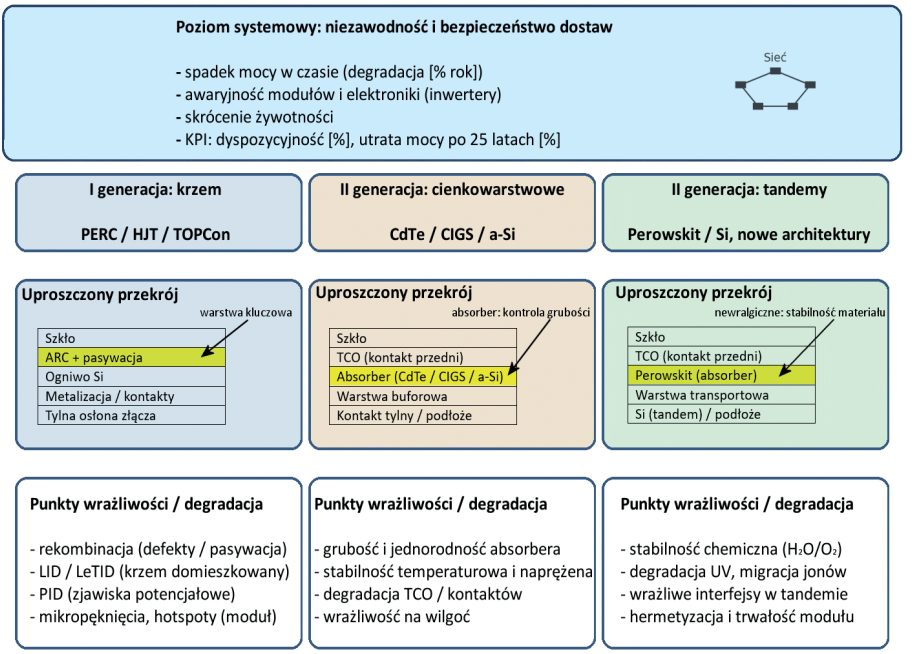
W uproszczonych analizach operacyjnych stosuje się liniową aproksymację wpływu temperatury ogniwa na moc:

$$P(T_c) \approx P_{STC} \cdot (1 + \gamma \cdot (T_c - T_{STC})).$$

Współczynnik γ zależy od technologii. Jest to parametr projektowy, ponieważ determinuje zachowanie PV w okresach upałów i podczas pracy przy ograniczeniach napięciowych. Wysoka temperatura obniża napięcie MPP i zmniejsza margines pracy falownika, co może zwiększać ryzyko zadziałania zabezpieczeń w warunkach zakłóceń. Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego jest to istotne, ponieważ zdarzenia ekstremalne meteorologicznie często współwystępują z ekstremami obciążenia.

Niezawodność modułów i elektroniki mocy jako składnik bezpieczeństwa systemu

Sprawność nie jest równoznaczna z dostępnością. Dla bezpieczeństwa energetycznego kluczowa jest dostępność w skali godzin, dni i lat. System PV składa się z komponentów o różnych profilach awaryjności. Moduły degradują wolniej, ale degradują się nieodwracalnie. Falowniki i elementy BOS ulegają awariom częściej, ale zwykle są serwisowalne. Planowanie bezpieczeństwa wymaga więc rozdzielenia degradacji (trend) od awaryjności (zdarzenia) i uwzględnienia obu mechanizmów w modelu kosztów i ryzyka. Zależności pomiędzy generacjami technologii PV, typowymi punktami wrażliwości mikrostruktury oraz konsekwencjami na poziomie niezawodności (m.in. dyspozycyjność i spadek mocy w czasie) przedstawiono na rysunku 15.



Rysunek 15. Technologie PV: generacje, mikrostruktura i punkty wrażliwości
Źródło**:** opracowanie własne na podstawie literatury dotyczącej architektur i ścieżek rozwoju technologii krzemowych (PERC/HJT/TOPCon) oraz krytycznych mechanizmów degradacji i awaryjności Aghaei i in., 2022; Battaglia i in., 2016; Dhimish i in., 2017; Glunz i in., 2023; Green, 2015; Hoex i in., 2008; Jordan, Kurtz, 2013; Lindroosi, Savin, 2016; Liu i in., 2020; Ramanujam, Singh, 2020.

Analizy degradacji PV wskazują, że tempo degradacji zależy od technologii, klimatu i jakości montażu. Niewielkie różnice rocznej degradacji kumulują się w horyzoncie 20-30 lat do istotnych strat energii i mocy dostępnej, co zmienia bilans bezpieczeństwa i ekonomiki inwestycji (Jordan, Kurtz, 2013). Dla operatora systemu istotna jest również dyspozycyjność w krótkich horyzontach, ponieważ uszkodzenia BOS, zwarcia w stringach czy awarie falowników generują nagłe ubytki mocy, a nie tylko spadek energii rocznej.

W praktyce istotnym źródłem strat i niestabilności mocy jest zabrudzenie (soiling). Soiling jest zjawiskiem lokalnym i sezonowym. Powoduje spadek promieniowania docierającego do ogniw i może wprowadzać nierównomierność na poziomie stringu. Skutkiem są hot-spoty, wzrost temperatury i spadek mocy. Przeglądy soilingu opisują zarówno

mechanizmy strat, jak i metody ich redukcji (czyszczenie, powłoki, strategie montażowe) (Adekanbi i in., 2024). Monitorowanie soilingu jest osobnym problemem pomiarowym i ekonomicznym. W literaturze wskazuje się potrzebę wiarygodnych czujników i modeli szacujących poziom soilingu na podstawie danych operacyjnych (Bessa i in., 2021).

Monitorowanie soilingu i degradacji jest coraz częściej realizowane w sposób zautomatyzowany. Stosuje się czujniki referencyjne, porównania stringów, kamery oraz metody pośrednie bazujące na danych produkcji i na modelach clear-sky. Przegląd strategii monitoringu wskazuje, że nie istnieje uniwersalna metoda i że dobór metody zależy od klimatu, typu instalacji i kosztu utraconej energii (Bessa i in., 2021). Dla instalacji istotnych systemowo (farmy wielomegawatowe) monitoring jest także elementem odporności: pozwala wcześniej wykryć utratę mocy i zorganizować serwis przed wystąpieniem niedoboru rezerw. W praktyce diagnostyka PV jest bliska problemom detekcji anomalii. AI może wykrywać: degradację pojedynczych stringów, hot-spoty, łuki DC, uszkodzenia diod bocznikujących oraz niestabilność falowników. Dane wejściowe obejmują m.in. prądy stringów, napięcia, temperatury oraz logi zdarzeń falownika. Skuteczność diagnostyki zależy od jakości etykiet. W wielu przypadkach etykiety są niepełne, więc stosuje się metody nienadzorowane lub półnadzorowane. Z punktu widzenia bezpieczeństwa energetycznego zysk jest wprost: mniejsza liczba nagłych ubytków mocy i mniejsza ekspozycja na błędy prognoz.

Do oceny niezawodności przydatne jest podejście FMEA/FTA. Identyfikuje ono tryby uszkodzeń i ich skutki dla mocy oraz dla zachowania dynamicznego. Przykład: mikropęknięcia zwiększają R_s i zmniejszają FF, co obniża moc, ale zwykle nie powoduje natychmiastowego odłączenia. Z kolei awaria falownika powoduje nagły ubytek mocy i może generować zaburzenia jakości energii. W praktyce przy wysokiej penetracji PV większą wagę ma drugi mechanizm, ponieważ generuje rampy ujemne i obciąża rezerwy. Podczas własnych autorskich analiz podkreślono, że w sytuacji awaryjnej kluczowe jest szybkie odtworzenie bilansu mocy i kontrola napięcia odniesienia (Grudniewski, 2025). Z perspektywy PV oznacza to konieczność rozważenia trybów pracy wyspowej, sterowania grid-forming oraz procedur współpracy z magazynami

i z zasobami wirującymi. Jest to obszar, w którym niezawodność komponentów i ich algorytmów sterowania staje się bezpośrednim składnikiem odporności systemu. Dla rozdzielenia degradacji i soilingu stosuje się algorytmy dekompozycji szeregów czasowych. Przykładem jest podejście umożliwiające jednoczesną estymację strat soilingowych i degradacji na podstawie wskaźnika wydajności systemu (Skomedal, Deceglie, 2020). W kontekście AI jest to ważne, ponieważ model prognozy PV powinien być uczony na danych oczyszczonych z artefaktów wynikających z soilingu i ograniczeń mocy. W przeciwnym razie prognoza błędnie „internalizuje" straty jako cechę meteorologiczną.

Warstwa systemowa jest w dużej mierze determinowana przez falownik. Falownik jest interfejsem sterowania mocy czynnej i biernej. Określa zdolność do pracy przy zakłóceniach napięciowych (LVRT/FRT), ograniczenia prądowe, kształtowanie napięcia oraz sposób synchronizacji. Przeglądy LVRT dla falowników PV wskazują, że brak odpowiednich algorytmów i sprzętowych możliwości może prowadzić do odłączania dużej mocy w trakcie zakłóceń, co zwiększa ryzyko kaskadowej awarii (Talha i in., 2021). W systemach o wysokim udziale PV rośnie znaczenie rozróżnienia na sterowanie grid-following i grid-forming. Sterowanie grid-following zakłada istnienie stabilnego napięcia odniesienia, do którego falownik się synchronizuje. Sterowanie grid-forming wytwarza napięcie odniesienia i może realizować funkcje analogiczne do generatora synchronicznego. Narzędziem są m.in. wirtualna inercja i koncepcja wirtualnego generatora synchronicznego (VSG) (Cheema, 2020). Literaturę stabilności częstotliwości w systemach niskoinercyjnych domyka obserwacja, że spadek inercji skraca czas dostępny na reakcję regulacji i zwiększa tempo zmian częstotliwości (RoCoF), co podnosi ryzyko zadziałania zabezpieczeń (Ulbig i in., 2014; He i in., 2024).

Dla bezpieczeństwa energetycznego istotne jest, aby PV nie była tylko źródłem energii, ale również elementem sterowania. Jest to realne tylko wtedy, gdy zasób PV ma towarzyszący magazyn energii albo współpracuje z zasobem wirującym (np. ESP/PSPP). W artykule własnym podkreślono rolę elektrowni szczytowo-pompowych jako bufora bezpieczeństwa i jako zasobu przywracania pracy systemu po awarii (Grudniewski, 2025). Wniosek techniczny jest przenoszalny na konfiguracje

PV–BESS: magazyn zapewnia szybkość reakcji, a sterowanie falownika zapewnia uczestnictwo w regulacji napięciowo-częstotliwościowej.

5.2. Dane i metody AI dla PV/OZE: przygotowanie danych, walidacja, metryki jakości

Źródła danych i ich rozdzielczość czasowa

Wysoki udział PV zmienia profil ryzyka operacyjnego. Zmniejsza zależność od paliw, ale zwiększa wrażliwość na meteorologię i błędy prognoz. Zmienia też topologię danych. Dane stają się „paliwem" sterowania. AI jest narzędziem do ekstrakcji informacji z danych i do budowy predykcji. W tej logice AI jest elementem infrastruktury krytycznej. Wymaga to rygoru jakościowego oraz procedur zapewnienia jakości podobnych do tych, które stosuje się dla urządzeń elektroenergetycznych. W praktyce należy rozróżnić cztery zastosowania AI w PV/OZE: prognozowanie, optymalizację (w tym parametryzację modeli decyzyjnych), sterowanie (np. tuning regulatorów, adaptacja) oraz diagnostykę (wykrywanie anomalii, predykcja awarii). Ten rozdział koncentruje się na trzech pierwszych, ale diagnostyka jest wpleciona jako warunek utrzymania dostępności.

W systemach PV/OZE występują dane o różnej semantyce i jakości. Dane meteorologiczne obejmują promieniowanie (GHI/DNI/DHI), temperaturę powietrza, temperaturę modułu, prędkość wiatru, wilgotność, ciśnienie oraz wskaźniki aerozoli. Dane obrazowe obejmują obrazy satelitarne oraz kamery nieba, które są kluczowe dla nowcastingu. Dane techniczne obejmują SCADA farm PV, dane falowników, pomiary jakości energii (U, f, P, Q), stany zabezpieczeń oraz alarmy. Dane systemowe obejmują obciążenia (AMI), ceny, ograniczenia sieciowe, dostępność magazynów i jednostek regulacyjnych. Dobór rozdzielczości czasowej determinuje rodzaj modelu. Prognozy day-ahead dla bilansowania dobowego są zwykle budowane w krokach 15-60 min. Sterowanie rampą i zarządzanie magazynem wymagają kroków 1-5 min, aby uchwycić krótkookresowe fluktuacje. Diagnostyka falowników, wykrywanie łuków elektrycznych oraz analiza zdarzeń jakości energii wymagają sygnałów w zakresie sekundowym. Problemem nie jest tylko wolumen danych.

Problemem jest ich heterogeniczność i niespójność czasowa. Stąd rośnie znaczenie standaryzacji danych i warstwy integracyjnej w pipeline.

W kontekście blackoutu iberyjskiego istotne jest, że dane o mocy i napięciu muszą być dostępne z małym opóźnieniem i muszą być wiarygodne. Dla systemu sterowania znaczenie ma zarówno wartość, jak i znacznik czasu. Opóźnienia, brak synchronizacji i błędy pomiarowe tworzą ryzyko błędnych decyzji sterowania. W ujęciu bezpieczeństwa energetycznego jest to ryzyko funkcjonalne, a nie tylko informatyczne.

Przygotowanie danych: czyszczenie, synchronizacja, imputacja i cechy

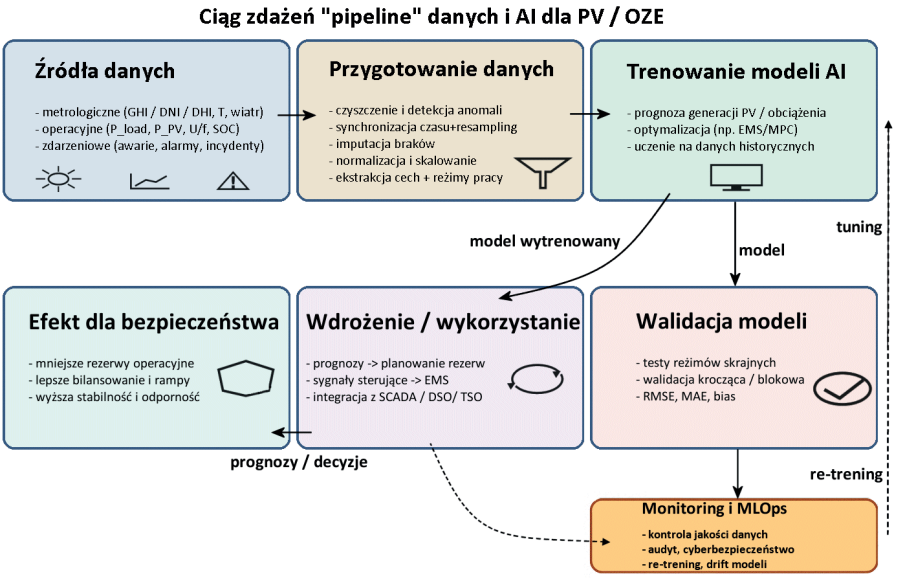
Przygotowanie danych decyduje o jakości modeli. W energetyce dominuje problem niestacjonarności. Źródłem są sezonowość, zmienność pogody, rozwój mocy zainstalowanej, modernizacje urządzeń oraz zmiany topologii sieci. Minimalny pipeline przygotowania obejmuje: (i) filtrację i detekcję outlierów, (ii) synchronizację znaczników czasu i resampling, (iii) imputację braków, (iv) normalizację i skalowanie, (v) konstrukcję cech oraz (vi) rozdzielenie reżimów pracy (normalna praca, curtailment, awaria). Detekcja outlierów jest krytyczna dla danych SCADA. Outliery wynikają z błędów czujników promieniowania, błędów konfiguracji, przerw w komunikacji i błędów obliczeń w falownikach. Outlier w danych PV jest często „fizyczny", np. nagły spadek mocy z powodu zacienienia lub zadziałania ograniczenia prądowego. Dlatego filtracja nie może być czysto statystyczna. Musi być wsparta regułami domenowymi, np. ograniczeniem mocy do [0, P_nom], spójnością pomiędzy GHI i P, oraz spójnością pomiędzy temperaturą i napięciem MPP. Imputacja braków danych powinna respektować strukturę czasową. Dla braków krótkich stosuje się interpolację lub modele autoregresyjne. Dla braków długich konieczne jest oznaczenie okresu jako „missing" i wyłączenie z uczenia, ponieważ imputacja generuje artefakty. W analizach systemowych brak danych jest również sygnałem ryzyka. Wskazuje na awarię komunikacji lub atak cybernetyczny. Analizy incydentów w sektorze energii pokazują, że cyfryzacja zwiększa ekspozycję na zagrożenia, a jakość danych może być celem ataku (Marković, Kovačević, 2025).

Konstrukcja cech powinna mieć uzasadnienie fizyczne. Dla prognoz PV popularny jest wskaźnik czystego nieba: k_c = GHI/GHI_cs. Wskaźnik redukuje wpływ geometrii słonecznej i pozwala modelować komponent zachmurzenia (Inman i in., 2013). Dla modeli krótkoterminowych użyteczne są cechy różnicowe i rampowe: r_t = P_t – P_{t–1}, a także miary wariancji w oknach kroczących. Dla zapotrzebowania kluczowe są cechy kalendarzowe oraz zmienne pogodowe. Dla sterowania magazynem potrzebne są cechy ekonomiczne (ceny, taryfy) i techniczne (limity przyłączeniowe). W praktyce wysoką wartość daje fuzja danych. Dane NWP mają dobrą informację o trendzie dobowym i o makroskalowych frontach pogodowych. Dane lokalne (czujniki, sky-cam) mają dobrą informację o krótkich fluktuacjach. Dane satelitarne dostarczają informacji o ruchu chmur w skali regionalnej. Połączenie tych źródeł zmniejsza błąd prognozy, zwłaszcza w okresach przejściowych (poranek, wieczór) i w reżimach konwekcyjnych. Przeglądy metod prognozowania PV wskazują, że hybrydyzacja NWP i uczenia na danych lokalnych jest praktycznym sposobem redukcji zarówno błędu średniego, jak i błędów w ekstremach pogodowych (Inman i in., 2013; Antonanzas i in., 2016).

W modelach przestrzennych istotna jest korelacja pomiędzy farmami PV. Rampa chmur przechodzi przez region i powoduje skorelowany spadek generacji. Z punktu widzenia operatora jest to ryzyko systemowe, ponieważ korelacja zwiększa wariancję sumy generacji. Dlatego w prognozowaniu regionalnym stosuje się cechy przestrzenne (np. wektory ruchu chmur) i modele wielowymiarowe. W praktyce prowadzi to do modeli multi-site, które są bardziej adekwatne dla bilansowania i rezerw niż modele jednopunktowe (Inman i in., 2013). Istnieje też problem „label leakage". Leakage pojawia się, gdy do cech trafi informacja pochodząca z przyszłości, np. użycie wygładzania symetrycznego albo cech wyliczanych z całego okna, które obejmuje przyszłe próbki. W energetyce leakage jest częsty przy agregacji danych i przy uśrednianiu. Skutkiem jest nierealistycznie dobry wynik walidacji i zła jakość po wdrożeniu. Kontrola leakage jest elementem bezpieczeństwa, ponieważ zbyt optymistyczna ocena prognoz prowadzi do niedoszacowania rezerw. Szczególnym problemem jest curtailment. Curtailment oznacza, że obserwowana moc PV nie jest funkcją meteorologii, tylko

funkcją decyzji systemowych. Dane z okresów curtailmentu nie powinny być użyte do uczenia prognoz meteorologicznych. Powinny być użyte do uczenia modeli reakcji sterowania i do budowy modeli ograniczeń sieci. Praktyczną metodą jest etykietowanie reżimów pracy na podstawie relacji P/GHI oraz na podstawie flag sterowania w SCADA. W konsekwencji pipeline danych dla PV musi obsługiwać nie tylko regresję, ale też klasyfikację reżimu.

Logikę pipeline danych i modeli AI dla PV/OZE, odpowiadającą etapom opisanym w tym podrozdziale (od pozyskania danych, przez przygotowanie, po trenowanie, walidację i wdrożenie), podsumowano na rysunku 16. W praktyce jest to architektura ciągła: dane płyną w trybie strumieniowym, a modele muszą być monitorowane. Wymaga to mechanizmów MLOps oraz kontroli jakości danych w czasie rzeczywistym.



Rysunek 16. Koncepcyjne pipeline danych i AI dla PV/OZE

Źródło: opracowanie własne na podstawie literatury dotyczącej prognozowania PV i walidacji prognoz Inman i in., 2013; Liu i in., 2022; Yu i in., 2024, miar jakości prognoz i porównywania modeli Diebold, Mariano, 1995; Hyndman, Koehler, 2006 oraz prognoz probabilistycznych i reguł punktacji/kalibracji Gneiting, Raftery, 2007; Hong, Fan, 2016; Lauret i in., 2017.

Walidacja i metryki: od błędów punktowych do prognoz probabilistycznych

Walidacja modeli energetycznych wymaga walidacji czasowej. Podział losowy prowadzi do przeszacowania jakości, ponieważ dane są autokorelacyjne. Standardem jest walidacja krocząca (rolling-origin) lub blokowa (blocked CV). W praktyce przemysłowej stosuje się także walidację „forward chaining", gdzie model jest uczony na przeszłości i testowany na kolejnych oknach, aby odzwierciedlić rzeczywisty tryb eksploatacji.

Dla prognoz punktowych stosuje się klasyczne metryki błędu, m.in.:

$$MAE = (1/N)\cdot\Sigma|y_t - \hat{y}_t|,$$
$$RMSE = sqrt((1/N)\cdot\Sigma(y_t - \hat{y}_t)^2),$$
$$MAPE = (100\%/N)\cdot\Sigma|\ (y_t - \hat{y}_t)/y_t\ |,$$

gdzie y_t jest wartością obserwowaną, a ŷ_t jest prognozą (Hyndman i Koehler, 2006). Metryki te mają ograniczenia. MAPE jest niestabilne przy małych y_t. RMSE jest wrażliwe na outliery. Dlatego w energetyce często stosuje się nRMSE (normalizacja przez moc znamionową) i sMAPE. Dodatkowo ocenia się błąd bias, ponieważ bias wpływa na planowanie rezerw i koszty bilansowania. Porównywanie modeli wymaga testów statystycznych. Same metryki nie mówią, czy różnica jest istotna. Klasycznym narzędziem jest test Diebolda-Mariano, który weryfikuje hipotezę o równej jakości prognoz dwóch modeli na podstawie różnic funkcji straty (Diebold, Mariano, 1995). Jest to szczególnie ważne w systemach, w których decyzje sterowania i koszty bilansowania są wrażliwe na niewielkie różnice jakości prognoz. W systemach o wysokim udziale OZE rośnie znaczenie prognoz probabilistycznych. Prognoza punktowa nie przenosi informacji o ryzyku błędu. Prognozy probabilistyczne generują rozkład lub kwantyle, co pozwala budować rezerwy zależne od ryzyka. Jakość prognoz probabilistycznych ocenia się za pomocą reguł punktacji, które są ściśle właściwe (strictly proper) i promują kalibrację (Gneiting, Raftery, 2007).

Dla kwantyli stosuje się funkcję pinball:

$$L_\tau(y, q_\tau) = (\tau - 1_{y < q_\tau}) \cdot (y - q_\tau),$$

gdzie q_τ jest kwantylem rzędu τ. Jest to standard w prognozach kwantylowych i w ocenie przedziałów predykcji (Lauret i in., 2017). W kontekście bezpieczeństwa energetycznego najistotniejszy jest ogon rozkładu błędu. Oznacza to, że walidacja powinna obejmować zdarzenia rzadkie: szybkie rampy, przejścia frontów pogodowych, upały, burze i nagłe spadki napięcia. Model o dobrym MAE, ale słabym zachowaniu w ekstremach, może zwiększać ryzyko awarii, ponieważ prowadzi do niedoszacowania rezerw. W praktyce stosuje się więc metryki warunkowe, np. błąd tylko dla okresów o dużym $|r_t|$, a także ocenę kalibracji kwantyli.

Wdrożenie modelu wymaga monitoringu. Modele AI ulegają degradacji wskutek driftu danych i driftu konceptu. Drift danych wynika np. z rozwoju mocy PV, zmian konfiguracji falowników, zmian topologii sieci i zmian w programach curtailmentu. Drift konceptu wynika z trwałej zmiany relacji pomiędzy cechami a generacją. Przykładem jest zmiana modułów, repowering, zmiana nachylenia lub długotrwałe zabrudzenie. Wymaga to mechanizmu retrainingu oraz polityki wersjonowania, aby zachować ścieżkę audytu decyzji sterowania.

5.3. Prognozowanie generacji PV i zapotrzebowania: modele i wyniki porównawcze

Prognozowanie generacji PV i zapotrzebowania jest funkcją nadrzędną dla bilansowania, planowania rezerw i sterowania magazynami. W systemach o dużym udziale PV prognozy są bezpośrednio powiązane z ryzykiem awarii systemowych. Błędy prognoz w okresach dużych ramp generacji lub zapotrzebowania przekładają się na niedobór rezerw i na przeciążenia elementów sieci. Z perspektywy operacyjnej prognoza jest sygnałem sterującym. Nie jest tylko informacją. W kontekście zdarzenia iberyjskiego istotne jest, że „nadprodukcja" PV w pewnych godzinach nie rozwiązuje problemu stabilności. Może go zaostrzać, jeśli towarzyszy jej gwałtowny spadek generacji i niedostateczna rezerwa szybko

reagująca. Dlatego w tej sekcji akcent położono na prognozy ramp i na integrację prognoz z decyzjami sterowania (Grudniewski, 2025).

Horyzonty prognozy i klasy modeli

Wyróżnia się cztery horyzonty prognoz: (i) nowcasting (sekundy-2 h), (ii) intra-day (1-12 h), (iii) day-ahead (12-48 h), (iv) średnio- i długoterminowy (dni/miesiące). Każdy horyzont ma inny dominujący czynnik niepewności i inne dane wejściowe. Nowcasting wymaga informacji o chmurach w czasie rzeczywistym. Day-ahead opiera się o NWP i modele atmosferyczne. Długie horyzonty wymagają dekompozycji sezonowej i informacji o trendach.

Metody prognozowania PV można podzielić na: modele fizyczne, statystyczne i uczenia maszynowego. Modele fizyczne bazują na geometrii słonecznej, modelach clear-sky oraz prognozach NWP. Są interpretowalne, ale mają ograniczoną zdolność odwzorowania lokalnej zmienności chmur. Modele statystyczne obejmują regresję, modele ARIMA i modele stanowe. Modele ML/DL obejmują m.in. gradient boosting, random forest oraz sieci głębokie (CNN, LSTM, transformery). Przeglądy metod wskazują, że w zastosowaniach operacyjnych dominują podejścia hybrydowe, łączące NWP z uczeniem na danych lokalnych (Inman i in., 2013; Antonanzas i in., 2016).

Dla prognoz punktowych w krótkich horyzontach punktem odniesienia jest model persistence. Dla PV jest to zwykle persistence mocy lub persistence wskaźnika k_c. Persistence ma niskie wymagania danych, ale degraduje się przy dynamicznej pogodzie. Z punktu widzenia bezpieczeństwa persistence jest przydatny jako baseline do monitorowania driftu: jeśli model złożony przestaje wygrywać z persistence, oznacza to problem z danymi lub z retrainingiem. Prognozowanie zapotrzebowania ma analogiczną strukturę, ale inne czynniki. Zapotrzebowanie zależy od temperatury, zachowań konsumentów, struktury gospodarki oraz taryf. Prognozy probabilistyczne zapotrzebowania są kluczowe do wyznaczania rezerw i do zarządzania ryzykiem cenowym. Metody prognoz probabilistycznych i ich ocena są opisane w literaturze przeglądowej (Hong, Fan, 2016). Dla integracji z PV istotne jest netto-obciążenie:

$$P_{net,t} = P_{load,t} - P_{PV,t},$$

ponieważ to $P_{net,t}$ determinuje wymagania regulacyjne i obciążenia sieci.

Wyniki porównawcze i warunki przenoszalności modeli

Wyniki porównawcze modeli należy interpretować warunkowo. W literaturze wykazano, że sieci głębokie poprawiają prognozy PV, zwłaszcza gdy uwzględniają strukturę czasową i nieliniowości. Przykładem jest hybrydowy model LSTM-CNN, w którym konwolucja ekstraktuje cechy lokalne, a LSTM modeluje zależności sekwencyjne (Wang i in., 2019). Podobny kierunek reprezentują architektury CNN-LSTM stosowane do prognoz krótkoterminowych na danych farm PV (Agga i in., 2022). Modele z ograniczeniami fizycznymi (physics-constrained) redukują ryzyko niefizycznych predykcji. W przypadku PV podstawowym ograniczeniem jest nieujemność mocy oraz górne ograniczenie wynikające z mocy znamionowej i warunków promieniowania. Podejście „physics-constrained LSTM" integruje wiedzę domenową i poprawia stabilność prognoz w sytuacjach, gdy dane są zaszumione lub gdy pojawiają się reżimy rzadkie (Luo i in., 2021). W praktyce operacyjnej jest to ważne, ponieważ niefizyczna prognoza może prowadzić do błędnego harmonogramu magazynu i do zwiększenia ryzyka niedoboru rezerw. Transformery są kolejną klasą modeli sekwencyjnych. Ich zaletą jest uwaga (attention) i możliwość modelowania długich zależności bez typowych problemów zaniku gradientu. Zastosowania transformerów do prognoz PV wskazują poprawę jakości, zwłaszcza przy wielu zmiennych wejściowych i przy danych o zróżnicowanej rozdzielczości (Piantadosi i in., 2024). Z perspektywy praktycznej istotne jest jednak, że modele te wymagają większych zbiorów danych i są wrażliwe na drift. Oznacza to konieczność MLOps oraz monitoringu baseline (persistence, NWP) w ramach jednego systemu.

Tabela 10 przedstawia syntetyczne porównanie klas modeli prognozowania PV i zapotrzebowania oraz typowych danych wejściowych i metryk. Zestawienie ma cel praktyczny. Ułatwia wybór modelu w zależności od horyzontu, dostępnych danych i wymagań bezpieczeństwa, w tym wymagań dotyczących oceny niepewności.

Tabela 10. Zadania AI w PV/OZE: dane, modele i metryki (synteza)

Zadanie	Horyzont	Dane wejściowe	Klasy modeli	Metryki jakości/ niepewność	Uwagi operacyjne
Prognoza mocy PV	1-60 min	SCADA, sky--cam, satelita, GHI, wiatr	CNN/LSTM/ Transformer, ensemble, hybrydy	nRMSE, MAE; kwantyle (pinball)	Krytyczne rampy; wpływ na FFR i MPC
Prognoza mocy PV	Dzień-naprzód	NWP + dane lokalne, kalendarz	Regresja + korekta ML, LSTM	RMSE, bias; CRPS/ kalibracja	Wejście do rynku i planowania rezerw
Prognoza zapotrzebowania	1 h-48 h	AMI, pogoda, kalendarz, ceny	GBM, LSTM/ Transformer, probabilistyczne	sMAPE/ nRMSE; przedziały	Kluczowe dla netto-obciążenia
Optymalizacja PV-BESS	15-60 min, horyzont kroczący	Prognozy PV/ load + ceny + ograniczenia	MILP, MPC, robust, CVaR	Koszt, naruszenia ograniczeń	Wymaga modelu degradacji i rezerw SOC
Sterowanie i usługi systemowe	ms-min	f, U, P, Q, stany falownika	droop, VSG, MPC setpoint	Odchylenia f/U; spełnienie LVRT	Warstwa bezpieczeństwa; ograniczenia prądowe
Diagnostyka/ anomalia	s – dni	logi falowników, prądy stringów, temperatury	detekcja anomalii, klasyfikacja	TPR/FPR, time-to-detect	Warunek dostępności i bezpieczeństwa

Źródło: opracowanie własne na podstawie przeglądów metod prognozowania PV i doboru modeli Inman i in., 2013; Liu i in., 2022; Piantadosi i in., 2024; Yu i in., 2024, standardów oceny jakości prognoz i testów porównawczych Diebold, Mariano, 1995; Hyndman, Koehler, 2006 oraz prognoz probabilistycznych: Gneiting, Raftery, 2007; Hong, Fan, 2016; Lauret i in., 2017. W zakresie optymalizacji i sterowania ujęto ramy MPC i podejścia ryzykowrażliwe Parisio i in., 2014; Prodan, Zio, 2014; Rockafellar, Uryasev, 2000 oraz aspekty sterowania inwerterami i cyberbezpieczeństwa Khan i in., 2024; Qi i in., 2016; Zografopoulos i in., 2023.

W zastosowaniach systemowych preferuje się modele zespołowe (ensemble). Ensemble redukuje wariancję błędu i poprawia stabilność. Jest to szczególnie ważne w ekstremach meteorologicznych, które determinują ryzyko awarii. W podejściu inżynierskim sensowne jest łączenie: modelu fizycznego (clear-sky + NWP), modelu statystycznego (regresja/ARIMA) oraz modelu ML/DL. Taka struktura umożliwia także diagnostykę błędu: można rozdzielić błąd NWP od błędu

modelu korekcyjnego. Prognozy probabilistyczne można generować na kilka sposobów. Pierwszy to regresja kwantylowa, w której model uczy się bezpośrednio kwantyli rozkładu warunkowego. Drugi to podejście ensemble, w którym rozrzut prognoz z wielu modeli jest traktowany jako przybliżenie niepewności. Trzeci to podejście bayesowskie lub techniki Monte Carlo w sieciach głębokich. W praktyce energetycznej regresja kwantylowa jest atrakcyjna, ponieważ daje prostą interpretację i jest zgodna z funkcją pinball stosowaną do oceny jakości oraz z regułami punktacji promującymi kalibrację (Gneiting, Raftery, 2007; Lauret i in., 2017).

Największą wartość dla bezpieczeństwa daje prognoza niepewności netto-obciążenia. Jeśli P_net = P_load – P_PV, to wariancja P_net zależy od wariancji obu składników oraz od ich korelacji. W praktyce korelacja bywa dodatnia w upały (wysokie zapotrzebowanie na chłodzenie i wysokie promieniowanie) i ujemna w okresach przejściowych. Dlatego ocena ryzyka powinna być prowadzona na P_net, a nie osobno na PV i load. Metody i praktyki prognoz probabilistycznych zapotrzebowania oraz ich walidacja są dobrze opisane w literaturze przeglądowej i stanowią punkt odniesienia dla budowy zintegrowanych prognoz PV-load (Hong, Fan, 2016). Dla bezpieczeństwa energetycznego krytyczne są rampy. Rampy oznaczają szybkie zmiany mocy. Prognoza ramp jest trudniejsza niż prognoza poziomu mocy średniej. W praktyce stosuje się osobne modele ramp, klasyfikację zdarzeń rampowych oraz metryki warunkowe (błąd tylko dla |r_t| > r_thr). Z punktu widzenia sterowania magazynem błąd rampy jest bezpośrednim wejściem do MPC, ponieważ determinuje zapotrzebowanie na moc szybką.

Drugim krytycznym elementem jest przenoszalność modeli. Model uczony na jednej farmie PV nie musi działać na innej. Różnice wynikają z technologii modułów, konfiguracji (tilt, azymut), mikroklimatu oraz strategii sterowania. W praktyce stosuje się: (i) uczenie lokalne per obiekt, (ii) transfer learning z kalibracją na krótkim okresie lokalnym, (iii) modele regionalne z cechami geograficznymi. Kryterium wyboru jest kompromis między kosztem utrzymania modeli a stabilnością jakości.

W kontekście blackoutu iberyjskiego istotny jest jeszcze jeden element. Prognozy powinny być powiązane z polityką rezerw. Jeśli prognoza jest probabilistyczna, rezerwy można wyznaczać na podstawie kwantyla błędu lub miary ogona rozkładu. W praktyce stosuje się ryzyko CVaR jako miarę kosztu ekstremów. CVaR jest miarą spójną i ma wygodną postać optymalizacyjną, co umożliwia implementację w planowaniu rezerw i magazynów (Rockafellar, Uryasev, 2000).

5.4. Optymalizacja i sterowanie PV-magazyn-sieć: strategie, kryteria, implikacje dla bezpieczeństwa

Modele decyzyjne PV-BESS-sieć: bilans, ograniczenia i funkcja celu

Prognoza bez sterowania nie redukuje ryzyka. Dla bezpieczeństwa systemu konieczna jest pętla: prognoza → planowanie → sterowanie → weryfikacja. Układ PV-magazyn-sieć jest układem dynamicznym z ograniczeniami. Ograniczenia wynikają z fizyki (SOC, prądy, napięcia), z regulacji (wymagania OSP) i z ekonomiki (koszty energii, koszty bilansowania, koszty degradacji). W tej sekcji przedstawiono formalizację problemu oraz metody sterowania, które są zgodne z wymaganiami systemowymi.

W rozdziale 3 opisano podejście integrujące analizę strategiczną i technologiczną. W rozdziale 5 integracja jest realizowana na poziomie algorytmicznym. Wyniki AI stają się wejściem do optymalizacji, a wyniki optymalizacji stają się zadaniem dla regulatorów falowników i magazynów. Wniosek jest prosty: bezpieczeństwo systemu zależy od spójności modeli w całym łańcuchu.

Podstawowy model decyzyjny dla układu PV-BESS-sieć opisuje bilans mocy w kroku czasowym t:

$$P_PV,t + P_grid,t + P_dis,t - P_ch,t = P_load,t + P_losses,t,$$

gdzie P_grid,t jest mocą wymiany z siecią (dodatnia dla importu), a P_ch,t i P_dis,t są mocami ładowania i rozładowania BESS. Składnik P_losses,t może uwzględniać straty konwersji i straty w liniach.

W praktyce można go traktować jako funkcję P (nieliniową) albo przyjąć aproksymację liniową w zakresie pracy.

Dynamika stanu naładowania (SOC) ma postać:

$$SOC_{t+1} = SOC_t + (\eta_{ch} \cdot P_{ch,t} \cdot \Delta t)/E_{BESS} - (P_{dis,t} \cdot \Delta t)/(\eta_{dis} \cdot E_{BESS}),$$

przy ograniczeniach $SOC_{min} \leq SOC_t \leq SOC_{max}$ oraz $0 \leq P_{ch,t} \leq P_{ch,max}$ i $0 \leq P_{dis,t} \leq P_{dis,max}$.

Ograniczenia te są nieprzekraczalne. Są to ograniczenia bezpieczeństwa urządzenia. W praktyce operator narzuca również ograniczenia miękkie, np. $SOC_{min,op}$ wyższe niż SOC_{min}, aby zachować rezerwę awaryjną.

Funkcja celu powinna łączyć cele ekonomiczne i cele bezpieczeństwa. Przykładowa postać celu dobowego:

$$\min \Sigma_t (c_{buy,t} \cdot P_{grid,t}^{+} - c_{sell,t} \cdot P_{grid,t}^{-} + \lambda_{curt} \cdot P_{curt,t} + \lambda_f \cdot \Delta f_t^2 + \lambda_{deg} \cdot C_{deg,t}),$$

gdzie $P_{grid,t}^{+}$ i $P_{grid,t}^{-}$ oznaczają import i eksport, $P_{curt,t}$ jest mocą redukowaną (curtailment), Δf_t jest miarą odchylenia częstotliwości (lub miarą niedoboru mocy regulacyjnej), a $C_{deg,t}$ jest kosztem degradacji baterii. W praktyce Δf_t może być zastąpione karą za naruszenie zapotrzebowania na rezerwę mocy. Jest to wygodne, gdy model jest używany na poziomie instalacji prosumenckiej lub mikrosieci i nie ma bezpośredniego pomiaru wpływu na częstotliwość systemu.

Włączenie kosztu degradacji baterii jest konieczne. Bez tego optymalizacja „zużywa" magazyn jako zasób darmowy. W praktyce prowadzi to do skrócenia życia baterii i spadku dostępności w okresach kryzysowych. Podejścia data-driven do prognozy życia baterii pokazują, że cechy wczesnych cykli zawierają informację o trwałości, co umożliwia budowę modeli predykcji degradacji (Severson i in., 2019). Dla sterowania operacyjnego stosuje się modele degradacji cyklicznej i kalendarzowej, które można integrować w harmonogramowaniu. Przykłady integracji starzenia w problemach zarządzania energią przedstawiono w literaturze Applied Energy (Seger i in., 2023). Modele kosztu degradacji mogą

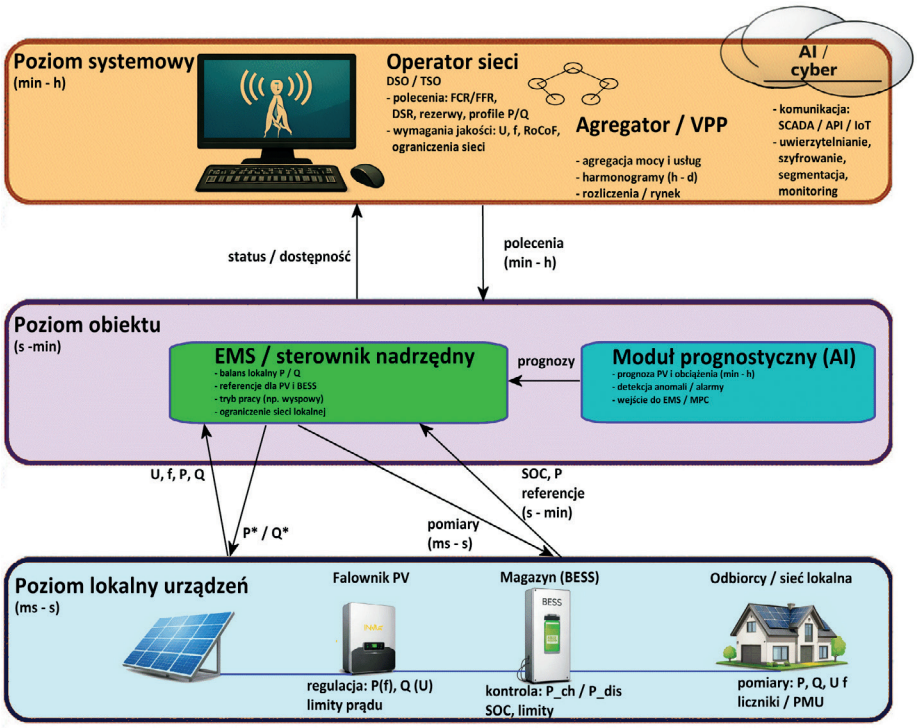
być liniaryzowane, aby umożliwić rozwiązanie MILP w czasie rzeczywistym (Amini i in., 2023). Model kosztu degradacji może mieć postać liniową lub nieliniową. Dla potrzeb planowania często buduje się aproksymację liniową kosztu cyklu w funkcji energii przepompowanej przez magazyn oraz głębokości rozładowania. Rozwiązanie takie umożliwia integrację degradacji w MILP i w MPC. Przykłady modeli degradacji zintegrowanych z zarządzaniem mikrosiecią pokazują, że ignorowanie starzenia prowadzi do agresywnego cyklowania i do wzrostu kosztów długoterminowych (Seger i in., 2023; Amini i in., 2023). Alternatywą dla MPC jest sterowanie oparte na uczeniu ze wzmocnieniem. W RL agent uczy się polityki ładowania/rozładowania na podstawie nagrody związanej z kosztem energii i naruszeniami ograniczeń. Wczesne prace wykazały, że RL może realizować wielokryterialne zarządzanie energią w mikrosieciach i adaptować się do zmienności OZE (Kuznetsova i in., 2013). Nowsze podejścia DRL integrują nieliniowe straty i bardziej złożone modele baterii, co poprawia realizm decyzji, ale zwiększa wymagania w zakresie danych i weryfikacji (Domínguez-Barbero i in., 2024).

Z punktu widzenia bezpieczeństwa energetycznego RL wymaga dodatkowych zabezpieczeń. Polityka uczona z danych może generować decyzje niezgodne z ograniczeniami urządzeń w stanach rzadkich. Dlatego w praktyce łączy się RL z warstwą bezpieczeństwa (safe RL), np. przez twarde ograniczenia w optymalizatorze lub przez filtr decyzji w sterowniku. MPC ma tu przewagę, ponieważ ograniczenia są częścią problemu i są respektowane wprost. W konsekwencji RL jest użyteczne jako warstwa pomocnicza (np. do doboru wag funkcji celu, klasyfikacji reżimu pracy), a MPC pozostaje narzędziem pierwszego wyboru w systemach krytycznych. Niepewność prognoz PV i zapotrzebowania wprowadza do optymalizacji ryzyko. Są trzy klasy podejść. Pierwsze to optymalizacja stochastyczna oparta o scenariusze. Drugie to optymalizacja robust, gdzie zakłada się zbiór niepewności i szuka rozwiązania odpornego na najgorszy przypadek. Trzecie to podejście mieszane, np. chance constraints lub CVaR. W praktyce dla systemów operacyjnych popularna jest robust optimization, ponieważ ma prostą interpretację i ogranicza ryzyko naruszeń ograniczeń urządzeń. Klasyczne ujęcie ceny

odporności opisano w literaturze optymalizacji (Bertsimas, Sim, 2004). W zakresie sterowania predykcyjnego MPC jest metodą naturalną. Umożliwia uwzględnienie ograniczeń i aktualizację decyzji wraz z napływem nowych prognoz. Zastosowania MPC w mikrosieciach i układach hybrydowych są szeroko opisane, w tym podejścia ukierunkowane na niezawodność (reliable microgrid energy management) (Parisio i in., 2014; Prodan, Zio, 2014). Z perspektywy bezpieczeństwa energetycznego zaletą MPC jest możliwość implementacji kryteriów odporności, np. utrzymywania minimalnego SOC jako rezerwy awaryjnej, oraz możliwość „przełączenia trybu" na pracę wyspową w przypadku awarii sieci.

Sterowanie wielowarstwowe i usługi systemowe źródeł inwerterowych

Sterowanie źródłami inwerterowymi i magazynami wymaga architektury warstwowej. W warstwie pierwotnej (ms-s) kluczowa jest regulacja częstotliwości i napięcia oraz ograniczenia prądowe falowników. W systemach niskoinercyjnych dynamika częstotliwości jest szybsza. Skraca to czas reakcji regulacji pierwotnej i zwiększa tempo zmian częstotliwości, co podnosi ryzyko zadziałania zabezpieczeń (Ulbig i in., 2014; He i in., 2024). Aby uporządkować interakcje pomiędzy falownikami PV, magazynem energii (BESS) i wymaganiami operatora systemu, przyjęto trójwarstwową architekturę sterowania z rozdzieleniem pętli czasowych. Poziom lokalny (ms-s) realizuje regulację U/f oraz ograniczenia prądowe falowników (w tym funkcje grid-forming), poziom obiektu (s-min) – EMS wyznaczający referencje P/Q i zarządzający SOC z wykorzystaniem krótkoterminowych prognoz (AI), natomiast poziom systemowy (min-h) koordynuje usługi systemowe i polecenia regulacyjne (DSO/TSO, agregator VPP). Ze względu na krytyczność komunikacji (SCADA/IoT) niezbędne są zabezpieczenia cybernetyczne. Zależności sygnałowe oraz przepływ informacji pomiędzy warstwami przedstawiono na rysunku 17 – rozdział funkcji na warstwy skraca pętlę sterowania U/f.



Rysunek 17. Koncepcyjna architektura warstwowa sterowania PV-magazyn--sieć

Źródło: opracowanie własne.

W warstwie pierwotnej stosuje się m.in. droop control, wirtualną inercję oraz sterowanie VSG. Celem jest dostarczenie odpowiedzi częstotliwościowej podobnej do generatora synchronicznego, przy zachowaniu ograniczeń prądowych falownika. Przeglądy VSG wskazują, że dobór parametrów wirtualnej inercji jest kompromisem między tłumieniem, stabilnością a zdolnością do pracy w ograniczeniach prądowych (Cheema, 2020). W praktyce oznacza to, że grid-forming wymaga zarówno algorytmów, jak i odpowiedniego przewymiarowania zasobu mocy oraz rezerwy energii w magazynie. W praktyce grid-forming realizuje się przez charakterystyki droop. Dla częstotliwości typowa jest zależność P – f: $P = P_0 - K_p \cdot (f - f_0)$. Dla napięcia typowa jest zależność Q –U: $Q = Q_0 - K_q \cdot (U - U_0)$. Współczynniki Kp i Kq determinują sztywność źródła i jego udział w regulacji. Zbyt duże Kp może

prowadzić do oscylacji i do pracy w ograniczeniach prądowych falownika. Zbyt małe Kp prowadzi do słabej odpowiedzi i do przeciążenia innych zasobów. Dobór parametrów musi więc uwzględniać zarówno stabilność, jak i ograniczenia sprzętowe. Jest to obszar, w którym symulacje i dane pomiarowe powinny współpracować. Regulacja napięciowa jest szczególnie istotna w sieciach dystrybucyjnych o wysokiej penetracji PV. Nadnapięcia w słoneczne godziny i spadki napięcia przy rampach obciążenia prowadzą do ograniczeń przyłączeń i do curtailmentu. Sterowanie Q(U) oraz koordynacja z transformatorami OLTC i z kompensacją bierną pozwalają zwiększać hosting capacity. W ujęciu bezpieczeństwa energetycznego oznacza to mniejszą zależność od ograniczeń sieciowych i większą przewidywalność bilansu mocy. Warunkiem jest spójna komunikacja pomiędzy falownikami, magazynem i systemem nadrzędnym.

W warstwie wtórnej (s-min) realizuje się korektę punktów pracy (setpointów) oraz kompensację błędów prognoz. Jest to typowy obszar MPC. MPC dostaje prognozę PV i obciążenia oraz wyznacza trajektorię P i Q, aby minimalizować koszty i jednocześnie spełniać ograniczenia. W warstwie trzeciorzędnej (h-d) realizuje się planowanie i udział w rynku. W tym horyzoncie decyzje obejmują harmonogram SOC, strategię oddania energii oraz wolumen usług systemowych.

W kontekście bezpieczeństwa energetycznego kluczowe są usługi systemowe, które mogą zapewniać układy PV-magazyn. Obejmują one: regulację napięcia (Q(U)), regulację częstotliwości (P(f)), redukcję rampy (ramp-rate control), bilansowanie mocy biernej, ograniczanie przepięć w sieci dystrybucyjnej oraz – w wybranych konfiguracjach – zdolność pracy wyspowej. Zdolność black-start jest zwykle realizowana przez zasoby wirujące, ale PV-BESS może pełnić rolę wspierającą: zasilać obwody pomocnicze, stabilizować napięcie lokalne i zapewnić szybkie przejęcie obciążenia po odtworzeniu napięcia (Grudniewski, 2025). Sterowanie rampą można formalizować jako ograniczenie:

$$|P_{out,t} - P_{out,t-1}| \leq R_{max} \cdot \Delta t,$$

gdzie P_out,t jest mocą oddawaną do sieci (PV po uwzględnieniu magazynu), a R_max jest dopuszczalną szybkością zmian mocy. Ograniczenie rampy ma bezpośrednie znaczenie dla stabilności napięciowej w sieciach dystrybucyjnych i dla wymagań rezerw w sieci przesyłowej. W praktyce ramp-rate control jest usługą, którą można świadczyć w koordynacji z OSP/OSD, ale wymaga ona magazynu lub ograniczenia mocy PV (curtailment). Blackout iberyjski jest przykładem zdarzenia, w którym sama produkcja energii z PV nie jest wystarczająca do utrzymania pracy systemu. Konieczna jest elastyczność mocy i stabilność dynamiczna. W artykule własnym wskazano, że zasoby ESP/PSPP stanowią stabilizator dzięki dużej mocy, szybkości reakcji i zdolności black-start (Grudniewski, 2025). W analogicznym ujęciu PV-BESS poprawia bezpieczeństwo, jeśli jest sterowane jako zasób systemowy: utrzymuje rezerwę SOC, świadczy usługi FFR i napięciowe oraz jest włączone w procedury awaryjne.

Integracja wyników AI z optymalizacją i sterowaniem: architektura wdrożenia

Integracja wyników AI z optymalizacją i sterowaniem wymaga spójnej architektury danych i decyzji. Kluczowe jest rozdzielenie decyzji na pętle czasowe. Prognozy (min-h) generują sygnał wejściowy dla planowania. Planowanie (h-d) wyznacza trajektorię SOC i zakres usług systemowych. Sterowanie (ms-min) realizuje te zadania w ramach ograniczeń urządzeń i wymagań sieci. Integracja niepewności jest warunkiem bezpieczeństwa. Jeśli prognoza jest probabilistyczna, optymalizacja może implementować kryteria ryzyka. Przykładowo, można narzucić ograniczenie szans (chance constraint) na naruszenie SOC_min albo można minimalizować CVaR kosztu niedoboru mocy. Alternatywą jest robust optimization z budżetem niepewności, która ogranicza wrażliwość rozwiązania na błędy prognoz (Rockafellar, Uryasev, 2000; Bertsimas, Sim, 2004).

Sposób integracji AI zależy od zastosowania. Dla prognozowania AI generuje $\hat{y}_t$ oraz kwantyle. Dla optymalizacji AI może dostarczać parametry modeli, np. estymację strat i degradacji, albo klasyfikację reżimu pracy (curtailment, awaria). Dla sterowania AI może wspierać

adaptację regulatora lub wykrywanie anomalii. Przykładowo, jeśli system diagnostyczny wykryje degradację falownika, sterowanie może ograniczyć moc i przełączyć zasób na tryb bezpieczny. Zwiększa to dostępność i zmniejsza ryzyko awarii kaskadowej.

Wdrożenie AI wymaga MLOps. Należy zapewnić wersjonowanie danych i modeli, testy regresji, monitor driftu oraz procedury retrainingu. W energetyce dochodzi aspekt cyberbezpieczeństwa. Zależność od danych i automatyzacji tworzy nową powierzchnię ataku. Analizy incydentów w sektorze energii wskazują wzrost liczby zdarzeń i potrzebę traktowania warstwy cyfrowej jako elementu bezpieczeństwa energetycznego (Marković, Kovačević, 2025). W konsekwencji pipeline AI powinien być projektowany zgodnie z zasadą „defense-in-depth": kontrola dostępu, separacja sieci, integralność danych, audyt i monitoring. Dla oceny efektu integracji PV i AI w bezpieczeństwie energetycznym proponuje się trzy mierniki techniczne. Pierwszy to redukcja niepewności prognoz (spadek nRMSE oraz poprawa kalibracji kwantyli). Drugi to redukcja ramp netto-obciążenia dzięki sterowaniu magazynem (spadek |r_t| dla P_net). Trzeci to wzrost dostępności usług systemowych (czas, w którym zasób spełnia wymagania mocy i SOC). Te mierniki są bezpośrednio powiązane z ryzykiem awarii systemowej i z kosztami bilansowania.

Podsumowując, technologie PV zwiększają bezpieczeństwo w wymiarze dywersyfikacji i niezależności paliwowej, ale wymagają wsparcia w wymiarze dynamiki i sterowalności. AI jest narzędziem umożliwiającym redukcję niepewności i lepsze sterowanie elastycznością, ale sama w sobie nie jest gwarancją bezpieczeństwa. Gwarancją jest architektura: dane wysokiej jakości, modele walidowane czasowo, optymalizacja uwzględniająca ryzyko, sterowanie warstwowe oraz procedury awaryjne. Właśnie ten zestaw stanowi techniczną odpowiedź na wnioski płynące z blackoutu iberyjskiego (Grudniewski, 2025). Wymiar badawczy pozostaje istotny. Z jednej strony obserwuje się szybkie tempo innowacji technologii PV i wzrost dojrzałości narzędzi AI, które w ujęciu makro mogą wzmacniać bezpieczeństwo energetyczne poprzez wzrost efektywności i redukcję zależności importowej (Zhang i in., 2026).

Z drugiej strony rośnie złożoność systemu i rośnie ekspozycja na zdarzenia złożone: meteorologia ekstremalna, błędy danych, błędy algorytmów sterowania oraz incydenty cybernetyczne. Uzasadnia to podejście interdyscyplinarne przedstawione w rozdziale 3 oraz potrzebę łączenia modeli technologicznych z analizą systemową. W kontekście Półwyspu Iberyjskiego wniosek praktyczny jest następujący: wysoka penetracja PV musi iść w parze z magazynami, sterowaniem grid-forming i prognozami probabilistycznymi, bo tylko wtedy PV staje się zasobem bezpieczeństwa, a nie źródłem ryzyka (Grudniewski, 2025).

W kontekście dalszych rozdziałów monografii naturalnym kierunkiem jest przejście od opisu technologii i metod do oceny scenariuszy wdrożeniowych. W analizach tych należy łączyć: parametry technologii modułów i falowników, modele degradacji i soilingu, prognozy probabilistyczne PV i zapotrzebowania oraz sterowanie magazynami w kryterium ryzyka. Blackout iberyjski jest tu użytecznym studium przypadku, ponieważ pokazuje, że bezpieczeństwo nie jest własnością pojedynczej technologii. Jest własnością architektury technicznej i jakości procesów operacyjnych. Rekomendacja inżynierska dla praktyki jest następująca. Instalacje PV o znaczeniu systemowym powinny być projektowane jako źródła sterowalne, a nie tylko jako generatory energii. Wymaga to czterech warstw działań. Po pierwsze, konieczna jest zgodność falowników z wymaganiami sieciowymi, w tym zdolność LVRT, regulacja Q(U) i jednoznacznie zdefiniowane tryby ograniczeń prądowych. Po drugie, potrzebny jest zasób elastyczności mocy (BESS lub zasób wirujący), który umożliwia ograniczanie ramp, utrzymanie rezerwy i świadczenie szybkiej odpowiedzi częstotliwościowej. Po trzecie, prognozy powinny być probabilistyczne, a decyzje planowania powinny wykorzystywać informację o ogonie ryzyka, aby unikać niedoszacowania rezerw w warunkach skrajnych. Po czwarte, warstwa danych i AI musi być traktowana jak infrastruktura krytyczna: z monitoringiem jakości danych, kontrolą driftu, procedurami retrainingu i zabezpieczeniami cybernetycznymi. Tylko taki układ umożliwia stabilną pracę systemu z wysokim udziałem PV i ogranicza ryzyko zdarzeń kaskadowych podobnych do zdarzenia iberyjskiego (Grudniewski, 2025).

6. Autorskie modele i koncepcje rozwoju PV wspieranej AI

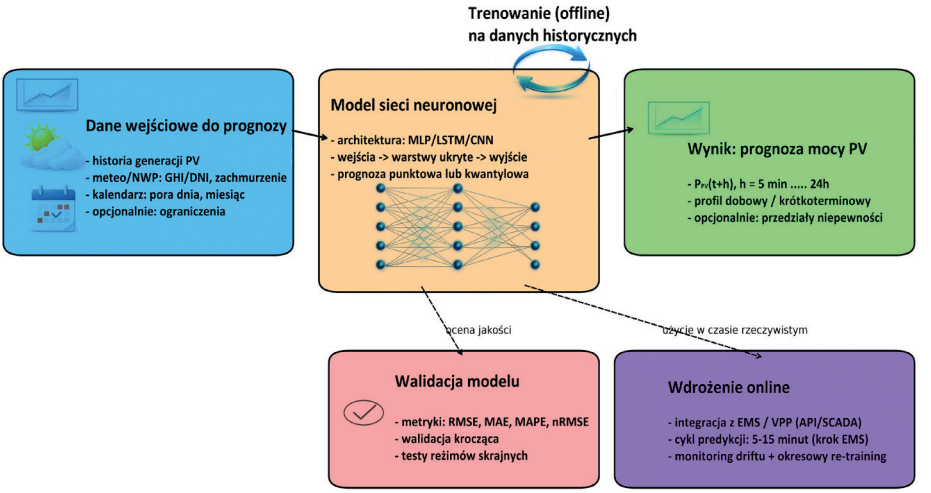
6.1. Autorski model prognostyczny generacji PV oparty na sieciach neuronowych

W niniejszym rozdziale przedstawiono trzy narzędzia inżynierskie. Są to: model prognostyczny generacji PV, model optymalizacji pracy układu PV-magazyn oraz koncepcja inteligentnej infrastruktury PV.

Punktem odniesienia jest blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku. Według zestawień operatorów przytoczonych w artykule własnym, w południe przed awarią miks Hiszpanii miał bardzo wysoki udział PV (ok. 18 GW, ok. 59% produkcji) oraz wiatru (ok. 3,5 GW, ok. 11%). Jednocześnie ok. 3 GW mocy elektrowni szczytowo-pompowych pracowało w trybie pompowania, a system eksportował znaczne moce (m.in. ok. 4,6 GW do Francji). Obciążenie wynosiło ok. 27 GW (Grudniewski, 2025). O 12:03 CEST odnotowano oscylacje częstotliwości na granicy hiszpańsko-portugalskiej (do ±0,6 Hz). Kilka-naście minut później wystąpiła oscylacja między całym Półwyspem a resztą kontynentu (~0,2 Hz) i rozłączenie dwóch głównych linii łączących Hiszpanię z Francją. O 12:33:16 CEST doszło do gwałtownego wzrostu napięcia i częstotliwości. Liczne farmy solarne i wiatrowe zaczęły się automatycznie wyłączać. Utrata mocy wyniosła ok. 2 GW. Częstotliwość spadła lokalnie do ok. 49,84 Hz. Proces odbudowy wymagał czarnego startu i trwał ok. 20 h (Grudniewski, 2025).

Blackout iberyjski potwierdza, że wzrost udziału źródeł nie-synchronicznych redukuje bezwładność (inercję) i zawęża margines stabilności częstotliwościowej (Fernández-Guillamón i in., 2019). Jednocześnie rośnie rola systemów cyfrowych. Rośnie też ekspozycja na incydenty cybernetyczne, w tym ataki na infrastrukturę krytyczną oraz systemy sterowania (Marković, Kovačević, 2025). Bezpieczeństwo energetyczne w realiach OZE staje się więc problemem wielowymiarowym. AI jest uzasadniona, o ile daje mierzalną poprawę prognoz, sterowania i odporności. W ujęciu strategicznym jest to zgodne z nurtem badań łączących innowacje technologiczne OZE z wymiarem bezpieczeństwa energetycznego (Zhang i in., 2026).

Model prognostyczny jest pierwszym elementem wkładu własnego. Jego zadaniem jest prognoza mocy czynnej generowanej przez zasób PV w wielu horyzontach czasu. Zakres obejmuje horyzonty operacyjne (5-60 min), handlowe (1-6 h) oraz dobowo-planistyczne (24 h). Takie podejście jest spójne z praktyką bilansowania OZE, w której inne są mechanizmy błędu dla chmur konwekcyjnych, a inne dla zmian mas powietrza. W warunkach niskiej inercji systemu nawet krótkotrwałe odchylenie generacji może inicjować kaskadę zdarzeń. Blackout iberyjski pokazał, że przy wysokim udziale PV i ograniczonych połączeniach międzysystemowych występują silne oscylacje i szybkie odstawienia źródeł (Grudniewski, 2025). Model prognostyczny jest więc projektowany jako element zarządzania ryzykiem. Nie jest to wyłącznie narzędzie do minimalizacji błędu średniego. Architekturę danych, strukturę modelu sieci neuronowej oraz etapy: trenowanie offline, walidacja i wdrożenie online przedstawiono na rysunku 18.



Rysunek 18. Architektura modelu prognozowania generacji PV: pipeline danych + sieć neuronowa

Źródło: opracowanie własne na podstawie na podstawie literatury dot. prognozowania PV, architektur głębokich modeli sekwencyjnych oraz prognoz probabilistycznych/kwantylowych Inman i in., 2013; Liu i in., 2022; Hochreiter, Schmidhuber, 1997; Agga i in., 2022; Luo i in., 2021; Piantadosi i in., 2024; Lauret i in., 2017.

Założenia inżynierskie. Model ma działać w trybie online. Opóźnienie obliczeniowe nie może przekraczać kroku sterowania EMS. Dla mikroinstalacji przyjęto krok 1-5 min. Dla farm PV i agregacji VPP przyjęto krok 5-15 min. Model musi obsługiwać brakujące dane oraz zmianę charakterystyki instalacji w czasie. Uwzględniono degradację, zmiany konfiguracji stringów, wymianę falowników i sezonową zmianę albedo. Wprowadzono też wymaganie spójności fizycznej. Prognoza nie może przekroczyć mocy znamionowej i musi respektować warunek nocny. Dodatkowo model ma zwracać informację o niepewności. W praktyce jest to przedział predykcji lub zestaw kwantyli.

Model danych i cechy wejściowe. Zmienną prognozowaną jest moc AC na wyjściu falownika, oznaczona P_PV(t). Zmiennymi objaśniającymi są dane lokalne, dane meteorologiczne oraz cechy kalendarzowe. Zestaw kluczowych predyktorów zestawiono w tabeli 11. Uwzględniono także cechy systemowe, jeżeli są dostępne, np. napięcie w węźle SN/nn oraz parametry pracy falownika (ograniczenia mocy, praca z cosφ

lub Q(U)). Na poziomie obiektu zastosowano uśrednianie ruchome i synchronizację do wspólnej osi czasu. Stosuje się też filtrację danych wejściowych. Jest to filtr Hampela lub odchylenie standaryzowane z progiem kσ. Dla danych meteorologicznych wykorzystuje się spójność przestrzenno-czasową (porównanie z najbliższą stacją) oraz testy wartości dopuszczalnych. Jeżeli poziom braków przekracza próg, próbka jest odrzucana w procesie uczenia. Jeżeli braki są krótkie, stosuje się imputację liniową lub modelową.

Tabela 11. Zestaw danych i predyktorów dla modelu prognostycznego PV (koncepcja)

Grupa danych	Zmienne (przykłady)	Rozdzielczość	Rola w modelu
PV/SCADA	P_PV, U_dc, I_dc, status falownika, flagi curtailment	1-15 min	Zmienna docelowa, identyfikacja stanów pracy, kontrola jakości
Meteo lokalne	G_POA/GHI, T_amb, v_wind, RH, zachmurzenie	1-15 min	Predyktory krótkoterminowe, k_cs, ocena ramp
NWP / prognozy pogody	GHI, cloud cover, T_amb, wiatr (0-48 h)	15-60 min	Predyktory horyzontów 1-24 h, budowa scenariuszy
Czas i astronomia	h, dzień roku, sin/cos, G_clear, k_cs	krok Δt	Separacja komponentu dobowego i sezonowego, stabilizacja uczenia
Sieć i PCC	V_PCC, f, limity P/Q, zdarzenia	1-15 min	Ograniczenia spójności, tryb safe-mode i integracja z EMS

Źródło: opracowanie własne na podstawie literatury dotyczącej doboru predyktorów i źródeł danych (SCADA, meteorologia lokalna, NWP, cechy czasowo-astronomiczne) oraz inżynierii cech i modeli DL dla prognoz PV Inman i in., 2013; Liu i in., 2022; Agga i in., 2022; Luo i in., 2021; Piantadosi i in., 2024; Lauret i in., 2017.

Inżynieria cech. Surowe dane są transformowane do postaci, która ogranicza nieliniowość problemu. Wprowadzono wskaźnik przejrzystości nieba (clear-sky index): k_cs(t)=G_POA(t)/G_clear(t). G_clear(t) jest obliczane z modelu nieba bezchmurnego dla danej lokalizacji i czasu. Wskaźnik k_cs stabilizuje uczenie, ponieważ rozdziela komponent astronomiczny od komponentu chmur. Dodatkowo koduje się czas w postaci cyklicznej: sin(2π·h/24) i cos(2π·h/24) dla godziny h oraz analogicznie dla dnia roku. Do wektora wejściowego dołącza się też opóźnienia: P_PV(t−Δ), G_POA(t−Δ), T_amb(t−Δ) dla kilku

wartości Δ. W celu uchwycenia ramp PV, wyznacza się przyrosty: $\Delta P(t)=P_PV(t)-P_PV(t-1)$. Takie cechy są krytyczne w ocenie ryzyka krótkookresowego, bo oscylacje i szybkie zmiany mocy mogą inicjować niekorzystną reakcję zabezpieczeń (Grudniewski, 2025).

Kontrola jakości danych wyjściowych. Model AI uczy się na danych pomiarowych. Jeżeli sygnał jest zniekształcony, model przenosi błąd na prognozę. Z tego powodu wprowadzono flagi jakości PQ (power quality). Przykładem jest flaga pracy w ograniczeniu mocy (curtailment). W tym stanie P_PV nie odzwierciedla zasobu promieniowania. Próbki z curtailmentem są oznaczane i mogą być używane osobno do modelu detekcji ograniczeń. Wprowadzono też detekcję awarii czujnika irradiancji. Jeżeli G_POA utrzymuje się na stałym poziomie mimo zmian P_PV, próbka jest oznaczana jako podejrzana. W podobny sposób wykrywa się przestój falownika i przestoje planowe.

Modelowanie wieloskalowe. Wysoki udział PV w systemie wymaga prognoz nie tylko dla pojedynczej instalacji, ale i dla agregacji. W ujęciu VPP do modelu wprowadza się wektor lokalizacji. Może to być współrzędna geograficzna lub identyfikator strefy pogodowej. Dla wielu instalacji buduje się model globalny z embeddingiem lokalnym. Pozwala to wykorzystać wspólną strukturę danych meteorologicznych i różnicować charakterystykę instalacji. Takie podejście jest praktyczne, gdy dla części instalacji brakuje długich szeregów, a wymagane jest uruchomienie prognozy szybko.

Benchmark i warunki akceptacji modelu. Model autorski jest porównywany z modelami referencyjnymi. Podstawowym baseline jest persistence: $\hat{P}_PV(t+\tau)=P_PV(t)$ dla krótkich horyzontów. Dla horyzontu dziennego stosuje się model sezonowy, w którym $\hat{P}_PV(t+24h)=P_PV(t)$. Model AI musi poprawić błąd względem baseline w ujęciu średnim i w ujęciu ekstremów (szczyty i rampy). Wprowadzono też kryterium stabilności metryk. Jeżeli model poprawia MAE, ale pogarsza błąd ramp, nie jest akceptowany. To kryterium jest spójne z interpretacją bezpieczeństwa. W systemie o niskiej inercji istotne są zdarzenia krótkie i szybkie, a nie tylko średnia wartość błędu (Fernández-Guillamón i in., 2019).

Kalibracja niepewności. W prognozie kwantylowej występuje ryzyko „przecinania" się kwantyli. Oznacza to sytuację, gdy Q_0.9 < Q_0.5. Wprowadzono więc ograniczenie monotoniczności kwantyli w warstwie wyjściowej lub karę w funkcji straty. Po nauczeniu modelu sprawdza się pokrycie przedziału. Przykładowo dla przedziału 10–90% oczekuje się pokrycia bliskiego 80%. Jeżeli pokrycie jest niższe, model jest niedoszacowany i generuje zbyt wąskie przedziały. Jeżeli jest wyższe, model jest przeszacowany i generuje przedziały zbyt szerokie. Kalibracja jest krytyczna, bo przedziały trafiają do generatora scenariuszy w podrozdziale 6.2.

Integracja z bezpieczeństwem operacyjnym. Prognoza jest sprzęgnięta z procedurami bezpieczeństwa. Dla instalacji wrażliwych na wahania napięcia wprowadza się tryb „safe-mode". Jeżeli przedział predykcji wskazuje ryzyko gwałtownej rampy, EMS może ograniczyć eksport lub zwiększyć rezerwę SOC. Jeżeli prognoza wskazuje ryzyko nadwyżek, EMS może zaplanować ładowanie magazynu i ograniczyć pracę na granicy napięciowej. Takie decyzje nie są klasycznym problemem optymalizacji kosztu. Są to decyzje związane z odpornością i stabilnością systemu.

Zależności fizyczne jako warstwa bazowa. Rdzeń modelu jest hybrydowy. Składa się z komponentu fizycznego i komponentu uczonego. Komponent fizyczny jest uproszczonym modelem mocy PV. Został zdefiniowany jako funkcja natężenia promieniowania na płaszczyznę modułu oraz temperatury ogniwa. W najprostszym ujęciu przyjęto zależność:

$$P_{phys}(t) = P_{STC} \cdot (G_{POA}(t)/G_{STC}) \cdot (1 + \alpha_T \cdot (T_{cell}(t) - T_{STC})), \quad (6.1)$$

gdzie P_STC jest mocą w warunkach STC, G_STC = 1000 W/m², T_STC = 25°C, a α_T jest temperaturowym współczynnikiem mocy. Temperaturę ogniwa aproksymuje się modelem NOCT:

$$T_{cell}(t) = T_{amb}(t) + (NOCT - 20)/800 \cdot G_{POA}(t). \quad (6.2)$$

Tak zdefiniowany komponent jest szybki i stabilny numerycznie. Jest też interpretowalny. Rozszerzenia o model jedno-diodowy są możliwe, jednak w pracy przyjęto formę uproszczoną ze względu na implementację online. Jako odniesienie dla modelowania charakterystyk PV przyjęto podejście równoważnikowe i identyfikacyjne stosowane w literaturze elektroniki energoelektronicznej (Villalva i in., 2009).

Komponent uczony modeluje resztę. Jest to błąd wynikający z niedoskonałości danych meteorologicznych, zjawisk zachmurzenia, strat na okablowaniu, ograniczeń falownika oraz stanów awaryjnych. Wprowadza się więc definicję reszty:

$$(6.3)\ r(t) = P_PV(t) - P_phys(t).$$

Prognoza końcowa powstaje przez sumowanie:

$$(6.4)\ \hat{P}_PV(t+\tau) = P_phys(t+\tau) + f_\theta(X_\{t-L:t\}, Z_\{t+\tau\}),$$

gdzie f_θ jest siecią neuronową z parametrami θ, $X_\{t-L:t\}$ jest oknem historycznych obserwacji długości L, a $Z_\{t+\tau\}$ jest wektorem predyktorów przyszłych (np. prognoza NWP). Taka konstrukcja redukuje ryzyko niepoprawnych wartości na krańcach zakresu i ułatwia uczenie przy krótkich szeregach czasowych.

Architektura sieci. Zastosowano architekturę sekwencyjną typu encoder-decoder z komórkami LSTM oraz blokiem konwolucyjnym dla cech wysokiej częstotliwości. Zastosowanie LSTM jest uzasadnione w prognozowaniu mocy PV, ponieważ sieć modeluje zależności czasowe i opóźnienia procesów atmosferycznych (Wang i in., 2019). Wariant CNN-LSTM jest również opisywany jako efektywny w pracy na sekwencjach wielowymiarowych, szczególnie gdy występują nagłe zmiany zachmurzenia (Agga i in., 2022). Podejścia stricte „deep learning" są rozwijane także dla krótkich horyzontów, gdzie wykorzystuje się gęste sieci, sploty czasowe i uczenie reprezentacji (Luo i in., 2021). Z kolei prace łączące prognozowanie z platformami AI dla energetyki pokazują, że warto równolegle estymować niepewność i wykrywać anomalie danych (Piantadosi i in., 2024). W przypadku dostępności danych obrazowych (np. zdjęcia nieba, satelitarne produkty chmur) blok

konwolucyjny przetwarza macierze w cechy latentne. Następnie cechy są łączone z wektorem meteorologicznym i przekazywane do LSTM. Dla prognoz wielohoryzontowych stosuje się wektor wyjściowy o długości H. H oznacza liczbę kroków prognozy. Model uczy się wspólnie wszystkich horyzontów. Pozwala to zachować spójność temporalną prognozy.

Funkcja straty i uczenie. Dla prognozy punktowej przyjęto kombinację MAE i RMSE. MAE stabilizuje uczenie na danych z outlierami. RMSE penalizuje duże błędy w szczytach generacji. Definicje metryk są następujące:

$$(6.5)\ \mathrm{MAE} = (1/N) \cdot \Sigma_{i=1..N} |P_i - \hat{P}_i|$$

$$(6.6)\ \mathrm{RMSE} = \mathrm{sqrt}((1/N) \cdot \Sigma_{i=1..N} (P_i - \hat{P}_i)^2).$$

W praktyce raportuje się też błąd znormalizowany, np. nRMSE względem mocy znamionowej. Dla prognozy probabilistycznej zastosowano uczenie kwantylowe. Model zwraca zbiór kwantyli $Q_{\tau k}$ dla poziomów $\tau k \in (0,1)$. Minimalizuje się tzw. pinball loss (Lauret i in., 2017):

$$(6.7)\ L_\tau(y,\hat{y}) = \max(\tau\cdot(y-\hat{y}), (\tau-1)\cdot(y-\hat{y})),$$

Łączna strata jest sumą po kwantylach. Tak uzyskuje się przedział predykcji, który jest krytyczny dla planowania rezerw i doboru strategii magazynowania. Analogiczne podejścia są stosowane w prognozowaniu obciążenia, gdzie niepewność jest kluczowa dla bilansowania (Hong, Fan, 2016). Walidacja i kontrola jakości prognozy. Walidację prowadzi się w podziale czasowym. Stosuje się podział typu train-validation-test z zachowaniem chronologii. Alternatywą jest walidacja krocząca (rolling origin). Pozwala to ocenić odporność na drift sezonowy. Wprowadzono też test stabilności: porównanie metryk w sezonie letnim i zimowym. Ocena obejmuje metryki punktowe (MAE, RMSE, nRMSE) oraz metryki probabilistyczne. Dla kwantyli raportuje się pokrycie przedziału (coverage) oraz szerokość przedziału. Wprowadzono wskaźnik KPI zgodny z wymaganiami sterowania EMS: odsetek kroków, w których błąd bezwzględny nie przekracza progu δP. W kontekście bezpieczeństwa systemu kluczowe są sytuacje szybkozmienne. Z tego powodu

wprowadzono osobną ocenę w okresach wysokiej zmienności ($|dP/dt| > \kappa$). Takie podejście łączy prognozowanie z kryteriami stabilności operacyjnej. Dobór horyzontu i długości okna. Długość okna L jest parametrem krytycznym. Zbyt krótkie okno nie przenosi informacji o trendzie meteorologicznym. Zbyt długie okno zwiększa wymiar wejścia i pogarsza czas obliczeń. W praktyce przy kroku 5 min przyjmuje się L odpowiadające 1-6 h historii. Dla kroku 15 min okno można wydłużyć do 12 h. Horyzont H jest dobierany zgodnie z zastosowaniem. Dla sterowania napięciem i częstotliwością liczą się 1-12 kroków. Dla planowania magazynu liczą się 24-96 kroków. W modelu encoder-decoder można stosować wspólne kodowanie historii i osobne dekodery dla grup horyzontów. Pozwala to łączyć wymagania krótkie i długie w jednej architekturze.

Uczenie i dobór parametrów. Uczenie prowadzi się z normalizacją wejść. Dla każdej cechy x stosuje się standaryzację: $x_norm = (x-\mu)/\sigma$, gdzie μ i σ są liczone na zbiorze uczącym. Zapobiega to dominacji cech o dużej skali. Stosuje się też ograniczenie gradientów (gradient clipping), aby stabilizować uczenie sekwencji. Przestrzeń hiperparametrów obejmuje: liczbę warstw, liczbę jednostek, długość okna, liczbę kwantyli oraz współczynniki wag w funkcji straty. Dobór prowadzi się przez walidację kroczącą. Jako kryterium wyboru stosuje się metrykę ważoną, która akcentuje rampy i szczyty generacji. Jest to podejście zgodne z celem bezpieczeństwa operacyjnego.

Wyjaśnialność i diagnostyka. Model AI jest traktowany jako narzędzie inżynierskie. Wymaga więc kontroli zachowania. Wprowadzono analizę wrażliwości prognozy na cechy wejściowe. Przykładowo bada się wpływ temperatury, zachmurzenia i k_cs na wynik. Jeżeli model zaczyna reagować nadmiernie na cechę nieistotną, jest to sygnał problemu danych. Wprowadzono też diagnostykę błędu w funkcji warunków atmosferycznych. Błąd jest raportowany osobno dla warunków bezchmurnych, zmiennych i burzowych. Taki rozkład błędu jest kluczowy do budowy scenariuszy w podrozdziale 6.2. Utrzymanie modelu w czasie. W eksploatacji pojawia się drift. Może wynikać z degradacji modułów, zmian otoczenia, nowych budynków oraz zmiany taryf i profilu obciążenia. Wprowadzono więc mechanizm wykrywania driftu na

bazie statystyki reszty r(t) i metryk MAE/RMSE. Jeżeli metryka przekroczy próg przez określony czas, model przechodzi do trybu ponownego uczenia. Jednocześnie utrzymuje się model referencyjny. Zapobiega to degradacji jakości prognozy w krytycznych okresach.

Wdrożenie na brzegu. Ze względu na opóźnienia komunikacyjne część prognoz może być liczona lokalnie. Wtedy stosuje się kompresję modelu i ograniczenie liczby parametrów. Stosuje się też harmonogram aktualizacji modelu, aby minimalizować ryzyko niezgodności wersji w portfelu VPP. Operacjonalizacja w systemie sterowania. Model prognostyczny nie jest autonomiczną aplikacją. Jest on częścią łańcucha decyzyjnego. Jego wyjście zasila algorytmy optymalizacji opisane w podrozdziale 6.2. Wyniki prognozy są udostępniane w dwóch postaciach. Pierwsza postać to prognoza punktowa do sterowania mocy. Druga postać to niepewność do budowy scenariuszy ryzyka. Proces obliczeniowy obejmuje cykliczne douczanie. Ustala się harmonogram aktualizacji parametrów θ, np. raz na dobę lub raz w tygodniu. Dla bezpieczeństwa wdrożenia stosuje się mechanizm „shadow mode". Nowy model pracuje równolegle z modelem referencyjnym. Przełączenie następuje dopiero po spełnieniu kryterium poprawy metryki i braku naruszeń spójności fizycznej.

Zaproponowany model hybrydowy łączy model fizyczny z siecią neuronową. Zapewnia interpretowalność i odporność na skrajne wartości. Jednocześnie przechwytuje nieliniowości i efekty lokalne, które dominują w krótkich horyzontach. W kontekście blackoutu iberyjskiego model ma znaczenie systemowe. Redukuje ryzyko błędów prognoz w warunkach wysokiego udziału PV, gdy margines stabilności jest mały (Grudniewski, 2025).

6.2. Model optymalizacji pracy układu PV-magazyn

Zmienne decyzyjne i model bilansu energii

Drugi element wkładu własnego to model optymalizacji pracy układu PV-magazyn energii. Układ może pracować jako prosument, jako mikro-sieć (microgrid) lub jako zasób agregowany wirtualnie

w ramach VPP. Model jest projektowany tak, aby decyzje operacyjne uwzględniały niepewność prognoz. W praktyce dotyczy to niepewności mocy PV, niepewności obciążenia oraz ryzyka ograniczeń sieciowych. W doświadczeniach blackoutu iberyjskiego krytyczne były szybkie zmiany mocy i deficyt elastyczności w krótkich horyzontach (Grudniewski, 2025). Z tego powodu model łączy dwie klasy celów. Pierwsza klasa dotyczy efektywności ekonomicznej. Druga klasa dotyczy odporności i utrzymania zasilania odbiorów krytycznych. Model jest sformułowany w dyskretnej osi czasu t = 1,…,T z krokiem Δt. Zmiennymi decyzyjnymi są: moc ładowania magazynu P_ch(t), moc rozładowania P_dis(t), moc wymiany z siecią P_grid(t) oraz opcjonalnie moc bierna falownika Q_inv(t). Stanem wewnętrznym jest stan naładowania SOC(t). Bilans mocy w węźle przyłączenia opisuje równanie:

$$(6.8)\ P_grid(t) = P_load(t) - P_PV(t) - P_dis(t) + P_ch(t),$$

gdzie P_load(t) jest zapotrzebowaniem, a P_PV(t) jest generacją PV. Dla przyjętej konwencji P_grid(t) > 0 oznacza import energii, a P_grid(t) < 0 eksport. Równanie (6.8) jest równaniem węzłowym. Może być rozszerzone o straty oraz ograniczenia przyłącza. Dynamika SOC jest opisana równaniem stanu:

$$(6.9)\ SOC(t+1) = SOC(t) + (\eta_ch \cdot P_ch(t) - P_dis(t)/\eta_dis) \cdot \Delta t / E_nom,$$

gdzie η_ch i η_dis są sprawnościami, a E_nom jest pojemnością nominalną. Zastosowano ograniczenia mocy i energii:

$$(6.10)\ 0 \le P_ch(t) \le P_ch\text{^}max$$
$$(6.11)\ 0 \le P_dis(t) \le P_dis\text{^}max$$
$$(6.12)\ SOC_min \le SOC(t) \le SOC_max$$
$$(6.13)\ -P_exp\text{^}max \le P_grid(t) \le P_imp\text{^}max,$$

gdzie P_imp^max i P_exp^max opisują ograniczenia przyłącza. Jeżeli stosuje się falownik z funkcją regulacji napięcia, wprowadza się też ograniczenie koła mocy pozornej:

$$(6.14)\ P_inv(t)^2 + Q_inv(t)^2 \le S_inv^2,$$

gdzie $P_inv(t) \approx P_PV(t) - P_ch(t) + P_dis(t)$. Aby uniknąć jednoczesnego ładowania i rozładowania, w wariancie MILP stosuje się zmienną binarną u(t) i relacje:

$$(6.15)\ P_ch(t) \le u(t) \cdot P_ch^{max}$$
$$(6.16)\ P_dis(t) \le (1 - u(t)) \cdot P_dis^{max},$$

gdzie $u(t) \in \{0,1\}$. Wariant bez zmiennych binarnych jest możliwy, ale wymaga relaksacji lub metod nieliniowych. W pracy przyjęto wariant MILP, ponieważ daje jednoznaczność decyzji i jest stabilny obliczeniowo.

Funkcja celu: koszt, degradacja i ryzyko

Funkcja celu łączy koszt energii, koszt degradacji magazynu oraz składnik ryzyka. Koszt energii jest liczony na podstawie ceny zakupu c_buy(t) oraz ceny sprzedaży c_sell(t). Wariant bazowy ma postać:

$$(6.17)\ J_cost = \Sigma_t \left[c_buy(t) \cdot P_grid^{+}(t) - c_sell(t) \cdot P_grid^{-}(t) \right] \cdot \Delta t,$$

gdzie $P_grid^{+}(t) = \max(P_grid(t), 0)$, a $P_grid^{-}(t) = \max(-P_grid(t), 0)$. W warunkach taryf dynamicznych i cen godzinowych równanie (6.17) daje bezpośrednią interpretację ekonomiczną. Dla pracy prosumenckiej uwzględnia się także opłaty dystrybucyjne i ograniczenia net-billingu, jednak w rozdziale przyjęto model ogólny. Koszt degradacji magazynu jest funkcją energii przetworzonej oraz głębokości cykli.

W literaturze stosuje się modele kosztu degradacji integrowane z EMS, aby ograniczyć przyspieszone starzenie (Amini i in., 2023). W niniejszym rozdziale przyjęto aproksymację liniową opartą o energię przepływającą przez magazyn:

$$(6.18)\ J_deg = c_deg \cdot \Sigma_t \left(P_ch(t) + P_dis(t)\right) \cdot \Delta t,$$

gdzie c_deg jest parametrem kalibracji. Parametr można identyfikować z danych eksploatacyjnych, jeśli dostępne są pomiary pojemności i rezystancji wewnętrznej. Do kalibracji można też wykorzystać metody data-driven predykcji stanu zdrowia baterii (Severson i in., 2019). Składnik ryzyka opisuje zdarzenia niskoprawdopodobne o wysokiej dotkliwości.

W ujęciu bezpieczeństwa energetycznego są to w szczególności: niedobór mocy w wyspie, przekroczenie prądu zwarciowego falownika, utrata stabilności napięcia lub konieczność redukcji odbiorów krytycznych. Zastosowano miarę CVaR. Jest ona wygodna, ponieważ prowadzi do problemu wypukłego i pozwala sterować ogonem rozkładu strat. Definicja CVaR wynika z klasycznej pracy Rockafellara i Uryaseva (Rockafellar, Uryasev, 2000). Dla zbioru scenariuszy s = 1,…,S i straty L_s(x) definiuje się:

$$\text{(6.19) } \mathrm{CVaR}_{\alpha}(L) = \min_{\zeta} \left\{ \zeta + \frac{1}{1-\alpha} \cdot \frac{1}{S} \cdot \sum_{s} [L_s(x) - \zeta]^{+} \right\},$$

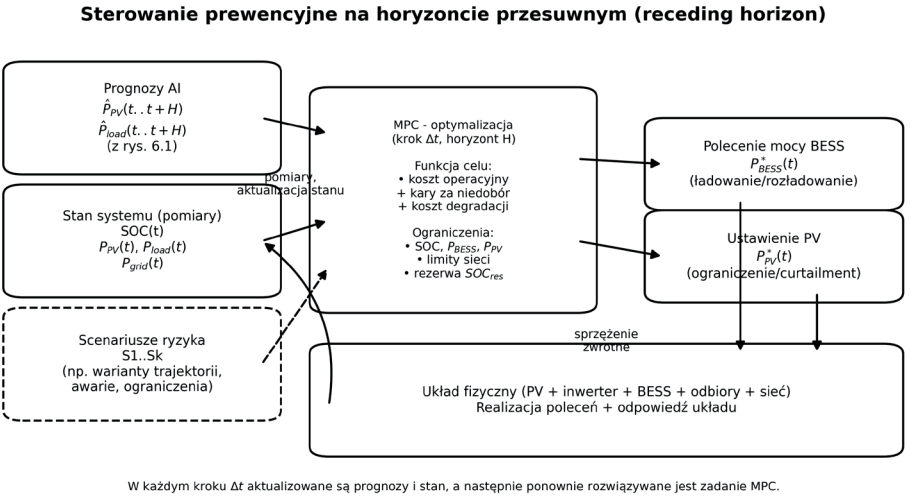
gdzie α jest poziomem ufności, a ζ jest zmienną pomocniczą. Wtedy problem decyzyjny ma postać ważoną:

$$\text{(6.20) } \min_{x} J = J_{\mathrm{cost}} + \lambda_{\mathrm{deg}} \cdot J_{\mathrm{deg}} + \lambda_{\mathrm{risk}} \cdot \mathrm{CVaR}_{\alpha}(L(x)).$$

Parametry λ_deg i λ_risk pozwalają regulować kompromis koszt-trwałość-bezpieczeństwo. W praktyce dobór parametrów jest elementem polityki operatora mikro-sieci. Może być też narzucony przez wymagania usług systemowych.

Sterowanie w pętli MPC i integracja z prognozą

Model jest rozwiązywany w trybie receding horizon. Jest to sterowanie predykcyjne MPC. Podejście MPC jest stosowane w zarządzaniu energią, ponieważ uwzględnia ograniczenia i aktualizuje decyzję w oparciu o nowe pomiary (Parisio i in., 2014; Prodan i Zio, 2014). W każdym kroku czasu t_0 rozwiązuje się problem na horyzoncie H, a następnie realizuje tylko pierwszy krok. Po przejściu do t_0+1 problem jest rozwiązywany ponownie. Takie podejście redukuje wpływ błędów prognozy. Jest też spójne z architekturą pipeline danych z rozdziału 3. Pętlę obliczeniową MPC pokazano na Rysunku 19**.** Schemat porządkuje strumienie informacji (prognozy P^PV, P^load, stan SOC oraz scenariusze ryzyka) i pokazuje sposób generowania poleceń P_{BESS}^{*} i P_{PV}^{*} w pętli sprzężenia zwrotnego.



Rysunek 19. Koncepcyjna pętla sterowania MPC dla układu PV-magazyn z wykorzystaniem scenariuszy ryzyka

Źródło: opracowanie własne na podstawie Rockafellar, Uryasev, 2000; Bertsimas, Sim, 2004; Parisio i in., 2014; Prodan, Zio, 2014.

Wejściem do MPC są prognozy P^_PV i P^_load z rozdziału 6.1 oraz rozkład niepewności. Rozkład reprezentuje się przez scenariusze. Dla każdego scenariusza s buduje się ścieżki:

$$P_PV^{(s)}(t) = \hat{P}_PV(t) + \varepsilon_PV^{(s)}(t) \quad (6.21)$$

$$P_load^{(s)}(t) = \hat{P}_load(t) + \varepsilon_load^{(s)}(t), \quad (6.22)$$

gdzie ε są błędami losowymi. Wariancja i autokorelacja błędu są estymowane z danych walidacyjnych. Scenariusze mogą uwzględniać asymetrię błędu, np. częstsze przeszacowanie PV w okresach burzowych.

W wariancie konserwatywnym scenariusze są budowane jako zbiór przedziałów. Takie podejście jest zbliżone do robust optimization. Można je sformalizować przez zestaw niepewności Γ i analizę ceny odporności (Bertsimas, Sim, 2004). W praktyce łączy się podejście probabilistyczne (CVaR) z podejściem robust (ograniczenia twarde) tak, aby ryzyko było ograniczone, a jednocześnie problem pozostawał rozwiązywalny w czasie rzeczywistym.

Uzupełniające ograniczenia sieciowe. W praktyce sterowanie PV-magazyn jest ograniczone parametrami sieci dystrybucyjnej. Ograniczenia te mają charakter lokalny. Są to przede wszystkim: dopuszczalny zakres napięcia, obciążalność transformatora oraz obciążalność linii. W modelu można je ująć na dwa sposoby. Pierwszy sposób to twarde limity mocy w punkcie przyłączenia (P_{imp}^{max}, P_{exp}^{max}). Drugi sposób to aproksymacja przepływu mocy w sieci radialnej. Przykładowo, w modelu LinDistFlow napięcie w węźle i można opisać zależnością liniową od przepływów:

$$V_i(t) \approx V_0 - (R_i \cdot P_i(t) + X_i \cdot Q_i(t))/V_0,$$

gdzie R_i i X_i są parametrami odcinka sieci. Wtedy warunek jakości napięcia ma postać $V_{min} \leq V_i(t) \leq V_{max}$. Takie podejście jest wystarczające do sterowania w sieci nn/SN, gdy zmiany są umiarkowane. Pozwala też sprzęgnąć sterowanie mocy biernej z redukcją curtailmentu.

Ograniczenia dynamiki i rampy. Blackout iberyjski ujawnił, że zjawiska dynamiczne mają znaczenie. Z tego powodu w modelu przewidziano możliwość wprowadzenia ograniczeń rampy mocy falownika:

$$|P_{inv}(t) - P_{inv}(t-1)| \leq R_{max}.$$

Takie ograniczenie może być wymagane przez operatora, jeżeli szybkie zmiany generacji powodują wahania napięcia. Z drugiej strony, w sytuacji awaryjnej potrzebna jest szybka odpowiedź. Model pozwala więc różnicować R_{max} w trybie normalnym i awaryjnym. Jest to przykład logiki adaptacyjnej związanej z bezpieczeństwem. Uwzględnienie redukcji mocy PV. W praktyce falownik PV może ograniczyć moc czynną. Jest to sterowanie przez curtailment. W modelu wprowadza się zmienną $P_{cur}(t) \geq 0$, tak aby:

$$P_{PV,eff}(t) = P_{PV}(t) - P_{cur}(t).$$

Zmiennej P_{cur} przypisuje się koszt, aby ograniczać jej użycie. Koszt może odzwierciedlać utracony przychód lub utraconą energię odnawialną. Jednocześnie P_{cur} staje się narzędziem bezpieczeństwa.

Pozwala szybko ograniczyć przepływy w sieci i ograniczyć ryzyko nadnapięć. W scenariuszu podobnym do iberyjskiego może też ograniczyć eksport i zredukować obciążenie połączeń międzysystemowych.

Zarządzanie odbiorami i elastyczność po stronie popytu. Model może być rozszerzony o sterowalne odbiory, np. pompę ciepła, ładowarkę EV lub proces przemysłowy. Wtedy wprowadza się zmienną P_DR(t) i ograniczenia komfortu lub produkcji. Takie rozszerzenie poprawia bezpieczeństwo, bo pozwala redukować szczyty i utrzymywać rezerwę SOC bez nadmiernego kosztu. Stabilność obliczeniowa i implementacja. W praktyce problem MILP/MPC musi zostać rozwiązany w czasie krótszym niż Δt. Wprowadzono więc mechanizmy skracania horyzontu i redukcji liczby zmiennych binarnych. Stosuje się warm-start na podstawie rozwiązania z poprzedniego kroku. Stosuje się też progi aktywacji zmiennych binarnych. Przykładowo, jeżeli SOC jest bliski SOC_max i prognoza PV jest wysoka, model ogranicza zakres decyzji do ładowania. Takie heurystyki redukują czas obliczeń bez istotnej utraty jakości. Jest to ważne, aby rozwiązanie mogło pracować w środowisku edge. Interpretacja inżynierska wyników. Z punktu widzenia bezpieczeństwa energetycznego kluczowe są dwie wielkości. Pierwsza wielkość to minimalny SOC w horyzoncie. Druga wielkość to EENS w scenariuszu awaryjnym. Jeżeli minimalny SOC spada poniżej SOC_res, system traci zdolność do pracy wyspowej. Jeżeli EENS jest istotne, oznacza to, że w razie blackoutu część odbiorów krytycznych pozostanie bez zasilania. Model umożliwia więc parametryzację bezpieczeństwa przez T_res i α. To jest bezpośredni most między definicjami bezpieczeństwa z rozdziału 2 a procedurami operacyjnymi.

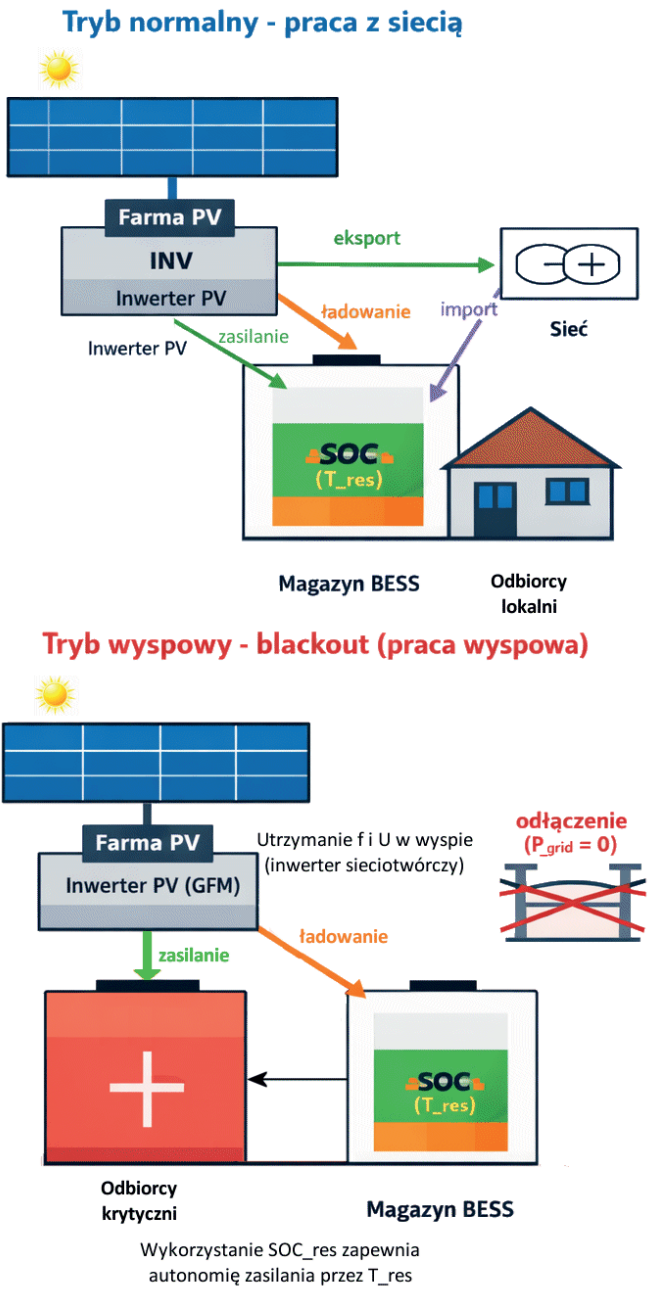
Odporność na blackout: rezerwa SOC i tryb wyspowy

Aby model odpowiadał na problem blackoutu, wprowadzono mechanizm rezerwy energetycznej. Rezerwa jest definiowana jako minimalny poziom SOC, który gwarantuje zasilanie odbiorów krytycznych przez czas T_res. Odbiory krytyczne są agregowane w profil P_crit(t). Warunek rezerwy ma postać:

$$(6.23)\ SOC(t) \geq SOC_res(t) = (1/E_nom)\cdot\Sigma_\{k=t..t+T_res\} P_crit(k)\cdot\Delta t.$$

Warunek może być stały lub adaptacyjny. W wersji adaptacyjnej SOC_res rośnie, gdy rośnie wskaźnik ryzyka systemowego. Wskaźnik może być funkcją prognozowanej zmienności PV, sygnałów o pracy systemu (np. spadek rezerwy wirującej) albo alarmów operatora. Mechanizm (6.23) przenosi pojęcie odporności na formalne ograniczenie decyzyjne.

W trybie wyspowym narzuca się P_grid(t)=0. Bilans (6.8) musi być wtedy spełniony bez udziału sieci. Dodatkowo wprowadza się ograniczenia falownika i baterii. W praktyce oznacza to utrzymanie marginesu mocy biernej do regulacji napięcia. Oznacza też konieczność ograniczania mocy PV w okresach niskiego obciążenia, aby nie przekroczyć dopuszczalnego napięcia. Z punktu widzenia bezpieczeństwa energetycznego jest to etap krytyczny, bo w wyspie parametry sieci są słabo tłumione, a regulator falownika ma duży wpływ na stabilność. Te aspekty są rozwijane w podrozdziale 6.3. Mechanizm rezerwy SOC zdefiniowany w (6.23) ma sens operacyjny dopiero wtedy, gdy jest powiązany z procedurą przejścia układu PV+BESS w tryb wyspowy oraz z priorytetyzacją odbiorów krytycznych. W celu zilustrowania tej logiki (praca z siecią vs praca wyspowa po odłączeniu) schemat przepływów energii oraz roli rezerwy SOC_res (T_res) przedstawiono na rysunku 20.



Rysunek 20. Scenariusz pracy wyspowej PV z magazynem energii (BESS) w warunkach blackoutu: tryb normalny i tryb wyspowy z rezerwą SOC (T_res)

Źródło: opracowanie własne na podstawie Panteli, Mancarella, 2015; Luo i in., 2015; Marqusee i in., 2021; Grudniewski, 2025.

Analiza wrażliwości i interpretacja wyników

Analiza wrażliwości jest elementem wkładu własnego. Pozwala uzasadnić dobór parametrów λ oraz SOC_res. Wprowadzono cztery grupy parametrów. Pierwsza grupa to parametry magazynu (E_nom, P_ch^max, P_dis^max, η). Druga grupa to parametry ekonomiczne (c_buy, c_sell, c_deg). Trzecia grupa to parametry ryzyka (α, λ_risk, T_res). Czwarta grupa to jakość prognoz (σ błędu). Zestaw wariantów analizy wrażliwości autor zestawił w tabeli 12. Dla każdego wariantu raportuje się: koszt całkowity, autokonsumpcję, liczbę cykli baterii, minimalny SOC oraz energię niezaspokojoną w scenariuszu awaryjnym. Jeżeli EENS maleje kosztem wzrostu J_cost, można traktować różnicę jako premię bezpieczeństwa. Jest to miernik podobny do kosztu zabezpieczenia w innych systemach krytycznych.

Tabela 12. Warianty analizy wrażliwości i oczekiwany wpływ na KPI

Parametr	Warianty	Wpływ na J_cost	Wpływ na EENS/ LOLP	Uwagi inżynierskie
λ_risk	0 → wysokie	↑	↓	Wyższa odporność kosztem ekonomii
*α (*CVaR)	0,90/0,95/0,99	↑	↓	Wyższe α wzmacnia ochronę ogona strat
T_res	1 h/2 h/4 h	↓	↓	Wprost steruje rezerwą SOC_res
σ błędu prognozy	1×/2×	↑ (zwykle)	↑	Ryzyko niedoboru rośnie przy gorszej prognozie
E_nom	50/100/200 kWh	↓ (do punktu)	↓	Większa pojemność zwiększa autonomię w wyspie
c_deg	niski / wysoki	↑ przy wysokim	≈	Wpływa głównie na liczbę cykli i trwałość

Źródło: opracowanie własne na podstawie Amini i in., 2023; Hong, Fan, 2016; Parisio i in., 2014; Prodan, Zio, 2014; Rockafellar, Uryasev, 2000; Seger i in., 2023.

Metryki bezpieczeństwa i formalizacja niedoboru. Aby powiązać model z definicjami bezpieczeństwa energetycznego, wprowadzono formalne miary niedoboru energii. Dla scenariusza s definiuje się energię niezaspokojoną ENS^{(s)} jako:

$$ENS^{(s)} = \Sigma_t \max(P_{crit}(t) - P_{sup}^{(s)}(t), 0)\cdot\Delta t,$$

gdzie P_sup^{(s)}(t) jest mocą dostarczoną do odbiorów krytycznych w scenariuszu s. Średnia wartość EENS jest liczona jako EENS = (1/S)·Σ_s ENS^{(s)}. Wprowadza się też wskaźnik prawdopodobieństwa utraty zasilania (LOLP) w horyzoncie H:

$$LOLP = (1/S)\cdot\Sigma_s\, I(ENS^{(s)} > 0),$$

gdzie I(·) jest funkcją wskaźnikową. Miary ENS/EENS/LOLP są kompatybilne z interpretacją odporności, ponieważ odnoszą się do skutku w odbiorach. Reguła adaptacji rezerwy SOC. W wersji adaptacyjnej SOC_res jest funkcją wskaźnika ryzyka R(t). W praktyce R(t) może być wyznaczany z prognoz jako miara zmienności w najbliższym oknie, np. R(t)=Var(ΔP^_PV) lub R(t)=P(|ΔP|>κ). Jeżeli R(t) przekroczy próg, sterownik zwiększa SOC_res i ogranicza eksport. Takie sterowanie ma sens w sytuacjach, gdy system jest w stanie krytycznym. Blackout iberyjski pokazuje, że sekwencja zdarzeń może rozwijać się w minutach (Grudniewski, 2025). Adaptacja rezerwy jest więc mechanizmem prewencyjnym.

Przykład obliczeniowy jako ilustracja działania. Rozważono obiekt PV 50 kWp z magazynem 100 kWh (P_ch^max=P_dis^max=50 kW) i profilem odbioru krytycznego 10 kW. Przyjęto T_res = 4 h, co odpowiada energii krytycznej 40 kWh. W trybie ekonomicznym, bez ograniczenia (6.23), model dąży do maksymalizacji autokonsumpcji i redukcji kosztu. Wtedy SOC może spaść poniżej 40%, jeżeli ceny energii są wysokie. W trybie odpornościowym, z aktywnym SOC_res, SOC utrzymuje się powyżej poziomu rezerwy. Koszt energii rośnie, ale EENS w scenariuszu awaryjnym maleje do zera. Przykład pokazuje, że rezerwa SOC jest bezpośrednim „przełącznikiem" pomiędzy ekonomią a bezpieczeństwem. W praktyce parametry są dobierane na podstawie priorytetów obiektu i wymagań operatora.

Uwagi o skalowaniu na poziom agregacji. Na poziomie VPP problem optymalizacji może być rozwiązywany hierarchicznie. Warstwa lokalna rozwiązuje problem (6.20) dla każdego obiektu. Warstwa nadrzędna wyznacza sygnały cenowe lub ograniczenia mocy w punktach przyłączenia. Jest to sposób na ograniczenie złożoności obliczeń. Jest to

też sposób na włączenie usług systemowych. W sytuacji kryzysowej agregator może wymusić podniesienie SOC_res w portfelu zasobów. Jest to spójne z logiką „obrony warstwowej" systemu elektroenergetycznego.

Zależność od jakości prognoz. Model optymalizacji jest tak dobry, jak prognoza. Jeżeli prognoza zaniża zmienność, CVaR może nie zabezpieczyć ogona strat. Jeżeli prognoza przeszacowuje zmienność, model może być nadmiernie konserwatywny. Z tego powodu proponuje się włączenie metryk kalibracji niepewności jako KPI jakości prognozy. Jest to element spójny z podejściem probabilistycznym w podrozdziale 6.1.

Rola technologii magazynowania. W modelu bazowym przyjęto baterię Li-ion, ponieważ jest dominująca w instalacjach PV. Jednak w skali systemowej istotne są też inne technologie. Przeglądy magazynowania wskazują, że ESP mają dużą moc, długi horyzont magazynowania i pełnią funkcje systemowe, które trudno zastąpić bateriami (Luo i in., 2015). W ujęciu energetycznym ESP są często bardziej adekwatne do bilansowania dobowego niż baterie, które są optymalne w krótkich horyzontach (Ibrahim i in., 2011). Porównania technologiczne pokazują różnice sprawności, pojemności i czasu reakcji, co determinuje rolę w stabilizacji systemu (Barbón i in., 2023b). Integracja PV z ESP jest przedmiotem modeli techno-ekonomicznych i optymalizacyjnych. Badania potwierdzają zasadność takiej hybrydy w pracy systemowej i w ograniczaniu wahań OZE (Bamoshmoosh i in., 2025; Castorino i in., 2025). Z punktu widzenia bezpieczeństwa energetycznego oznacza to, że architektura sterowania powinna obejmować zarówno zasoby lokalne (BESS), jak i zasoby systemowe (ESP). Model z tego podrozdziału jest skalowalny. Może być rozszerzony o zmienne dla ESP i o ograniczenia hydrologiczne.

Model optymalizacji PV-magazyn jest sformułowany jako problem MILP/MPC. Łączy koszt energii, degradację zasobu i ryzyko niedoboru energii. Integruje prognozy z podrozdziału 6.1 przez scenariusze i miarę CVaR. Mechanizm SOC_res formalizuje odporność i przygotowanie do pracy wyspowej. W efekcie model wspiera cele prosumenckie

oraz cele bezpieczeństwa energetycznego w warunkach wysokiego udziału PV, które uwidocznił blackout iberyjski (Grudniewski, 2025).

6.3. Koncepcja inteligentnej infrastruktury PV dla bezpieczeństwa energetycznego

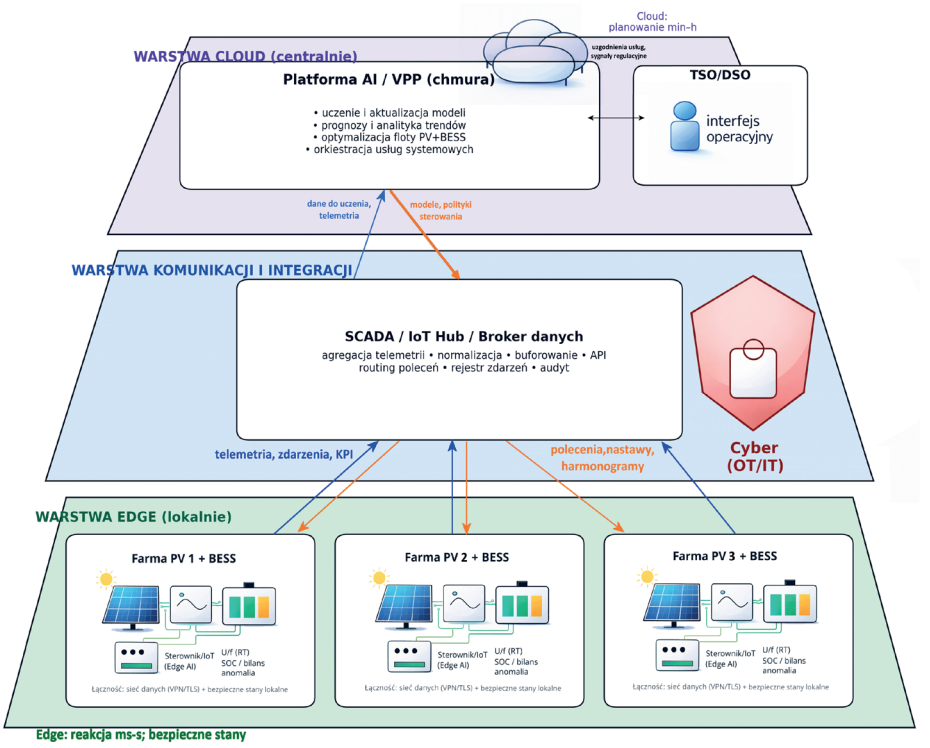
Założenia funkcjonalne i wymagania bezpieczeństwa

Trzeci element wkładu własnego ma charakter koncepcyjno-architektoniczny. Jest to koncepcja inteligentnej infrastruktury PV, której celem jest wzrost bezpieczeństwa energetycznego przez integrację technologii PV, magazynowania i AI. Infrastruktura jest rozumiana szeroko. Obejmuje warstwę urządzeń (moduły, falowniki, magazyny), warstwę pomiarów, warstwę komunikacji, warstwę danych oraz warstwę sterowania. Zakłada się też warstwę bezpieczeństwa teleinformatycznego, ponieważ systemy sterowania stają się częścią infrastruktury krytycznej (Marković, Kovačević, 2025). Koncepcja opiera się na czterech wymaganiach. Po pierwsze, infrastruktura ma dostarczać elastyczność w krótkim i średnim horyzoncie. Elastyczność oznacza zdolność do szybkiej zmiany mocy czynnej i biernej. Po drugie, infrastruktura ma wspierać odporność na zakłócenia. Odporność obejmuje zdolność do pracy wyspowej, do ograniczenia kaskady wyłączeń oraz do czarnego startu wybranych odbiorów. Po trzecie, infrastruktura ma zapewnić obserwowalność. Oznacza to pomiar stanów, jakość danych i wykrywanie anomalii. Po czwarte, infrastruktura ma być cyberodporna. Oznacza to segmentację, uwierzytelnianie i monitoring. Wartość dodana PV w bezpieczeństwie energetycznym jest pośrednia. Sama PV jest źródłem niesterowalnym. Sterowalność daje dopiero połączenie PV z magazynem, falownikiem oraz algorytmem sterowania. Z punktu widzenia stabilności systemu kluczowe są falowniki. Wysoki udział falowników redukuje naturalną inercję. Jednocześnie umożliwia implementację „syntetycznej" inercji i funkcji grid-forming. W literaturze przeglądowej podkreśla się rolę wirtualnych maszyn synchronicznych (VSM) i wirtualnej inercji w systemach z OZE (Cheema, 2020). Zjawiska związane z niską inercją i reakcją częstotliwościową są analizowane w kontekście

wysokiej penetracji źródeł nie-synchronicznych (Heylen i in., 2021). Wyniki wskazują, że same rezerwy mocy mogą być niewystarczające. Liczy się też szybkość odpowiedzi i charakterystyka regulatorów.

Architektura warstwowa inteligentnej infrastruktury

Architektura jest przedstawiona na rysunku 21. Warstwa fizyczna obejmuje instalacje PV, falowniki, magazyny (BESS oraz ewentualnie ESP w skali systemowej) oraz aparaturę zabezpieczeniową. Rysunek 21 porządkuje podział funkcji pomiędzy warstwę brzegową (edge) a warstwę centralną (cloud): telemetria i zdarzenia są agregowane w warstwie komunikacji/integracji (SCADA/IoT hub), a następnie wykorzystywane w platformie AI/VPP do prognoz, uczenia i optymalizacji floty PV+BESS. W kierunku przeciwnym przekazywane są polityki sterowania, harmonogramy oraz nastawy usług systemowych (w tym sygnały od TSO/DSO), przy równoległym wymuszeniu mechanizmów cyberbezpieczeństwa (IAM, szyfrowanie, segmentacja) jako warunku integralności sterowania.Warstwa brzegowa (edge) obejmuje lokalny sterownik EMS, układ pomiarowy oraz funkcje ochronne. Na tym poziomie realizuje się szybkie sterowanie i reakcję na zakłócenia. Warstwa komunikacji zapewnia wymianę danych z centrum sterowania, agregatorem VPP i operatorem sieci. Warstwa danych obejmuje repozytoria, ETL, wersjonowanie modeli oraz cyfrowego bliźniaka. Warstwa usług AI realizuje prognozy, optymalizację, detekcję anomalii i diagnostykę. Warstwa sterowania i rynku integruje wyniki AI z harmonogramami, usługami systemowymi oraz mechanizmami rynku elastyczności. Równolegle działa warstwa cyberbezpieczeństwa, obejmująca IAM, monitoring i reakcję. Kluczową decyzją architektoniczną jest podział funkcji pomiędzy edge i cloud. Funkcje krytyczne czasowo muszą być realizowane na brzegu. Należą do nich: regulacja mocy biernej, ograniczanie mocy PV w sytuacjach nadnapięciowych, podtrzymanie pracy w wyspie oraz szybka odpowiedź częstotliwościowa. Funkcje analityczne mogą być realizowane centralnie. Dotyczy to długoterminowych prognoz, trenowania modeli i analizy wrażliwości.



Rysunek 21. Warstwowa architektura inteligentnej infrastruktury PV wspieranej AI (ujęcie autorskie)

Źródło: opracowanie własne na podstawie Cheema, 2020; He i in., 2024; Marković, Kovačević, 2025; Qi i in., 2016; Talha i in., 2021; Ulbig i in., 2014; Heylen i in., 2021; Zografopoulos i in., 2023.

Mechanizmy sterowania: grid-forming, droop i wirtualna inercja

Sterowanie falownika w trybie grid-forming można opisać równaniami droop. Dla mocy czynnej i częstotliwości przyjmuje się:

$$f(t) = f_0 - k_P \cdot (P(t) - P_0). \quad (6.24)$$

Dla mocy biernej i napięcia przyjmuje się:

$$V(t) = V_0 - k_Q \cdot (Q(t) - Q_0), \quad (6.25)$$

gdzie k_P i k_Q są współczynnikami nachylenia. Wariant VSM wprowadza równanie zbliżone do równania ruchu wirnika maszyny synchronicznej:

$$(6.26)\ 2H/\omega_0 \cdot d\omega/dt = P_m - P_e - D\cdot(\omega - \omega_0),$$

gdzie H jest stałą bezwładności, D jest tłumieniem, a ω jest prędkością kątową odpowiadającą częstotliwości. Parametry H i D są implementowane programowo. Pozwala to kształtować odpowiedź częstotliwościową lokalnej sieci.

Badania w zakresie koordynacji zasobów i regulacji częstotliwości w systemach z wysokim udziałem OZE wskazują na potrzebę właściwego doboru tych parametrów (Yan i in., 2018). W praktyce parametry są dobierane tak, aby nie wzbudzać oscylacji. Jest to lekcja bezpośrednio związana z blackoutem iberyjskim, gdzie oscylacje odegrały rolę inicjującą (Grudniewski, 2025). Zarządzanie stabilnością nie ogranicza się do falownika. W praktyce ważna jest koordynacja wielu falowników pracujących równolegle. Jeżeli parametry droop są dobrane niespójnie, mogą powstać oscylacje mocy i napięcia. Prace badawcze w obszarze stabilności i sterowania w sieciach z dużym udziałem falowników wskazują, że konieczne jest modelowanie interakcji regulatorów i sieci (Goeke i in., 2025). W koncepcji przyjęto więc zasadę walidacji nastaw w środowisku symulacyjnym i w testach HIL (hardware-in-the-loop). Pozwala to ocenić wpływ parametrów na tłumienie i na margines stabilności.

Inteligentna infrastruktura PV może realizować zestaw funkcji, które są bezpośrednio związane z bezpieczeństwem energetycznym. Są to: (i) utrzymanie napięcia przez Q(U) i sterowanie mocą bierną, (ii) ograniczanie mocy czynnej w stanach nadnapięciowych, (iii) fast frequency response przez magazyn i falownik, (iv) wirtualna inercja i grid-forming dla pracy wyspowej, (v) black-start odbiorów krytycznych, (vi) usługi redukcji szczytu i bilansowania lokalnego. W praktyce oznacza to, że PV przestaje być wyłącznie źródłem energii. Staje się aktywnym elementem regulacyjnym. Warunkiem jest jednak dostęp do magazynu oraz do sterowania.

Bezpieczeństwo danych i integralność sterowania. Zastosowanie AI zwiększa zależność od jakości danych. Z tego powodu w koncepcji przyjęto wymagania integralności. Synchronizacja czasu jest krytyczna. Dla danych o wysokiej częstotliwości stosuje się znacznik czasu z dokładnością ms. Stosuje się też podpisy cyfrowe firmware falowników oraz kontrolę wersji modeli AI. W praktyce wdrożenie powinno obejmować mechanizmy „defence-in-depth". Obejmuje to segmentację sieci, rozdzielenie stref OT/IT, białe listy komunikacji oraz monitorowanie behawioralne urządzeń. Takie wymagania wynikają z oceny zagrożeń cybernetycznych w sektorze energii (Marković, Kovačević, 2025).

Zarządzanie wiedzą i cyfrowy bliźniak. W koncepcji przyjęto cyfrowego bliźniaka dla instalacji PV i magazynu. Bliźniak jest modelem obiektu w czasie. Łączy parametry sprzętowe, dane pomiarowe, harmonogramy i wyniki prognoz. Jest to narzędzie do testowania nowych wersji modeli AI oraz do weryfikacji nastaw sterowania. Pozwala także prowadzić analizę „post-mortem" po zdarzeniach niepożądanych. W kontekście blackoutu iberyjskiego taki mechanizm umożliwia rekonstrukcję sekwencji zdarzeń i ocenę decyzji sterownika.

Integracja z VPP i operatorami sieci

Inteligentna infrastruktura PV jest projektowana jako element większego układu. W warunkach rosnącej penetracji PV konieczna jest agregacja zasobów. Agregacja tworzy wirtualną elektrownię (VPP). VPP umożliwia świadczenie usług systemowych przez zasoby rozproszone, w tym redukcję mocy, regulację Q oraz odpowiedź częstotliwościową (Abdelkader i in., 2024).

Integracja z systemem elektroenergetycznym wymaga zdefiniowania interfejsów funkcjonalnych. Z perspektywy operatora sieci dystrybucyjnej kluczowe są dwa interfejsy. Pierwszy interfejs dotyczy pracy normalnej. Obejmuje on: plan dobowy, ograniczenia eksportu, wymagania cosφ oraz usługi wsparcia napięciowego. Drugi interfejs dotyczy pracy awaryjnej. Obejmuje on: redukcję mocy w stanach przeciążeniowych, pracę wyspową w obszarze wydzielonym oraz wsparcie odbudowy zasilania. Z perspektywy operatora przesyłowego kluczowe są usługi systemowe. Najważniejsze są: rezerwa mocy, regulacja częstotliwości

i tłumienie oscylacji. W koncepcji zakłada się, że VPP jest warstwą pośrednią. VPP agreguje setki lub tysiące zasobów i prezentuje je operatorowi jako zasób sterowalny (Abdelkader i in., 2024).

Hierarchia czasowa sterowania. Sterowanie jest podzielone na trzy poziomy. Poziom 1 to sterowanie szybkie. Realizuje je falownik i magazyn. Jego horyzont to ms-s. Poziom 1 obejmuje droop, ograniczenia prądowe i funkcje ride-through. Poziom 2 to sterowanie średnie. Realizuje je lokalny EMS. Jego horyzont to minuty. Poziom 2 obejmuje MPC z podrozdziału 6.2, zarządzanie SOC i tryb wyspowy. Poziom 3 to sterowanie wolne. Realizuje je agregator i operator. Jego horyzont to godziny/dni. Poziom 3 obejmuje planowanie dobowo-handlowe, alokację rezerw i ograniczenia sieciowe. Podział czasowy jest kluczowy, bo nie można realizować szybkich funkcji bezpieczeństwa przez kanał centralny. Blackout iberyjski pokazuje, że decyzje muszą być podejmowane lokalnie w skali minut (Grudniewski, 2025).

Mechanizm bezpiecznych stanów i ograniczanie kaskady.

W koncepcji wprowadzono katalog stanów awaryjnych. Przykładowo: stan nadnapięciowy, stan podczęstotliwościowy, stan oscylacyjny, stan utraty łączności oraz stan podejrzenia ataku. Dla każdego stanu definiuje się procedurę. Procedura obejmuje: tryb falownika, ograniczenie eksportu, priorytety zasilania, progi SOC_res oraz zasady komunikacji z operatorem. Jest to podejście analogiczne do logiki zabezpieczeń w systemach przemysłowych. AI może służyć do wczesnej detekcji przejścia do stanu awaryjnego. Jednak przejście do stanu bezpiecznego jest deterministyczne. Takie rozwiązanie minimalizuje ryzyko błędnej decyzji modelu.

Spójność danych w portfelu zasobów.

W VPP problemem jest heterogeniczność danych. Różne falowniki raportują różne metryki. Różne magazyny mają różne modele SOC. W koncepcji przyjęto minimalny zestaw danych (minimum viable telemetry). Obejmuje on: P, Q, V, f, SOC, temperaturę baterii, stan ograniczeń falownika oraz flagi jakości danych. Na tej bazie buduje się model agregacyjny. Jeżeli dane dodatkowe są dostępne, są wykorzystywane,

ale nie są wymagane do podstawowych funkcji bezpieczeństwa. Takie podejście ułatwia skalowanie i redukuje koszt integracji.

Ocena efektywności infrastruktury.

Efektywność koncepcji nie może być oceniana tylko kosztem energii. Wprowadzono więc kryteria bezpieczeństwa. Przykładowe kryteria to: redukcja EENS, redukcja maksymalnego odchylenia częstotliwości, skrócenie czasu odbudowy oraz redukcja liczby wyłączeń falowników w zakłóceniach. W praktyce ocena wymaga danych zdarzeniowych i testów symulacyjnych. Zastosowanie cyfrowego bliźniaka pozwala powiązać dane z modelem i ocenić wpływ zmian konfiguracji. Jest to istotne, bo w systemach OZE konfiguracja zmienia się dynamicznie. Zmienny jest portfel instalacji. Zmienny jest też profil odbiorów.

Zależność od cyberbezpieczeństwa.

Jeżeli infrastruktura jest podatna na atak, traci walor bezpieczeństwa energetycznego. Z tego powodu w koncepcji przyjęto podejście „security-by-design". Dotyczy ono zarówno urządzeń, jak i danych. Oznacza to: minimalizację uprawnień, rotację kluczy, rejestrowanie zdarzeń, kontrolę zmian konfiguracji oraz reakcję na incydent. Ocena zagrożeń cybernetycznych w energetyce wskazuje, że konieczna jest integracja warstwy bezpieczeństwa z warstwą operacyjną (Marković, Kovačević, 2025). W praktyce oznacza to, że polityka cyber staje się częścią EMS, a nie dodatkiem. Z punktu widzenia operatora dystrybucyjnego kluczowe są usługi ograniczania przeciążeń i podtrzymania napięcia. Z punktu widzenia operatora przesyłowego kluczowe są rezerwy i stabilność. W obu przypadkach kluczowa jest jakość danych i wiarygodność wykonania poleceń.

W tym miejscu AI pełni rolę integratora. Model z podrozdziału 6.1 dostarcza prognoz dla agregatora. Model z podrozdziału 6.2 dostarcza harmonogramu i strategii rezerwy. W warstwie VPP można agregować niepewność. Można też alokować ryzyko w portfelu zasobów. Jest to analogiczne do zarządzania portfelem w finansach. W praktyce oznacza to, że część zasobów utrzymuje rezerwę SOC, a część pracuje

ekonomicznie. Mechanizm CVaR z (6.19) można przenieść na poziom agregacji.

Diagnostyka, wykrywanie anomalii i cyberodporność

Inteligentna infrastruktura PV powinna wykrywać stany nieprawidłowe. Dotyczy to zarówno strony technicznej, jak i strony teleinformatycznej. Po stronie technicznej są to: zabrudzenia, degradacja modułów, uszkodzenia bypass, zwarcia łukowe, odchylenia charakterystyk I-V oraz anomalie pracy falownika. Po stronie magazynu są to: wzrost rezystancji wewnętrznej, spadek pojemności, przegrzanie oraz nierównowaga ogniw. Po stronie IT są to: anomalie ruchu sieciowego, nieautoryzowane logowania oraz próby zmiany nastaw. Przeglądy zagrożeń cybernetycznych wskazują, że incydenty mogą dotyczyć zarówno warstwy operatora, jak i warstwy urządzeń brzegowych (Marković, Kovačević, 2025).

Wykrywanie anomalii można realizować metodami uczenia maszynowego. Przykładem są autoenkodery, modele probabilistyczne i klasyfikatory. W energetyce rozwijane są też podejścia AI w obszarze stabilności, sterowania i ochrony (Alhamrouni i in., 2024). W niniejszej koncepcji przyjęto zasadę rozdziału kanałów. Modele AI służą do detekcji. Nie podejmują samodzielnie decyzji o krytycznych nastawach ochronnych. Decyzje krytyczne są realizowane przez algorytmy deterministyczne i logikę bezpieczeństwa. Takie podejście ogranicza ryzyko błędu modelu i jest zgodne z wymaganiami infrastruktury krytycznej.

Scenariusz blackoutu iberyjskiego jako test koncepcji

Blackout iberyjski można potraktować jako scenariusz testowy. W tym scenariuszu dochodzi do oscylacji, rozłączenia połączeń międzysystemowych i szybkiej utraty części mocy PV i wiatru (Grudniewski, 2025). Inteligentna infrastruktura PV powinna reagować w kilku krokach. Po pierwsze, powinna wykryć zwiększoną zmienność i wzrost ryzyka. Jest to rola prognozy niepewności i detekcji anomalii. Po drugie, powinna utrzymać rezerwę SOC, nawet kosztem wzrostu kosztu energii. Jest to rola ograniczenia (6.23) i CVaR. Po trzecie, powinna przełączyć falowniki w tryb wspierania częstotliwości i napięcia. Jest to rola droop

i VSM. Po czwarte, powinna ograniczyć eksport mocy, jeśli system jest w stanie krytycznym. Ogranicza to przepływy i ryzyko przeciążeń. Po piąte, powinna umożliwić pracę wyspową kluczowym odbiorom i przywracanie zasilania w trybie kontrolowanym.

Kierunki rozwoju i implementacji

Implementacja infrastruktury wymaga standaryzacji danych i interfejsów. Wymaga też doboru KPI. KPI powinny łączyć efekt energetyczny i efekt bezpieczeństwa. Przykładowe KPI to: prawdopodobieństwo utrzymania zasilania odbiorów krytycznych przez T_res, redukcja EENS, czas przełączenia do wyspy, stabilność napięcia (ΔV), stabilność częstotliwości (Δf) oraz poziom zgodności z wymaganiami cyber (liczba incydentów i czas reakcji). W obszarze sterowania rozwijają się metody reinforcement learning dla zarządzania energią, jednak wymagają one rygorystycznej walidacji i ograniczeń bezpieczeństwa (Kuznetsova i in., 2013). W literaturze pojawiają się też podejścia deep reinforcement learning do sterowania ładowaniem baterii, co potwierdza potencjał, ale również podkreśla potrzebę kontroli ryzyka (Domínguez-Barbero i in., 2024). Z punktu widzenia praktyki wdrożeniowej kluczowe jest połączenie metod AI z klasycznymi algorytmami i z logiką bezpieczeństwa.

Ujęcie wdrożeniowe. W praktyce integracja PV z magazynem i sterowaniem jest już opisywana jako architektura zwiększająca niezawodność zasilania odbiorców (Talha i in., 2021). W monografii przyjęto jednak szerszą perspektywę. Nie chodzi tylko o niezawodność pojedynczego odbiorcy. Chodzi o stabilność i odporność całego systemu elektroenergetycznego. Z tego powodu koncepcja łączy poziom prosumencki, poziom agregacji VPP i poziom operatora systemu.

Podsumowanie podrozdziału. Koncepcja inteligentnej infrastruktury PV integruje prognozowanie, optymalizację i sterowanie. Uwzględnia mechanizmy stabilności (grid-forming, VSM) oraz mechanizmy odporności (rezerwa SOC, praca wyspowa). Uwzględnia też cyberbezpieczeństwo. W efekcie stanowi spójny model wdrożeniowy dla rozwoju PV wspieranej AI w kierunku bezpieczeństwa energetycznego. Jest to bezpośrednia odpowiedź na wnioski wynikające z blackoutu

iberyjskiego i z trendów rozwojowych OZE (Grudniewski, 2025; Zhang i in., 2026).

Wnioski końcowe rozdziału. Trzy przedstawione elementy tworzą spójny łańcuch: prognoza → decyzja → wykonanie. Prognoza redukuje niepewność i pozwala budować scenariusze. Optymalizacja zamienia scenariusze w harmonogram i politykę rezerwy. Infrastruktura inteligentna zapewnia wykonanie decyzji w czasie rzeczywistym oraz mechanizmy stabilności i cyberodporności. W kontekście blackoutu iberyjskiego widać, że brak takiej integracji może prowadzić do sytuacji, w której system reaguje jedynie pasywnie, przez odstawienia i odciążenia (Grudniewski, 2025). Zaproponowana koncepcja przesuwa ciężar działań w stronę prewencji, lokalnej autonomii i szybkiej koordynacji. Jest to warunek, aby rozwój PV wspieranej AI wzmacniał, a nie osłabiał, bezpieczeństwo energetyczne.

Ograniczenia i dalsze prace. Model prognostyczny zależy od jakości danych meteorologicznych i telemetrii. Model optymalizacji zależy od poprawnej parametryzacji degradacji i od dostępności zasobów sterowalnych. Koncepcja infrastruktury zależy od interoperacyjności urządzeń i od dojrzałości procesów cyberbezpieczeństwa. Dalsze prace powinny obejmować testy w środowisku pilotażowym, w tym symulacje zdarzeń oscylacyjnych i pracy wyspowej, oraz ocenę skuteczności na danych zdarzeniowych. Takie podejście pozwoli przejść od modeli do wdrożenia systemowego.

7. Analiza scenariuszowa: PV (i AI) a bezpieczeństwo energetyczne

7.1. Założenia i metodyka scenariuszy

Rozdziały 2-6 zdefiniowały pojęcie bezpieczeństwa energetycznego, luki badawcze, metodykę, uwarunkowania polityczne oraz technologie PV i AI. W tym rozdziale te elementy są łączone w analizie scenariuszowej. Celem jest ocena, jak różne ścieżki rozwoju PV i zastosowań AI wpływają na bezpieczeństwo energetyczne w horyzontach 2030 i 2040. Punktem odniesienia jest blackout na Półwyspie Iberyjskim z 28 kwietnia 2025 roku, opisany w pracy własnej autora (Grudniewski, 2025). Zdarzenie ma charakter testu warunków skrajnych. Pokazuje wrażliwość systemu o wysokim udziale źródeł nie-synchronicznych na zbieżność kilku czynników: niska inercja, ograniczenia wymiany transgranicznej, oscylacje mocy oraz błędy predykcji i sterowania w warstwie operacyjnej.

Analiza scenariuszowa nie jest prognozą deterministyczną. Jest narzędziem zarządzania niepewnością. Jej produktem są spójne zbiory założeń i wyników, które pozwalają porównywać ryzyko i odporność systemu. W rozdziale przyjęto definicję bezpieczeństwa energetycznego jako zdolność systemu do zapewnienia usług energetycznych w wymaganej ilości i jakości, przy akceptowalnym koszcie i ryzyku (Winzer, 2012). Ujęcie jest wielowymiarowe. Uwzględnia perspektywę inżynierską (bezpieczeństwo pracy systemu), ekonomiczną (koszt i zmienność

cen), środowiskową (emisje) oraz społeczną (wrażliwość odbiorcy końcowego) (Cherp, Jewell, 2014; Månsson i in., 2014). W praktyce oznacza to jednoczesną ocenę adekwatności mocy, niezawodności, elastyczności i odporności na zdarzenia skrajne.

Scenariusze zostały zbudowane tak, aby eksponować wpływ PV oraz AI na krytyczne mechanizmy systemowe. W szczególności analizuje się: (i) bilans mocy w skalach od sekund do godzin, (ii) stabilność częstotliwości przy niskiej inercji, (iii) ograniczenia sieciowe i przesyłowe, (iv) rolę magazynów energii oraz źródeł dyspozycyjnych, (v) rolę AI w prognozowaniu, optymalizacji i sterowaniu, a także w cyberodporności.

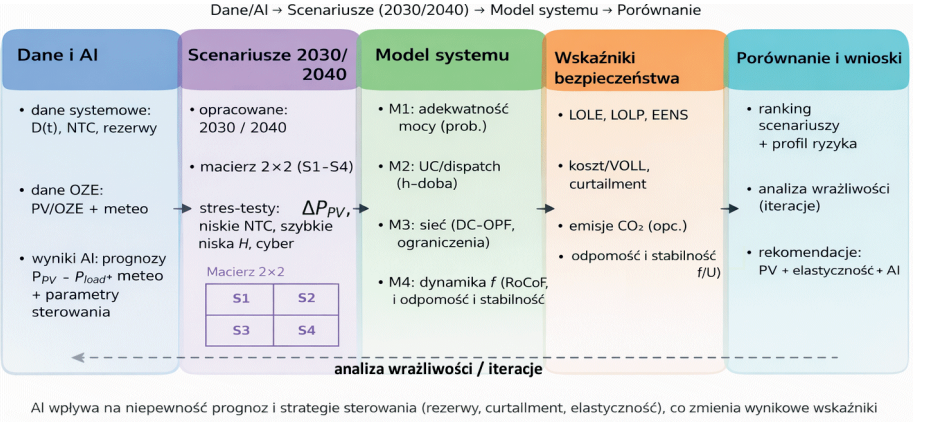
Rozdział ma trzy podrozdziały. Sekcja 7.1 definiuje założenia i metodykę scenariuszy. Sekcja 7.2 przedstawia wyniki i ocenę wpływu PV i AI na bezpieczeństwo energetyczne dla Polski, UE i świata. Sekcja 7.3 porównuje scenariusze, opisuje wrażliwości i ograniczenia oraz formułuje wnioski dla strategii i polityk.

Horyzonty, granice systemu i obiekt referencyjny

Analizę prowadzono w dwóch horyzontach planistycznych. Horyzont 2030 odpowiada decyzjom inwestycyjnym realizowanym w cyklach 3-7 lat. Horyzont 2040 obejmuje pełne przeformowanie miksu, infrastruktury sieciowej i modeli rynku. W obu horyzontach przyjęto stałą definicję obiektu referencyjnego: system elektroenergetyczny wraz z jego otoczeniem paliwowym, regulacyjnym i cyfrowym. Granice techniczne obejmują trzy warstwy. Warstwa wytwórcza obejmuje PV, wiatr, źródła dyspozycyjne, magazyny energii oraz zasoby DSR. Warstwa sieciowa obejmuje sieć przesyłową i dystrybucyjną z ograniczeniami przepustowości i napięciami. Warstwa operacyjna obejmuje reguły bilansowania, rezerwy, automatykę oraz systemy EMS/SCADA.

Zdarzeniem referencyjnym jest blackout iberyjski z 28 kwietnia 2025 roku. W metodyce pełni rolę stres-testu. Wykorzystuje się go do: (i) identyfikacji krytycznych mechanizmów awarii, (ii) doboru wskaźników czułych na PV i niską inercję, (iii) parametryzacji scenariuszy stresowych. Wnioski z tego zdarzenia są transferowane do warunków Polski i UE poprzez analogię funkcjonalną, a nie przez prostą ekstrapolację danych (Grudniewski, 2025). Syntetyczny przebieg metodyki – od

danych i wyników AI, poprzez konstrukcję scenariuszy i modelowanie systemu, aż do wyznaczenia wskaźników i porównania wariantów – przedstawiono na rysunku 22.



Rysunek 22. Metodyka analizy scenariuszowej (koncepcja autora) PV i AI w ocenie bezpieczeństwa energetycznego

Źródło: opracowanie własne na podstawie Azzuni, Breyer, 2018; Cherp, Jewell, 2014; Gracceva, Zeniewski, 2014; Grudniewski, 2025; Kisel i in., 2016; Månsson i in., 2014; Marković, Kovačević, 2026; McCollum i in., 2020; Panteli, Mancarella, 2015.

Wskaźniki bezpieczeństwa i sposób ich obliczania

Bezpieczeństwo energetyczne jest wielowymiarowe. W literaturze podkreśla się brak jednej uniwersalnej metryki. Zamiast tego stosuje się pakiety wskaźników i indeksy znormalizowane (Månsson i in., 2014; Kisel i in., 2016). W rozdziale przyjęto sześć wymiarów pomiarowych: adekwatność (A), niezawodność (R), odporność (Res), przystępność kosztowa (Aff), zrównoważenie środowiskowe (Env) oraz cyberbezpieczeństwo (Cy). Dobór odpowiada rozszerzonym ramom oceny bezpieczeństwa i odporności (Cherp, Jewell, 2014; Azzuni, Breyer, 2018; Panteli, Mancarella, 2015; Marković, Kovačević, 2025).

Dimensja A opisuje, czy system ma wystarczającą moc dyspozycyjną w godzinach szczytu i w okresach deficytu OZE. Podstawowym wskaźnikiem jest rezerwowy margines mocy RM zgodnie z równaniem (7.1). Moc pewna PV jest liczona jako kredyt mocy zależny od profilu irradiancji, korelacji pogodowej i poziomu magazynowania.

$$(7.1)\ RM = (C_firm - D_peak) / D_peak.$$

Dimensja R opisuje prawdopodobieństwo niedostarczenia energii. Stosuje się wskaźniki probabilistyczne LOLE i EENS (równania 7.2-7.3). Deficyt mocy P_def(t) wynika z sumy losowych awarii jednostek, ograniczeń sieciowych oraz błędów prognoz PV i popytu.

$$(7.2)\ LOLE = \Sigma_t\ Pr\{P_def(t) > 0\}\cdot\Delta t,\ t\in T.$$
$$(7.3)\ EENS = \Sigma_t\ E[P_def(t)]\cdot\Delta t.$$

Wskaźniki A i R są typowe dla oceny bezpieczeństwa dostaw w horyzoncie rocznym. Dla systemów z wysokim PV wymagane są też miary operacyjne, które reagują na rampy i na ograniczenia sieciowe. W tej pracy dodatkowo monitoruje się: (i) poziom redukcji generacji OZE (curtailment), (ii) maksymalną rampę mocy netto, (iii) efektywną inercję systemową oraz (iv) jakość zasilania i niezawodność na poziomie dystrybucji.

Redukcję generacji PV opisuje się współczynnikiem CR:

$$CR = \Sigma_t\ (P_PV,avail(t) - P_PV,used(t)) / \Sigma_t\ P_PV,avail(t).$$

Wysokie CR nie oznacza bezpośrednio braku bezpieczeństwa. Jest jednak sygnałem, że sieć i elastyczność nie nadążają za przyrostem PV. W scenariuszu S3 CR rośnie szybciej, ponieważ brakuje magazynów i automatyki sterowania.

Rampa mocy netto jest miarą obciążenia zasobów regulacyjnych. Definiuje się moc netto jako $P_net(t)=D(t)-P_PV(t)-P_W(t)$. Maksymalną rampę dobową opisuje się wskaźnikiem:

$$R_net = \max_t\ |P_net(t+\Delta t) - P_net(t)| / \Delta t.$$

Im większe R_net, tym większe wymagania dotyczące rezerw, elastyczności i zdolności sterowania. AI wpływa na bezpieczeństwo przez wcześniejsze wykrywanie ramp oraz przez planowanie pracy magazynów i DSR w horyzoncie minutowym i godzinowym.

Efektywna inercja systemu jest parametrem zagregowanym. W ujęciu klasycznym można ją przybliżyć jako średnią ważoną stałych bezwładności mas wirujących:

$$H_{sys} = \Sigma_i H_i \cdot S_i / \Sigma_i S_i.$$

Spadek H_sys jest typowy dla przejścia z generacji synchronicznej do inwerterowej. W scenariuszach S2 i S4 zakłada się kompensację przez inercję syntetyczną i grid-forming. W scenariuszu S3 zakłada się kompensację ograniczoną, co zwiększa ROCOF.

Na poziomie dystrybucji istotny jest wymiar ciągłości zasilania. PV rozproszone może poprawiać lokalny bilans energii, ale równocześnie może zwiększać złożoność pracy sieci nN/SN. Dla tego poziomu stosuje się wskaźniki SAIDI i SAIFI:

$$SAIDI = \Sigma_j U_j \cdot N_j / N_{total}, \quad SAIFI = \Sigma_j \lambda_j \cdot N_j / N_{total},$$

gdzie U_j to czas przerwy w zasilaniu, λ_j to liczba przerw, N_j to liczba odbiorców dotkniętych zdarzeniem, a N_total to liczba odbiorców. W scenariuszach z wysoką cyfryzacją zakłada się, że automatyka i AI mogą skracać czas lokalizacji uszkodzeń i rekonfiguracji sieci, co obniża SAIDI.

Zależność importowa jest w scenariuszach ujmowana w sposób uproszczony. Definiuje się ją jako udział energii lub paliw importowanych w całkowitym bilansie:

$$ID = E_{import} / E_{total}.$$

W scenariuszach PV spada ID dla paliw kopalnych. Równocześnie rośnie ekspozycja na import komponentów i surowców. W tym rozdziale ekspozycję technologiczną traktuje się jako element niepewności U5, a nie jako osobny wskaźnik.

Dimensja Res opisuje zachowanie systemu po zdarzeniu skrajnym. Dla potrzeb scenariuszy przyjęto dwie miary. Pierwsza to czas odtworzenia zasilania T_rec. Druga to energia niedostarczona w zdarzeniu Res_E zgodnie z (7.4). Miary odporności są spójne z podejściem,

w którym bezpieczeństwo dostaw uzupełnia się o odporność infrastruktury krytycznej (Panteli, Mancarella, 2015).

$$(7.4)\ \mathrm{Res_E} = \int_{t0}^{t1} (D(t) - S(t))_+ \, dt.$$

Dimensja Aff opisuje koszt i zmienność cen. W ujęciu systemowym stosuje się średni koszt energii w hurcie oraz wskaźnik zmienności cen V_p (7.5). W scenariuszach PV istotny jest również koszt bilansowania i koszt rezerw, ponieważ błędy prognoz zwiększają zapotrzebowanie na moc regulacyjną.

$$(7.5)\ V_p = \sigma_p / \mu_p.$$

Dimensja Env opisuje emisyjność w cyklu operacyjnym. Przyjęto intensywność emisji CO_2 na jednostkę energii (7.6). Wskaźnik nie obejmuje pełnego LCA. Jest jednak wystarczający do porównań scenariuszy w kontekście miksu i jednostek szczytowych.

$$(7.6)\ I_{CO2} = \Sigma_t E_{CO2}(t) / \Sigma_t E_{el}(t).$$

Dimensja Cy opisuje ryzyko w warstwie cyfrowej. W obszarze energetyki rośnie ekspozycja na incydenty cybernetyczne wraz z cyfryzacją i integracją zasobów rozproszonych. Dane sektorowe potwierdzają wzrost liczby incydentów i ich złożoności (Marković, Kovačević, 2025). W scenariuszach przyjęto indeks ekspozycji cyber I_{cy} jako funkcję: (i) liczby punktów integracji (DER, liczniki, bramy komunikacyjne), (ii) krytyczności usług (EMS/SCADA, agregatorzy), (iii) dojrzałości zabezpieczeń.

Indeks I_{cy} jest przekształcany na składnik bezpieczeństwa poprzez normalizację analogiczną do (7.7)-(7.8). Wysokie I_{cy} obniża wynik. Wysoka cyberodporność (np. segmentacja, redundancja, testy, zdolność wykrywania anomalii) podnosi wynik. W scenariuszach zakłada się, że zastosowanie AI może działać w obu kierunkach. Zwiększa powierzchnię ataku przez większą liczbę integracji. Jednocześnie zwiększa zdolność detekcji i autonomicznego reagowania, o ile jest wdrożone zgodnie z zasadą security-by-design.

Ujednolicenie wskaźników wymaga normalizacji. Dla wskaźników typu „im mniej tym lepiej" (np. LOLE, EENS, V_p, I_CO2, I_cy) zastosowano normalizację kosztową (7.7). Dla wskaźników typu „im więcej tym lepiej" (np. RM, udział zasobów black-start, poziom cyberodporności) zastosowano normalizację korzyści (7.8).

(7.7) z_k = (x_k^max – x_k) / (x_k^max – x_k^min).
(7.8) z_k = (x_k – x_k^min) / (x_k^max – x_k^min).

Na tej bazie buduje się indeks syntetyczny ESI (Energy Security Index). Jest to średnia ważona znormalizowanych składowych zgodnie z (7.9). Wagi w_k dobrano równomiernie w wariancie bazowym. Uzasadnienie jest pragmatyczne. W praktyce wagi są decyzją polityczną i operacyjną. Zależą od tego, czy priorytetem jest koszt, emisje czy odporność (Azzuni, Breyer, 2018; Augutis i in., 2017).

(7.9) ESI = Σ_{k=1..K} w_k · z_k, Σ w_k = 1.

ESI jest raportowany razem z wartościami cząstkowymi, aby uniknąć utraty informacji. Indeks jest narzędziem porównawczym. Nie zastępuje analizy szczegółowej awarii i ograniczeń.

Zmienne sterujące, niepewności i konstrukcja scenariuszy

Scenariusz s jest opisany wektorem parametrów x_s oraz zestawem rozkładów niepewności ξ_s. Wektor parametrów obejmuje elementy technologiczne i systemowe (7.10). Zestaw został dobrany tak, aby bezpośrednio sterował mechanizmami obserwowanymi w blackoutach o wysokim udziale OZE: deficyt mocy w szczycie, szybkie rampy, niska inercja i ograniczenia wymiany.

(7.10) x_s = [α_PV, α_W, P_stor, E_stor, α_GFM, α_DSR, C_firm, NTC, ε^_PV, ε^_D].

Niepewności ξ_s ujęto w pięciu grupach. U1 dotyczy popytu i elektryfikacji (zmiana profilu dobowego, szczyt zimowy). U2 dotyczy zasobów OZE (zmienność irradiancji i wiatru, korelacja przestrzenna). U3 dotyczy dostępności infrastruktury (awarie, remonty,

ograniczenia przesyłowe). U4 dotyczy cen paliw i CO2. U5 dotyczy ryzyk niefizycznych: cyber, geopolityka i łańcuchy dostaw komponentów PV i magazynów (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019). W scenariuszach rozróżniono dwa poziomy spójności. Spójność wewnętrzna oznacza, że założenia technologiczne, rynkowe i regulacyjne nie są wzajemnie sprzeczne. Spójność zewnętrzna oznacza, że scenariusz jest zgodny z ograniczeniami fizycznymi systemu. Przykładem ograniczenia zewnętrznego jest maksymalna możliwa szybkość przyrostu mocy przyłączeniowej PV wynikająca z przepustowości sieci i z dostępności urządzeń. W procesie konstrukcji zastosowano prostą procedurę morfologiczną. Najpierw zdefiniowano osie sterujące i ich poziomy (niski/średni/wysoki). Następnie oceniono kombinacje pod kątem spójności. Odrzucono kombinacje, które prowadziły do sprzeczności, np. bardzo wysoki udział PV przy jednoczesnym braku inwestycji sieciowych i braku ograniczeń pracy. Pozostałe kombinacje zagregowano do czterech scenariuszy S1-S4.

W analizie przyjęto dwa typy lat pogodowych. Typ pierwszy to rok referencyjny o przeciętnych warunkach. Typ drugi to rok stresowy o niskiej irradiancji w okresach szczytu i o silnych rampach zachmurzenia. Wybór lat pogodowych ma znaczenie, ponieważ PV jest skorelowane przestrzennie. W UE i w Iberii korelacje pogodowe mogą obejmować duże obszary. Zmniejsza to korzyści dywersyfikacji i zwiększa znaczenie magazynów oraz NTC.

W celu uwzględnienia losowości awarii i błędów prognoz zastosowano symulację Monte Carlo. Dla każdej realizacji losuje się: (i) dostępność jednostek dyspozycyjnych, (ii) profile PV i wiatru, (iii) błędy prognoz, (iv) zdarzenia sieciowe w postaci ograniczeń przepustowości. Następnie wykonuje się optymalizację operacyjną i liczy wskaźniki. Wyniki raportuje się jako rozkłady, a nie pojedyncze liczby. To podejście jest zgodne z potrzebą analizowania ekstremów i ogonów rozkładów. Niepewności polityczne i rynkowe są ujęte jako parametry scenariusza. Dotyczy to w szczególności: kosztu kapitału, ścieżki cen CO2, poziomu wsparcia OZE, reguł rynku bilansującego oraz standardów technicznych

dla inwerterów. W praktyce te elementy wpływają na tempo inwestycji w magazyny i w sieć.

Wektor x_s z równania (7.10) jest wektorem minimalnym. W analizach pogłębionych można go rozszerzać. Przykładem jest parametr jakości danych telemetrycznych. Jest on istotny w scenariuszach z AI. Błędy danych działają podobnie jak błędy prognoz. Generują błędne decyzje sterowania. W stres-teście cyber wprowadzono degradację danych jako osobny perturbator. Do modelowania niepewności użyto podejścia hybrydowego. Parametry trendowe traktuje się scenariuszowo (np. koszt technologii i tempo inwestycji). Zdarzenia losowe traktuje się probabilistycznie (awarie, pogoda, błędy prognoz). Wyniki scenariuszy raportuje się jako wartości oczekiwane oraz jako kwantyle ryzyka. To podejście jest spójne z probabilistyczną oceną bezpieczeństwa wspieraną metodami ML (Mayer i in., 2023).

Generacja scenariuszy przebiega w czterech krokach:

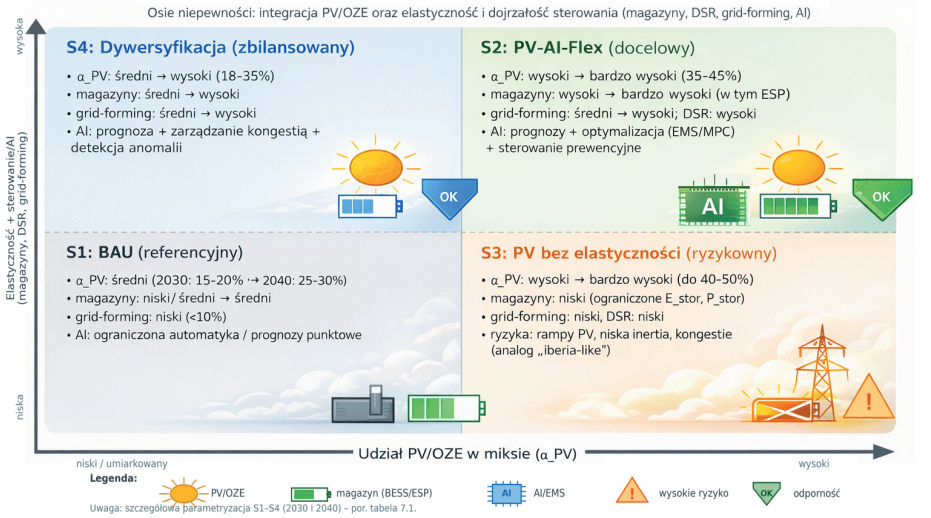
Krok 1 – identyfikacja osi sterujących. W tej pracy są to: udział PV/OZE oraz elastyczność systemu mierzona magazynowaniem, sterowaniem i dojrzałością AI.

Krok 2 – zbudowanie macierzy 2×2 i zdefiniowanie czterech ścieżek rozwoju.

Krok 3 – parametryzacja ścieżek dla 2030 i 2040.

Krok 4 – nałożenie stres-testów inspirowanych blackoutem iberyjskim (niskie NTC, szybka zmiana generacji PV, niska inercja, zdarzenie cyber).

Macierz scenariuszy, proponowana przez autora, jest przedstawiona na rysunku 23. Pokazuje ona, że wysoki udział PV nie jest sam w sobie warunkiem pogorszenia bezpieczeństwa. Krytyczny jest brak elastyczności i brak dojrzałych mechanizmów sterowania. To jest główna lekcja wyniesiona z przypadku iberyjskiego (Grudniewski, 2025; Fernández-Guillamón i in., 2019).



Rysunek 23. Macierz scenariuszy: osie sterujące i cztery ścieżki rozwoju (2030/2040)

Źródło: opracowanie własne na podstawie Grudniewski, 2025; Fernández-Guillamón i in., 2019; Luo i in., 2015; DeCarolis i in., 2017; McCollum i in., 2020.

Model obliczeniowy i integracja wyników AI

Model scenariuszowy składa się z czterech sprzężonych modułów. M1 to adekwatność mocy (probabilistyczna). M2 to optymalizacja operacyjna w kroku godzina/doba (unit commitment i dispatch). M3 to sieć (DC-OPF dla przesyłu i model ograniczeń dystrybucyjnych w węzłach krytycznych). M4 to dynamika częstotliwości w skali sekundowej. W module M4 wykorzystuje się równanie kołysania w postaci zagregowanej. Dla zaburzenia mocy ΔP w obszarze synchronicznym, początkowy współczynnik ROCOF można przybliżyć relacją (7.11). Wysoki udział PV obniża H_sys. Oznacza to większy ROCOF dla tej samej utraty mocy. Z tego powodu scenariusze z PV wymagają dodatkowych źródeł inercji syntetycznej i usług częstotliwościowych (Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021; Yan i in., 2016; Milano i in., 2018).

$$\text{(7.11) ROCOF} \approx -\Delta P / (2 \cdot H_sys \cdot f0 \cdot S_base).$$

Moduł M2 jest sformułowany jako problem optymalizacji kosztowej. W kroku dobowym minimalizuje się koszt wytwarzania, koszt uruchomień oraz koszt bilansowania. Dla porównywalności scenariuszy do funkcji celu dodano koszt niedostarczonej energii (VOLL), co wymusza preferencję rozwiązań o wyższej niezawodności.

Funkcję celu można zapisać w postaci:

$$\min \Sigma_t \left[\Sigma_g \left(c_g \cdot P_g(t) + c_{start,g} \cdot u_g(t)\right) + c_{curt} \cdot P_{curt}(t) + VOLL \cdot EENS(t) \right],$$

gdzie $P_g(t)$ to moc jednostki g w chwili t, $u_g(t)$ to zmienna uruchomienia, $P_{curt}(t)$ to redukcja OZE, a $EENS(t)$ to energia niedostarczona. W praktyce VOLL jest parametrem scenariusza, ponieważ zależy od struktury odbiorców i od wrażliwości gospodarki.

Bilans mocy w każdym kroku czasu ma postać:

$$\Sigma_g P_g(t) + P_{stor,dis}(t) - P_{stor,ch}(t) + P_{PV,used}(t) + P_{W,used}(t) + P_{imp}(t) = D(t) - P_{shed}(t).$$

$P_{shed}(t)$ jest zmienną awaryjnego redukowania obciążenia. Wskaźniki LOLE i EENS wynikają bezpośrednio z $P_{shed}(t)$.

Magazyn energii jest modelowany przez równanie stanu:

$$E_{stor}(t+1) = E_{stor}(t) + \eta_{ch} \cdot P_{stor,ch}(t) \cdot \Delta t - (1/\eta_{dis}) \cdot P_{stor,dis}(t) \cdot \Delta t,$$

oraz ograniczenia $0 \le E_{stor}(t) \le E_{stor}^{max}$, $0 \le P_{stor,ch/dis}(t) \le P_{stor}^{max}$. Parametry η_{ch} i η_{dis} zależą od technologii. W scenariuszach S2 i S4 przyjęto wyższy udział magazynów o dłuższym czasie pracy. To zmniejsza zapotrzebowanie na moc szczytową.

Ograniczenia sieciowe w module M3 są modelowane w przybliżeniu DC. Dla każdej linii l definiuje się przepływ:

$$F_l(t) = B_l \cdot (\theta_i(t) - \theta_j(t)), \quad |F_l(t)| \le F_l^{max},$$

gdzie B_l to susceptancja, θ_i to kąty węzłowe. W scenariuszu S3 częściej dochodzi do ograniczeń przepływu. Wymusza to redukcję PV w węzłach, w których brak jest lokalnej elastyczności.

Rezerwy operacyjne są liczone jako dodatkowe ograniczenia. Dla rezerwy w górę wymaga się:

$$\Sigma_g (P_g^{max} - P_g(t)) + P_{stor,up}(t) + DSR_{up}(t) \geq R_{up}(t).$$

R_up(t) jest wyznaczane z rozkładu błędu prognoz. Zależność jest zgodna z ideą równania (7.15) w sekcji 7.3.2. AI działa przez redukcję zmienności błędu i przez lepsze rozpoznanie sytuacji stresowych. Model w takim ujęciu jest spójny z praktyką planowania pracy systemu. Jest też spójny z logiką sterowania predykcyjnego. MPC można interpretować jako serię rozwiązań problemu optymalizacji na przesuwającym się horyzoncie, z aktualizacją prognoz i stanu magazynów.

Opisane równania nie wyczerpują modelu. Są jednak wystarczające do pokazania, w jaki sposób PV i AI wchodzą do obliczeń bezpieczeństwa. PV wpływa przez P_PV,used i przez korelację z D(t). AI wpływa przez rozkład błędu prognoz, a więc przez rezerwy i przez decyzje magazynowania.

Integracja AI odbywa się przez dwa kanały. Kanał K1 dotyczy prognoz. Prognoza PV i popytu z rozdziału 6 jest źródłem rozkładów błędu ε(t) dla operatora. Jakość prognozy opisuje się miarami RMSE i MAPE (7.12-7.13). Są to standardowe miary oceny prognoz (Hyndman, Koehler, 2006). Dla scenariuszy istotna jest także prognoza probabilistyczna, ponieważ pozwala planować rezerwy w sposób ryzykowrażliwy (Hong, Fan, 2016).

$$(7.12)\ RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\cdot\Sigma_{i=1..N} (y_i - \hat{y}_i)^2}.$$

$$(7.13)\ MAPE = \frac{100\%}{N}\cdot\Sigma_{i=1..N} \left|\frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i}\right|.$$

Kanał K2 dotyczy sterowania. W scenariuszach z wysokim PV zakłada się wdrożenie sterowania predykcyjnego (MPC) dla układów PV-magazyn-sieć. Jest to zgodne z logiką rozdziału 6 i z literaturą sterowania mikrogrid (Parisio i in., 2014). Sterowanie wpływa na

bezpieczeństwo przez redukcję ramp, redukcję przeciążeń oraz poprawę jakości bilansu w sytuacjach stresowych.

Połączenie modułów M1-M4 daje wynik w postaci rozkładu wskaźników bezpieczeństwa. Wyniki są agregowane do ESI. Dodatkowo analizuje się ścieżki przyczynowo-skutkowe dla zdarzeń blackout. W tym celu opisuje się minimalny zestaw warunków inicjujących oraz warunków propagacji awarii. Analiza event-chain jest kompatybilna z podejściem, w którym modelowanie ma obejmować ekstrema, a nie tylko przebieg centralny (McCollum i in., 2020).

Definicje scenariuszy bazowych i stresowych

W analizie przyjęto cztery scenariusze bazowe. Są one opisane w tabeli 13. Każdy scenariusz jest parametryzowany dla 2030 i 2040.

Tabela 13. Parametryzacja scenariuszy bazowych S1-S4 dla horyzontów 2030 i 2040 (wartości referencyjne)

Parametr	S1 BAU	S2 PV-AI-Flex	S3 PV bez elastyczności	S4 Dywersyfikacja
Udział PV w energii α_PV	2030: średni (15-20%) 2040: średni/ wysoki (25-30%)	2030: wysoki (25-30%) 2040: bardzo wysoki (35-45%)	2030: wysoki (25-30%) 2040: bardzo wysoki (40-50%)	2030: średni (18-22%) 2040: wysoki (28-35%)
Magazyny – moc P_stor	2030: niski/ średni 2040: średni	2030: wysoki 2040: bardzo wysoki	2030: niski 2040: niski/ średni	2030: średni 2040: wysoki
Magazyny – energia E_stor	2030: krótko-/ średniotermi-nowe 2040: średnio-terminowe	2030: średnio-terminowe + ESP 2040: średni + długoterminowe	2030: głównie krótkoterminowe 2040: ograniczone	2030: średnio-terminowe 2040: średni + wybrane długoterminowe
Grid-forming α_GFM	2030: niski (<10%) 2040: średni (10-25%)	2030: średni (20-35%) 2040: wysoki (35-60%)	2030: niski (<10%) 2040: niski/ średni (10-20%)	2030: średni (15-30%) 2040: wysoki (30-45%)
DSR / elastycz-ność popytu α_DSR	2030: ogranicz-ona 2040: średnia	2030: wysoka 2040: bardzo wysoka	2030: niska 2040: średnia	2030: średnia 2040: wysoka
Jakość prognoz (wzgl. RMSE)	2030: 1.0 2040: 0.9	2030: 0.6 2040: 0.5	2030: 0.9 2040: 0.85	2030: 0.7 2040: 0.6

Parametr	S1 BAU	S2 PV-AI-Flex	S3 PV bez elastyczności	S4 Dywersyfikacja
Inwestycje sieciowe i automatyka	2030: inkrementalne 2040: umiarkowane	2030: wysokie (smart-grid) 2040: bardzo wysokie (self-healing)	2030: opóźnione 2040: nadrabiane, lecz niepełne	2030: wysokie w wąskich gardłach 2040: wysokie systemowo
Połączenia transgraniczne NTC	2030: utrzymanie trendu 2040: umiarkowany wzrost	2030: wzrost 2040: duży wzrost + koordynacja	2030: brak wzrostu 2040: ograniczony wzrost	2030: wzrost selektywny 2040: wysoki wzrost
Cyberodporność (dojrzałość)	2030: średnia 2040: średnia/wysoka	2030: wysoka 2040: wysoka (automatyzacja detekcji)	2030: średnia 2040: średnia	2030: wysoka 2040: wysoka
Rola źródeł dyspozycyjnych C_firm	2030: wysoka 2040: średnia	2030: średnia 2040: średnia (rezerwy szybkie)	2030: wysoka 2040: wysoka (wymuszone rezerwy)	2030: wysoka 2040: średnia/wysoka (dywersyfikacja)

Źródło: Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011; Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021.

Scenariusz S1 (BAU) zakłada umiarkowany wzrost PV i stopniowe wdrożenia AI głównie w prognozach. Rezerwy i bilansowanie opierają się na klasycznych źródłach dyspozycyjnych. Magazyny rosną, ale ich rola systemowa jest ograniczona.

Scenariusz S2 (PV-AI-Flex) zakłada wysoki udział PV, duże magazyny energii (bateryjne i długoterminowe, w tym hydro-pompowe), powszechne funkcje sieciowe inwerterów oraz dojrzałe AI w prognozie i sterowaniu. Celem jest redukcja błędu prognoz, redukcja ramp i podniesienie stabilności częstotliwości. W tym scenariuszu przyjmuje się istotny udział grid-forming oraz zwiększenie zasobów black-start, co jest spójne z przeglądami roli magazynów i strategii częstotliwościowych (Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011; Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021).

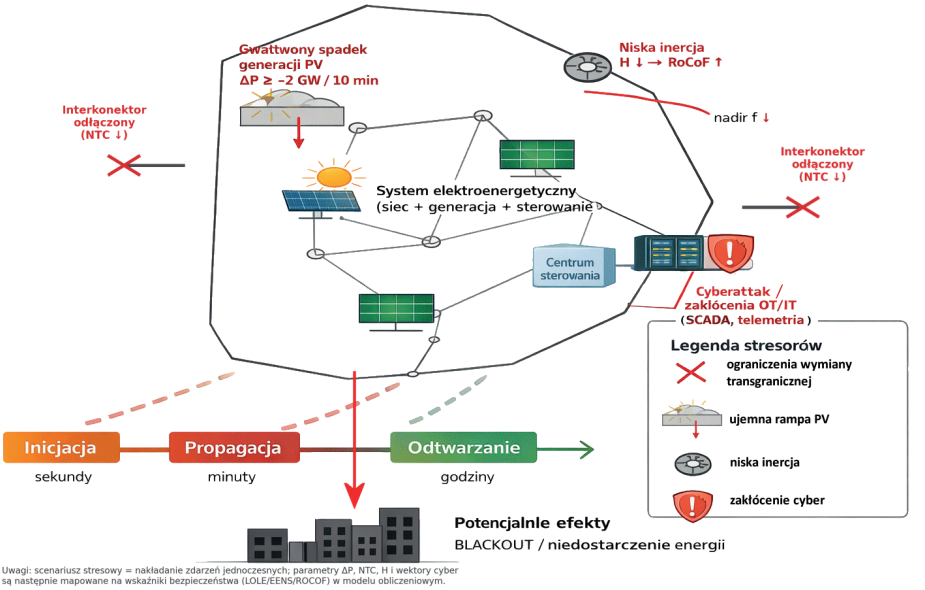
Scenariusz S3 (PV bez elastyczności) zakłada szybki przyrost PV przy opóźnieniu inwestycji sieciowych, opóźnieniu magazynów i ograniczonym wykorzystaniu AI. W efekcie rośnie curtailment, rośnie ekspozycja na błędy prognoz, a system wymaga wysokich rezerw

konwencjonalnych. Jest to scenariusz, który może reprodukować warunki inicjacji awarii podobnej do iberyjskiej, mimo nominalnie wysokiej produkcji PV (Grudniewski, 2025; Fernández-Guillamón i in., 2019).

Scenariusz S4 (Dywersyfikacja) zakłada umiarkowany wzrost PV przy równoległym wzroście źródeł dyspozycyjnych niskoemisyjnych oraz wzmocnieniu sieci i połączeń transgranicznych. AI jest wdrażane selektywnie w obszarach o najwyższej wartości systemowej (prognoza, zarządzanie kongestią, detekcja anomalii).

Scenariusze stresowe są nakładane na scenariusze bazowe jako zdarzenia testowe. Najważniejszy stres to „Iberia-like". Zdarzenie obejmuje: (i) szybki spadek generacji PV w środku dnia (front chmur), (ii) niską inercję, (iii) ograniczoną wymianę transgraniczną, (iv) degradację danych telemetrycznych lub opóźnienie sygnałów sterujących w wyniku incydentu cyber. Taki stres odpowiada obserwacji, że współczesne systemy są cyber-fizyczne i podatne na złożone awarie (Marković, Kovačević, 2025; Milano i in., 2018).

Stres-test „Iberia-like" został ujęty jako sekwencja zdarzeń w krótkim horyzoncie. Sekwencja obejmuje trzy fazy: fazę inicjacji, fazę propagacji i fazę odtwarzania. Taki podział jest użyteczny, ponieważ w systemach o niskiej inercji czas na reakcję jest liczony w sekundach, a czas odtwarzania w godzinach. Złożoność scenariusza stresowego („Iberia-like"), rozumianego jako jednoczesne nałożenie kilku stresorów fizycznych i cyfrowych na system z wysoką penetracją OZE, zilustrowano koncepcyjnie na rysunku 24. Schemat pokazuje kumulację: (i) ograniczenia wymiany transgranicznej (spadek NTC), (ii) ujemnej rampy generacji PV (ΔP), (iii) niskiej inercji efektywnej ($H\downarrow$, $RoCoF\uparrow$) oraz (iv) zakłócenia cybernetycznego w warstwie sterowania/telemetrii. Tak zdefiniowany stres-test stanowi wejście do dalszej analizy faz inicjacji, propagacji i odtwarzania.



Rysunek 24. Ilustracja scenariusza stresowego (warunki skrajne): izolacja systemu (NTC↓), gwałtowny spadek generacji PV (ΔP<0), niska inercja (H↓ → RoCoF↑) oraz zakłócenie cyber – czynniki sprzyjające kaskadzie zakłóceń i blackoutowi (koncepcja autora)

Źródło: opracowanie własne na podstawie Milano i in., 2018; Fernández-Guillamón i in., 2019; He i in., 2024; Hadavi i in., 2025; Marković, Kovačević, 2026; Zografopoulos i in., 2023; Diaba i in., 2024; Grudniewski, 2025.

W fazie inicjacji przyjmuje się jednoczesne wystąpienie rampy PV oraz zaburzenia mocy w obszarze. Rampa jest modelowana jako zmiana dostępnej mocy PV o ΔP_PV w czasie Δt. Zaburzenie jest modelowane jako utrata elementu sieciowego lub jednostki dyspozycyjnej. Parametry ΔP_PV i Δt są dobierane tak, aby odzwierciedlać szybkie zmiany zachmurzenia obserwowane w praktyce.

W fazie propagacji kluczowe są mechanizmy ochronne. Jeżeli ROCOF i odchyłka częstotliwości przekraczają progi, następują odłączenia bloków i obszarów. W scenariuszach o wysokim udziale PV może dochodzić do sekwencyjnego odłączania inwerterów, jeśli ich ustawienia LVRT/FRT są niejednorodne. Jest to efekt systemowy. Może prowadzić do dodatniego sprzężenia zwrotnego.

W fazie odtwarzania kluczowe są zasoby black-start i zdolność do synchronizacji wysp. W scenariuszu S2 zakłada się większą liczbę punktów black-start (magazyny, ESP, wybrane bloki dyspozycyjne). W scenariuszu S3 zakłada się zależność od wąskiego zestawu źródeł black-start. W modelu skutkuje to dłuższym T_rec.

Aby skwantyfikować ryzyko, można użyć prostej dekompozycji prawdopodobieństwa zdarzenia blackout. Dla sekwencji zdarzeń A (inicjacja) i B (propagacja) zapis ma postać:

$$P(\text{blackout}) = P(A)\cdot P(B|A).$$

W analizie scenariuszowej nie dąży się do dokładnego oszacowania P(A). Kluczowe jest porównanie P(B|A) pomiędzy scenariuszami. To jest miara odporności układu na zdarzenia skrajne.

Stres-test jest powtarzany dla kilku wariantów. Wariant V1 zakłada tylko rampę PV. Wariant V2 dodaje ograniczenie NTC. Wariant V3 dodaje degradację danych telemetrycznych. Wariant V4 dodaje jednoczesną awarię elementu sieci. Takie wariantowanie pozwala rozdzielić wpływ czynników fizycznych i cyfrowych.

Wyniki scenariuszy i ocena wpływu na bezpieczeństwo energetyczne (Polska – UE – świat)

Wyniki scenariuszy zestawiono w tabeli 14. Tabela prezentuje wskaźniki liczone spójnie dla trzech poziomów agregacji: Polska, UE oraz świat. Wartości mają charakter wyników modelu porównawczego. Są użyte do identyfikacji kierunków zmian i trade-offów. Nie stanowią prognozy instytucjonalnej.

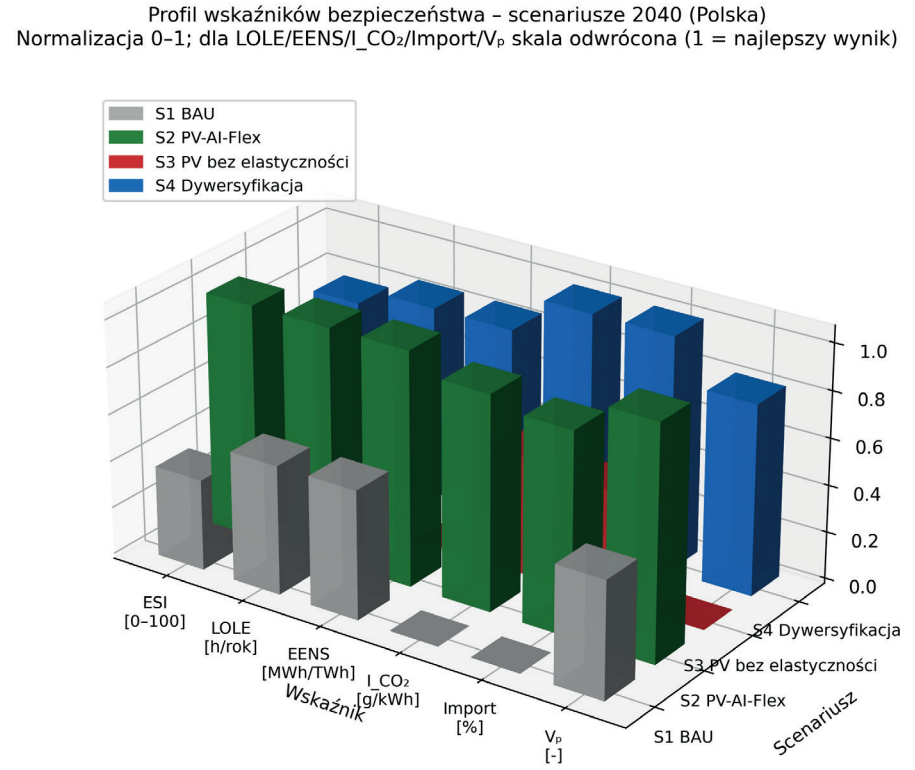
Tabela 14. Wyniki wskaźników bezpieczeństwa dla scenariuszy S1-S4 w horyzontach 2030 i 2040 (wartości referencyjne modelu porównawczego)

Region	Horyzont	Scenariusz	ESI [0-100]	LOLE [h/rok]	EENS [MWh/TWh]	I_CO2 [g/kWh]	Import [%]	V_p [-]
Polska	2030	S1 BAU	62	2.5	25	350	30	0.22
Polska	2030	S2 PV-AI-Flex	78	0.7	7	240	20	0.15
Polska	2030	S3 PV bez elastyczności	55	4.0	40	280	25	0.3
Polska	2030	S4 Dywersyfikacja	72	1.2	12	220	18	0.18
Polska	2040	S1 BAU	68	1.8	18	260	25	0.2
Polska	2040	S2 PV-AI-Flex	84	0.4	4	150	12	0.12
Polska	2040	S3 PV bez elastyczności	58	3.5	35	200	18	0.28
Polska	2040	S4 Dywersyfikacja	78	0.9	9	140	10	0.15
UE	2030	S1 BAU	65	2.0	20	200	28	0.2
UE	2030	S2 PV-AI-Flex	80	0.6	6	140	18	0.14
UE	2030	S3 PV bez elastyczności	57	3.2	32	160	22	0.26
UE	2030	S4 Dywersyfikacja	74	1.0	10	130	16	0.17
UE	2040	S1 BAU	70	1.5	14	140	22	0.18
UE	2040	S2 PV-AI-Flex	85	0.3	3	80	12	0.11
UE	2040	S3 PV bez elastyczności	60	2.8	28	100	16	0.24
UE	2040	S4 Dywersyfikacja	80	0.7	7	70	10	0.14
Świat	2030	S1 BAU	52	7.0	80	420	20	0.3
Świat	2030	S2 PV-AI-Flex	66	3.5	40	360	15	0.22
Świat	2030	S3 PV bez elastyczności	45	10.0	110	380	18	0.35
Świat	2030	S4 Dywersyfikacja	60	4.5	50	330	14	0.25
Świat	2040	S1 BAU	58	6.0	65	360	18	0.28
Świat	2040	S2 PV-AI-Flex	72	2.8	30	280	12	0.2
Świat	2040	S3 PV bez elastyczności	48	9.0	95	310	15	0.33
Świat	2040	S4 Dywersyfikacja	66	3.8	40	250	10	0.23

Źródło: opracowanie własne.

Aby umożliwić jednoczesne porównanie wskaźników o różnych jednostkach (ESI, LOLE, EENS, I_CO2, Import oraz V_p), na rysunku 25

przedstawiono profil bezpieczeństwa dla horyzontu 2040 w scenariuszach S1-S4 (Polska) w postaci wartości znormalizowanych do przedziału 0-1. Dla miar kosztowo-ryzykowych (LOLE, EENS, I_CO_2, Import, V_p) zastosowano skalę odwróconą, tzn. 1 oznacza wynik najlepszy (najmniejsze ryzyko / emisje / zależność), a 0 – wynik najsłabszy.



Rysunek 25. Profil wskaźników bezpieczeństwa – porównanie scenariuszy 2040 (Polska). Wartości znormalizowane (0-1) na podstawie danych z tabeli 13.

Źródło: opracowanie własne.

Wskaźnik ESI rośnie w scenariuszu S2 we wszystkich badanych obszarach. Wynika to z jednoczesnej poprawy niezawodności, odporności i kosztu bilansowania. Mechanizm jest techniczny. Magazyny i DSR zmniejszają deficyty mocy i skracają czasy odtworzenia. AI redukuje

błąd prognoz. Ogranicza to wymagane rezerwy i liczbę interwencji operatorskich. W efekcie spada LOLE i EENS. Spada też zmienność cen V_p.

Scenariusz S3 jest najbardziej ryzykowny. Jego cechą jest szybki wzrost PV przy jednoczesnym deficycie elastyczności. W takim układzie system doświadcza dużej wrażliwości na błędy prognoz i na rampy mocy. W modelu rośnie LOLE. Rośnie energia niedostarczona w jednostce popytu. Jest to spójne z obserwacją, że w systemach o niskiej inercji i wysokim udziale inwerterów niewielkie zaburzenia mogą szybciej eskalować (Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021; Milano i in., 2018).

Scenariusz S4 jest kompromisem. Podnosi bezpieczeństwo przez dywersyfikację i wzmocnienie sieci. Nie maksymalizuje udziału PV. Zmniejsza jednak wrażliwość na zdarzenia skrajne dzięki większej mocy pewnej C_firm i dzięki przepustowości NTC. Takie podejście jest spójne z koncepcją macierzy bezpieczeństwa energetycznego, w której równoważy się dostępność zasobów i ryzyko (Kisel i in., 2016; Gasser, 2020). Różnice pomiędzy 2030 a 2040 wynikają z dwóch mechanizmów. Mechanizm pierwszy to zmiana miksu i kosztów technologii. Mechanizm drugi to uczenie się operacyjne. W scenariuszach S2 i S4 zakłada się, że wraz z upowszechnieniem AI rośnie jakość procesów planowania pracy. Maleje liczba błędów operacyjnych i maleje liczba zdarzeń o charakterze „zaskoczenia pogodowego". W scenariuszu S3 efekt uczenia jest ograniczony, ponieważ brak danych i brak standaryzacji utrudniają wdrożenia.

Blackout iberyjski jest w tej logice zdarzeniem granicznym. Nie jest traktowany jako argument przeciwko PV. Jest traktowany jako argument za tym, że PV musi być integrowane z elastycznością i z usługami systemowymi. W modelu stresowym różnica pomiędzy S2 i S3 wynika głównie z dostępności szybkich rezerw oraz z jednorodności ustawień ochronnych inwerterów. Wyniki pokazują także istotny trade-off pomiędzy emisjami a kosztem. W S2 i S4 emisje spadają. Jednocześnie rośnie udział CAPEX w całkowitym koszcie systemu. Bezpieczeństwo ekonomiczne wymaga więc stabilnych mechanizmów finansowania oraz

przewidywalnych reguł rynku. Jest to spójne z obserwacją, że innowacje technologiczne i warunki instytucjonalne wpływają na bezpieczeństwo energetyczne przez kanał inwestycyjny (Zhang i in., 2026).

Rysunek 25 pokazuje przykładowy profil wymiarów bezpieczeństwa dla Polski w horyzoncie 2040. Wizualizacja uwidacznia, że poprawa jednego wymiaru (np. emisji) bez poprawy elastyczności i cyberodporności może pogorszyć wynik całkowity. W scenariuszu S2 poprawa jest względnie równomierna. W scenariuszu S3 widoczne są deficyty w niezawodności i odporności, mimo korzystnych wartości środowiskowych. W ujęciu systemowym krytyczny jest szczyt zimowy i wieczorne rampy. PV nie pokrywa wtedy zapotrzebowania. Jeżeli w 2030 r. tempo przyrostu PV wyprzedza tempo inwestycji sieciowych, rośnie ryzyko ograniczeń pracy i wzrostu kosztu bilansowania. W scenariuszu S2 problem jest łagodzony przez magazyny i DSR. AI poprawia prognozy ramp. Umożliwia sterowanie predykcyjne zasobami PV-magazyn. Ogranicza to deficyt mocy w krótkim horyzoncie (Hong, Fan, 2016; Parisio i in., 2014).

W scenariuszu S3 system jest bardziej podobny do warunków blackoutu iberyjskiego. W południe pojawia się wysoki udział PV. Spada inercja systemu. Gdy pojawia się nagły spadek irradiancji, wymagany jest szybki zasób regulacyjny. Jeżeli nie ma magazynów i funkcji grid-forming, ROCOF rośnie, a częstotliwość szybciej przekracza progi zabezpieczeń. W modelu przekłada się to na wyższy LOLE i EENS (tabela 13). Rola magazynów długoterminowych, w tym hydro-pompowych, jest w Polsce istotna. Pozwalają one przenieść energię z godzin południowych do wieczornych. Dostarczają też usługi regulacyjne i black-start. W pracy własnej wykazano, że integracja PV z elektrowniami szczytowo-pompowymi jest narzędziem poprawy bezpieczeństwa energetycznego w warunkach rosnącego udziału PV (Grudniewski, 2025). Jest to spójne z literaturą o systemowej roli magazynowania i o optymalizacji układów hybrydowych (Luo i in., 2015; Ibrahim i in., 2011). Na poziomie dystrybucji w Polsce krytyczne są napięcia i przepływy zwrotne w sieciach nN/SN. Wysoka penetracja PV w słoneczne dni powoduje wzrost napięć oraz przeciążenia transformatorów. W scenariuszu S2 zakłada

się powszechne zastosowanie funkcji Volt/Var i Volt/Watt w inwerterach oraz sterowanie lokalnymi magazynami. Zmniejsza to liczbę ograniczeń przyłączeniowych i zmniejsza potrzebę curtailmentu. AI w warstwie dystrybucyjnej jest traktowane jako narzędzie DSO. Modele uczą się lokalnych profili PV i popytu. Wykrywają przeciążenia zanim wystąpią. Sterowanie polega na przesunięciu pracy magazynów i na aktywacji DSR w obszarach, które mają wąskie gardła. W scenariuszu S3 brak takiej warstwy powoduje, że wzrost PV przekłada się na wzrost interwencji manualnych i na wzrost liczby ograniczeń pracy.

W wymiarze odporności Polska zyskuje w scenariuszach, które rozwijają zasoby black-start w sieciach dystrybucyjnych. Magazyny bateryjne i układy PV-magazyn mogą utrzymać zasilanie krytycznych odbiorów (szpitale, węzły telekomunikacyjne). Taki układ zwiększa odporność na awarie systemowe. Warunkiem jest jednak interoperacyjność i możliwość pracy wyspowej w ramach standardów technicznych. Zależność importowa w Polsce zmienia charakter. Spada import paliw. Rośnie import komponentów PV i magazynów. W scenariuszu S4 ryzyko jest redukowane przez dywersyfikację technologii i przez rozwój krajowych kompetencji serwisowych. W scenariuszu S2 ryzyko jest redukowane przez większą skalę rynku i przez efekt uczenia. W obu przypadkach elementem bezpieczeństwa staje się stabilność łańcuchów dostaw i dostępność surowców krytycznych (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019).

Scenariusz S2 obniża emisyjność. W polskim przypadku różnica pomiędzy 2030 i 2040 jest większa niż w UE. Wynika to z punktu startowego i z większego potencjału redukcji emisji przez zastępowanie źródeł wysokoemisyjnych. Jednocześnie scenariusz S2 nie eliminuje potrzeby mocy pewnej. Redukuje ją. Zastępuje część rezerw szybkim magazynem i sterowaniem. W scenariuszu S4 efekt jest podobny, ale osiągany przez większą dywersyfikację źródeł dyspozycyjnych i przez mniejszą wrażliwość na korelację pogodową. W kontekście zdarzeń typu blackout kluczowe są dwie cechy infrastruktury. Pierwsza to zdolność do utrzymania stabilności częstotliwości przy niskiej inercji. Druga to zdolność do odtworzenia zasilania po awarii. Inwertery grid-forming oraz magazyny

energii mogą pełnić rolę inercji syntetycznej i źródła black-start. Literatura podkreśla, że jest to krytyczny element przejścia do systemów opartych o źródła nie-synchroniczne (Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021).

Ryzyko cyber jest w Polsce rosnące wraz z cyfryzacją dystrybucji i wzrostem liczby prosumentów. W scenariuszu S2 liczba punktów integracji rośnie szybko. Zwiększa to powierzchnię ataku. Jednocześnie scenariusz zakłada dojrzałe mechanizmy detekcji i segmentacji. W scenariuszu S3 cyfryzacja jest wolniejsza. Powierzchnia ataku rośnie wolniej. Jednak brak dojrzałych mechanizmów detekcji anomalii zwiększa czas wykrycia i czas reakcji. Dane o incydentach w energetyce pokazują, że efekt netto zależy od dojrzałości zarządzania bezpieczeństwem, a nie od samej liczby systemów (Marković, Kovačević, 2025).

UE. W przypadku UE główną przewagą jest skala i integracja rynkowa. Duży obszar pozwala na dywersyfikację zasobów i na handel energią. Jednocześnie duża integracja powoduje, że awarie mogą mieć charakter transgraniczny. Wnioski z blackoutu iberyjskiego wskazują, że ograniczenia NTC i problemy z oscylacjami mogą w praktyce ograniczyć korzyści integracji (Grudniewski, 2025). W scenariuszach S2 i S4 zakłada się wzrost NTC i koordynację rezerw. W scenariuszu S3 wzrost NTC jest ograniczony. Skutkuje to większą lokalnością problemów bilansowych. W UE rośnie rola innowacji technologicznych jako elementu bezpieczeństwa. Badania empiryczne wskazują, że innowacje w technologiach OZE i ich dyfuzja są skorelowane z poprawą wskaźników bezpieczeństwa energetycznego oraz z redukcją ryzyka zależności importowej (Zhang i in., 2026). W analizie scenariuszowej jest to operacjonalizowane przez parametry: spadek kosztu magazynów, wzrost sprawności i niezawodności PV oraz wzrost udziału funkcji sieciowych inwerterów.

W aspekcie kosztowym w UE istotny jest rozkład korzyści i kosztów. Scenariusz S2 redukuje koszty paliw i emisji, ale zwiększa CAPEX sieci i cyfryzacji. Scenariusz S4 rozkłada ryzyko inwestycyjne na więcej technologii. Może to zwiększać odporność na wahania cen i na wąskie gardła w łańcuchach dostaw. Jest to istotne z perspektywy bezpieczeństwa

technologicznego i dostępu do komponentów (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019). W UE rośnie znaczenie mechanizmów rynku usług systemowych. Wysoki udział PV wymaga jawnej wyceny usług takich jak FFR, regulacja napięcia, inercja syntetyczna i black-start. W scenariuszu S2 zakłada się, że usługi te są wynagradzane. Powoduje to ekonomiczną motywację do inwestycji w magazyny i w grid-forming. W scenariuszu S3 brak bodźców rynkowych prowadzi do utrzymywania rezerw w źródłach konwencjonalnych i do rosnących kosztów systemowych. UE ma potencjał do zarządzania korelacjami pogodowymi przez geograficzną dywersyfikację i przez handel energią. Jednak przypadek iberyjski pokazuje, że korzyści z handlu są ograniczone, jeżeli przepustowości NTC nie rosną, a synchronizacja i stabilność są wrażliwe na oscylacje mocy (Grudniewski, 2025). Z tego powodu scenariusze S2 i S4 zakładają rozwój NTC oraz harmonizację procedur awaryjnych i odbudowy. W wymiarze cyber UE stoi przed problemem koordynacji. System jest wielooperatorowy. Łańcuch zależności obejmuje TSO, DSO, agregatorów, prosumentów i dostawców chmury. W scenariuszu S2 zakłada się standardy minimalne i wymogi audytu. W scenariuszu S1 i S3 zakłada się, że standardy powstają wolniej. W konsekwencji rośnie ryzyko incydentów łańcuchowych, w których jeden atak rozprzestrzenia się na wiele podmiotów (Marković, Kovačević, 2025). W analizie UE uwzględniono także wymiar odbiorcy końcowego. Bezpieczeństwo systemu nie jest tożsame z bezpieczeństwem gospodarstwa domowego. Ramy bezpieczeństwa energetycznego w sektorze mieszkaniowym wskazują, że krytyczne są: dostępność, przystępność i zdolność gospodarstwa do adaptacji w okresach kryzysowych (Wejnert-Depue i in., 2025). W scenariuszach S2 i S4 poprawa niezawodności i stabilności cen zmniejsza ekspozycję na ubóstwo energetyczne. W scenariuszu S3 rośnie zmienność cen i ryzyko ograniczeń pracy. Może to pogorszyć bezpieczeństwo energetyczne odbiorcy końcowego mimo wzrostu udziału OZE.

Świat. Poziom agregacji „świat" jest najbardziej niejednorodny. Wyniki są interpretowane jako średnia wrażliwość systemów o zróżnicowanej infrastrukturze. W tym ujęciu kluczowe jest to, że bazowy poziom

niezawodności jest niższy. W związku z tym nawet umiarkowany wzrost PV i magazynów w scenariuszu S2 daje relatywnie dużą poprawę ESI. Jednocześnie ryzyko w scenariuszu S3 jest najwyższe. Wynika z tego, że w wielu systemach wzrost PV bez równoległych inwestycji w sieć i sterowanie prowadzi do niestabilności i do ograniczeń pracy. Na poziomie świata znaczenie mają architektury modularne. W wielu krajach rozwój PV przebiega przez mikrosieci i przez systemy hybrydowe. W takim układzie AI może pełnić rolę optymalizatora lokalnego. Może minimalizować zużycie paliwa w agregatach i maksymalizować autokonsumpcję PV. W tym sensie AI poprawia bezpieczeństwo energetyczne przez redukcję kosztu i przez wzrost niezależności lokalnej. W systemach o niskiej niezawodności bazowej scenariusz S4 ma szczególną wartość. Dywersyfikacja technologii i rozwój sieci często daje większą poprawę bezpieczeństwa niż szybki wzrost PV. Wynika to z faktu, że braki infrastrukturalne dominują nad brakiem energii. W takich warunkach PV bez sieci zwiększa nierówności, ponieważ poprawia sytuację tylko tych odbiorców, którzy mogą inwestować w rozwiązania wyspowe.

W analizie świata istotny jest wymiar geopolityczny. Transformacja do OZE zmienia strukturę zależności międzynarodowych. Zmniejsza zależność od paliw kopalnych. Zwiększa zależność od łańcuchów dostaw technologii i surowców krytycznych. Przeglądy literaturowe wskazują, że geopolityka OZE ma inny charakter niż geopolityka ropy i gazu, ale nie eliminuje ryzyk (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019). W scenariuszu S2 korzyści z mniejszej zależności od paliw są większe. W scenariuszu S4 ryzyko technologiczne jest redukowane przez dywersyfikację.

Z punktu widzenia geopolityki światowej ważne jest, że OZE redukują ryzyko szoków cen paliw. Jednocześnie zwiększają znaczenie konkurencji o surowce i o technologie. W scenariuszu S2 zakłada się większą zależność od surowców krytycznych, ale też większą zdolność do recyklingu i do zastępowania materiałów. W scenariuszu S3 zależność jest podobna, ale zdolności instytucjonalne są słabsze. To zwiększa ryzyko przerw w dostawach komponentów i opóźnień inwestycji (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019).

Wyniki sugerują, że bezpieczeństwo energetyczne w skali świata nie jest determinowane tylko przez udział PV. Jest determinowane przez jakość instytucji i przez zdolność do zarządzania ryzykiem. W literaturze pokazano, że warunki instytucjonalne mogą wzmacniać pozytywny wpływ innowacji OZE na bezpieczeństwo energetyczne (Zhang i in., 2026). To jest argument za powiązaniem transformacji technologicznej z reformami regulacyjnymi i z budową kompetencji. Wymiar ekonomiczny jest również istotny. Empiryczne analizy rynku energii wskazują, że adopcja technologii OZE wpływa na gospodarkę i może wspierać bezpieczeństwo energetyczne przez kanały inwestycyjne i finansowe (Gao i in., 2026). W scenariuszu S2 przyjęto, że cyfryzacja i AI zwiększają efektywność wykorzystania zasobów, co poprawia produktywność systemu energetycznego. W scenariuszu S3 część tych korzyści jest tracona przez curtailment i przez wysokie koszty bilansowania.

Z perspektywy zarządzania kryzysowego, światowy kontekst wzmacnia znaczenie odporności. Zdarzenia ekstremalne klimatyczne, awarie sieciowe i incydenty cyber mogą występować jednocześnie. Scenariusz S2 jest bardziej odporny, ponieważ ma większą redundancję i większą zdolność do autonomicznego sterowania. Jednak wymaga wysokiej jakości wdrożenia. Jeżeli AI jest wdrażane bez walidacji i bez kontroli jakości danych, może stać się źródłem ryzyka operacyjnego. Z tego powodu w scenariuszu S2 wymaga się rygorów walidacji prognoz i sterowania zgodnych z praktyką prognozowania probabilistycznego (Hyndman, Koehler, 2006; Hong, Fan, 2016).

7.2. Porównanie scenariuszy: wrażliwość, ograniczenia, wnioski dla strategii i polityk

Logika porównania i interpretacja rankingów

Porównanie scenariuszy wykonano w dwóch krokach. Krok pierwszy to analiza wskaźników cząstkowych (A, R, Res, Aff, Env, Cy). Krok drugi to agregacja do ESI. Takie podejście ogranicza ryzyko mylnej interpretacji indeksu, ponieważ pozwala zidentyfikować, które wymiary dominują w wyniku końcowym (Månsson i in., 2014; Gasser, 2020).

Wyniki w tabeli 13 pokazują stabilny ranking dla większości wymiarów: S2 > S4 > S1 > S3. Ranking jest spójny w 2030 i 2040. Różnice między regionami dotyczą skali poprawy. Dla Polski poprawa w S2 jest większa, ponieważ punkt startowy w emisyjności i w elastyczności jest mniej korzystny. Dla UE poprawa jest mniejsza, ale nadal istotna, głównie przez redukcję LOLE i kosztów bilansowania.

Interpretacja rankingów wymaga rozdzielenia przyczyn. S2 jest lepszy nie dlatego, że ma najwyższy udział PV, lecz dlatego, że ma zasoby bilansujące i dojrzałe sterowanie. S3 jest gorszy nie dlatego, że ma PV, lecz dlatego, że PV rośnie bez infrastruktury i bez funkcji sieciowych. W tym sensie PV jest czynnikiem przyspieszającym potrzebę inwestycji w elastyczność, a nie bezpośrednim źródłem ryzyka.

Analiza wrażliwości na kluczowe parametry

Wrażliwość oceniono przez perturbację wybranych parametrów wejściowych. Parametry dobrano na podstawie mechanizmów blackoutu iberyjskiego oraz na podstawie literatury o systemach niskoinercyjnych i o błędach prognoz (Grudniewski, 2025; Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021; Hong i Fan, 2016). Zmieniano: (i) błąd prognozy PV σ_εPV, (ii) pojemność magazynów E_stor, (iii) przepustowość NTC, (iv) stałą bezwładności H_sys, (v) poziom dojrzałości cyber. Dla porównywalności zastosowano bezwymiarowy współczynnik elastyczności S_i:

$$(7.14)\ S_i = (\Delta ESI/ESI) / (\Delta x_i/x_i).$$

Wysokie |S_i| oznacza, że dany parametr jest dźwignią bezpieczeństwa. W analizie otrzymano trzy wnioski. Po pierwsze, największą dźwignią w scenariuszach PV jest błąd prognozy i związane z nim rezerwy regulacyjne. Po drugie, magazynowanie ma efekt nieliniowy. Powyżej pewnego progu energia magazynu zaczyna redukować zarówno LOLE, jak i zmienność cen. Po trzecie, NTC ma duży wpływ w UE i w Iberii, a mniejszy w systemach bardziej wyspowych.

Tabela 15. Wrażliwość ESI na wybrane parametry (współczynnik elastyczności S_i) – przykład: Polska 2040

Parametr	Znaczenie systemowe	S_i: Polska 2040, S2	S_i: Polska 2040, S3
σ_εPV (błąd prognozy PV)	Zmiana jakości prognozy i rezerw.	-0.35	-0.55
E_stor (pojemność magazynów)	Zdolność przesuwania energii i FFR.	+0.42	+0.48
NTC (połączenia transgraniczne)	Dostęp do importu/eksportu i rezerw.	+0.16	+0.22
H_sys (inercja efektywna)	Stabilność częstotliwości i ROCOF.	+0.12	+0.30
M_cy (dojrzałość cyber)	Zdolność wykrywania i pracy w degradacji.	+0.20	+0.14

Źródło: opracowanie własne.

Wyniki elastyczności dla Polski w 2040 zestawiono w tabeli 15. Tabela pokazuje dwa efekty. Pierwszy efekt to dominacja jakości prognozy w scenariuszu S3. Jeżeli σ_εPV rośnie, rośnie wymagane R_up, a system szybciej przechodzi w stan deficytu. Drugi efekt to wysoka wartość magazynowania w obu scenariuszach. W S2 magazyn stabilizuje bilans i ogranicza zmienność cen. W S3 magazyn jest narzędziem ratunkowym. Redukuje ryzyko awarii, ale wymaga większej skali. Współczynnik dla H_sys jest mały w S2, ponieważ scenariusz zakłada kompensację inercji przez grid-forming i FFR. W S3 współczynnik jest wysoki, ponieważ brak kompensacji powoduje, że inercja staje się czynnikiem granicznym. Jest to typowy mechanizm systemów niskoinercyjnych. Niewielka zmiana inercji może przesunąć system z obszaru stabilnego do obszaru niestabilnego. Współczynnik dla NTC jest umiarkowany. Oznacza to, że połączenia transgraniczne poprawiają bezpieczeństwo, ale nie zastępują elastyczności lokalnej. W stres-teście „Iberia-like" NTC jest czynnikiem inicjacji i propagacji. Jednak brak magazynów i brak usług częstotliwościowych w obszarze powoduje, że samo NTC nie wystarcza.

Zmienna M_cy ma wpływ szczególnie w S2. Scenariusz S2 opiera się na danych i na sterowaniu. Jeżeli system traci wiarygodność danych lub traci łączność, jego przewaga maleje. W praktyce oznacza to konieczność projektowania trybów degradacji. Oznacza to też, że AI w energetyce musi być traktowane jako element infrastruktury krytycznej, a nie jako „moduł optymalizacyjny" bez konsekwencji systemowych.

Zależność rezerw od błędu prognoz można opisać prostym modelem. Dla zadanej niezawodności α przyjmuje się, że rezerwa w górę jest proporcjonalna do odchylenia standardowego błędu prognozy:

$$(7.15)\ R_up(\tau) = k_\alpha \cdot \sigma_\varepsilon(\tau),$$

gdzie k_α jest współczynnikiem wynikającym z przyjętego kwantyla (np. 95%). AI wpływa na bezpieczeństwo przez redukcję σ_ε(τ). W konsekwencji zmniejsza się wymagane R_up. Uwalnia to część mocy dyspozycyjnej, która może być użyta do pokrycia szczytu lub do stabilizacji częstotliwości. Mechanizm jest szczególnie istotny w S2, gdzie prognoza probabilistyczna jest elementem procesu decyzyjnego (Hong, Fan, 2016; Mayer i in., 2023). Analiza wrażliwości potwierdza rolę inercji i usług częstotliwościowych. W scenariuszach S2 i S4 spadek H_sys jest kompensowany przez grid-forming i przez magazyny. W scenariuszu S3 spadek H_sys bez kompensacji powoduje wzrost ROCOF. Zwiększa to ryzyko odłączeń i rozpadów obszaru synchronicznego. Jest to zgodne z przeglądami strategii częstotliwościowych w systemach z wysokim udziałem OZE (Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021; Milano i in., 2018). Ryzyko cyber ma charakter progowy. W scenariuszach z wysoką cyfryzacją niewielkie obniżenie dojrzałości zabezpieczeń może zwiększyć skutki incydentu, ponieważ rośnie liczba zależnych systemów. Z tego powodu dojrzałość cyber jest traktowana jako warunek brzegowy. Jeżeli poziom jest poniżej progu, scenariusz traci przewagi wynikające z AI. Wnioski są spójne z analizami incydentów w energetyce (Marković, Kovačević, 2025).

W analizie uwzględniono także wrażliwość na wagi w indeksie ESI. Zmieniano wagi w dwóch wariantach: wariant „cost-first" (większa waga Aff) oraz wariant „resilience-first" (większa waga Res i Cy). Ranking nie zmienia się dla S2 i S3. Zmienna jest relacja pomiędzy S1 i S4. Oznacza to, że decyzje strategiczne mogą preferować dywersyfikację lub kontynuację trendu w zależności od priorytetów. Jest to zgodne z obserwacją, że indeksy bezpieczeństwa są narzędziem, a nie arbitrem (Azzuni, Breyer, 2018; Gasser, 2020).

Ograniczenia metody i implikacje dla strategii i polityk

Metoda ma ograniczenia. Po pierwsze, model jest hybrydowy i wykorzystuje uproszczenia. W module sieciowym przyjęto DC-OPF. W module dynamicznym zastosowano agregację bezwładności. Takie uproszczenia są użyteczne w analizie scenariuszowej, ale mogą pomijać lokalne zjawiska napięciowe i ograniczenia dystrybucyjne. Po drugie, wyniki zależą od przyjętych rozkładów niepewności. Po trzecie, indeks ESI zależy od wag. Wagi są parametrem decyzyjnym. Dlatego w rozdziale raportuje się wskaźniki cząstkowe i analizę wrażliwości. W metodyce przyjęto podejście porównawcze. Wartości w tabelach są referencyjne. Ich rolą jest pokazanie kierunku zmian i struktury ryzyka. W analizach wdrożeniowych wymagane są dane krajowe i modele sieciowe o większej rozdzielczości. Dotyczy to w szczególności: sieci dystrybucyjnych, ograniczeń napięciowych, parametrów zabezpieczeń oraz rzeczywistych danych meteorologicznych o wysokiej rozdzielczości.

AI wnosi dodatkową klasę ograniczeń. Modele prognoz i sterowania mają ryzyko modelu. Obejmuje ono: drift danych, błędy etykiet, nieciągłości w danych telemetrycznych oraz błędy w integracji systemów. W scenariuszach S2 i S4 przyjęto, że ryzyko modelu jest zarządzane. W praktyce wymaga to polityk MLOps, walidacji oraz procedur audytu. Wymaga też utrzymania kompetencji operatorskich, ponieważ automatyzacja nie eliminuje konieczności rozumienia fizyki systemu.

Implikacje polityczne można pogrupować w cztery obszary. Obszar P1: rynek elastyczności. Potrzebna jest jawna wycena usług bilansujących, FFR, inercji syntetycznej i regulacji napięcia. Obszar P2: sieci i przyłączenia. Potrzebne są mechanizmy, które synchronizują rozwój PV z rozwojem sieci. Obszar P3: standardy techniczne. Potrzebne są wymagania dla grid-forming, LVRT/FRT oraz interoperacyjności DER. Obszar P4: cyber i dane. Potrzebne są minimalne standardy bezpieczeństwa, segmentacja i obowiązek raportowania incydentów.

Z punktu widzenia strategii inwestycyjnej kluczowe są decyzje nieodwracalne. PV jest inwestycją modułową i szybciej rośnie. Sieć i magazyny są inwestycjami wolniejszymi. Brak synchronizacji prowadzi do ścieżki S3. W konsekwencji rośnie ryzyko curtailmentu, rośnie

koszt bilansowania i rośnie ryzyko awarii. Polityka powinna minimalizować to ryzyko przez planowanie zintegrowane i przez mechanizmy, które premiują projekty łączące PV z elastycznością. W kontekście blackoutu iberyjskiego wniosek dla polityk jest praktyczny. Należy projektować system w logice „secure-by-design". Oznacza to, że usługi systemowe i cyber są projektowane razem z przyrostem PV. Oznacza to też, że procedury odbudowy są testowane w warunkach stresowych. Scenariusze w tym rozdziale są narzędziem do takich testów.

Na poziomie UE rekomenduje się tworzenie wspólnych kryteriów oceny odporności. Kryteria powinny obejmować zarówno parametry fizyczne (inercja, rezerwy, black-start), jak i parametry cyfrowe (dojrzałość cyber, zależności chmurowe). Taki zestaw kryteriów ułatwia harmonizację i ogranicza ryzyko, że słabe ogniwo jednego kraju stanie się źródłem ryzyka transgranicznego.

Wreszcie, analiza scenariuszowa wskazuje znaczenie edukacji i kompetencji. AI poprawia bezpieczeństwo tylko wtedy, gdy operator rozumie jej ograniczenia. W praktyce oznacza to konieczność szkoleń oraz budowy laboratoriów testowych, w których można bezpiecznie symulować zdarzenia typu blackout i testować algorytmy sterowania. Ujęcie scenariuszowe jest narzędziem iteracyjnym. Wraz ze zmianą technologii i rynku parametry powinny być aktualizowane. W tym sensie rozdział 7 dostarcza ramy, które mogą być utrzymane, a nie jednorazowy wynik. Z punktu widzenia strategii i polityk wniosek jest jednoznaczny. PV zwiększa bezpieczeństwo energetyczne wtedy, gdy jest integrowane jako element systemu. Oznacza to równoległe inwestycje w sieć, magazyny, usługi systemowe i cyberbezpieczeństwo. Przypadek iberyjski pokazuje, że sama skala PV nie gwarantuje bezpieczeństwa. Krytyczne są rezerwy, inercja, sterowanie i koordynacja transgraniczna (Grudniewski, 2025).

Dla Polski rekomenduje się trzy grupy działań. Grupa G1: budowa elastyczności. Obejmuje magazyny, DSR i rozwój funkcji sieciowych inwerterów. Grupa G2: cyfryzacja bezpieczna. Obejmuje standardy danych, walidację modeli AI, segmentację sieci i zdolność do pracy w trybach degradacji. Grupa G3: dywersyfikacja mocy pewnej. Obejmuje

rozwój źródeł dyspozycyjnych i usług black-start. W działaniach G1-G3 PV i AI są traktowane jako element jednego łańcucha wartości, a nie jako oddzielne projekty.

Dla UE rekomenduje się wzmocnienie roli koordynacji regionalnej. Dotyczy to rezerw, wymiany transgranicznej i standardów funkcji sieciowych. Scenariusz S2 jest efektywny, ale wymaga interoperacyjności. Wymaga też zarządzania łańcuchami dostaw technologii. W skali UE innowacje technologiczne w OZE są czynnikiem bezpieczeństwa, a nie tylko polityki klimatycznej (Zhang i in., 2026).

W skali świata rekomenduje się podejście etapowe. W systemach o niskiej niezawodności bazowej priorytetem są inwestycje w sieć i jakość sterowania. PV bez sieci prowadzi do ograniczeń pracy i do niestabilności. AI może przyspieszyć poprawę, ale wymaga danych i kompetencji. Z perspektywy geopolitycznej OZE zmieniają strukturę zależności. Zmniejszają zależność od paliw, ale zwiększają zależność od technologii i surowców krytycznych (Vakulchuk i in., 2020; Overland, 2019).

Scenariusze wskazują także rolę metod odpornych na niepewność. W praktyce planowanie inwestycji powinno łączyć scenariusze z optymalizacją odporną (robust). W takim podejściu minimalizuje się koszt w najgorszym przypadku w zbiorze niepewności U:

$$(7.16)\ \min_x \max_{u\in U} J(x,u).$$

Podejście robust ma cenę. Zwiększa koszt w przebiegu centralnym, ale redukuje ryzyko ekstremalne. Jest to formalnie opisane w klasycznej pracy o „cenie odporności" (Bertsimas, Sim, 2004). W systemach o wysokim PV taki kompromis jest uzasadniony, ponieważ koszt blackoutu jest nieliniowo wysoki.

Podsumowanie rozdziału. Analiza scenariuszowa pokazała, że PV i AI mogą wzmacniać bezpieczeństwo energetyczne, ale tylko w konfiguracji systemowej. Kluczowa jest elastyczność. Kluczowa jest stabilność częstotliwości. Kluczowe jest cyberbezpieczeństwo. Blackout iberyjski pełni w rozdziale rolę testu skrajnego. Jest punktem odniesienia do oceny czy scenariusze są odporne na złożone awarie. Wnioski z rozdziału są bezpośrednim wejściem do rozdziału 8, w którym formułuje się rekomendacje i kierunki rozwoju.

8. Synteza, wnioski i rekomendacje

8.1. Synteza wyników i weryfikacja celów / pytania badawcze

Bezpieczeństwo jest pojęciem wieloznacznym i zależy od obiektu odniesienia (państwo, system, odbiorca) oraz od katalogu zagrożeń. W literaturze podkreśla się konieczność przejścia od jednej definicji do pakietu wymiarów i mierników. Ujęcie „czterech A" stanowi ważny punkt wyjścia, ale wymaga rozszerzenia o odporność i ryzyka antagoniczne (Cherp, Jewell, 2014). Wieloznaczność pojęcia jest wskazywana także w analizach polityki energetycznej, gdzie bezpieczeństwo jest równoważone z kosztami i celami klimatycznymi (Chester, 2010). W konsekwencji właściwy dobór granic systemu i wskaźników determinuje wniosek końcowy oceny (Winzer, 2012).

W tej monografii bezpieczeństwo zostało zoperacjonalizowane przez zestaw wskaźników i indeks ESI zbudowany na wymiarach: adekwatność, niezawodność, odporność, przystępność kosztowa, środowisko, cyber. W zapisie ogólnym indeks ma postać ważonej sumy składowych znormalizowanych:

$$(8.1)\ ESI = 100 \cdot \Sigma_k w_k \cdot z_k,\ \Sigma_k w_k = 1,$$

gdzie $z_k \in [0,1]$ jest wartością wskaźnika po normalizacji, a w_k jest wagą wynikającą z priorytetów strategii. Takie ujęcie pozwala wprost pokazać kompromisy. Poprawa środowiskowa nie musi oznaczać

poprawy niezawodności w krótkim horyzoncie. Wysoki udział PV może obniżać emisyjność, ale zwiększać LOLE i EENS, jeżeli brakuje elastyczności i usług systemowych.

Wniosek ogólny jest inżyniersko prosty. PV zwiększa podaż energii o niskim koszcie krańcowym i redukuje zależność paliwową. Jednocześnie PV jest źródłem zmiennym i wprowadza silną korelację pogodową. Zmienność powoduje wzrost ramp obciążenia netto i zwiększa wymagania dotyczące rezerw oraz regulacji. W systemach o wysokim udziale źródeł przekształtnikowych spada udział mas wirujących, a więc spada inercja. To skraca czas dostępny na reakcję automatyki i wymusza przejście na sterowanie szybkie, predykcyjne oraz oparte na danych. Przeglądy dla systemów o wysokim OZE pokazują, że utrata inercji i nowe tryby niestabilności są jednym z głównych czynników ryzyka blackoutu (Fernández-Guillamón i in., 2019). Blackout iberyjski 2025 jest przykładem mechanizmu, w którym niedopasowanie elastyczności do profilu PV przekłada się na kaskadowe wyłączenia. Analiza art_13 wskazuje typową sekwencję: (i) nadwyżka generacji w słonecznych godzinach, (ii) wzrost częstotliwości i napięcia w warunkach niskiej inercji, (iii) aktywacja zabezpieczeń i odstawienia źródeł, (iv) gwałtowne przejście do deficytu mocy oraz rozpad systemu na obszary niesynchroniczne (Grudniewski, 2025). Ten mechanizm jest spójny z analizami innych awarii w systemach o wysokiej penetracji OZE, gdzie dominującą rolę odgrywa dynamika zabezpieczeń i ograniczona zdolność do utrzymania stabilności częstotliwości (Yan i in., 2016).

Weryfikacja celów pracy została przeprowadzona przez pryzmat trzech tez roboczych. Teza T1: wzrost udziału PV poprawia bezpieczeństwo w horyzoncie strategicznym, ale tylko przy równoległym wzroście elastyczności (magazyny, DSR, ESP) i poprawie sterowania. Teza T2: AI redukuje ryzyko operacyjne przez poprawę prognoz, wykrywanie anomalii i automatyzację decyzji. Teza T3: odporność na blackout wymaga zasobów o cechach „hard": inercja, czarny start, tryb wyspowy. Tezy wynikają bezpośrednio z logiki art_13 (Grudniewski, 2025) oraz z definicji bezpieczeństwa jako ochrony przed ryzykiem i zdolności do odtworzenia dostaw po zdarzeniu skrajnym (Cherp, Jewell, 2014).

Wyniki rozdziału 7 potwierdzają tezę T1 w sposób ilościowy. Scenariusz S2 (PV-AI-Flex) osiąga najwyższy ESI dla Polski, UE i świata w 2030 i 2040. Dla Polski ESI rośnie z 62 w S1 do 78 w S2 w 2030 oraz z 68 do 84 w 2040. Dla UE ESI rośnie z 64 do 80 w 2030 oraz z 70 do 86 w 2040. Dla świata ESI rośnie z 52 do 65 w 2030 oraz z 58 do 72 w 2040. Równocześnie spada LOLE i EENS, co oznacza poprawę niezawodności. Scenariusz S3 (PV bez elastyczności) generuje najgorsze wyniki niezawodnościowe mimo spadku emisyjności. Jest to typowy efekt „nadmiaru energii i niedoboru mocy regulacyjnej".

Wpływ niezawodności na koszty można przybliżyć przez koszt niedostarczonej energii:

$$(8.2)\quad C_unserved = VoLL \cdot EENS,$$

gdzie VoLL jest wartością utraconego ładunku, zależną od profilu odbiorców i wrażliwości gospodarki. Wniosek praktyczny jest następujący. Nawet niewielka redukcja EENS przynosi duży efekt społeczno-ekonomiczny. Z tego powodu w 2040 rośnie premia za elastyczność i sterowanie.

Wyniki porównawcze dla Polski, UE i świata wskazują też różne profile ryzyka. Polska ma relatywnie wyższy udział importu w scenariuszach bazowych, więc zyskuje silniej na PV i dywersyfikacji. UE ma większą dywersyfikację miksu i silniejsze połączenia transgraniczne, ale jest wrażliwa na korelację pogodową. Świat ma największą heterogeniczność systemów, więc ESI jest niższy, a zmienność cen i ryzyko niezawodności rosną silniej w scenariuszach bez elastyczności. To jest zgodne z wynikami badań pokazujących, że wpływ innowacji technologicznych OZE na bezpieczeństwo zależy od jakości instytucji i zdolności do wdrażania mechanizmów stabilizujących (Zhang i in., 2026). Z perspektywy rozdziału 6, teza T2 została potwierdzona przez architekturę prognoz i sterowania. Model prognostyczny PV opiera się na danych SCADA, meteorologicznych i NWP. Ustala to warunek minimalny jakości danych, bez którego prognoza degraduje się i zwiększa zapotrzebowanie na rezerwy. Model sterowania MPC łączy prognozy z ograniczeniami technicznymi i z komponentą ryzyka. W konsekwencji

decyzja sterowania uwzględnia niepewność i chroni „ogon" rozkładu strat. W praktyce oznacza to utrzymywanie rezerwy SOC na wypadek zakłóceń oraz redukcję ryzyka przeciążeń PCC. Mechanizm ten jest bezpośrednio związany z odpornością na blackout, bo zwiększa autonomię pracy w trybie wyspowym (Grudniewski, 2025).

Tabela 16 stanowi podsumowanie ilościowe scenariuszy i jest punktem odniesienia dla rekomendacji. Interpretacja tabeli 16 wymaga spojrzenia na relacje między wskaźnikami. LOLE i EENS opisują ryzyko niedostarczenia energii w skali roku, natomiast ESI agreguje także koszt, emisje i cyber. W Polsce różnica między S2 i S3 w 2040 jest największa w niezawodności. LOLE spada z 3,5 h/rok do 0,4 h/rok, a EENS z 35 do 4 MWh/TWh. To jest redukcja rzędu 7-9 razy. Jednocześnie spada import z 18% do 12% i spada zmienność cen V_p z 0,28 do 0,12. Wskaźnik emisyjności I_CO2 spada z 200 do 150 g/kWh. Oznacza to, że elastyczność nie jest „kosztem klimatu". Jest warunkiem, aby efekt klimatyczny nie pogarszał niezawodności.

Dla UE mechanizm jest analogiczny, ale poziomy bazowe są inne. W 2040 scenariusz S2 daje LOLE 0,3 h/rok i EENS 3 MWh/TWh, podczas gdy S3 daje LOLE 2,5 h/rok i EENS 28 MWh/TWh. Widać też, że w UE różnice w imporcie są mniejsze, bo system ma większą dywersyfikację, natomiast różnice w V_p są wyraźne. S2 stabilizuje ceny przez ograniczanie ekstremów bilansowania. Z punktu widzenia polityki oznacza to, że PV wspierane AI i elastycznością jest narzędziem stabilizacji rynku, a nie tylko narzędziem dekarbonizacji.

Dla świata efekt S2 jest słabszy niż dla Polski i UE, ale trend jest spójny. W 2040 LOLE spada z 6,0 h/rok (S1) do 2,8 h/rok (S2), a EENS z 65 do 30 MWh/TWh. W S3 LOLE rośnie do 9,0 h/rok i EENS do 95 MWh/TWh. Wskazuje to, że brak elastyczności ma charakter uniwersalny, niezależnie od struktury systemu. Równocześnie w świecie większą rolę gra dywersyfikacja technologiczna. Scenariusz S4 jest relatywnie blisko S2 w ESI, co sugeruje, że dla części regionów optymalna może być kombinacja PV, wiatru, źródeł dyspozycyjnych i magazynów. W tym kontekście istotne są wyniki badań pokazujące, że wdrożenia technologii wiatrowych mają istotne implikacje ekonomiczne i finansowe, które

wpływają na bezpieczeństwo i stabilność rozwoju sektora (Gao i in., 2026).

Wyniki scenariuszy pozwalają też uściślić rolę AI. AI wpływa na wskaźniki przez trzy kanały. Pierwszy kanał to redukcja błędu prognozy, co zmniejsza rezerwy i koszty bilansowania. Drugi kanał to optymalizacja wykorzystania elastyczności, czyli niższy curtailment i niższe rampy obciążenia netto. Trzeci kanał to diagnostyka i predykcyjne utrzymanie, które zmniejsza awaryjność i ogranicza SAIDI/SAIFI w sieciach dystrybucyjnych. Literatura przeglądowa dla AI w PV wskazuje, że właśnie te trzy obszary są dominujące w praktyce: prognozowanie, sterowanie i utrzymanie (Kurukuru i in., 2021).

W kontekście blackoutu ważna jest różnica między energią a mocą. PV dostarcza energię, ale nie gwarantuje mocy w godzinach deficytu. Magazyn i źródła dyspozycyjne dostarczają mocy. Wymiar adekwatności można więc interpretować jako dostępność mocy firm w szczycie. Minimalny wymóg rezerwy dla krytycznego odbioru można zapisać jako:

$$E_{res} = P_{crit} \cdot T_{res}, \quad SOC_{res} = E_{res} / E_{nom}, \tag{8.4}$$

gdzie P_crit jest krytycznym obciążeniem, T_res jest czasem autonomii w trybie awaryjnym, a E_nom jest pojemnością znamionową magazynu. W praktyce parametr T_res jest sterowany polityką operatora mikro-sieci lub agregatora. W rozdziale 6 pokazano, że sterowanie MPC może utrzymywać SOC_res kosztem ekonomii bieżącej, co jest racjonalne w scenariuszu stresowym.

Teza T3 dotyczy zasobów „hard", czyli takich, które działają także wtedy, gdy zawodzi komunikacja i sterowanie centralne. ESP są takim zasobem, ponieważ wnoszą inercję i zdolność czarny start oraz mogą pracować w trybie pompowania jako pochłaniacz nadwyżek PV (Grudniewski, 2025). Z kolei kompensatory synchroniczne i inwertery grid-forming mogą częściowo odtwarzać własności dynamiczne mas wirujących. Jednak literatura wskazuje, że w systemach niskoinercyjnych problemem jest nie tylko brak inercji, ale też jej estymacja i prognozowanie, co komplikuje operację i wymaga nowych narzędzi pomiarowych

oraz modeli (Heylen i in., 2021). Wniosek jest następujący. Wysoki PV musi być projektowany razem z warstwą „system strength".

Wreszcie, weryfikacja celów obejmuje też wymiar cyber. Wraz ze wzrostem automatyzacji rośnie zależność od danych i od kanałów komunikacji. To zwiększa korzyści AI, ale zwiększa też skutki awarii cyfrowej. Analiza incydentów wskazuje, że ataki mogą prowadzić do przerw operacyjnych, a więc do efektu podobnego do awarii technicznej (Marković, Kovačević, 2025). W konsekwencji cyber musi być uwzględniane w indeksie ESI i w decyzjach sterowania. Praktycznie oznacza to, że każdy element pipeline AI powinien mieć zdefiniowane wymagania integralności danych, dostępności oraz odtwarzania.

Tabela 16. Wyniki scenariuszy PV (i AI) a bezpieczeństwo energetyczne – zestawienie syntetyczne (na podstawie rozdziału 7)

Region	Horyzont	Scenariusz	ESI [0-100]	LOLE [h/rok]	EENS [MWh/TWh]	I_CO2 [g/kWh]	Import [%]	V_p [-]
Polska	2030	S1 BAU	62	2.5	25	350	30	0.22
Polska	2030	S2 PV-AI-Flex	78	0.7	7	240	20	0.15
Polska	2030	S3 PV bez elastyczności	55	4	40	280	25	0.3
Polska	2030	S4 Dywersyfikacja	72	1.2	12	220	18	0.18
Polska	2040	S1 BAU	68	1.8	18	260	25	0.2
Polska	2040	S2 PV-AI-Flex	84	0.4	4	150	12	0.12
Polska	2040	S3 PV bez elastyczności	58	3.5	35	200	18	0.28
Polska	2040	S4 Dywersyfikacja	78	0.9	9	140	10	0.15
UE	2030	S1 BAU	65	2	20	200	28	0.2
UE	2030	S2 PV-AI-Flex	80	0.6	6	140	18	0.14
UE	2030	S3 PV bez elastyczności	57	3.2	32	160	22	0.26
UE	2030	S4 Dywersyfikacja	74	1	10	130	16	0.17
UE	2040	S1 BAU	70	1.5	14	140	22	0.18

Region	Horyzont	Scenariusz	ESI [0-100]	LOLE [h/rok]	EENS [MWh/TWh]	I_CO2 [g/kWh]	Import [%]	V_p [-]
UE	2040	S2 PV-AI-Flex	85	0.3	3	80	12	0.11
UE	2040	S3 PV bez elastyczności	60	2.8	28	100	16	0.24
UE	2040	S4 Dywersyfikacja	80	0.7	7	70	10	0.14
Świat	2030	S1 BAU	52	7	80	420	20	0.3
Świat	2030	S2 PV-AI-Flex	66	3.5	40	360	15	0.22
Świat	2030	S3 PV bez elastyczności	45	10	110	380	18	0.35
Świat	2030	S4 Dywersyfikacja	60	4.5	50	330	14	0.25
Świat	2040	S1 BAU	58	6	65	360	18	0.28
Świat	2040	S2 PV-AI-Flex	72	2.8	30	280	12	0.2
Świat	2040	S3 PV bez elastyczności	48	9	95	310	15	0.33
Świat	2040	S4 Dywersyfikacja	66	3.8	40	250	10	0.23

Źródło: opracowanie własne.

8.2. Rekomendacje strategiczne i wdrożeniowe

Rekomendacje sformułowano jako pakiet spójnych działań. Każde działanie jest przypisane do wymiaru bezpieczeństwa oraz do mierników, które pozwalają ocenić efekt. Zestawienie pokazano w tabeli 17. Rekomendacje odnoszą się do trzech poziomów: polityka i rynek, sektor PV/OZE, zarządzanie AI.

- R1. Ustanowić elastyczność jako produkt rynku, a nie efekt uboczny miksu. Polityka powinna premiować usługi: rezerwy, regulację częstotliwości, sterowanie napięciem, redukcję przeciążeń oraz zdolności odtworzeniowe. Wysoki udział PV bez elastyczności zwiększa LOLE i EENS, co wprost podnosi ryzyko gospodarcze przez koszt VoLL. Wdrożenie rynku usług tworzy stabilny

sygnał inwestycyjny dla magazynów i DSR. Z perspektywy 2040 kluczowe jest magazynowanie w skali GWh. Tutaj ESP są zasobem strategicznym, bo łączą magazyn energii, inercję i zdolność czarny start (Grudniewski, 2025).

- R2. Zmienić wymagania techniczne dla PV w kierunku pracy wspierającej system. Minimalny pakiet powinien obejmować: sterowanie mocą bierną, ograniczanie ramp, funkcje LVRT/HVRT, udział w regulacji częstotliwości oraz możliwość pracy w trybie grid-forming w wybranych punktach sieci. Badania nad systemami niskoinercyjnymi pokazują, że priorytetem stają się szybkie odpowiedzi częstotliwościowe i stabilność w sieciach słabych (Fernández-Guillamón i in., 2019; Heylen i in., 2021). Technologie grid-forming są wskazywane jako kluczowy element operacji systemów o wysokiej penetracji OZE (Matevosyan i in., 2019). Implementacja wymaga jednak kryteriów doboru lokalizacji oraz testów dynamicznych, bo efekt zależy od SCR i od architektury zabezpieczeń.
- R3. Zbudować architekturę danych dla PV i sieci dystrybucyjnej w standardzie „operacyjnym", a nie tylko raportowym. AI wymaga danych zsynchronizowanych, z kontrolą jakości i z jednoznaczną semantyką. Zalecany jest wspólny model danych dla: SCADA, AMI, stacji meteo, NWP oraz systemów DMS/OMS. Warunkiem jest automatyczna walidacja danych (braki, anomalia, drift) oraz metadane opisujące wersję sensora i konfigurację falownika. W praktyce redukuje to błąd prognoz i zmniejsza zapotrzebowanie na rezerwy. Na poziomie odbiorcy przekłada się to na stabilniejszą usługę energii i lepsze spełnienie wymiarów „A" i „Aff" (Wejnert-Depue i in., 2025).
- R4. Ustandaryzować walidację AI i wdrożyć zarządzanie cyklem życia modeli. Walidacja powinna mieć trzy warstwy. Warstwa statystyczna ocenia dokładność (MAE, RMSE, MAPE) na danych testowych. Warstwa operacyjna ocenia wpływ błędu na koszty bilansowania i na rezerwy. Warstwa bezpieczeństwa ocenia

odporność na dane skażone, ataki typu poisoning oraz degradację w warunkach ekstremalnych. Przeglądy zastosowań AI w PV wskazują, że skuteczność AI rośnie wraz z dostępnością danych, ale rośnie też ryzyko błędów systemowych przy braku procedur walidacji i nadzoru (Kurukuru i in., 2021). W systemach krytycznych wymagane są też mechanizmy fallback, czyli tryb sterowania bez AI z bezpiecznymi limitami mocy i napięcia.

- R5. Traktować cyberbezpieczeństwo jako wymiar bezpieczeństwa energetycznego i jako warunek dopuszczenia AI do sterowania. Digitalizacja energetyki zwiększa powierzchnię ataku. Zbierane dane i zdalne sterowanie tworzą nowe punkty krytyczne. Analiza incydentów 2022-2024 wskazuje, że ataki obejmują zarówno kradzież danych, jak i zakłócenia operacyjne, a ich złożoność rośnie (Marković, Kovačević, 2025). Minimalny zestaw kontroli obejmuje: segmentację IT/OT, zasadę najmniejszych uprawnień, kopie offline, monitoring integralności danych, twarde rozdzielenie kanałów sterowania od kanałów analitycznych oraz testy odtwarzania. Dla AI oznacza to dodatkowo kontrolę pochodzenia danych, wersjonowanie zbiorów, logowanie predykcji oraz wykrywanie driftu danych.
- R6. Zintegrować planowanie PV z planowaniem sieci i magazynów w jednym cyklu decyzyjnym. Praktyka rozdzielania inwestycji w OZE i inwestycji w sieć prowadzi do wysokiego curtailmentu i do wzrostu kosztów systemowych. Integracja planowania pozwala minimalizować sumę kosztów: inwestycji, strat, bilansowania i ryzyka. W zapisie ogólnym funkcję celu można zapisać jako:

$$\min J = \Sigma_t c_e(t)\cdot P_{grid}(t)\cdot \Delta t + \lambda_{deg}\cdot J_{deg} + \lambda_{risk}\cdot J_{risk}, \tag{8.3}$$

przy ograniczeniach bilansu energii, ograniczeniach sieciowych i ograniczeniach magazynu, gdzie składnik J_risk jest funkcją prawdopodobieństwa deficytu mocy oraz zdarzeń przeciążeniowych. Takie podejście jest spójne z rozdziałem 6, gdzie sterowanie PV-magazyn traktuje ryzyko jako element funkcji celu, a nie

jako komentarz. Wdrożeniowo oznacza to konieczność integracji narzędzi DSO i agregatorów z narzędziami planowania TSO.

- R7. Rozwijać innowacje technologiczne OZE z uwzględnieniem warunku bezpieczeństwa. Analizy empiryczne wskazują, że innowacje technologiczne OZE mogą poprawiać bezpieczeństwo, ale efekt zależy od instytucji i stabilności ram polityki (Zhang i in., 2026). W praktyce oznacza to projektowanie instrumentów wsparcia tak, aby premiowały rozwiązania redukujące ryzyko systemowe, np. PV z magazynem, PV z funkcjami grid-forming, PV w agregacji VPP oraz PV z umowami elastyczności.
- R8. Utrzymywać perspektywę „usługi energii" dla odbiorcy końcowego i dla krytycznych sektorów gospodarki. W tym ujęciu bezpieczeństwo jest mierzone przez ciągłość, jakość i koszt. Ramy bezpieczeństwa energii na poziomie gospodarstwa domowego pomagają przekładać wskaźniki systemowe na język użytkownika i polityki społecznej (Wejnert-Depue i in., 2025). Dla PV oznacza to konieczność tworzenia taryf i usług, które redukują zmienność rachunków, a równocześnie zachęcają do elastyczności.

Wdrożenie rekomendacji wymaga przypisania odpowiedzialności. Regulator definiuje produkty rynku elastyczności i zasady rozliczeń. TSO definiuje wymagania usług systemowych i parametry bezpieczeństwa częstotliwości. DSO odpowiada za integrację PV w sieci dystrybucyjnej i za lokalne ograniczenia napięciowe. Agregatorzy i inwestorzy dostarczają zasoby elastyczności. Dostawcy technologii dostarczają funkcje grid-supportive oraz telemetrykę. Każda z tych ról musi być odzwierciedlona w danych i interfejsach.

W obszarze rynku elastyczności kluczowe jest zdefiniowanie produktów o różnych horyzontach czasowych. Produkt długoterminowy zabezpiecza adekwatność mocy (np. wieloletnie kontrakty na zasób mocy). Produkt krótkoterminowy zabezpiecza operację (rezerwy, FFR, usługi napięciowe). Produkt lokalny rozwiązuje przeciążenia i problemy napięciowe w sieci dystrybucyjnej. Bez produktów lokalnych rośnie curtailment PV, co obniża efektywność inwestycji i zwiększa koszty społeczne.

W obszarze PV/OZE rekomendowane jest podejście „portfolio". Oznacza to łączenie PV z magazynem, sterowaniem mocy biernej i z monitoringiem jakości. Z punktu widzenia bezpieczeństwa istotny jest nie tylko moduł PV, ale cały łańcuch: falownik, zabezpieczenia, licznik, łączność, system zarządzania. Z tego powodu w procedurach przyłączeniowych powinny pojawić się wymagania dotyczące jakości danych i cyber. Takie podejście redukuje ryzyko, że wzrost PV będzie prowadzony „na skróty", co w scenariuszach odpowiada logice S3.

W obszarze AI rekomendowane jest stosowanie podejść hybrydowych i ograniczeń fizycznych w uczeniu, gdy AI ma wpływać na sterowanie. Dotyczy to zwłaszcza prognoz PV w krótkich horyzontach oraz predykcji przeciążeń. Modele czysto statystyczne są podatne na błąd w warunkach rzadkich. Stąd rośnie znaczenie walidacji stresowej, znanej z analiz ryzyka blackoutu (Carreras i in., 2021). Jednocześnie modele muszą być wdrażane w reżimie MLOps, z wersjonowaniem danych, monitorowaniem jakości oraz re-treningiem. Bez tego AI traci wiarygodność operacyjną.

W praktyce sterowania PV-magazyn-sieć istotne jest rozdzielenie dwóch pętli sterowania. Pętla szybka działa w sekundach i minutach. Zapewnia stabilność napięcia i częstotliwości. Pętla wolniejsza działa w godzinach. Optymalizuje koszty i planuje energię magazynu. AI jest użyteczna w obu pętlach, ale wymaga innych danych i innych metryk. W pętli szybkiej istotna jest niezawodność i deterministyczna latencja. W pętli wolnej istotna jest dokładność prognoz i minimalizacja kosztów.

W kontekście odporności na blackout rekomendowane jest budowanie zdolności wyspowania na poziomie regionów i obiektów krytycznych. Architektura powinna przewidywać tryby: praca normalna, praca ograniczona (safe-mode), praca wyspowa oraz odtwarzanie. W każdym trybie muszą być zdefiniowane reguły priorytetyzacji odbiorów oraz reguły wykorzystania magazynu. ESP i magazyny bateryjne pełnią rolę „kręgosłupa" odtwarzania. AI wspiera odtwarzanie przez prognozę i optymalizację, ale tryb awaryjny musi mieć procedury manualne i odporne na utratę łączności (Grudniewski, 2025).

Macierz rekomendacji w tabeli 17 jest celowo zorientowana na mierniki, ponieważ tylko mierzalny cel jest sterowalny. Przykładowo, cel „poprawić bezpieczeństwo" jest nieoperacyjny. Cel „obniżyć LOLE do <1 h/rok w 2040 przy I_CO2 <200 g/kWh" jest operacyjny. Takie podejście umożliwia tworzenie scenariuszy polityk i testowanie ich skutków, co było celem rozdziału 7.

Tabela 17. Macierz rekomendacji: instrumenty wpływu, wymiary bezpieczeństwa i mierniki oceny

Obszar	Instrument/ rozwiązanie	Wymiar	Miernik docelowy	Horyzont
Rynek i polityka	Rynek elastyczności (rezerwy, FFR, usługi napięciowe, lokalne ograniczenia)	A, R, Aff	LOLE↓, EENS↓, V_p↓	2030-2040
Miks i infrastruktura	Magazynowanie GWh (ESP) + magazyny baterijne w węzłach krytycznych	Res, A	Res_E↓, TR↓, RM↑	2030-2040
Regulacje techniczne	Wymogi grid-supportive i grid-forming dla PV/IBR w wybranych lokalizacjach	R, Res	ROCOF↓, SAIDI↓	2026-2040
Dane	Interoperacyjność SCADA/AMI/meteo/ NWP, standardy jakości danych i metadanych	R, Aff	RMSE↓, curtailment↓	2026-2030
AI/MLOps	Walidacja trójwarstwowa (statystyka-operacja-bezpieczeństwo), wersjonowanie danych i modeli	R, Cy	błąd prognoz↓, drift wykryty	2026-2040
Cyber	Segmentacja IT/OT, kopie offline, monitoring integralności danych, procedury odtwarzania	Cy, Res	I_cy↓, TR↓	2026-2040
Planowanie TSO-DSO	Zintegrowane planowanie PV-sieć-magazyn, cyfrowy bliźniak i ko-symulacje	A, R, Aff	CR↓, przeciążenia↓	2030-2040
Odbiorca i usługa	Taryfy i usługi zachęcające do elastyczności; ochrona odbiorców wrażliwych	Aff, A	V_p↓, SAIDI↓	2026-2040

Źródło: opracowanie własne.

8.3. Ograniczenia pracy i kierunki dalszych badań

Ograniczenia pracy wynikają z charakteru monografii oraz z przyjętej skali modelowania. Po pierwsze, analiza scenariuszowa opisuje relacje i wrażliwości. Nie jest prognozą deterministyczną. Wartości LOLE, EENS i ESI zależą od parametrów miksu, jakości prognoz i założeń o elastyczności. Po drugie, część wskaźników jest opisana w sposób zagregowany. Dotyczy to w szczególności inercji efektywnej, zależności importowej oraz ryzyka cyber jako indeksu syntetycznego. Po trzecie, modele AI i sterowania nie są zweryfikowane na pełnym zestawie danych operacyjnych TSO/DSO, ponieważ takie dane są ograniczone dostępnością, polityką bezpieczeństwa i tajemnicą przedsiębiorstwa.

Istnieją też ograniczenia techniczne. Modele prognostyczne PV są wrażliwe na zmianę warunków brzegowych. Zmiana technologii modułów, konfiguracji falowników, zacienienia i degradacji zmienia rozkład błędu. Wymaga to adaptacyjnego uczenia i monitorowania driftu danych. Sterowanie MPC wymaga solvera o gwarantowanym czasie obliczeń i deterministycznej latencji. W praktyce konieczne są profile czasowe obliczeń oraz tryb degradacji funkcji do prostszych regulatorów. W obszarze cyber, analiza incydentów nie zastępuje audytu OT i testów penetracyjnych. Jest to jednak mocny argument za traktowaniem cyber jako wymiaru bezpieczeństwa (Marković, Kovačević, 2025). Kierunki dalszych badań można uporządkować w trzy grupy. G1: modele hybrydowe fizyka-AI. Chodzi o prognozy i sterowanie z ograniczeniami fizycznymi, aby uniknąć predykcji niezgodnych z bilansami i ograniczeniami sieci. G2: ko-symulacje TSO-DSO-prosument, łączące modele dynamiczne (EMT) z modelami rynku i zachowań odbiorców. G3: odporność na zdarzenia rzadkie i skrajne, w tym błędy systemowe AI, ataki skoordynowane oraz zdarzenia pogodowe. Z perspektywy blackoutu ryzyko jest determinowane ogonem rozkładu, a nie średnią. Stąd rośnie znaczenie metod oceny ryzyka i walidacji w warunkach stresowych, znanych z analiz blackoutu w sieciach o wysokiej penetracji OZE (Carreras i in., 2021; Yan i in., 2016).

Podsumowując, PV i AI mogą wzmacniać bezpieczeństwo energetyczne, ale tylko jako system: technologia + elastyczność + sterowanie

+ cyberodporność. Blackout iberyjski jest jednocześnie ostrzeżeniem i wskazówką projektową. Rozwój PV musi być równoległy z rozwojem magazynowania w skali GWh, usług systemowych oraz jakości sterowania. W przeciwnym razie rośnie ryzyko zdarzeń kaskadowych, a więc spada bezpieczeństwo. W tym sensie rekomendowany kierunek rozwoju to wariant S2: PV wspierane AI i elastycznością. Dodatkowym ograniczeniem jest brak pełnej reprezentacji zdarzeń klimatycznych i zmian profili pogodowych. PV i wiatr są wrażliwe na korelację pogodową. Zmiana klimatu może zwiększać zmienność i częstość ekstremów. To wpływa na ogon rozkładu deficytu, a więc na LOLE i EENS. Z tego powodu dalsze badania powinny łączyć scenariusze energetyczne z projekcjami klimatycznymi w wysokiej rozdzielczości. Nie ujęto także w pełni ograniczeń łańcuchów dostaw i ryzyk surowcowych dla technologii PV, baterii i elektroniki mocy. Ryzyka te wpływają na tempo wdrożeń i na koszty, a pośrednio na bezpieczeństwo. Ujęcie strategiczne powinno więc rozszerzać scenariusze o dostępność komponentów oraz o ryzyka geopolityczne. W literaturze podkreśla się, że bezpieczeństwo jest zależne od kontekstu i od źródeł ryzyka, więc bez tego obraz jest niepełny (Winzer, 2012).

W obszarze cyber i AI istotnym kierunkiem jest tworzenie „bezpiecznych modeli" (secure ML) oraz metryk odporności na ataki. Chodzi o formalne testy odporności na poisoning, evasion i na awarie łańcucha dostaw oprogramowania. W energetyce te ryzyka mają charakter cyber-fizyczny, bo wpływają na realne decyzje sterowania. Analiza incydentów wskazuje, że motywacje ataków są mieszane, a skutki mogą być operacyjne (Marković, Kovačević, 2025). To uzasadnia integrację cyber z indeksem bezpieczeństwa oraz rozwój narzędzi detekcji anomalii w czasie rzeczywistym.

W obszarze sterowania otwartym problemem jest skala. Rozwiązania lokalne są wykonalne, ale integracja milionów źródeł rozproszonych jest trudna. Wymaga to hierarchii sterowania, standardów komunikacji i stabilnych interfejsów. Jednym z kierunków jest rozwój wirtualnych elektrowni (VPP) oraz podejść wieloagentowych. Jednak takie podejścia muszą być ograniczone regułami bezpieczeństwa i zweryfikowane w testach HIL. Bez tego ryzyko błędu systemowego rośnie szybciej niż korzyści.

Literatura

1. Abdelkader, S., Amissah, J., Abdel-Rahim, O. (2024). Virtual power plants: An in-depth analysis of their advancements and importance. *Energy, Sustainability and Society, 14*(52). https://doi.org/10.1186/s13705-024-00483-y
2. Adekanbi, M. L., Alaba, E. S., John, T. J., Tundealao, T. D., Banji, T. I. (2024). Soiling loss in solar systems: A review of its effect on solar energy efficiency and mitigation techniques. *Cleaner Energy Systems, 7*, 100094. https://doi.org/10.1016/j.cles.2023.100094
3. Agga, A., Abbou, A., Labbadi, M., El Houm, Y., Hammou Ou Ali, I. (2022). CNN-LSTM: An efficient hybrid deep learning architecture for predicting short-term photovoltaic power production. *Electric Power Systems Research, 208*, 107908. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2022.107908
4. Aghaei, M., Fairbrother, A., Gok, A., Ahmad, S., Kazim, S., Lobato, K., Oreski, G., Reinders, A., Schmitz, J., Theelen, M., Yilmaz, P., Kettle, J. (2022). Review of degradation and failure phenomena in photovoltaic modules. *Renew Sustain Energy Rev, 159*, 112160. https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112160
5. Akhil, S., Akash, A., Pasha, A., Kulkarni, B. (2021). Review of the progress, challenges and prospects of perovskite/silicon tandem solar cells. *Materials Design, 211*, 110138. https://doi.org/10.1016/j.matdes.2021.110138
6. Algburi, S., Sabeeh Abed Al Kareem, S., Sapaev, I. B., Mukhitdinov, O., Hassan, Q., Khalaf, D. H., Jabbar, F. I. (2025). The role of artificial intelligence in accelerating renewable energy adoption. *Unconventional Resources, 8,* 100229. https://doi.org/10.1016/j.uncres.2025.100229
7. Alhamrouni, I., Abdul Kahar, N. H., Salem, M., Swadi, M., Zahroui, Y., Dheyaa J. K., Faisal A. M., Mohammad, A. N. (2024). A Comprehensive Review on the Role of Artificial Intelligence in Power System Stability, Control, and Protection: Insights and Future Directions. *Applied Sciences, 14*(14), 6214. https://doi.org/10.3390/app14146214

8. Alizadeh, M. I., Parsa Moghaddam, M., Amjady, N., Siano, P., Sheikh-El-Eslami, M. K. (2016). Flexibility in future power systems with high renewable penetration: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 1186-1193. https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.12.200
9. Amini, M., Nazari, M. H., Hosseinian, S. H. (2023). Optimal energy management of battery with high wind energy penetration: A comprehensive linear battery degradation cost model. *Sustainable Cities and Society, 93*(104492). https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104492
10. Ang, B. W., Choong, W. L., Ng, T. S. (2015). Energy security: Definitions, dimensions and indexes. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 42*, 1077-1093. https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.064
11. Antonanzas, J., Osorio, N., Escobar, R., Urraca, R., Martinez-de-Pison, F. J., Antonanzas-Torres, F. (2016). Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy, 136*, 78-111. https://doi.org/10.1016/j.solener.2016.06.069
12. Arefifar, S. A., Alam, M. S., Hamadi, A. (2023). A review on self-healing in modern power distribution systems. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 11*(6), 1719-1733. https://doi.org/10.35833/MPCE.2022.000032
13. Aslam, B., Wang, N., Kumar, A. (2024). Energy transition as a solution to energy security risk. *Energy, 290*(130090). https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.130090
14. Augutis, J., Krikštolaitis, R., Martišauskas, L., Pečiulytė, S., Žutautaitė, I. (2017). Integrated energy security assessment. *Energy, 138,* 890-901. https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.07.113
15. Axon, C. J., Darton, R. C. (2021). Sustainability and risk – a review of energy security. *Sustainable Production and Consumption, 27*, 1195-1204. https://doi.org/10.1016/j.spc.2021.01.018
16. Azzuni, A., Breyer, C. (2018). Definitions and dimensions of energy security: A literature review. *WIREs Energy and Environment, 7*(1), e268. https://doi.org/10.1002/wene.268
17. Bamoshmoosh, A., Catania, M., Dipierro, V., Ficili, M., Fusco, A., Gioffre, D., Parolin, F., Pilotti, L., Zelaschi, A., Vinceti, F. (2025). Techno-economic optimisation of pumped hydro storage integrated with floating PV. *Applied Energy, 382*(125268). https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.125268

18. Banna, H., Alam, A., Chen, X. H., Alam, A. W. (2023). Energy security and economic stability: The role of inflation and war. *Energy Economics, 126*, 106949. https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106949
19. Barbón, A., Aparicio-Bermejo, J., Bayón, L., Georgious, R. (2023a). Floating photovoltaic systems coupled with pumped hydroplants under day-ahead electricity market conditions: Parametric analysis. *Electronics, 12*(10), 2250. https://doi.org/10.3390/electronics12102250
20. Barbón, A., Gutiérrez, Á., Bayón, L., Bayón-Cueli, C., Aparicio-Bermejo, J. (2023b). Economic Analysis of a Pumped Hydroelectric Storage-Integrated Floating PV System in the Day-Ahead Iberian Electricity Market. *Energies, 16*(4), 1705. https://doi.org/10.3390/en16041705
21. Battaglia, C., Cuevas, A., De Wolf, S. (2016). High-efficiency crystalline silicon solar cells: Status and perspectives. *Energy Environmental Science, 9*, 1552-1576. https://doi.org/10.1039/C5EE03380B
22. Baumann, A., Eperon, G. E., Virtuani, A., Jeangros, Q. i in. (2024). Stability and reliability of perovskite photovoltaics: The road to commercialization. Energy Environ Science. https://doi.org/10.1039/D4EE01898B
23. Bertsimas, D., Sim, M. (2004). The Price of Robustness. *Operations Research, 52*(1), 35-53. https://doi.org/10.1287/opre.1030.0065
24. Bessa, J. G., Micheli, L., Almonacid, F., Fernandez, E. F. (2021). Monitoring photovoltaic soiling: Assessment, challenges, and perspectives of current and potential strategies. *iScience, 24*(3), 102165. https://doi.org/10.1016/j.isci.2021.102165
25. Bielecki, J. (2002). Energy security: Is the wolf at the door? *The Quarterly Review of Economics and Finance, 42*(2), 235-250. https://doi.org/10.1016/S1062-9769(02)00137-0
26. Bougoffa, M., Benmoussa, S., Djeziri, M., Palais, O. (2025). Hybrid Deep Learning for Fault Diagnosis in Photovoltaic Systems. *Machines, 13*(5), 378. https://doi.org/10.3390/machines13050378
27. Błaszczyk, A., Matuszak, P., Flejszman, A., Nawrocki, K. (2024). Determinants of the development of photovoltaics in Poland. *Renewable Energy, 233,* 121161. https://doi.org/10.1016/j.renene.2024.121161
28. Caldara, D., Iacoviello, M. (2022). Measuring geopolitical risk. *American Economic Review, 112*(4), 1194-1225. https://doi.org/10.1257/aer.20191823
29. Carreras, B. A., Colet, P., Reynolds-Barredo, J. M., Gomila, D. (2021). Assessing blackout risk with high penetration of variable renewable energies. *IEEE Access, 9*, 132663-32674. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3114121

30. Castorino, G. A. M., Dahlquist, E., Kyprianidis, K., Losi, E. (2025). Optimization of sizing and operation of pumped hydro storage plants under current and future economic scenarios. *Journal of Energy Storage, 119,* 116130. https://doi.org/10.1016/j.est.2025.116130
31. Cheema, K. M. (2020). A comprehensive review of virtual synchronous generator. International Journal of Electrical Power *Energy Systems, 120,* 106006. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2020.106006
32. Chen, T., Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 785-794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785
33. Chen, Z., Wu, L., Cheng, S., Lin, P., Wu, Y., Lin, W. (2017). Intelligent fault diagnosis of photovoltaic arrays based on optimized kernel extreme learning machine and I-V characteristics. *Applied Energy, 204*, 912-931. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.034
34. Chen, D., Vaqueiro Contreras, M., Ciesla, A., Hamer, P., Hallam., B., Abbott, M., Chan, C. (2021). Progress in the understanding of light- and elevated temperature-induced degradation in silicon solar cells: A review. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications, 29* (11), 1180-1201. https://doi.org/10.1002/pip.3362
35. Chen, W., Jiang, L., Li, Y., Li, X. (2025). Research on the low-carbon transformation of energy consumption in an aging society. *Journal of Economy and Technology, 3,* 151-165. https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.11.007
36. Cherp, A., Jewell, J. (2011). The three perspectives on energy security: Intellectual history, disciplinary roots and the potential for integration. *Current Opinion in Environmental Sustainability, 3*(4), 202-212. https://doi.org/10.1016/j.cosust.2011.07.001
37. Cherp, A., Jewell, J. (2014). The concept of energy security: Beyond the four As. *Energy Policy, 75,* 415-421. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.09.005
38. Chester, L. (2010). Conceptualising energy security and making explicit its polysemic nature. *Energy Policy, 38*(2), 887-895. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.10.039
39. Chomać-Pierzecka, E., Kokiel, A., Rogozińska-Mitrut, J., Sobczak, A., Soboń, D., Stasiak, J. (2022). Analysis and Evaluation of the Photovoltaic Market in Poland and the Baltic States. *Energies, 15*(2), 669. https://doi.org/10.3390/en15020669

40. Chygryn, O., Ziabina, Y., Streimikiene, D., Bilan, Y. (2026). Outcomes of innovative technologies and smart transformation of the energy sector. *Journal of Innovation & Knowledge, 12,* 100910. https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100910
41. Cohen, G., Joutz, F., Loungani, P. (2011). Measuring energy security: Trends in the diversification of oil and natural gas supplies. *Energy Policy, 39,* 4860-4869. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.034
42. Collet, L., Gailhard, J., Guénand, Y., Monteil, C., Oueslati, B., Peton, P.-Y., Martinet, C., Bono, C. (2025). Future nuclear power outages in a changing climate – A case study on two contrasted French power plants. Energy, 320, 135207. https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.135207
43. Craig, M. T., Wohland, J., Stoop, L. P., Kies, A., Pickering, B., Bloomfield, H. C., Browell, J., De Felice, M., Dent, C. J., Deroubaix, A., Frischmuth, F., Gonzalez, P. L. M., Grochowicz, A., Gruber, K., Härtel, P., Kittel, M., Kotzur, L., Labuhn, I., Lundquist, J. K., Pflugradt, N. (2022). Overcoming the disconnect between energy system and climate modeling. *Joule, 6*(7), 1405-1416. https://doi.org/10.1016/j.joule.2022.05.010
44. de Oliveira, M. C. C., Diniz Cardoso, A. S. A., Viana, M. M., Lins, V. F. C. (2018). The causes and effects of degradation of encapsulant ethylene vinyl acetate copolymer (EVA) in crystalline silicon photovoltaic modules: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 81*(Part2), 2299-2317. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.039
45. De Paulo, A. F., Porto, G. S. (2023). Unveiling the cooperation dynamics in the photovoltaic technologies' development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 187,* 113694. https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113694
46. DeCarolis, J., Daly, H., Dodds, P., Keppo, I., Li, F., McDowall, W., Pye, S., Strachan, N., Trutnevyte, E., Usher, W., Winning, M., Yeh, S., Zeyringer, M. (2017). Formalizing best practice for energy system optimization modelling. *Appl Energy, 194,* 184-198. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.001
47. Deng, R., Chang, N. L., Ouyang, Z., Chong, C. M. (2019). A techno-economic review of silicon photovoltaic module recycling. *Renew Sustain Energy Rev, 109,* 532-550. https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.04.020
48. Dhimish, M., Holmes, V., Dales, M., Mehrdadi, B. (2017). Effect of micro cracks on photovoltaic output power: case study based on real time long term data measurements. *Micro Nano Letters, 12*(10), 803-807. https://doi.org/10.1049/mnl.2017.0205

49. Diaba, S. Y., Shafie-khah, M., Elmusrati, M. (2024). Cyber-physical attacks and future energy systems: A review. *Energy Reports, 12*, 2914-2932. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.08.060
50. Diebold, F. X., Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics, 13*(3), 253-263. https://doi.org/10.1080/07350015.1995.10524599
51. Domínguez-Barbero, D., García-González, J., Sanz-Bobi, M. A., García--Cerrada, A. (2024). Energy management of a microgrid considering non-linear losses in batteries through deep reinforcement learning. *Applied Energy, 368,* 123435. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123435
52. Dörfler, F., Groß, D. (2023). Control of low-inertia power systems. *Annu Rev Control Robot Auton Syst, 6,* 417-446. https://doi.org/10.1146/annurev-control-052622-032657
53. European Commission: Directorate-General for Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs. (2020). *Critical raw materials for strategic technologies and sectors in the EU: a foresight study*. Publications Office. https://data.europa.eu/doi/10.2873/58081
54. Farghali, M., Osman, A. I., Mohamed, I. M. A., Chen, Z., Chen, L., Ihara, I., Yap, P.-S., Rooney, D. W. (2023). Strategies to save energy in the context of the energy crisis in the European Union: A review. *Environmental Chemistry Letters 21*, 2003-2039. https://doi.org/10.1007/s10311-023-01591-5
55. Fernández-Guillamón, A., Gómez-Lázaro, E., Muljadi, E., Molina-García, Á. (2019). Power systems with high renewable energy sources: A review of inertia and frequency control strategies over time. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 115,* 109369. https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109369
56. Foxon, T. J., Gross, R., Chase, A., Howes, J., Arnall, A., Anderson, D. (2005). UK innovation systems for new and renewable energy technologies: Drivers, barriers and systems failures. *Energy Policy, 33*(16), 2123-2137. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2004.04.011
57. Gao, L., Zhao, F., Sun, Y. (2026). Economic impact of wind energy technology adoption in China's renewable power markets: Implications for energy security and financial development. *Renewable Energy, 258,* 124811. https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.124811
58. Gasser, P. (2020). A review on energy security indices to compare country performances. *Energy Policy, 139,* 111339. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111339

59. Geels, F. W. (2002). Technological transitions as evolutionary reconfiguration processes: A multi-level perspective and a case-study. *Research Policy, 31*(8-9), 1257-1274. https://doi.org/10.1016/S0048-7333(02)00062-8
60. Glunz, S. W., Steinhauser, B., Polzin, J., Christoph Luderer, Grübel, B., Niewelt, T., Asmaa M. O. M. Okasha, Mathias Bories, Nagel, H., Krieg, K., Feldmann, F., Richter, A., Bivour, M., Hermle, M. (2023). Silicon-based passivating contacts: The TOPCon route. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications, 31*(4), 341-359. https://doi.org/10.1002/pip.3522
61. Gneiting, T., Raftery, A. E. (2007). Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American Statistical Association, 102*(477), 359-378. https://doi.org/10.1198/016214506000001437
62. Goeke, F., Hohmann, J., Palaniappan, R., Rehtanz, C. (2025). Hardware-in-the-Loop testing for low-inertia grids. *E+I Elektrotechnik Und Informationstechnik, 142*(1), 14-29. https://doi.org/10.1007/s00502-024-01304-y
63. Gomes, I. S. F., Perez, Y., Suomalainen, E. (2020). Coupling small batteries and PV generation: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 126,* 109835. https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109835
64. Gracceva, F., Zeniewski, P. (2014). A systemic approach to assessing energy security in a low-carbon EU energy system. *Applied Energy, 123,* 335–348. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.12.018
65. Green, M. A. (2015). The Passivated Emitter and Rear Cell (PERC): From conception to mass production. *Solar Energy Materials and Solar Cells, 143,* 190-197. https://doi.org/10.1016/j.solmat.2015.06.055
66. Green, M. A., Dunlop, E. D., Masahiro Yoshita, Nikos Kopidakis, Bothe, K., Siefer, G., Hinken, D., Rauer, M., Jochen Hohl□Ebinger, Hao, X. (2024). Solar cell efficiency tables (Version 64). *Progress in Photovoltaics 32*(7), 425-441 https://doi.org/10.1002/pip.3831
67. Grudniewski, T. (2025). Integracja fotowoltaiki z elektrowniami szczytowo-pompowymi jako narzędzie zwiększania bezpieczeństwa energetycznego: wnioski z blackoutu na Półwyspie Iberyjskim w 2025 r. *Rocznik Bezpieczeństwa Międzynarodowego*, *19*(2), 121-143. https://doi.org/10.34862/rbm.2025.2.6
68. Grudniewski, T., Michaluk, E. (2023). Research on the possibility of controlling the growth of thin copper layers deposited by DC magnetron sputtering. *Heliyon*, *9*(4), e14936. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e14936

69. Hadavi, A., Tarafdar Hagh, M., Ghassem Zadeh, S. (2025). Critical inertia thresholds for frequency stability in renewable energy-integrated power systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 169,* 10733. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2025.110733
70. He, C., Geng, H., Rajashekara, K., Chandra, A. (2024). Analysis and control of frequency stability in low-inertia power systems: A review. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 11*(12), 2363-2383. https://doi.org/10.1109/JAS.2024.125013
71. Heylen, E., Teng, F., Strbac, G. (2021). Challenges and opportunities of inertia estimation and forecasting in low-inertia power systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 147*, 111176. https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111176
72. Hirth, L., Ueckerdt, F., Edenhofer, O. (2015). Integration costs revisited – An economic framework for wind and solar variability. *Renewable Energy, 74,* 925-939. https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.08.065
73. Hochreiter, S., Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation, 9*(8), 1735-1780. https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735
74. Hoex, B., Heil, S. B. S., Langereis, E., van de Sanden, M. C. M., Kessels, W. M. M. (2008). Silicon surface passivation by atomic layer deposited Al2O3. *Journal of Ap-plied Physics, 104*(4), 044903. https://doi.org/10.1063/1.2963707
75. Hoex, B., Gielis, J. J. H., van de Sanden, M. C. M., Kessels, W. M. M. (2008). On the *c*-Si surface passivation mechanism by the negative-charge-dielectric Al_2O_3. *Journal of Applied Physics, 104*(11), 113703. https://doi.org/10.1063/1.3021091
76. Home-Ortiz, J. M., Melgar-Dominguez, O. D., Mantovani, J. R. S., Catalão, J. P. S. (2022). PV hosting capacity assessment in distribution systems considering resilience enhancement. *Sustain Energy Grids Netw, 32*, 100829. https://doi.org/10.1016/j.segan.2022.100829
77. Hong, T., Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting, 32*, 914-938. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.11.011
78. Hughes, L. (2009). The four 'R's of energy security. *Energy Policy, 37*(6), 2459-2461. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.02.038
79. Hyndman, R. J., Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting, 22*, 679-688. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001

80. Ibrahim, H., Younès, R., Basbous, T., Ilinca, A., Dimitrova, M. (2011). Optimization of diesel engine performances for a hybrid wind-diesel system with compressed air energy storage. *Energy, 36*(5), 3079-3091. https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.02.053
81. Inman, R. H., Pedro, H. T. C., Coimbra, C. F. M. (2013). Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Progress in Energy and Combustion Science, 39,* 535-576. https://doi.org/10.1016/j.pecs.2013.06.002
82. Ivanovski, K., Marinucci, N. (2021). Policy uncertainty and renewable energy: Exploring the implications for global energy transitions, energy security, and environmental risk management. *Energy Res Soc Sci, 82*, 102415. https://doi.org/10.1016/j.erss.2021.102415
83. Jacobs, D. A., Wolff, C. M., Chin, X.-Y., Kerem Artuk, Ballif, C., Jeangros, Q. (2022). Lateral ion migration accelerates degradation in halide perovskite devices. *Energy & Environmental Science*, *15*(12), 5324-5339. https://doi.org/10.1039/d2ee02330j
84. Jordan, D. C., Kurtz, S. R. (2013). Photovoltaic Degradation Rates – an Analytical Review. *Prog Photovolt Res Appl, 21*(1), 12-29. https://doi.org/10.1002/pip.1182
85. Kapica, J., Jurasz, J., Canales, F. A., Bloomfield, H., Guezgouz, M., de Felice, M., Kobus, Z. (2024). The potential impact of climate change on European renewable energy droughts. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 189*, 114011. https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.114011
86. Karimi, A. M., Wu, Y., Koyuturk, M., French, R. H. (2021). Spatiotemporal graph neural network for performance prediction of photovoltaic power systems. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 35*(17), 15323-15330. https://doi.org/10.1609/aaai.v35i17.17799
87. Kaszyński, P., Komorowska, A., Zamasz, K., Kinelski, G., Kamiński, J. (2021). Renewable energy sources in Poland: Development trends and barriers. *Energies, 14*(23), 7843. https://doi.org/10.3390/en14237843
88. Khan, M., Wu, W., Li, L. (2024). Grid-forming control for inverter-based resources in power systems: A review on its operation, system stability, and prospective. *IET Renew Power Gener, 18,* 887-907. https://doi.org/10.1049/rpg2.12991
89. Kim, J., Jaumotte, F., Panton, A. J., Schwerhoff, G. (2025). Energy security and the green transition. *Energy Policy, 198,* 114409. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2024.114409

90. Kisel, E., Hamburg, A., Härm, M., Leppiman, A., Ots, M. (2016). Concept for energy security matrix to support national energy security assessment. *Energy Policy, 95,* 1-9. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2016.04.034
91. Koirala, A., Van Acker, T., D'hulst, R., Van Hertem, D. (2022). Hosting capacity of photovoltaic systems in low voltage distribution systems: A benchmark of deterministic and stochastic approaches. *Renew Sustain Energy Rev, 155,* 111899. https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111899
92. Kojima, A., Teshima, K., Shirai, Y., Miyasaka, T. (2009). Organometal halide perovskites as visible-light sensitizers for photovoltaic cells. *J Am Chem Soc, 131*(17), 6050–6051. https://doi.org/10.1021/ja809598r
93. Komorowska, A., Benalcazar, P., Kaszyński, P., Kamiński, J. (2020). Economic consequences of a capacity market implementation: The case of Poland. *Energy Policy, 144,* 111683. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.111683
94. Krupa, J., Jones, C. M. (2013). Black Swan theory: Applications to energy market histories and technologies. *Energy Strategy Reviews, 1*(4), 286-290. https://doi.org/10.1016/j.esr.2013.02.004
95. Kruyt, B., van Vuuren, D. P., de Vries, H. J. M., Groenenberg, H. (2009). Indicators for energy security. *Energy Policy, 37,* 2166-2181. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.02.006
96. Kryszk, H., Kurowska, K., Marks-Bielska, R., Bielski, S., Eźlakowski, B. (2023). Capacity market and security of supply in Poland: Regulatory and economic assessment. *Energies, 16*(4), 1724. https://doi.org/10.3390/en16041724
97. Kurukuru, V. S. B., Haque, A., Khan, M. A., Sahoo, S., Malik, A., Blaabjerg, F. (2021). A review on artificial intelligence applications for grid-connected solar photovoltaic systems. *Energies, 14*(15), 4690. https://doi.org/10.3390/en14154690
98. Kuznetsova, E., Li, Y. F., Ruiz, C., Zio, E., Ault, G., Bell, K. (2013). Reinforcement learning for microgrid energy management. *Energy, 59,* 133–146. https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.05.060
99. König, R., Pregger, T., Kronshage, S., Jochem, P., McCall, B., Holtz, G., Vishwanathan, S. S., Fragkos, P., Teng, F., Smith, S. J., Teske, S. (2025). How to consider feasibility aspects of transformation pathways? Energy Strategy Reviews. https://doi.org/10.1016/j.esr.2025.101901

100. LaBelle, M. C. (2024). Breaking the era of energy interdependence in Europe: A multidimensional reframing of energy security, sovereignty, and solidarity. *Energy Strategy Reviews, 52,* 101314. https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101314
101. Lauret, P., David, M., Pedro, H. T. C. (2017). Probabilistic solar forecasting using quantile regression models. *Energies, 10*(10), 1591. https://doi.org/10.3390/en10101591
102. Le Coq, C., Paltseva, E. (2009). Measuring the security of external energy supply in the European Union. *Energy Policy, 37,* 4474-4481. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.05.069
103. Lee, M. M., Teuscher, J., Miyasaka, T., Murakami, T. N., Snaith, H. J. (2012). Efficient hybrid solar cells based on meso-superstructured organometal halide perovskites. *Science, 338*(6107), 643-647. https://doi.org/10.1126/science.1228604
104. Lim, S., Kim, T., Lee, K. Y., Choi, D., Park, J-W. (2025). Impact of high penetration of renewables on power system frequency response: A review and verification. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 217,* 115728. https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115728
105. Lin, Y. K., Chang, P. C., Fiondella, L. (2012). A study of correlated failures on the network reliability of power transmission systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 42,* 607-613. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2012.06.060
106. Lindig, S., Kaaya, I., Weiss, K.-A., Moser, D., Topic, M. (2018). Review of statistical and analytical degradation models for photovoltaic modules and systems as well as related improvements. IEEE J Photovoltaics. https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2018.2870532
107. Lindroos, J., Savin, H. (2016). Review of light-induced degradation in crystalline silicon solar cells. *Sol Energy Mater Sol Cells, 147,* 115-126. https://doi.org/10.1016/j.solmat.2015.11.047
108. Linow, S. (2025). On teaching the transformation of our energy supply system. *Journal of the European Meteorological Society, 3,* 100024. https://doi.org/10.1016/j.jemets.2025.100024
109. Liu, Y., Li, Y., Wu, Y., Yang, G., Mazzarella, L., Procel-Moya, P., Tamboli, A. C., Weber, K., Boccard, M., Isabella, O., Yang, X., Sun, B. (2020). Silicon heterojunction solar cells: State of the art and future directions. *Materials Science and Engineering: R: Reports, 142,* 100579. https://doi.org/10.1016/j.mser.2020.100579

110. Liu, C., Li, M., Yu, Y., Wu, Z., Gong, H., Cheng, F. (2022). A review of multitemporal and multispatial scales photovoltaic forecasting methods. *IEEE Access, 10,* 35073-35093. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3162206
111. Liu, C., Li, A., Guan, X. (2024). Influence of geomagnetic storms on power system static voltage security: A comprehensive review. *Electric Power Systems Research, 229,* 110139. https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.110139
112. Lubell, H. (1961). Security of supply and energy policy in Western Europe. *World Politics, 13*(3), 400-422. https://doi.org/10.2307/2009482
113. Lundaev, V., Solomon, A. A., Le, T., Lohrmann, A., Breyer, C. (2023). Review of critical materials for the energy transition, an analysis of global resources and production databases and the state of material circularity. *Minerals Engineering, 203*, 108282. https://doi.org/10.1016/j.mineng.2023.108282
114. Luo, X., Wang, J., Dooner, M., Clarke, J. (2015). Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. *Applied Energy, 137,* 511-536. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.09.081
115. Luo, W., Khoo, Y. S., Hacke, P., Naumann, V., Lausch, D., Harvey, S. P., Singh, J. P., Chai, J., Wang, Y., Aberle, A. G., Ramakrishna, S. (2017). Potential-induced degradation in photovoltaic modules. *Energy Environ Sci, 10,* 43-68. https://doi.org/10.1039/C6EE02271E
116. Luo, X., Zhang, D., Zhu, X. (2021). Deep learning based forecasting of photovoltaic power generation by incorporating domain knowledge. *Energy, 225,* 120240. https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120240
117. Luschini, M., Rego, E. E., Montebello, N. (2024). Impact of the Russia-Ukraine war on European energy imports and electricity generation. *The Electricity Journal, 37*(3), 107396. https://doi.org/10.1016/j.tej.2024.107396
118. Maltby, T. (2013). European Union energy policy integration: A case of European Commission policy entrepreneurship and increasing supranationalism. *Energy Policy, 55,* 435-444. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.12.031
119. Marković, F., Kovačević, A. (2025). Cyber threats and energy security: Development and analysis of an incident dataset for the period 2022-2024. *Energy Policy, 208,* 114913. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2025.114913

120. Marqusee, J., Becker, W., Ericson, S. (2021). Resilience and Economics of Microgrids with PV, Battery Storage, and Networked Diesel Generators. *Adv Appl Energy, 3,* 100049. https://doi.org/10.1016/j.adapen.2021.100049
121. Martišauskas, L., Augutis, J., Krikštolaitis, R. (2018). Methodology of energy security assessment considering energy system resilience to disruptions. *Energy Strategy Reviews, 22,* 106-118. https://doi.org/10.1016/j.esr.2018.08.007
122. Martišauskas, L., Augutis, J., Krikštolaitis, R., Urbonas, R., Šarūnienė, I., Kopustinskas, V. (2022). A Framework to Assess the Resilience of Energy Systems Based on Quantitative Indicators. *Energies, 15*(11), 4040. https://doi.org/10.3390/en15114040
123. Matevosyan, J., Badrzadeh, B., Prevost, T., Quitmann, E., Ramasubramanian, D., Urdal, H., Achilles, S., MacDowell, J., Huang, S. H., Vital, V., O'Sullivan, J., Quint, R. (2019). Grid-Forming Inverters: Are They the Key for High Renewable Penetration? *IEEE Power and Energy Magazine, 17*(6), 89-98. https://doi.org/10.1109/MPE.2019.2933072
124. Mayer, M. J., Biró, B., Szücs, B., Aszódi, A. (2023). Probabilistic modeling of future electricity systems with high renewable energy penetration using machine learning. *Applied Energy, 336,* 120801. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120801
125. McCollum, D. L., Gambhir, A., Rogelj, J., Wilson, C. (2020). Energy modellers should explore extremes more systematically in scenarios. *Nature Energy, 5,* 104-107. https://doi.org/10.1038/s41560-020-0555-3
126. Meadowcroft, J., Rosenbloom, D. (2023). Governing the net-zero transition: Strategy, policy, and politics. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 120*(47), e2207727120. https://doi.org/10.1073/pnas.2207727120
127. Mentges, A., Halekotte, L., Schneider, M., Demmer, T., Lichte, D. (2023). A resilience glossary shaped by context: Reviewing resilience-related terms for critical infrastructures. *International Journal of Disaster Risk Reduction, 96,* 103893. https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2023.103893
128. Micocci, D., Bragalli, C., Toth, E., Wechsler, T., Zappa, M. (2025). Hybridization of an alpine pumped-storage hydropower plant with floating solar photovoltaics: A study. *Renew Energy, 253,* 123530. https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.123530

129. Milano, F., Dörfler, F., Hug, G., Hill, D. J., Verbič, G. (2018). *Foundations and challenges of low-inertia systems (Invited Paper)*. Power Systems Computation Conference. IEEE Xplore. https://doi.org/10.23919/PSCC.2018.8450880
130. Mišík, M., Nosko, A. (2023). Each one for themselves: Exploring the energy security paradox of the European Union. *Energy Research & Social Science, 102,* 103074. https://doi.org/10.1016/j.erss.2023.103074
131. Moghadam, F. Z., Sharifbagheri, E. (2025). Interconnected transformations: The changing role of renewable energy in energy market. *Results in Engineering, 28,* 107269. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.107269
132. Molyneaux, L., Brown, C., Wagner, L., Foster, J. (2016). Measuring resilience in energy systems: Insights from a range of disciplines. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 59,* 1068-1079. https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.01.063
133. Mrozowska, S., Wendt, J. A., Tomaszewski, K. (2021). The Challenges of Poland's Energy Transition. *Energies, 14*(23), 8165. https://doi.org/10.3390/en14238165
134. Månsson, A., Johansson, B., Nilsson, L. J. (2014). Assessing energy security: An overview of commonly used methodologies. *Energy, 73,* 1-14. https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.06.073
135. Månsson, A. (2015). A resource curse for renewables? Conflict and cooperation in the renewable energy sector. *Energy Research & Social Science, 10,* 1-9. https://doi.org/10.1016/j.erss.2015.06.008
136. Mączka, K., Bodnar-Potopnyk, O., Matczak, P., Takacs, V. (2025). Are Poland and Hungary pushed toward or pulled by energy transition? A narrative analysis of experts' views. *Energy Policy, 200*, 114557-114557. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2025.114557
137. Naegler, T., Rauner, S., Dirnaichner, A., Jochem, P., Schlosser, S., Luderer, G. (2025). Raw material demand and geopolitical risk: Exploring carbon-neutral futures. *Energy Policy, 204,* 114622. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2025.114622
138. Overland, I. (2019). The geopolitics of renewable energy: Debunking four emerging myths. *Energy Research & Social Science, 49,* 36-40. https://doi.org/10.1016/j.erss.2018.10.018
139. Panteli, M., Mancarella, P. (2015). The grid: Stronger, bigger, smarter? Presenting a conceptual framework of power system resilience. *IEEE Power & Energy Magazine, 13*(3), 58-66. https://doi.org/10.1109/MPE.2015.2397334

140. Papadakis, C. N., Fafalakis, M., Katsaprakakis, D. (2023). A review of pumped hydro storage systems. *Energies, 16*(11), 4516. https://doi.org/10.3390/en16114516
141. Parisio, A., Rikos, E., Glielmo, L. (2014). Use of model predictive control for experimental microgrid optimization. *Applied Energy, 115,* 37-46. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.10.027
142. Park, N.-G., Grätzel, M., Miyasaka, T., Zhu, K., Emery, K. (2016). Towards stable and commercially available perovskite solar cells. *Nature Energy, 1,* 16152. https://doi.org/10.1038/nenergy.2016.152
143. Pata, U. K. (2024). Does energy policy uncertainty matter for renewable energy and energy efficiency technologies? An affordable and clean energy perspective. *Geoscience Frontiers, 15*(6), 101932. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2024.101932
144. Phinikarides, A., Kindyni, N., Makrides, G., Georghiou, G. E. (2014). Review of photovoltaic degradation rate methodologies. *Renew Sustain Energy Rev, 40,* 143-152. https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.155
145. Piantadosi, G., Dutto, S., Galli, A., Vito, S. D., Sansone, C., Francia, G. D. (2024). Photovoltaic power forecasting: A Transformer based framework. *Energy and AI, 18,* 100444. https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100444
146. Prodan, I., Zio, E. (2014). A model predictive control framework for reliable microgrid energy management. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 61,* 399-409. https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.03.017
147. Qi, J., Hahn, A., Lu, X., Wang, J., Liu, C.-C. (2016). Cybersecurity for Distributed Energy Resources and Smart Inverters. *IET Cyber-Phys Syst Theory Appl, 1*(1), 28-39. https://doi.org/10.1049/iet-cps.2016.0018
148. Qiu, L., Wang, X., Wei, J. (2023). Energy security and energy management: The role of extreme natural events. *Innovation and Green Development, 2,* 100051. https://doi.org/10.1016/j.igd.2023.100051
149. Ramanujam, J., Bishop, D. M., Todorov, T. K., Gunawan, O., Rath, J., Nekovei, R., Artegiani, E., Romeo, A. (2020). Flexible CIGS, CdTe and a-Si:H based thin film solar cells: A review. *Progress in Materials Science, 110,* 100619. https://doi.org/10.1016/j.pmatsci.2019.100619

150. Reichel, C., Feldmann, F., Müller, R., Reedy, R. C., Lee, B. G., Young, D. L., Stradins, P., Hermle, M., Glunz, S. W. (2015). Tunnel oxide passivated contacts formed by ion implantation for high efficiency crystalline silicon solar cells. *J Appl Phys, 118*(20), 205704. https://doi.org/10.1063/1.4936223
151. Rivkin, B., Fassl, P., Sun, Q., Taylor, A. D., Chen, Z., Vaynzof, Y. (2018). Effect of ion migration-induced electrode degradation on the operational stability of perovskite solar cells. ACS Omega. https://doi.org/10.1021/acsomega.8b01626
152. Rockafellar, R. T., Uryasev, S. (2000). Optimization of conditional value-at-risk. *Journal of Risk, 2*(3), 21-41. https://doi.org/10.21314/JOR.2000.038
153. Rodríguez-Fernández, L., Carvajal, A. B. F., de Tejada, V. F. (2022). Improving the concept of energy security in an energy transition environment: Application to the gas sector in the European Union. *The Extractive Industries and Society, 9,* 101045. https://doi.org/10.1016/j.exis.2022.101045
154. Roege, P. E., Collier, Z. A., Mancillas, J., McDonagh, J. A., Linkov, I. (2014). Metrics for energy resilience. *Energy Policy, 72,* 249-256. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2014.04.012
155. Rybak, A., Rybak, A., Kolev, S. D. (2023). A synthetic measure of energy security taking into account the influence of rare earth metals. The case of Poland. *Energy Reports, 10,* 1474-1484. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.08.018
156. Rüdinger, A. (2023). Exiting the energy crisis: Lessons learned from the energy price cap policy in France. *Intereconomics, 58,* 5-9. https://doi.org/10.2478/ie-2023-0003
157. Sahli, F., Werner, J., Kamino, B. A., Bräuninger, M., Monnard, R., Paviet-Salomon, B., Barraud, L., Ding, L., Diaz Leon, J. J., Sacchetto, D., Cattaneo, G., Despeisse, M., Boccard, M., Nicolay, S., Jeangros, Q., Niesen, B., Ballif, C. (2018). Fully textured monolithic perovskite/silicon tandem solar cells with 25.2% power conversion efficiency. *Nature Materials, 17*, 820-826. https://doi.org/10.1038/s41563-018-0115-4
158. Sangiovanni, A. (2013). Solidarity in the European Union. *Oxford Journal of Legal Studies, 33*(2), 213-241. https://doi.org/10.1093/ojls/gqs033

159. Scharf, H., Möst, D. (2024). Gas power – How much is needed on the road to carbon neutrality? Energy Policy. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2024.114026
160. Schittekatte, T., Reif, V., Meeus, L. (2020). *The EU electricity network codes – Technical report*. European University Institute. https://doi.org/10.2870/101042
161. Schittekatte, T., Meeus, L. (2022). Capacity Remuneration Mechanisms in the EU: Today, tomorrow, and a look further ahead. In: L. Hancher, A. de Hauteclocque, K. Huhta, M. Sadowska (red.), *Capacity Mechanisms in the EU Energy Markets: Law, Policy, and Economics* (s. 54-72). Oxford University Press. https://doi.org/10.1093/oso/9780192849809.003.0003
162. Seger, P. V. H., Rigo-Mariani, R., Thivel, P. X., Riu, D. (2023). A storage degradation model of Li-ion batteries to integrate ageing effects in the optimal management and design of an isolated microgrid. *Applied Energy, 333,* 120584. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120584
163. Sepúlveda-Oviedo, E. H., Travé-Massuyès, L., Subias, A., Pavlov, M., Alonso, C. (2023). Fault diagnosis of photovoltaic systems using artificial intelligence: *A bibliometric approach. Heliyon, 9*(11), e21491. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e21491
164. Severson, K. A., Attia, P. M., Jin, N., i in. (2019). Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation. *Nature Energy, 4,* 383-391. https://doi.org/10.1038/s41560-019-0356-8
165. Shockley, W., Queisser, H. J. (1961). Detailed balance limit of efficiency of p-N junction solar cells. *Journal of Applied Physics*, *32*, 510-519. https://doi.org/10.1063/1.1736034
166. Siksnelyte-Butkiene, I., Zavadskas, E. K., Streimikiene, D. (2020). Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) for the Assessment of Renewable Energy Technologies in a Household: A Review. *Energies, 13*(5), 1164. https://doi.org/10.3390/en13051164
167. Siksnelyte-Butkiene, I., Streimikiene, D., Lekavicius, V., Balezentis, T. (2024). Comprehensive analysis of energy security indicators and measurement of their integrity. *Technological Forecasting and Social Change, 200,* 123167. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123167
168. Simandl, G. J., Paradis, S., Simandl, L. (2023). Future of photovoltaic materials with emphasis on resource availability, economic geology, criticality, and market size/growth. *CIM Journal, 14*(3), 133-157. https://doi.org/10.1080/19236026.2023.2168419

169. Skomedal, A., Deceglie, M. G. (2020). Combined estimation of degradation and soiling losses in photovoltaic systems. *IEEE Journal of Photovoltaics, 10*(6), 1788-1796. https://doi.org/10.1109/JPHOTOV.2020.3018219
170. Song, Y., Zhang, M., Zhou, M. (2019). Using a new aggregated indicator to evaluate China's energy security. *Energy Policy, 132,* 167-174. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.05.036
171. Stanbery, B. J., Abou-Ras, D., Yamada, A., Mansfield, L. (2021). CIGS photovoltaics: reviewing an evolving paradigm. *Journal of Physics D: Applied Physics, 55*(17), 173001. https://doi.org/10.1088/1361-6463/ac4363
172. Stern, N., Valero, A. (2021). Innovation, growth and the transition to net-zero emissions. *Research Policy, 50*(9), A104293. https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104293
173. Strielkowski, W., Chygryn, O., Drozd, S., Koibichuk, V. (2024). Sustainable transformation of energy sector: Cluster analysis for the EU countries. *Heliyon, 10*(19), e38930. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38930
174. Strojny, J., Krakowiak-Bal, A., Knaga, J., Kacorzyk, P. (2023). Energy security: A conceptual overview. *Energies, 16*(13), 5042. https://doi.org/10.3390/en16135042
175. Talha, M., Amir, A., Sheikh Raihan, S. R., Abd Rahim, N. (2021). Grid-connected photovoltaic inverters with low-voltage ride through for a residential-scale system: A review. *International Transactions on Electrical Energy Systems, 31*, e12630. https://doi.org/10.1002/2050-7038.12630
176. Thaler, P., Hofmann, S. (2022). The impossible energy trinity: Energy security, sustainability, and sovereignty in cross-border electricity systems. *Political Geography, 94,* 102579. https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2021.102579
177. Timmermann, C., Noboa, E. (2022). Energy sovereignty: A values-based conceptual analysis. *Science and Engineering Ethics, 28,* 54. https://doi.org/10.1007/s11948-022-00409-x
178. Tomczyk, M., Łapniewska, Z. (2025). Solar panels on every rooftop? The photovoltaics boom in Poland and its social implications. *Energy Research & Social Science, 125,* 104107. https://doi.org/10.1016/j.erss.2025.104107
179. Ulbig, A., Borsche, T. S., Andersson, G. (2014). Impact of low rotational inertia on power system stability and operation. *IFAC Proceedings Volumes, 47*(3), 7290-7297 https://doi.org/10.3182/20140824-6-ZA-1003.02615

180. Vakulchuk, R., Overland, I., Scholten, D. (2020). Renewable energy and geopolitics: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 122,* 109547. https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109547
181. Valentine, S. V. (2011). Emerging symbiosis: Renewable energy and energy security. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 15*(9), 4572-4578. https://doi.org/10.1016/j.rser.2011.07.095
182. van der Most, L., van der Wiel, K., Benders, R. M. J., Gerbens-Leenes, P. W., Bintanja, R. (2024). Temporally compounding energy droughts in European electricity systems with hydropower. *Nature Energy, 9,* 1474-1484. https://doi.org/10.1038/s41560-024-01640-5
183. Venkatachary, S. A., Prasad, J., Alagappan, A., Andrews, L. J. B., Raj, R. A., Duraisamy, S. (2024). Cybersecurity and cyber-terrorism challenges to energy-related infrastructures – Cybersecurity frameworks and economics – Comprehensive review. *International Journal of Critical Infrastructure Protection, 45,* 100677. https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2024.100677
184. Vieira, R. G., Dhimish, M., de Araújo, F. M. U., da Silva Guerra, M. I. (2022). Comparing multilayer perceptron and probabilistic neural network for PV systems fault detection. *Expert Systems with Applications, 201,* 117248. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117248
185. Villalva, M. G., Gazoli, J. R., Filho, E. R. (2009). Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. *IEEE Transactions on Power Electronics, 24*(5), 1198-1208. https://doi.org/10.1109/TPEL.2009.2013862
186. Vivoda, V. (2009). Diversification of oil import sources and energy security: A key strategy or an elusive objective? *Energy Policy, 37*(11), 4615-4623. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.06.007
187. Wang, D., Wright, M., Elumalai, N. K., Uddin, A. (2016). Stability of perovskite solar cells. *Solar Energy Materials and Solar Cells, 147,* 255-275. https://doi.org/10.1016/j.solmat.2015.12.025
188. Wang, K., Qi, X., Liu, H. (2019). Photovoltaic power forecasting based LSTM-Convolutional Network. *Energy, 189,* 116225. https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.116225
189. Wang, Z., Li, Y., Wu, F., Wu, J., Shi, L., Lin, K. (2024). Multi-objective day-ahead scheduling of cascade hydropower-photovoltaic complementary system with pumping installation. *Energy, 290*, 130258. https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130258

190. Watari, T., Nansai, K., Nakajima, K. (2020). Review of critical metal dynamics to 2050 for 48 elements. *Resour Conserv Recycl, 155,* 104669. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104669
191. Wei, Y.-M., Liu, L.-C., Kang, J.-N., Zhang, Y., Peng, S., Liao, H., Xu, S., Zhao, L., Yan, H., Qian, X., Liang, Q.-M., Ji, Y., Tian, X., Chen, W., Li, J., Cui, H., Dai, M., Li, X., Wang, D., Yu, F. (2025). Navigating energy transition solutions for climate targets with minerals constraint. *Nature Climate Change, 15*(8), 833-841. https://doi.org/10.1038/s41558-025-02373-33
192. Wejnert-Depue, C., Zhang, Y., Casper, K., O'Neill, B. C., Waldhoff, S. T. (2025). A conceptual framework for residential energy security in the context of clean energy transitions. *Energy Research & Social Science, 126,* 104096. https://doi.org/10.1016/j.erss.2025.104096
193. Westphal, K. (2020). Strategische Souveränität in Energiefragen. *SWP--Aktuell, 46*. https://doi.org/10.18449/2020A46
194. Wetzel, M., Gils, H. C., Bertsch, V. (2026). From ambition to reality: The impact of limited capacity expansion rates. *Renewable Energy, 258,* 124917. https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.124917
195. Wiertz, T., Kuhn, A., Mattissek, A. (2023). A turn to geopolitics: Shifts in the German energy transition discourse in light of Russia's war against Ukraine. *Energy Research & Social Science, 98,* 103036. https://doi.org/10.1016/j.erss.2023.103036
196. Winzer, C. (2012). Conceptualizing energy security. *Energy Policy, 46,* 36-48. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.02.067
197. Wu, M., Ma, D., Xiong, K., Yuan, L. (2024). Deep Reinforcement Learning for Load Frequency Control in Isolated Microgrids: A Knowledge Aggregation Approach with Emphasis on Power Symmetry and Balance. *Symmetry, 16*(3), 322. https://doi.org/10.3390/sym16030322
198. Yaacoub, J. P., Noura, M., Salman, O., Chehab, A., Malli, M. (2020). Cyber-physical systems security: Limitations, issues and future trends. *Microprocessors and Microsystems, 77,* 103201. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103201
199. Yan, R., Masood, N.-A., Tapan, K. S., Bai, F., Gu, H. (2018). The anatomy of the 2016 South Australia blackout: A high renewable network case study. *IEEE Transactions on Power Systems, 33*(5), 5374-5388. https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2820150
200. Yergin, D. (2006). Ensuring energy security. *Foreign Affairs, 85*(2), 69-82. https://doi.org/10.2307/20031912

201. Yu, Z., Li, J., Yang, G. (2022). A review of energy security index dimensions and organization. *Energy Research Letters, 3*(1). https://doi.org/10.46557/001c.28914
202. Yu, J., Li, X., Yang, L., Li, L., Huang, Z., Shen, K., Yang, X., Yang, X., Xu, Z., Zhang, D., Du, S. (2024). Deep Learning Models for PV Power Forecasting: Review. *Energies, 17*(16), 3973. https://doi.org/10.3390/en17163973
203. Zai, H., Ma, Y., Chen, Q., Zhou, H. (2021). Ion migration in halide perovskite solar cells: Mechanism, characterization, impact and suppression. *Journal of Energy Chemistry, 63,* 528-549. https://doi.org/10.1016/j.jechem.2021.08.006
204. Zhang, J., Zhou, Y. (2024). Reassessing energy security risk incorporating external shock: A variance-based composite indicator approach. *Applied Energy, 358,* 122665. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.122665
205. Zhang, J., Liu, X. (2025). Sustainable development at the crossroads: Geopolitical risks, natural resource scarcity, and renewable energy in energy security transitions. *Geoscience Frontiers, 16*(5), 102129. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2025.102129
206. Zhang, X., Zang, H., Li, L., Wang, M. (2026). Renewable energy technology innovation and energy security: The role of institutional environment. *Renewable Energy, 256,* 124552. https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.124552
207. Zhao, H., Guo, S., Zhao, H. (2019). Comprehensive assessment for battery energy storage systems based on fuzzy-MCDM considering risk preferences. *Energy, 168,* 450-461. https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.11.129
208. Zografopoulos, I., Hatziargyriou, N. D., Konstantinou, C. (2023). Distributed Energy Resources Cybersecurity Outlook: Vulnerabilities, Attacks, Impacts, and Mitigations. *IEEE Systems Journal, 17*(4), 6695-6709. https://doi.org/10.1109/JSYST.2023.3305757
209. Żuk, P. (2023). Soft power and the media management of energy transition: Analysis of the media narrative about the construction of nuclear power plants in Poland. *Energy Reports, 9,* 568-583. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.11.192

Spis rysunków

Rysunek 1. Opracowany przez autora prawdopodobny schemat przebiegu blackoutu i proces odbudowy 10

Rysunek 2. Koncepcyjny model przepływu energii w systemie z OZE, magazynami i odbiorami oraz warstwą AI/EMS 13

Rysunek 3. Od mikrostruktury do mikrostrategii: przełożenie parametrów warstw funkcjonalnych na efektywność PV i uwarunkowania bezpieczeństwa energetycznego 56

Rysunek 4. Łańcuch konwersji energii w PV i główne kategorie strat determinujące PCE oraz uzysk energetyczny 64

Rysunek 5. Przykładowe obrazy topografii (AFM 2D/3D) cienkich warstw miedzi o różnych grubościach – ilustracja roli chropowatości w inżynierii warstw kontaktowych PV 67

Rysunek 6. SEM/EDS: jednorodność, adhezja, weryfikacja warstwy (mikrostruktura i jakość powłoki) 70

Rysunek 7. Zależności grubości warstwy Cu od czasu napylania, uzyskane na podstawie pomiarów profilometrem stykowym oraz SEM 71

Rysunek 8. Zależność chropowatości od grubości warstwy miedzi 71

Rysunek 9. Zależność oporu od grubości oraz odwrotności grubości dla otrzymanych warstw miedzi 72

Rysunek 10. Ilustracja wpływu rocznego tempa degradacji na dostępny potencjał mocy w horyzoncie 25 lat (model wykładniczy) 75

Rysunek 11. Zależność między blackoutem, mechanizmami systemowymi, lukami badawczymi oraz wkładem własnym 99

Rysunek 12. Koncepcyjny schemat integracji metod: analiza strategiczna, badania PV i modele AI w kontekście scenariusza blackoutu iberyjskiego. .114

Rysunek 13. Koncepcyjny diagram procesu analizy scenariuszowej bezpieczeństwa energetycznego 120
Rysunek 14. Porównawcza rola PV w polityce energetycznej (Polska – UE – świat) w perspektywie bezpieczeństwa energetycznego 146
Rysunek 15. Technologie PV: generacje, mikrostruktura i punkty wrażliwości 170
Rysunek 16. Koncepcyjne pipeline danych i AI dla PV/OZE 176
Rysunek 17. Koncepcyjna architektura warstwowa sterowania PV-magazyn-sieć 187
Rysunek 18. Architektura modelu prognozowania generacji PV: pipeline danych + sieć neuronowa 194
Rysunek 19. Koncepcyjna pętla sterowania MPC dla układu PV-magazyn z wykorzystaniem scenariuszy ryzyka 205
Rysunek 20. Scenariusz pracy wyspowej PV z magazynem energii (BESS) w warunkach blackoutu: tryb normalny i tryb wyspowy z rezerwą SOC (T_res) 209
Rysunek 21. Warstwowa architektura inteligentnej infrastruktury PV wspieranej AI (ujęcie autorskie) 215
Rysunek 22. Metodyka analizy scenariuszowej (koncepcja autora) PV i AI w ocenie bezpieczeństwa energetycznego 225
Rysunek 23. Macierz scenariuszy: osie sterujące i cztery ścieżki rozwoju (2030/2040) 232
Rysunek 24. Ilustracja scenariusza stresowego (warunki skrajne): izolacja systemu (NTC↓), gwałtowny spadek generacji PV (ΔP<0), niska inercja (H↓ → RoCoF↑) oraz zakłócenie cyber – czynniki sprzyjające kaskadzie zakłóceń i blackoutowi (koncepcja autora) 238
Rysunek 25. Profil wskaźników bezpieczeństwa – porównanie scenariuszy 2040 (Polska). Wartości znormalizowane (0-1) na podstawie danych z tabeli 13.. 241

Spis tabel

Tabela 1. Zestawienie generacji PV, materiałów i typowych ograniczeń efektywności 61
Tabela 2. Przykładowe mechanizmy degradacji PV i ich „podpis" diagnostyczny 73
Tabela 3. Typowe zadania AI w energetyce i PV 101
Tabela 4. Minimalny zestaw danych dla każdej grupy KPI 104
Tabela 5. Powiązanie KPI z działaniami korygującymi. 105
Tabela 6. Zidentyfikowane luki przełożone strukturę monografii. 109
Tabela 7. PV/OZE w politykach bezpieczeństwa energetycznego – ujęcie porównawcze (Polska – UE – świat) 147
Tabela 8. Instrumenty polityki i rynku oraz ich wpływ na mierniki bezpieczeństwa energetycznego w systemie z PV/OZE 155
Tabela 9. Technologie PV i powiązania sprawności z niezawodnością (synteza inżynierska) 166
Tabela 10. Zadania AI w PV/OZE: dane, modele i metryki (synteza). 181
Tabela 11. Zestaw danych i predyktorów dla modelu prognostycznego PV (koncepcja) 195
Tabela 12. Warianty analizy wrażliwości i oczekiwany wpływ na KPI . . . 210
Tabela 13. Parametryzacja scenariuszy bazowych S1-S4 dla horyzontów 2030 i 2040 (wartości referencyjne) 235
Tabela 14. Wyniki wskaźników bezpieczeństwa dla scenariuszy S1-S4 w horyzontach 2030 i 2040 (wartości referencyjne modelu porównawczego) 240
Tabela 15. Wrażliwość ESI na wybrane parametry (współczynnik elastyczności S_i) – przykład: Polska 2040 250

Tabela 16. Wyniki scenariuszy PV (i AI) a bezpieczeństwo energetyczne – zestawienie syntetyczne (na podstawie rozdziału 7) 260
Tabela 17. Macierz rekomendacji: instrumenty wpływu, wymiary bezpieczeństwa i mierniki oceny 266

Wykaz skrótów i symboli

Skrót	Rozwinięcie/znaczenie
AC	prąd przemienny (alternating current)
AFM	Atomic Force Microscopy – mikroskopia sił atomowych
aFRR	automatic Frequency Restoration Reserve – automatyczna rezerwa odtwarzania częstotliwości
AHP	Analytic Hierarchy Process – metoda AHP w MCDA
AI	sztuczna inteligencja (artificial intelligence)
ALD	Atomic Layer Deposition – osadzanie warstw atomowych
AM1.5G	Air Mass 1.5 Global – standardowe widmo słoneczne dla testów PV
AMI	Advanced Metering Infrastructure – infrastruktura inteligentnego opomiarowania
ARC	Anti-Reflection Coating – warstwa antyrefleksyjna
ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average – model szeregów czasowych
AUC	Area Under the Curve – pole pod krzywą (np. ROC-AUC)
a-Si:H	amorphous Silicon (hydrogenated) – krzem amorficzny uwodorniony
BAU	Business As Usual – scenariusz bazowy / bez zmian
BESS	Battery Energy Storage System – bateryjny magazyn energii
BMS	Battery Management System – system zarządzania baterią
BOS	Balance of System – osprzęt/elementy instalacji PV poza modułami
CAPEX	Capital Expenditure – nakłady inwestycyjne
CdTe	Cadmium Telluride – technologia cienkowarstwowa PV CdTe
CEST	Central European Summer Time – czas letni środkowoeuropejski
CF	Capacity Factor – współczynnik wykorzystania mocy
CfD	Contracts for Difference – kontrakty różnicowe (mechanizm wsparcia)
CIGS	Copper Indium Gallium Selenide – technologia cienkowarstwowa PV
CNN	Convolutional Neural Network – sieć konwolucyjna
CO2	dwutlenek węgla (CO_2)
CR	Curtailment Ratio – wskaźnik redukcji generacji (curtailment)

CRM	Capacity Remuneration Mechanism – mechanizm zapewniania adekwatności mocy
CRPS	Continuous Ranked Probability Score – miara jakości prognoz probabilistycznych
CTQ	Critical To Quality – cechy krytyczne dla jakości
CV	Cross-Validation – walidacja krzyżowa
CVaR	Conditional Value-at-Risk – miara ryzyka (CVaR); w tekście: CVaR_α
c-Si	crystalline Silicon – krzem krystaliczny (ogniwa c-Si)
DC	prąd stały (direct current)
DC/AC	stosunek mocy DC generatora PV do mocy znamionowej falownika AC (DC/AC ratio)
DC-OPF	DC Optimal Power Flow – rozpływ mocy w przybliżeniu DC (DC-OPF)
DER	Distributed Energy Resources – rozproszone zasoby energetyczne
DHI	Diffuse Horizontal Irradiance – składowa rozproszona na płaszczyźnie poziomej
DL	Deep Learning – uczenie głębokie
DMS	Distribution Management System – system zarządzania siecią dystrybucyjną
DNI	Direct Normal Irradiance – składowa bezpośrednia na normalną
DSM	Demand-Side Management – zarządzanie stroną popytową
DSO	Distribution System Operator – operator systemu dystrybucyjnego (ang. DSO)
DSR	Demand Side Response – reakcja strony popytowej / usługi DSR
EDS	Energy-Dispersive X-ray Spectroscopy – spektroskopia EDS
EENS	Expected Energy Not Supplied – oczekiwana energia niezaspokojona
EL	Electroluminescence – elektroluminescencja (diagnostyka modułów PV)
ELCC	Effective Load Carrying Capability – efektywna zdolność pokrycia obciążenia (credit mocy)
EMS	Energy Management System – system zarządzania energią
EMT	Electromagnetic Transient – symulacje przejściowe EMT
ENS	Energy Not Supplied – energia niezaspokojona
EoL	End of Life – koniec życia produktu/instalacji (np. modułów PV)
EPR	Extended Producer Responsibility – rozszerzona odpowiedzialność producenta
ESP	elektrownia szczytowo-pompowa (PL skrót); ang. pumped-storage plant
ETS	(EU) Emissions Trading System – system handlu uprawnieniami do emisji
EV	Electric Vehicle – pojazd elektryczny
EVA	Ethylene-Vinyl Acetate – folia enkapsulacyjna EVA w modułach PV
FCR	Frequency Containment Reserve – rezerwa utrzymania częstotliwości
FF	Fill Factor – współczynnik wypełnienia (PV)
FFR	Fast Frequency Response/Reserve – szybka rezerwa/odpowiedź częstotliwościowa

FLISR	Fault Location, Isolation and Service Restoration – automatyka lokalizacji/izolacji uszkodzeń i odtwarzania zasilania
FMEA	Failure Mode and Effects Analysis – analiza rodzajów i skutków uszkodzeń
FPV	Floating Photovoltaics – pływające instalacje PV
FRR	Frequency Restoration Reserve – rezerwa odtwarzania częstotliwości
FRT	Fault Ride Through – zdolność przetrwania zakłóceń (inwerter)
FTA	Fault Tree Analysis – analiza drzewa błędów
GBM	Gradient Boosting Machine – rodzina modeli boosting
GFL	Grid-Following – sterowanie inwertera podążające za siecią
GFM	Grid-Forming – sterowanie inwertera formujące sieć
GHI	Global Horizontal Irradiance – całkowite promieniowanie na poziomie
GNN	Graph Neural Network – sieć grafowa
GPR	Geopolitical Risk – wskaźnik/ryzyko geopolityczne (GPR)
H2	wodór (H_2) jako nośnik/technologia magazynowania energii
HAZID	Hazard Identification – identyfikacja zagrożeń
HFRT	High Frequency Ride Through – zdolność pracy przy wzroście częstotliwości
HHI	Herfindahl-Hirschman Index – indeks koncentracji (dywersyfikacja dostaw)
HJT	Heterojunction – technologia ogniw HJT
HVRT	High Voltage Ride Through – zdolność pracy przy nadnapięciach
IBR	Inverter-Based Resources – zasoby inwerterowe
ID	Import Dependence – wskaźnik zależności importowej (ID)
IoT	Internet of Things – Internet Rzeczy
IR	Infrared – podczerwień (diagnostyka/termografia PV)
IRT	Infrared Thermography – termografia w podczerwieni
IT	Information Technology – systemy IT
IV	(I-V) – charakterystyka prądowo-napięciowa
KPI	Key Performance Indicators – kluczowe wskaźniki efektywności
LCA	Life Cycle Assessment – ocena cyklu życia
LCOE	Levelized Cost of Energy – jednostkowy koszt energii w cyklu życia
LeTID	Light and Elevated Temperature-Induced Degradation – degradacja indukowana światłem i podwyższoną temperaturą
LFRT	Low Frequency Ride Through – zdolność pracy przy spadkach częstotliwości
LID	Light-Induced Degradation – degradacja indukowana światłem
LOLE	Loss of Load Expectation – oczekiwana liczba godzin/dni utraty zasilania
LOLP	Loss of Load Probability – prawdopodobieństwo utraty zasilania
LSTM	Long Short-Term Memory – sieć rekurencyjna LSTM
LSTM-CNN	architektura hybrydowa LSTM + CNN
LVRT	Low Voltage Ride Through – zdolność pracy przy zapadach napięcia
MAE	Mean Absolute Error – średni błąd bezwzględny

MAPE	Mean Absolute Percentage Error – średni procentowy błąd bezwzględny
MCDA	Multi-Criteria Decision Analysis – analiza wielokryterialna
mFRR	manual Frequency Restoration Reserve – ręczna rezerwa odtwarzania częstotliwości
MILP	Mixed-Integer Linear Programming – programowanie liniowe całkowitoliczbowe mieszane
ML	Machine Learning – uczenie maszynowe
MLOps	Machine Learning Operations – praktyki wdrożeniowe dla ML
MLP	Multi-Layer Perceptron – perceptron wielowarstwowy
MPP	Maximum Power Point – punkt mocy maksymalnej
MPPT	Maximum Power Point Tracking – śledzenie punktu mocy maksymalnej
N-1	kryterium niezawodności N-1 (odporność na awarię pojedynczego elementu)
N-k	kryterium N-k (odporność na awarię k elementów)
nN	niskie napięcie (sieć nN)
NOCT	Nominal Operating Cell Temperature – nominalna temperatura pracy ogniwa
NTC	Net Transfer Capacity – zdolność przesyłowa netto
NWP	Numerical Weather Prediction – numeryczna prognoza pogody
OMS	Outage Management System – system zarządzania awariami (dystrybucja)
OPEX	Operating Expenditure – koszty operacyjne
OPF	Optimal Power Flow – optymalny rozpływ mocy
OSD	Operator Systemu Dystrybucyjnego – operator sieci dystrybucyjnej
OSP	Operator Systemu Przesyłowego – operator sieci przesyłowej (PL: PSE)
OT	Operational Technology – systemy automatyki/operacyjne (OT)
PCC	Point of Common Coupling – punkt wspólnego przyłączenia
PCE	Power Conversion Efficiency – sprawność konwersji energii (PV)
PERC	Passivated Emitter and Rear Cell – technologia ogniw krzemowych
PHS	Pumped Hydro Storage – magazynowanie w elektrowniach szczytowo-pompowych
PID	Potential-Induced Degradation – degradacja indukowana potencjałem
PLL	Phase-Locked Loop – pętla synchronizacji fazowej
PMU	Phasor Measurement Unit – urządzenie pomiaru wektorów fazorowych
PPA	Power Purchase Agreement – długoterminowa umowa zakupu energii
PR	Performance Ratio – wskaźnik wydajności instalacji PV
PSI	Population Stability Index – wskaźnik stabilności rozkładu cech
PSPP	Pumped Storage Power Plant – elektrownia szczytowo-pompowa (ang. PSPP)
PSPP-PV	układ/integrowana praca elektrowni szczytowo-pompowej z PV
PV	Photovoltaics – fotowoltaika
PV-BESS	hybrydowy układ PV + bateryjny magazyn energii
RD	Degradation Rate – stopa degradacji (np. roczna) w PV

RH	Relative Humidity – wilgotność względna
RM	Reserve Margin – margines rezerwy mocy (adekwatność)
RMSE	Root Mean Squared Error – pierwiastek z MSE
RNN	Recurrent Neural Network – sieć rekurencyjna
RoCoF	Rate of Change of Frequency – tempo zmian częstotliwości
ROCOF	Rate of Change of Frequency – tempo zmian częstotliwości (wariant zapisu)
SAIDI	System Average Interruption Duration Index – średni czas przerw na odbiorcę
SAIFI	System Average Interruption Frequency Index – średnia częstość przerw na odbiorcę
SCADA	Supervisory Control And Data Acquisition – system nadzoru i akwizycji danych
SEM	Scanning Electron Microscopy – mikroskopia elektronowa skaningowa
sMAPE	symmetric MAPE – symetryczny MAPE
SN	średnie napięcie (sieć SN)
SOC	State of Charge – stan naładowania (magazynu)
SSAE	Stacked Sparse AutoEncoder – warstwowy rzadki autoenkoder
SSAE-MLP	model hybrydowy SSAE + MLP
STC	Standard Test Conditions – standardowe warunki testowe PV
SVM	Support Vector Machine indeks próbki/okresu (zależnie od kontekstu) maszyna wektorów nośnych
TCO	Transparent Conductive Oxide – przezroczysty tlenek przewodzący
THD	Total Harmonic Distortion – całkowite odkształcenie harmoniczne
TOPCon	Tunnel Oxide Passivated Contact – technologia kontaktu pasywowanego
TOPSIS	Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution – metoda TOPSIS
TPR	True Positive Rate – czułość (sensitivity/recall)
TSO	Transmission System Operator – operator systemu przesyłowego (ang. TSO)
TTR	Time To Recover/Restore – czas odtworzenia zasilania / rekonstytucji
UTC	Coordinated Universal Time – uniwersalny czas koordynowany
UV	Ultraviolet – promieniowanie ultrafioletowe
VOLL	Value of Lost Load – wartość energii niezaspokojonej (wariant zapisu)
VoLL	Value of Lost Load – wartość utraconego zasilania
VPP	Virtual Power Plant – wirtualna elektrownia
VRE	Variable Renewable Energy – zmienne OZE (wiatr, PV) / VRE
VSG	Virtual Synchronous Generator – wirtualny generator synchroniczny
VSM	Virtual Synchronous Machine – wirtualna maszyna synchroniczna
XGBoost	Extreme Gradient Boosting – implementacja gradient boosting
XRD	X-Ray Diffraction – dyfrakcja rentgenowska

Symbol	Opis/znaczenie (z jednostką, jeśli dotyczy)
A	pole powierzchni (np. aktywnej powierzchni modułu PV) [m²]
B_l	susceptancja linii l (element macierzy B) [p.u.]
c_buy	cena zakupu energii z sieci (tarifa) [PLN/MWh lub EUR/MWh]
c_deg	koszt jednostkowy degradacji/zużycia (np. magazynu) [PLN/jedn.]
C_deg	koszt/miara degradacji (np. baterii) – wg definicji w tekście
c_sell	cena sprzedaży energii do sieci [PLN/MWh lub EUR/MWh]
cosφ	współczynnik mocy (power factor) [-]
CVaR_α	warunkowa wartość narażona na ryzyko (Conditional Value-at-Risk) na poziomie α
D	w zależności od kontekstu: (i) tłumienie w modelu VSM; (ii) zapotrzebowanie (wtedy zwykle D(t))
D(t)	zapotrzebowanie/obciążenie w czasie t [W/MW]
D_peak	szczytowe zapotrzebowanie [W/MW]
E_AC	energia po stronie AC (np. za falownikiem) [Wh/kWh/MWh]
E_BESS	energia w magazynie bateryjnym (BESS) [Wh/kWh/MWh]
E_CO2(t)	emisje CO_2 w czasie t [$kgCO_2$ lub tCO_2]
E_el(t)	energia elektryczna w czasie t [Wh/kWh/MWh]
E_import	energia importowana [Wh/kWh/MWh]
E_max	maksymalna pojemność energetyczna magazynu [Wh/kWh/MWh]
E_nom	nominalna pojemność energetyczna magazynu [Wh/kWh/MWh]
E_stor	pojemność energetyczna magazynu w scenariuszu/projekcie [Wh/kWh/MWh]
E_total	energia całkowita (np. zużycie) [Wh/kWh/MWh]
E_yield	uzysk energii (produkcja) w zadanym okresie [Wh/kWh/MWh]
EENS	oczekiwana energia niezaspokojona (Expected Energy Not Supplied) [Wh/kWh/MWh]
ENS	energia niezaspokojona (Energy Not Supplied) [Wh/kWh/MWh]
ENS(t)	energia/moc niezaspokojona w czasie t (wg definicji w tekście)
f	częstotliwość sieci [Hz]
f_0	częstotliwość znamionowa (np. 50 Hz) [Hz]
f_θ	model (funkcja) ML z parametrami θ
FF	współczynnik wypełnienia charakterystyki I-V (Fill Factor) [-]
G	natężenie promieniowania słonecznego (irradiancja) [W/m²]
g	indeks jednostki/generatora (np. w P_g, u_g)
G_POA	irradiancja na płaszczyźnie modułu (Plane-of-Array) [W/m²]
G_ref	wartość odniesienia irradiancji w korekcji (np. 1000 W/m²) [W/m²]
G_STC	irradiancja w STC (zwykle 1000 W/m²) [W/m²]
H	stała bezwładności (inertia constant) [s]

h	wysokość spadu (head) w elektrowni wodnej [m]
H_i	stała bezwładności jednostki i [s]
H_sys	ekwiwalentna stała bezwładności systemu [s]
I	prąd elektryczny [A]
I_o	prąd/gęstość prądu nasycenia (parametr diody) [A]
I_CO2	intensywność emisji CO_2 ($kgCO_2/kWh$ lub tCO_2/MWh)
I_cs	prąd zwarciowy (wariant zapisu) [A]
I_cy	wskaźnik odporności cyber (indeks syntetyczny) [-]
I_IMP	prąd w punkcie mocy maksymalnej (I_IMP) [A]
I_mpp	prąd w punkcie mocy maksymalnej (MPP) [A]
I_ph	prąd fotogenerowany (photocurrent) [A]
I_sc	prąd zwarciowy (short-circuit current) [A]
I_sec	syntetyczny indeks bezpieczeństwa (np. $I_sec = \Sigma\, w_k\, z_k$) [-]
ID	wskaźnik zależności importowej (Import Dependence) [-]
J	funkcja celu / kryterium optymalizacji
J_o	prąd/gęstość prądu nasycenia (dark saturation current) [A lub A/m^2]
J_cost	składnik kosztowy funkcji celu
J_deg	składnik degradacji/zużycia (np. BESS) w funkcji celu
J_SC	gęstość prądu zwarciowego (short-circuit current density) [A/m^2]
k	indeks wskaźnika (np. w z_k, w_k, x_k)
K	liczba wskaźników składowych w indeksie syntetycznym
K_f	współczynnik droop częstotliwościowy
k_P	współczynnik droop dla mocy czynnej (P) – wg definicji w tekście
k_Q	współczynnik droop dla mocy biernej (Q) – wg definicji w tekście
K_u	współczynnik droop napięciowy
k_α	parametr/poziom (np. kwantyl/poziom ufności) – wg definicji w tekście
L	długość okna historycznego / horyzont danych wejściowych w modelu ML
L_s(x)	strata/koszt w scenariuszu s jako funkcja decyzji x
L_τ	funkcja straty kwantylowej dla poziomu τ (pinball loss)
LOLE	oczekiwana liczba okresów utraty zasilania (Loss of Load Expectation)
LOLP	prawdopodobieństwo utraty zasilania (Loss of Load Probability)
m	indeks próbki/okresu (zależnie od kontekstu)
MAE	średni błąd bezwzględny (Mean Absolute Error)
MAPE	średni procentowy błąd bezwzględny (Mean Absolute Percentage Error)
MTTD	średni czas wykrycia incydentu (Mean Time To Detect)
MTTR	średni czas naprawy/odtworzenia (Mean Time To Repair/Restore)
N	liczba obserwacji/próbek
n	współczynnik idealności diody [-]

N_i	liczba odbiorców dotkniętych przerwą i (np. w SAIDI/SAIFI)
N_T	łączna liczba odbiorców (total customers)
NTC	zdolność przesyłowa netto (Net Transfer Capacity)
P	moc czynna [W/MW]
P_o	punkt odniesienia mocy czynnej (np. w sterowaniu droop) [W/MW]
P_avail	dostępna moc (np. dyspozycyjna) [W/MW]
P_ch	moc ładowania magazynu [W/MW]
P_crit	moc/obciążenie odbiorów krytycznych [W/MW]
P_cur	moc redukcji (curtailment) – alternatywny zapis [W/MW]
P_curt	moc redukowana (curtailment) [W/MW]
P_def	moc deficytu / brakująca moc [W/MW]
P_dis	moc rozładowania magazynu [W/MW]
P_DR	moc/akcja Demand Response w czasie t (P_DR(t)) [W/MW]
P_e	moc elektryczna [W/MW]
P_exp	moc eksportowana do sieci [W/MW]
P_g	moc jednostki g (wg definicji w tekście) [W/MW]
P_gen	moc generacji (łącznie lub z jednostek) [W/MW]
P_grid	moc wymieniana z siecią (wg konwencji znaku) [W/MW]
P_grid^+	dodatnia część mocy sieci (import) [W/MW]
P_grid^-	ujemna część mocy sieci (eksport) [W/MW]
P_imp	moc importowana z sieci [W/MW]
P_inv	moc czynna falownika [W/MW]
P_load	zapotrzebowanie/obciążenie [W/MW]
P_loss	moc strat [W/MW]
P_losses	moc strat (wariant zapisu) [W/MW]
P_m	moc mechaniczna (np. w modelu VSM) [W/MW]
P_meas	moc mierzona [W/MW]
P_meas,cor	moc mierzona po korekcie [W/MW]
P_mpp	moc w punkcie MPP [W]
P_MPP	moc w punkcie mocy maksymalnej (Maximum Power Point) [W]
P_net	moc netto (wg definicji) [W/MW]
P_nom	moc nominalna/znamionowa [W/MW]
P_PCC	moc w punkcie PCC [W/MW]
P_phys	moc PV z modelu fizycznego [W/MW]
P_PV	moc generatora PV [W/MW]
P_PV,avail	dostępna moc PV (bez redukcji) [W/MW]
P_PV,eff	efektywna moc PV po uwzględnieniu ograniczeń (PV effective) [W/MW]
P_PV,used	wykorzystana moc PV (po ograniczeniach) [W/MW]

P_ref	moc referencyjna/zadana [W/MW]
P_shed	moc zrzutu obciążenia (load shedding) [W/MW]
P_STC	moc znamionowa PV w STC [W]
P_stor	moc magazynu (ogólnie) [W/MW]
P_stor,ch	moc ładowania magazynu (wariant) [W/MW]
P_stor,dis	moc rozładowania magazynu (wariant) [W/MW]
P_sup	moc zasilająca odbiorców (supply) [W/MW]
P_VI	składnik mocy związany z wirtualną bezwładnością (virtual inertia) [W/MW]
P_VRE	moc ze źródeł VRE (P_VRE(t)) [W/MW]
P_W	moc źródeł wiatrowych (P_W(t)) [W/MW]
P_W,used	wykorzystana moc wiatru (po ograniczeniach) [W/MW]
P^_i	wartość prognozowana dla próbki i
P^_load	prognozowane obciążenie [W/MW]
P^_PV	prognozowana moc PV [W/MW]
Q	moc bierna [var/Mvar]
Q_0	wartość bazowa/zadana mocy biernej [var/Mvar]
Q_inv	moc bierna falownika [var/Mvar]
r	reszta / błąd modelu (np. r(t) = P_PV - P_phys) [W/MW]
R	rezystancja (np. w modelu spadku napięcia) [Ω lub p.u.]
R_S	rezystancja szeregowa modułu PV [Ω]
R_s	rezystancja szeregowa (wariant zapisu) [Ω]
R_SH	rezystancja bocznikująca (shunt) modułu PV [Ω]
R_sh	rezystancja bocznikująca (shunt) (wariant zapisu) [Ω]
Ramp_max	maksymalna rampa zmian mocy [W/MW na jednostkę czasu]
Res_E	miara odporności energetycznej (wg definicji z całką niedoboru) [-]
RM	margines rezerwy mocy (Reserve Margin) [-]
RMSE	pierwiastek z MSE (Root Mean Squared Error)
ROCOF	tempo zmian częstotliwości (Rate of Change of Frequency) [Hz/s]
s	indeks scenariusza
S	liczba scenariuszy
S(t)	dostępna podaż/zdolność zasilania w czasie t [W/MW]
S_base	moc bazowa (base power) [VA]
S_i	moc znamionowa jednostki i [VA]
S_inv	moc pozorna falownika [VA]
SOC	stan naładowania (State of Charge) [- lub %]
SOC_max	górny limit SOC [-]
SOC_min	dolny limit SOC [-]
SOC_res	rezerwa SOC (na potrzeby odporności) [-]

t	czas / indeks czasu
t0	czas początku zdarzenia/zakłócenia
t1	czas końca zdarzenia / okresu analizy
T_amb	temperatura otoczenia [°C]
T_c	temperatura ogniwa (cell temperature; wariant zapisu) [°C]
T_cell	temperatura ogniwa PV [°C]
T_mod	temperatura modułu [°C]
T_rec	czas odtworzenia (recovery time) [s/min/h]
T_ref	wartość odniesienia temperatury w korekcji [°C]
T_res	horyzont rezerwy (np. czas podtrzymania) [h]
T_STC	temperatura w STC (zwykle 25°C) [°C]
U	napięcie [V lub p.u.]
u	zmienna binarna/logiczna (np. tryb ładowanie/rozładowanie)
U_0	napięcie odniesienia (np. w droop) [V lub p.u.]
u_g	stan jednostki g (włączony/wyłączony) w chwili t (wg definicji w tekście)
U_i	czas przerwy w zasilaniu i (np. w SAIDI) [h]
U_n	napięcie znamionowe (nominalne) [V lub p.u.]
V	napięcie elektryczne [V]
V_0	napięcie bazowe/odniesienia [V]
V_MP	napięcie w punkcie mocy maksymalnej (V_MP) [V]
V_mpp	napięcie w punkcie MPP (wariant zapisu) [V]
V_OC	napięcie obwodu otwartego (open-circuit voltage) [V]
V_oc	napięcie obwodu otwartego (wariant zapisu) [V]
V_PCC	napięcie w punkcie PCC [V]
V_T	napięcie termiczne (thermal voltage) [V]
w_k	waga wskaźnika k w indeksie syntetycznym [-]
x	wektor decyzji (zmienne decyzyjne) w optymalizacji
X	wektor/zbiór cech wejściowych do modelu ML
x_i	wartość i-tej obserwacji/zmiennej (wg kontekstu)
X_i	reaktancja (w modelu spadku napięcia) [Ω lub p.u.]
x_k	wartość wskaźnika k (przed normalizacją) [-/jednostki zależne]
x_k^max	wartość maksymalna wskaźnika k (do normalizacji)
x_k^min	wartość minimalna wskaźnika k (do normalizacji)
x_max	wartość maksymalna (ogólna) w normalizacji
x_min	wartość minimalna (ogólna) w normalizacji
x_norm	wartość znormalizowana
x_s	wektor parametrów scenariusza s
X_{t-L:t}	okno danych historycznych od t-L do t (cechy wejściowe)

y	wartość rzeczywista (target) w uczeniu/ocenie modelu
Z	wektor cech egzo (np. prognoza pogody) dla modelu ML
z_k	znormalizowana wartość wskaźnika k w indeksie syntetycznym [-]
Z_{t+τ}	cechy egzo / prognozy na horyzont t+τ w modelu ML
ŷ	wartość predykcji (estymata) w uczeniu/ocenie modelu
α	poziom ufności / parametr (np. w CVaR_α) [-]
α_DSR	udział/poziom wykorzystania zasobów DSR w scenariuszu [-]
α_GFM	udział zasobów/funkcji grid-forming (GFM) w scenariuszu [-]
α_PV	udział mocy PV w miksie/scenariuszu [-]
α_T	współczynnik temperaturowy mocy modułu PV [-/°C]
α_W	udział mocy wiatru (W) w miksie/scenariuszu [-]
γ	współczynnik temperaturowy mocy (temperature coefficient) [-/°C]
γ_P	współczynnik temperaturowy mocy (wariant zapisu) [-/°C]
Δf	odchyłka częstotliwości [Hz]
ΔP	zmiana mocy czynnej [W lub MW]
δP	próg dopuszczalnej zmiany mocy (threshold) [W/MW]
ΔQ	zmiana mocy biernej [var lub Mvar]
Δt	krok czasowy / interwał dyskretyzacji [s, min, h]
ΔU	zmiana/spadek napięcia [V lub p.u.]
ε_load	błąd/odchylenie prognozy obciążenia (scenariusz) [W/MW]
ε_PV	błąd/odchylenie prognozy PV (scenariusz) [W/MW]
ε̂_D	szacowana niepewność/błąd dla popytu D (w scenariuszach) [-/W/MW]
ε̂_PV	szacowana niepewność/błąd dla PV (w scenariuszach) [-/W/MW]
ζ	zmienna pomocnicza (np. VaR w CVaR) / próg w miarze ryzyka
η	sprawność (np. η = P_MPP/(G·A)) [-]
η_ch	sprawność ładowania magazynu [-]
η_dis	sprawność rozładowania magazynu [-]
θ	wektor parametrów modelu (np. w f_θ)
θ_i	kąt fazowy węzła i [rad]
θ_PV	parametry/cechy PV w funkcji oceny (wg zapisu w tekście)
κ	parametr/prog zmienności (np. w kryterium |dP/dt| > κ) [W/MW na jednostkę czasu]
λ_curt	waga kary za redukcję (curtailment) w funkcji celu
λ_deg	waga składowej degradacji w funkcji celu
λ_f	waga kary za odchyłki częstotliwości w funkcji celu
λ_i	częstość awarii elementu i [1/rok lub 1/h]
λ_risk	waga składowej ryzyka w funkcji celu
μ_p	średnia wartość prognozy (mean) w ujęciu probabilistycznym [jedn. zmiennej]

ξ_s	realizacja wektora niepewności w scenariuszu s
π_AI	składowa/miara związana z AI w funkcji oceny (wg zapisu w tekście)
ρ	gęstość (np. wody) [kg/m³]
σ_p	odchylenie standardowe prognozy (std) w ujęciu probabilistycznym [jedn. zmiennej]
σ_ε	odchylenie standardowe błędu prognozy (σ_ε) [jedn. zmiennej]
τ	horyzont prognozy / poziom kwantyla (w L_τ) [-]
φ	kąt przesunięcia fazowego (współczynnik mocy cosφ) [rad]
ω	częstość kołowa (angular frequency) [rad/s]
ω_0	częstość kołowa znamionowa [rad/s]

Oznaczenia metodyczne (kody) użyte w monografii

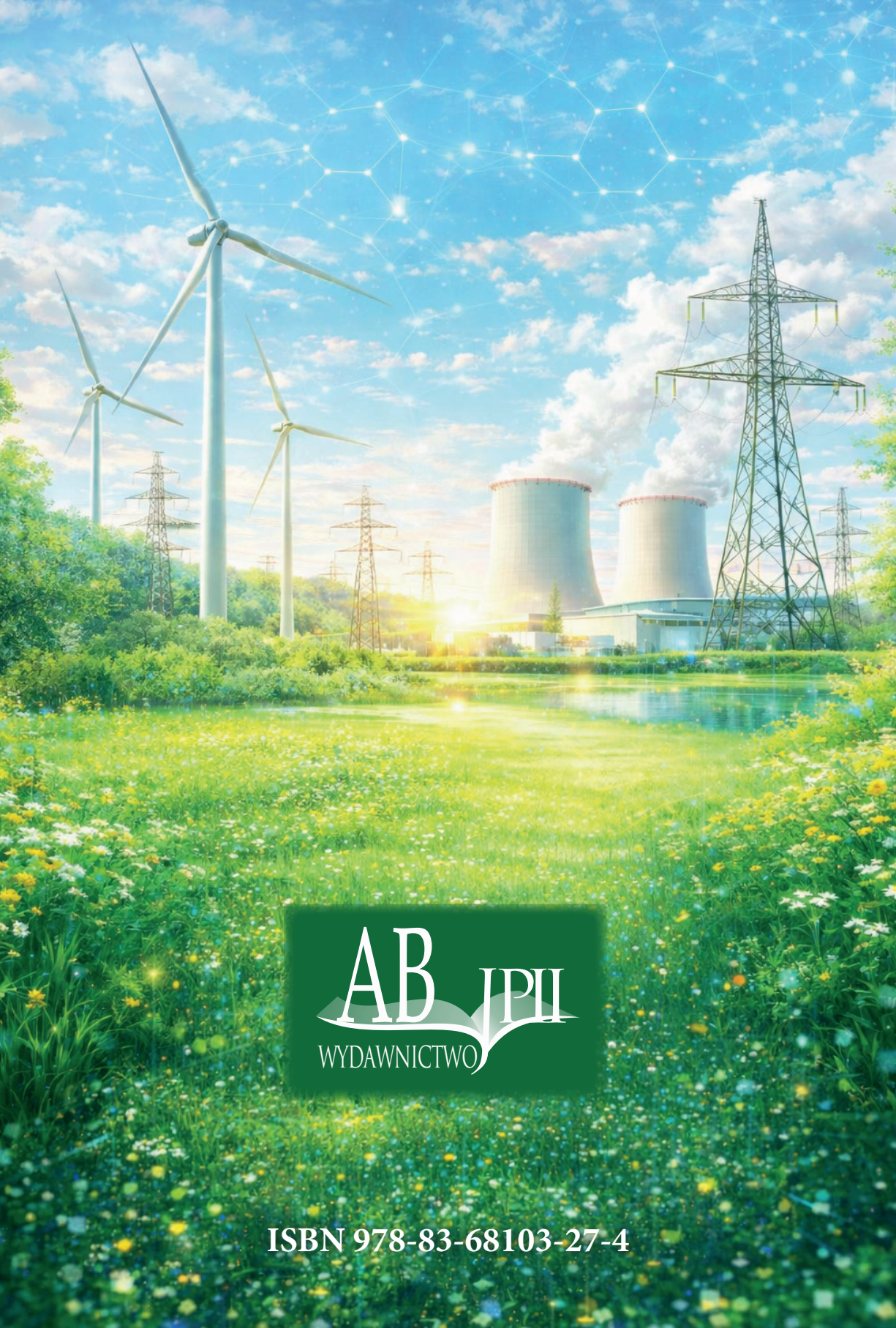
Oznaczenie	Opis
A1	Identyfikacja zagrożeń (HAZID) dla systemu elektroenergetycznego z wysokim udziałem PV.
A2	Analiza przyczynowo-skutkowa (drzewo zdarzeń i drzewo błędów) dla scenariuszy blackoutu.
A3	Macierz ryzyka (prawdopodobieństwo × skutek) z osobną klasyfikacją: technika, rynek, regulacje, cyber.
A4	Analiza wąskich gardeł (bottlenecks) dla elastyczności: rezerwy, magazyny, połączenia transgraniczne.
D1	Dane systemowe: generacja, zapotrzebowanie, przepływy na połączeniach, rezerwy, ograniczenia sieciowe.
D2	Dane meteorologiczne: irradiancja, zachmurzenie, temperatura, wiatr
D3	Dane rynkowe: ceny dnia następnego i bilansujące, wolumeny, koszty rezerw
D4	Dane o zagrożeniach: awarie techniczne, ograniczenia paliwowe, ryzyka cyber i fizyczne.
FI1	Grid-following (GFL)
FI2	Grid-supporting
FI3	Grid-forming (GFM)
H1	Wysoki udział PV bez adekwatnego wsparcia częstotliwości i napięcia zwiększa prawdopodobieństwo kaskady zaburzeń przy zdarzeniach N-1/N-k
H2	Integracja PV z magazynowaniem (w tym PHS) oraz funkcjami grid-forming redukuje wartości EENS/LOLP w scenariuszach stresowych
H3	Zastosowanie AI w prognozowaniu i sterowaniu zmniejsza błąd predykcji oraz poprawia alokację rezerw, co podnosi wskaźniki odporności
IN1	Wyniki PV (PR, CF, rampy, FRT, dostępność) są mapowane na parametry scenariusza i na ograniczenia w optymalizacji.
IN2	Wyniki AI (prognozy i niepewności) są mapowane na wymagania rezerw i na rozkłady zdarzeń w scenariuszach.
IN3	Wyniki optymalizacji i sterowania są mapowane na mierniki M1-M10 oraz na agregaty kompozytowe.

IN4	Wyniki są interpretowane w ramie W1-W4, z osobnym opisem wpływu na odbiorców końcowych.
K1	Kryteria twarde (hard constraints)
K2	Kryteria miękkie (soft)
M1	EENS (Expected Energy Not Supplied)
M10	Wskaźniki stabilności cen: odchylenie standardowe i percentyle cen bilansujących.
M2	LOLP (Loss of Load Probability)
M3	LOLE (Loss of Load Expectation)
M4	Nadir częstotliwości i ROCOF w zakłóceniach
M5	Margines rezerwy wirującej i szybkiej (FRR/FFR)
M6	Wskaźniki niezawodności dystrybucji (SAIDI, SAIFI) dla oceny skutków na odbiorcach.
M7	Koszt rezerw i usług systemowych
M8	Koszt energii niezasilonej (VoLL) w analizie wrażliwości
M9	Koszt ograniczeń (curtailment) PV oraz koszt bilansowania.
ML1	Monitoring jakości predykcji w czasie
ML2	Detekcja drift danych wejściowych
ML3	Aktualizacja modelu
OP1	AI generuje prognozy i rozkłady błędów
OP2	AI tworzy modele zastępcze (surrogate)
P1	Poziom komponentu
P2	Poziom obiektu
P3	Poziom systemu
PB1	Jakie czynniki systemowe i operacyjne eskalują ryzyko blackoutu w systemie o wysokim udziale PV? W PB1 analizuje się zależność: udział PV → inercja efektywna → ROCOF
PB2	Które mierniki bezpieczeństwa i odporności najszybciej sygnalizują utratę marginesów stabilności? PB2 dotyczy doboru KPI wczesnego ostrzegania
PB3	Jakie parametry technologiczne PV (w tym inwertera) warunkują możliwość pracy wspierającej sieć (grid-support, grid-forming)? PB3 łączy parametry sprzętu z ograniczeniami systemu
PB4	W jakim stopniu modele AI mogą obniżyć niepewność prognoz i poprawić decyzje rezerwowe oraz sterowanie, a tym samym ograniczyć ryzyko blackoutu? PB4 weryfikuje, czy AI redukuje niepewność, a więc i wymagane rezerwy
PD1	Akwizycja danych (D1-D4) i ich wersjonowanie.
PD2	Czyszczenie i harmonizacja: jednostki, strefy czasowe, agregacja czasowa.
PD3	Inżynieria cech: opóźnienia (lags), zmienne pochodne, cechy kalendarzowe i meteorologiczne
PD4	Segmentacja na reżimy pracy: normalny, stres, kryzys
PD5	Uczenie modeli AI: prognozy, klasyfikatory, modele anomalii, modele sterowania.

PD6	Walidacja krzyżowa i backtesting
PD7	Integracja wyników z modelem scenariuszowym i z miernikami M1-M10.
PD8	Raportowanie i interpretacja
PE1	Charakterystyki I-V i P-V w warunkach zbliżonych do STC oraz w warunkach polowych.
PE2	Wyznaczenie parametrów: Isc, Voc, Impp, Vmpp, Pmpp, FF oraz współczynników temperaturowych.
PE3	Ocena strat rezystancyjnych i dopasowania stringów
PE4	Pomiary prądów upływu, rezystancji izolacji i testy PID/LID w zakresie dostępnym w laboratorium.
PE5	Pomiary jakości energii po stronie AC: THD, flicker, asymetria, odpowiedź na skok mocy.
PF1	Uzysk energii E_AC [kWh] oraz uzysk jednostkowy [kWh/kWp].
PF2	Performance Ratio PR [-]
PF3	Capacity Factor CF [-]
PF4	Wskaźnik dostępności A [%]
PF5	Wskaźnik degradacji dP/P [%/rok]
PG1	Prognoza mocy PV na horyzontach: 5 min, 15 min, 1 h, 24 h.
PG2	Prognoza obciążenia w analogicznych horyzontach.
PG3	Prognoza błędu (uncertainty) i rozkładów kwantylowych dla PV i popytu.
PG4	Prognoza potrzeb rezerwowych jako funkcja niepewności i warunków systemowych.
PH1	Parametry bilansowe: moc pompowania, moc generacji, pojemność energetyczna, sprawność cyklu, ograniczenia czasów rozruchu.
PH2	Parametry dynamiczne: stałe czasowe regulatorów, ograniczenia rampowania, zdolność do FFR, minimalne czasy pracy.
PH3	Parametry operacyjne: priorytety ładowania z PV, ograniczenia środowiskowe, minimalny poziom wody.
PM1	Elektroluminescencja (EL) do wykrywania mikropęknięć, przerw w ścieżkach i degradacji złączy.
PM2	Termografia IR do wykrywania hot-spotów i nierównomierności pracy stringów.
PM3	Fotoluminescencja (PL) i obrazowanie UV dla oceny jakości pasywacji, gdy technologia na to pozwala.
PM4	Pomiary IV przy wymuszeniu zacienienia i symulacji uszkodzeń dla zbudowania bibliotek sygnatur.
PM5	Wybrane metody laboratoryjne (SEM/XRD) dla próbek referencyjnych, gdy dostępne są fragmenty materiału.
PS1	GHI/DNI/DHI lub bezpośrednio POA
PS2	Temperatura modułu i powietrza
PS3	Wiatr i prędkość wiatru
PS4	Zachmurzenie i parametry aerozoli, jeśli są dostępne
R1	Wersjonowanie danych, modeli i parametrów scenariuszy.

R2	Rejestrowanie eksperymentów (seed, hiperparametry, zakres danych).
R3	Raportowanie niepewności i zakresów ufności dla wyników kluczowych.
R4	Archiwizacja kodu i wyników pośrednich.
R5	Traktować cyberbezpieczeństwo jako wymiar bezpieczeństwa energetycznego i jako warunek dopuszczenia AI do sterowania
R6	Zintegrować planowanie PV z planowaniem sieci i magazynów w jednym cyklu decyzyjnym
R7	Rozwijać innowacje technologiczne OZE z uwzględnieniem warunku bezpieczeństwa
R8	Utrzymywać perspektywę „usługi energii" dla odbiorcy końcowego i dla krytycznych sektorów gospodarki
RB1	Warstwa przedzdarzeniowa
RB2	Zdarzenie inicjujące
RB3	Propagacja
RB4	Separacja i odbudowa
RM1	Model bilansowo-scenariuszowy w rozdzielczości 15-min
RM2	Model dynamiczny w rozdzielczości sekundowej
S1	Scenariusz bazowy (BAU)
S2	Scenariusze stresowe
S3	Scenariusze kryzysowe
ST1	Predykcyjne sterowanie modelowe (MPC) z wejściem z modeli prognozujących PV/popyt.
ST2	Uczenie ze wzmocnieniem (RL) jako warstwa proponująca nastawy, z ograniczeniem bezpieczeństwa (safety layer).
TI1	Próba regulacji mocy czynnej P w funkcji częstotliwości (droop)
TI2	Próba regulacji mocy biernej Q w funkcji napięcia
TI3	Próba ograniczania rampy
TI4	Próba FRT
TI5	Próba trybu GFM
TI6	Próba czarny start (jeśli dotyczy)
TP1	Tryb energetyczny
TP2	Tryb bezpieczeństwa
V1	Test bilansowy
V2	Test ograniczeń
V3	Test graniczny
VA1	MAE i RMSE dla błędu średniego i błędu kwadratowego.
VA2	MAPE oraz sMAPE w ujęciu względnym.
VA3	CRPS i pinball loss dla prognoz probabilistycznych.
VA4	Testy stabilności w ekstremach: błędy podczas przejść pogodowych i podczas zdarzeń awaryjnych.
W1	Dostępność energii (availability)

W2	Przystępność cenowa (affordability)
W3	Akceptowalność i zgodność środowiskowa (acceptability)
W4	Odporność i zdolność odtwarzania (resilience)
WK1	Normalizacja mierników M1-M10 do skali 0-1 z rozróżnieniem na kryteria stymulant i destymulant.
WK2	Wyznaczenie wag
WK3	Agregacja i ranking
WM1	Pakiet stabilności
WM2	Pakiet elastyczności
WM3	Pakiet infrastruktury
WM4	Pakiet cyber i telemechaniki
WS1	Wrażliwość parametrów systemowych
WS2	Wrażliwość niepewności prognoz
WS3	Wrażliwość wag w MCDA
Z1	Studium przypadku traktuje się jako wzorzec mechanizmów, a nie jako identyczną rekonstrukcję wszystkich decyzji operatorskich.
Z2	Dane systemowe mają rozdzielczość co najmniej 15-minutową dla analiz bilansowych i co najmniej sekundową dla analiz częstotliwości, o ile są dostępne.
Z3	Modele AI uczone są na danych historycznych i na syntetycznych scenariuszach stresowych.
Z4	Badania PV obejmują zarówno parametry statyczne (STC/NOCT), jak i dynamiczne (odpowiedź na skok, rampy, FRT).



ISBN 978-83-68103-27-4