

Koordynator: Marek KISIEL-DOROHINICKI

Ewa ADAMIEC (2), Jacek DAJDA (2), Krzysztof HELLER (3), Andrzej KAŁUŻA (4), Agnieszka KOPEĆ (4), Marcin KOCÓR (1), Dorota MICEK (1), Grzegorz MIKA (4), Paweł M. MORKISZ (4), Bartłomiej MULEWICZ (4), Malwina MUS-FROSIK (1), Jacek NAWROT (3), Paweł PRZYBYŁOWICZ (4), Michał SOBIERAJ (4), Anna SZCZUCKA (1), Martyna WIĄCEK (4), Barbara WOREK (1), Janusz ZYŚK (2)

IX. Konteksty i narzędzia wsparcia ER: aspekty społeczne i klimatyczno-środowiskowe, cyfryzacja i prognozowanie cen

Abstrakt: Transformacja energetyczna to złożony proces, który ma co prawda naturę technologiczną, ale o jego skuteczności decydują w dużej mierze czynniki społeczne i kulturowe. Dla rozwoju energetyki rozproszonej największą wartość mają zatem działania interdyscyplinarne, angażujące specjalistów z różnych dziedzin nauki i gospodarki lub szukające społecznego rezonansu. Niniejszy artykuł prezentuje przykłady takich badań. Analizy postaw Polaków wobec transformacji energetycznej czy monitoring zdrowotnych skutków zanieczyszczenia powietrza – to konteksty, które powinny być punktem wyjścia dla myślenia o rozwoju energetyki rozproszonej w naszym kraju. Z kolei koncepcja przestrzeni danych (*data space*) oraz modele prognozowania cen energii – to przykłady tego, jak nauki ścisłe i technologie informatyczne mogą odpowiadać na realne potrzeby interesariuszy transformacji.

Słowa kluczowe: postawy wobec transformacji energetycznej, badania ilościowe i jakościowe, technika CATI, zdrowotne skutki zanieczyszczeń powietrza, wskaźniki monitorujące, Obserwatorium Transformacji Energetycznej, *data space*, przestrzeń danych, cyfryzacja energetyki, prognozowanie cen energii, równania różniczkowe stochastyczne, uczenie maszynowe, modele hybrydowe

Transformacja energetyczna (TE) to nie tylko przełom technologiczny, ale przede wszystkim złożony proces kulturowy, który redefiniuje relacje między obywatelami, instytucjami i rynkiem energii. W obliczu rosnącej niestabilności rynków i dynamicznie zmieniających się cen energii coraz większą rolę dla powodzenia TE odgrywają takie czynniki jak społeczne zaufanie, akceptacja zmian czy zdolności adaptacyjne interesariuszy. Niewątpliwym osiągnięciem nauk ścisłych i inżynierii są współczesne narzędzia, które umożliwiają prognozowanie cen energii elektrycznej, zdrowotnych skutków zanieczyszczenia powietrza atmosferycznego, a nawet wpływu strategicznych decyzji w dziedzinie energetyki na gospodarkę. Trzeba jednak pamiętać,

że transformacja energetyczna jest nie tyle zagadnieniem *stricto* technicznym, co elementem szerszego układu – w którym dane, modele i algorytmy muszą współgrać z ludzkimi decyzjami, polityką publiczną i społeczną percepcją ryzyka.

Koncepcja niniejszego artykułu wynika z przekonania o potrzebie takiego właśnie – holistycznego podejścia do energetyki rozproszonej (ER). Wiele z przedstawionych tu działań badawczych zajął się tematycznie z innymi częściami tej publikacji. Wszystkie jednak mają wspólny mianownik: wychylenie w stronę praktyk życia codziennego, uwzględnienie zarówno społecznych potrzeb, jak i zahamowań – i w przypadku tych drugich dążenie do rozpoznania, a następnie przełamania ich źródeł.

Podobna idea przyświeca realizowanemu przez przedstawicieli różnych jednostek AGH, a osadzonemu na Wydziale Informatyki projektowi Obserwatorium Transformacji Energetycznej (OTE), który uzyskał finansowanie Narodowego Centrum Badań i Rozwoju z programu GOSPOSTRATEG. W ramach OTE nawiązano współpracę z Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ, dzięki czemu działania zespołów technicznego, ekonomicznego, legislacyjnego i klimatyczno-środowiskowego są umocowane w kontekście rzeczywistych postaw społecznych wobec TE. Równie ważną perspektywę przynoszą badania nad zdrowotnymi skutkami niepodejmowania działań transformacyjnych – co ważne, oprócz konsekwencji

społecznych można wskazać konkretne skutki ekonomiczne w postaci wydatków na służbę zdrowia. Dla sprawnego zarządzania inwestycjami w energetykę rozproszoną nieocenioną rolę pełnią wiarygodne informacje z systemu zagregowane w formie przestrzeni danych – to obszar, w którym cyfryzacja wychodzi naprzeciw realnym problemom interesariuszy transformacji. Z kolei zaawansowane metody predykcji cen energii – od stochastycznych równań różniczkowych (SDEs), przez algorytmy uczenia maszynowego (ML), po rozwiązania hybrydowe łączące matematyczną precyzję z mocą obliczeniową sztucznej inteligencji – pozwalają ujarzmić chaos towarzyszący energetyce rozproszonej. Platforma do bilansowania produkcji i zapotrzebowania na energię z OZE, funkcjonująca na bazie tych wyliczeń, to cenne narzędzie dla wszystkich inwestorów.

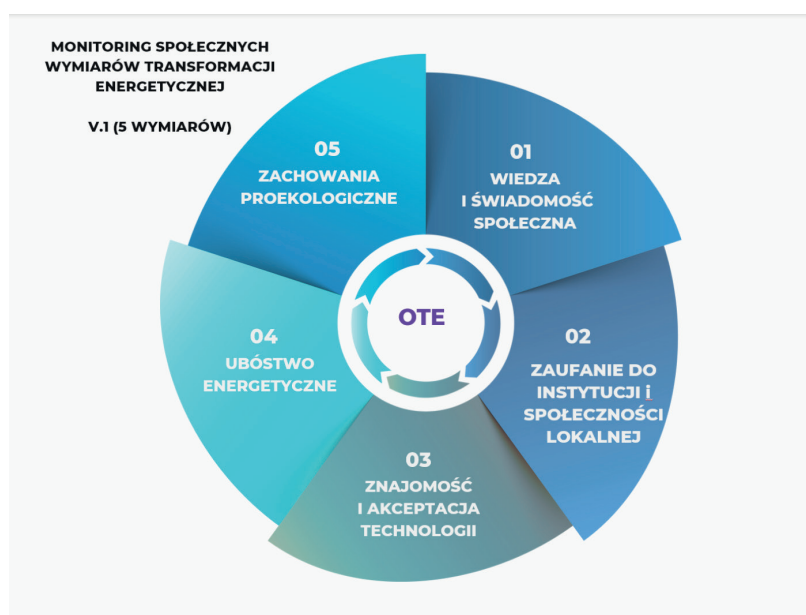
1. Zaufanie, wiedza i akceptacja: kluczowe aspekty społecznych uwarunkowań transformacji energetycznej

Transformacja energetyczna to jeden z najbardziej skomplikowanych i złożonych procesów zachodzących

we współczesnym świecie – nie tylko powiązany ze zmianami technologicznymi i gospodarczymi, ale również wpływający na struktury społeczne, polityczne i mechanizmy kulturowe. Projekt Obserwatorium Transformacji Energetycznej stara się uchwycić wieloaspektowość transformacji poprzez analizowanie jej aspektów technologicznych, ekonomicznych, prawnych i społecznych. W ramach komponentu społecznego zespół złożony z pracowników Wydziału Informatyki AGH oraz Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ przeprowadził szereg działań badawczo-analitycznych, w tym m.in. zrealizowano badania sondażowe na próbie 3000 mieszkańców Polski w wieku 18–75 lat (wrzesień–listopad 2024 r., technika CATI), opracowano system wskaźników monitorujących postawy wobec TE i rozpoczęto badania jakościowe. Wnioski pokazują, że dla powodzenia TE kluczowe są zaufanie, wiedza oraz społeczna akceptacja nowych technologii.

1.1. Wskaźniki monitorujące postawy społeczne wobec TE

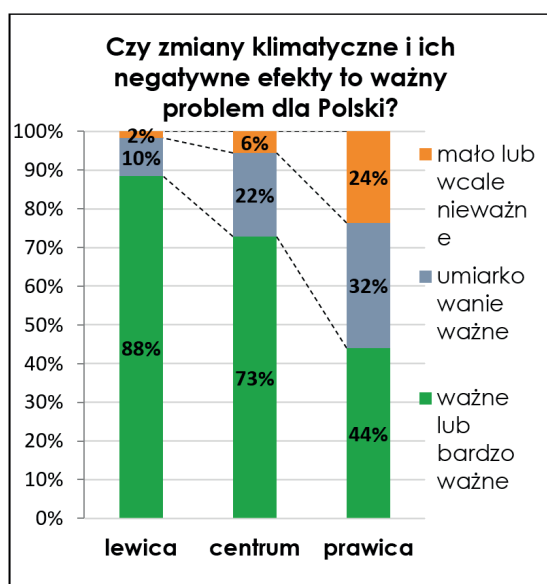
Na przyjętą w projekcie OTE koncepcję wskaźników monitorujących postawy wobec transformacji energetycznej i reakcji na nią składa się pięć kluczowych wymiarów wymienionych na Rys. 1.



Rys. 1. Obszary monitorowania społecznych postaw wobec transformacji energetycznej

Wiedza i świadomość społeczna

Świadomość klimatyczna i wiedza na temat odnawialnych źródeł energii mają silny wpływ na akceptację transformacji energetycznej. Wyniki badań wskazują, że ponad 2/3 Polaków uważa zmiany klimatyczne za ważny problem, przy czym kobiety oraz osoby z wyższym wykształceniem częściej oceniają je jako problem istotny (średnia ocena: kobiety 8,2/10, mężczyźni 7,1/10). Szczególnie wyraźne różnice uwidaczniają się w relacji do poglądów politycznych, które respondenci oceniali na skali lewica-prawica (Rys. 2).



Rys. 2. Waga problematyki zmian klimatycznych a poglądy polityczne. Źródło tej i wszystkich kolejnych ilustracji: opracowanie własne na podstawie wyników badań sondażowych *Energia w życiu codziennym Polek i Polaków (Energetyczna przyszłość – co naprawdę myślimy? 2025)*

Osoby określające swoje poglądy jako lewicowe częściej wskazywały na znaczenie problemu klimatycznego w porównaniu do respondentów zorientowanych bardziej prawicowo. Różnice te mogą wynikać z odmiennych narracji obecnych w debacie publicznej. Przekaz polityczny ugrupowań prawicowych częściej akcentuje koszty i wyzwania związane z transformacją energetyczną, co może wpływać na większy sceptycyzm w potencjalnym elektoracie tej grupy. Natomiast narracje budowane przez lewicę podkreślają pilność działań klimatycznych i korzyści

związane z wdrażaniem zielonych technologii. Różnice stanowisk pomiędzy partiami są silnie akcentowane w przekazach medialnych, mimo wyraźnego konsensusu politycznego co do kierunków TE w Polsce. Jest to więc typowy przykład tematu, który partie wykorzystują do mobilizacji swojego elektoratu politycznego.

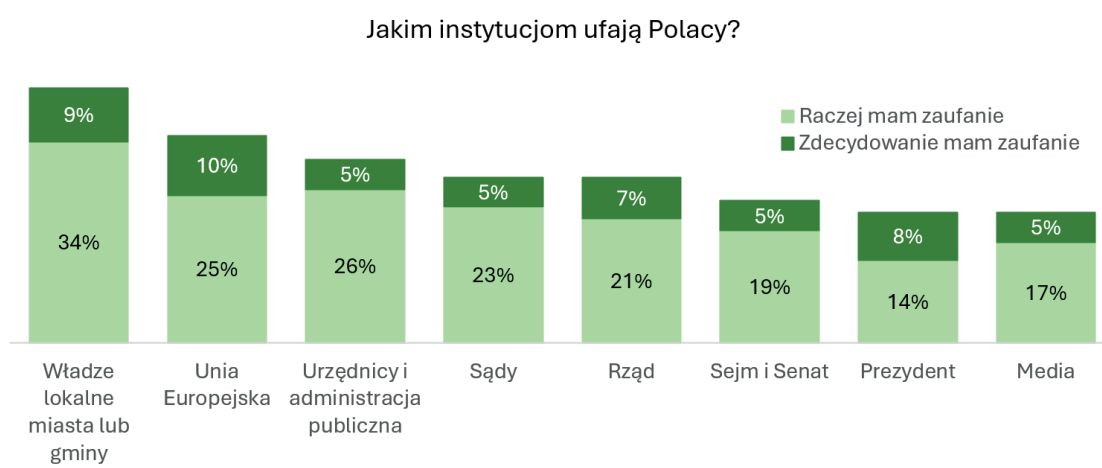
Tylko 35% badanych czuje się dobrze poinformowanych o działaniach instytucji rządowych związanych z transformacją, przy czym szczególnie niski poziom wiedzy odnotowano wśród osób w wieku 25–34 lata. Brak informacji ogranicza świadome poparcie dla transformacji, które wśród młodszych grup często opiera się na emocjach, a nie na rzetelnej wiedzy.

Wyniki badań ujawniają potrzebę intensyfikacji działań informacyjnych i edukacyjnych – skierowanych zarówno do młodych, jak i starszych osób. Techniczny język i brak dostępnych wyjaśnień utrudniają zrozumienie korzyści i ryzyk związanych z TE, zwiększając podatność na dezinformację. Skuteczną odpowiedzią mogą być lokalne inicjatywy edukacyjne – warsztaty, kampanie i wydarzenia społeczne – które wzmacniają społeczną świadomość i akceptację transformacji.

Zaufanie do instytucji i społeczności lokalnej

Zaufanie do instytucji publicznych ma kluczowe znaczenie w budowaniu akceptacji dla działań związanych z TE. Największym zaufaniem cieszą się władze lokalne (43%), natomiast rządowi ufa jedynie 28% Polaków (Rys. 3).

W porównaniu z innymi krajami europejskimi Polska charakteryzuje się jednymi z najniższych wskaźników zaufania do instytucji centralnych. Dodatkowo brak przejrzystości w komunikacji rządowej oraz niejednoznaczne działania w zakresie polityki energetycznej przyczyniają się do utrwalania sceptycyzmu obywateli wobec decyzji podejmowanych na wysokim szczeblu. Sytuację pogarsza bardzo niskie zaufanie do mediów – 22% to najniższy wynik spośród wszystkich uwzględnionych w badaniu kategorii instytucji.



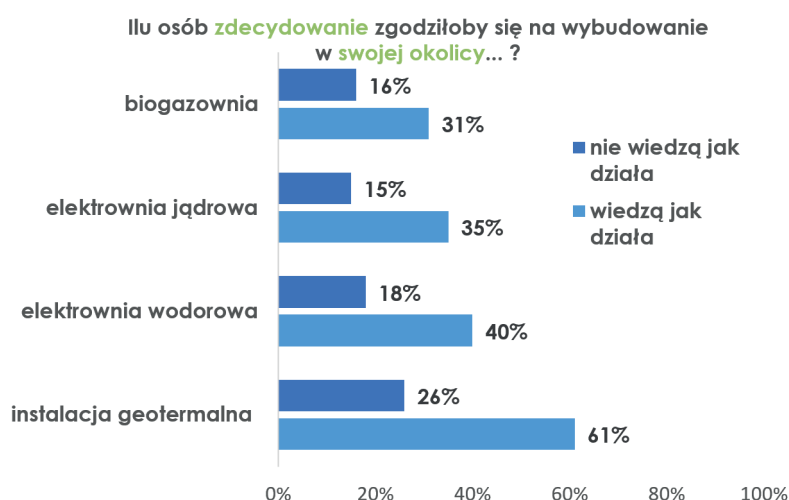
Rys. 3. Zaufanie do instytucji

W kontekście TE szczególną rolę odgrywa zaufanie do władz lokalnych. Samorządy są postrzegane jako bardziej otwarte na dialog niż władze centralne – 42% badanych wierzy, że lepiej uwzględniają one potrzeby mieszkańców, co sprzyja akceptacji inwestycji w OZE. Doświadczenia innych krajów, takich jak Niemcy czy Dania, pokazują, że wysoki poziom zaufania do instytucji sprzyja skuteczniejszej realizacji ambitnych programów energetycznych. Stąd potrzeba większej transparentności i lepszej komunikacji na wszystkich poziomach władzy.

Znajomość i akceptacja technologii

Akceptacja technologii zależy w dużej mierze od wiedzy na jej temat, co potwierdzają wyniki badań. Osoby

świadome zasad działania danej technologii znacznie częściej zgadzają się na jej lokalizację w swojej okolicy (Rys. 4). Dla przykładu, 61% osób znających działanie instalacji geotermalnych deklaruje zdecydowaną zgodę na ich budowę w swoim otoczeniu, podczas gdy wśród osób nieposiadających tej wiedzy odsetek ten wynosi jedynie 26%. Podobne zależności występują w przypadku biogazowni (31% wobec 16%), elektrowni jądrowych (35% wobec 15%) oraz elektrowni wodorowych (40% wobec 18%). Wysoki poziom zgody na budowę farm fotowoltaicznych (70% w grupie 55–64 lata i 68% w grupie 18–24 lata) wskazuje na niskie obawy wobec tej technologii, co wynika z jej powszechnego charakteru i łatwości użytkowania.



Rys. 4. Akceptacja dla budowy we własnej okolicy różnych typów instalacji OZE

Promowanie edukacji technologicznej odgrywa kluczową rolę w zwiększaniu akceptacji społecznej dla tych technologii. Transparentne informowanie o działaniu i korzyściach technologii – szczególnie mniej znanych, takich jak biogazownie czy elektrownie jądrowe – może przyczynić się do zmniejszenia barier dla akceptacji tych rozwiązań w społeczeństwie.

Ubóstwo energetyczne

Komfort cieplny to ważny wskaźnik w analizie ubóstwa energetycznego – uzupełnia tradycyjne wskaźniki i pozwala lepiej zrozumieć rzeczywiste warunki mieszkaniowe, uwzględniając także jakość życia mieszkańców. Umożliwia identyfikację najbardziej narażonych grup społecznych oraz lepsze planowanie interwencji czy trafniejszą ocenę skuteczności działań programów wsparcia.

Jak wykazały badania, koszty związane z ogrzewaniem domu czy mieszkania zmuszają niemal co trzecią osobę do rezygnowania z komfortu cieplnego (28%). Problemy te dotyczą nieco częściej osób zamieszkujących w domach jednorodzinnych niż budynkach wielorodzinnych.

Lepiej radzą sobie ci, którzy poprawiają efektywność energetyczną swoich domów i mają na wyposażeniu pompę ciepła, kocioł na paliwo ciekłe czy instalację fotowoltaiczną. Większych trudności doświadczają posiadacze kotłów hybrydowych lub na gaz, a także ci, którzy nie posiadają ocieplenia domu. Ubóstwo energetyczne częściej dotyczy mieszkańców wsi i mniejszych miejscowości.

Najczęstsze strategie radzenia sobie z wysokimi kosztami ogrzewania to obniżanie temperatury poniżej swojego komfortu cieplnego i rezygnacja z ogrzewania niektórych pomieszczeń w okresie grzewczym. Takie rozwiązania stosują najczęściej osoby powyżej 55 roku życia. Co dziesiąta osoba doświadczająca trudności w tym względzie nie płaci rachunków za ogrzewanie terminowo.

Problem ubóstwa energetycznego dotyka szczególnie gospodarstw w starszych budynkach, o niskiej efektywności energetycznej. Wyniki te wskazują na konieczność wsparcia finansowego i organizacyjnego

inwestycji w poprawę parametrów cieplnych obiektów mieszkalnych.

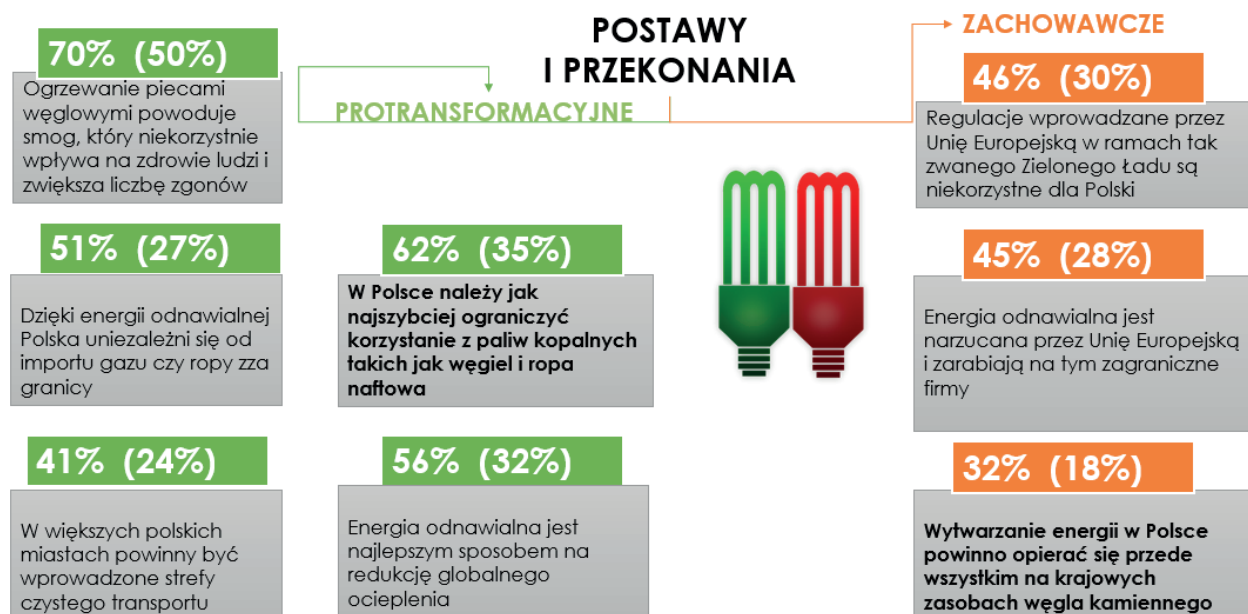
Zachowania proekologiczne

Zachowania proekologiczne są kluczowym wskaźnikiem zaangażowania społecznego w transformację energetyczną. Ponad połowa Polaków dostrzega wpływ codziennych działań – takich jak wyłączenie światła, stosowanie energooszczędnych żarówek czy unikanie nadmiernego ogrzewania – na środowisko i klimat. Tego rodzaju świadomość częściej deklarują osoby powyżej 45 roku życia. Aż 72% respondentów podejmuje działania zmierzające do ograniczenia zużycia energii. Wśród mieszkańców domów jednorodzinnych 39% planuje termomodernizację, a co trzeci Polak rozważa montaż paneli fotowoltaicznych.

Monitorowanie zachowań proekologicznych stanowi pewnego rodzaju kompas wskazujący kierunek transformacji energetycznej. Dzięki niemu możemy lepiej zrozumieć, na ile społeczeństwo jest gotowe na zmiany, jak skutecznie działają wprowadzane polityki klimatyczne, i czy zielone idee przekładają się na codzienne wybory ludzi i realne zmiany w postawach społecznych.

Jak wykazały badania, postawy społeczne wobec odnawialnych źródeł energii są zróżnicowane i można je podzielić na protransformacyjne i zachowawcze (Rys. 5). Przykładowo, 51% Polaków zgadza się, że energia odnawialna pozwoli uniezależnić się od importu gazu i ropy, jednocześnie jednak 45% respondentów wyraża obawy, że energia odnawialna jest narzucana przez Unię Europejską, a korzyści z jej wdrożenia są głównie domeną zagranicznych firm.

Postawy zachowawcze są często motywowane obawami o wysokie koszty inwestycji w nowe technologie energetyczne i dominację zagranicznych podmiotów na polskim rynku, a także wynikają z preferowania tradycyjnych źródeł energii, takich jak węgiel. Postawy protransformacyjne wyrażają nadzieję na poprawę jakości powietrza, zmniejszenie zależności od importu surowców energetycznych oraz na potencjalne korzyści ekonomiczne związane z rozwojem lokalnych innowacji w zakresie zielonej energii.



Rys. 5. Stosunek do wybranych problemów związanych z transformacją energetyczną. Pierwsza liczba, niemieszczona w nawiasie, to suma odsetka osób zgadzających się i zdecydowanie zgadzających się z danym stwierdzeniem, zaś liczba w nawiasie to odsetek osób zdecydowanie zgadzających się z danym stwierdzeniem

Na postawy wobec OZE wpływają m.in. wiek, wykształcenie, miejsce zamieszkania, poglądy polityczne oraz poziom wiedzy. Osoby młodsze, lepiej wykształcone i mieszkające w dużych miastach częściej popierają zieloną transformację. Badania pokazują, że wyższa świadomość technologiczna i ekologiczna sprzyja akceptacji OZE, niezależnie od przekonań politycznych. Kluczowym zadaniem polityk publicznych jest więc redukcja obaw i dezinformacji poprzez edukację i transparentną komunikację na temat kosztów i korzyści transformacji energetycznej.

1.2. Kierunki działań związanych z monitorowaniem poziomu wskaźników

Zespół społeczny OTE opracował definicje wskaźników dla poszczególnych społecznych wymiarów transformacji energetycznej i wyliczył ich wartości ogólne oraz wartości dla określonych parametrów zmiennych niezależnych (wiek, płeć, wykształcenie, region zamieszkania, wielkość miejscowości). Informacje uzyskane dzięki monitorowaniu wymiarów

takich jak wiedza ekologiczna, zaufanie do instytucji, akceptacja nowych technologii czy zachowania proekologiczne, pozwolą na lepsze zrozumienie społecznych uwarunkowań transformacji. Taki wgląd daje cenne informacje umożliwiające projektowanie skuteczniejszych kampanii edukacyjnych i informacyjnych.

Należy zwłaszcza zaznaczyć, że zintegrowane podejście wspierające współpracę samorządów lokalnych, sektora naukowego i instytucji centralnych może pomóc w rozwijaniu programów wsparcia finansowego, takich jak dotacje na technologie OZE, oraz w promowaniu transparentnych działań. Dzięki temu TE będzie mogła być realizowana nie tylko skutecznie, ale także z szerokim poparciem społecznym. Systematyczne monitorowanie wskaźników w ramach działalności Obserwatorium Transformacji Energetycznej to nie tylko narzędzie diagnozy, ale także kluczowy element dostosowywania polityk publicznych do dynamicznie zmieniających się warunków społecznych i gospodarczych. Pozwoli to na bardziej efektywne wdrażanie zmian, przy jednoczesnym budowaniu zaufania i akceptacji społecznej dla transformacji energetycznej.

2. Opracowanie wskaźników monitorujących proces TE w obszarze zmian klimatycznych i jakości środowiska

Zanieczyszczenie powietrza atmosferycznego i jego negatywne skutki zdrowotne – to jedna z kluczowych motywacji stojących za transformacją energetyczną, o której coraz częściej dyskutuje się w debacie publicznej. Przejście z technologii spalania paliw kopalnych (węgla, ropy i gazu ziemnego) na technologie zeroemisyjne (odnawialne, jądrowe) spowoduje zmniejszenie emisji gazów cieplarnianych oraz zanieczyszczeń bezpośrednio wpływających na jakość powietrza. Uzyskanie powszechnie oczekiwanych zmian wymaga jednak odważnych i przemyślanych decyzji politycznych. Te zaś, aby były skuteczne, powinny być wspierane wiarygodnymi wytycznymi. W ramach projektu Obserwatorium Transformacji Energetycznej stworzono narzędzie do opracowywania optymalnych rekomendacji dotyczących polityki energetycznej i poprawy jakości powietrza w Polsce.

Wyniki analiz OTE mogą znaleźć zastosowanie w przygotowywaniu dokumentów strategicznych (np. PEP – Polityka Energetyczna Polski, KPEiK – Krajowy Plan na rzecz Energii i Klimatu, SPA – Strategiczny Plan Adaptacji), regionalnych (np. RPDKiE – Regionalny Plan Działań dla Klimatu i Energii) czy lokalnych (np. MPA – Miejskie Plany Adaptacyjne), a także w PGN (Programy Gospodarki Niskoemisyjnej) czy PONE (Programy Ograniczenia Niskiej Emisji). Mogą także przyczynić się do weryfikacji systemów służących wsparciu stanu zdrowia społeczeństwa i jakości środowiska czy ograniczeniu zmian klimatycznych, a także ocenie wywiązywania się z zobowiązań wynikających z Europejskiego Zielonego Ładu i innych wymogów formalnoprawnych.

Zespół ds. aspektów środowiskowych OTE opracował wskaźniki monitorujące transformację energetyczną w zakresie jej wpływu na środowisko. Współczynniki emisji określono dla zanieczyszczeń pyłowych (m.in. SO_2 , NO_x) i gazowych bezpośrednio

wpływających na jakość powietrza i zdrowie ludzkie, w podziale na trzy frakcje, gdzie TSP obejmuje wszystkie rozmiary pyłów, PM_{10} mieści pyły o średnicy aerodynamicznej równiej lub mniejszej $10\ \mu\text{m}$, zaś $\text{PM}_{2,5}$ zawiera pyły o średnicy aerodynamicznej mniejszej lub równiej $2,5\ \mu\text{m}$. Określono również współczynniki emisji dla gazów cieplarnianych takich jak CO_2 i CH_4 .

W ramach projektu opracowane zostały jednostkowe koszty zewnętrzne wynikające ze stosowania technologii energetycznych bazujących na spalaniu. Wyznaczono współczynniki emisji dla technologii z następujących sektorów: gospodarstwa domowe, energia i przemysł. W sektorze gospodarstw domowych wzięto pod uwagę następującego rodzaju kotły: na węgiel kamienny (stare, średniozaawansowane, nowoczesne), na biomasę leśną (stare, średniozaawansowane, nowoczesne), LPG, gazowe i olejowe. W sektorze energii (elektrownie, elektrociepłownie, ciepłownie zawodowe) oraz przemysłu (ciepłownie i elektrociepłownie przemysłowe) wyodrębniono 22 technologie obejmujące nowe lub istniejące instalacje na następujące paliwa: węgiel kamienny i brunatny z podziałem na moce cieplne do 100 MW, 100–300 MW, 300–1000 MW oraz powyżej 1000 MW, biomasa z podziałem na moce 50–100 MW, 100–300 MW i powyżej 300 MW, gaz ziemny z podziałem na poniżej i powyżej 600 MW, olej opałowy z podziałem na poniżej 100 MW, 200–300 MW i od 300 MW. Współczynniki emisji zanieczyszczeń określono w przeliczeniu na jednostkę energii chemicznej paliwa. Badania wykazały, że w przypadku gospodarstw domowych były one dużo wyższe niż w sektorze obejmującym spalanie paliw w ciepłowniach, elektrociepłowniach i elektrowniach zawodowych lub przemysłowych. W dużych obiektach emisje jednostkowe są niższe ze względu na kontrolowane warunki spalania oraz powszechne wykorzystanie instalacji redukcji emisji (szczególnie pyłów SO_2 i NO_x).

W celu określenia ekonomicznych skutków emisji uwalnianych podczas wybranych procesów, w projekcie OTE przeprowadzono zintegrowaną analizę środowiskową bazującą na elementach modelu DPSIR (*driver-pressure-state-impact-response* – czyli

odpowiednio: czynniki sprawcze, presje, stan, wpływ, odpowiedź) opracowanego przez Organizację Współpracy Gospodarczej i Rozwoju (OECD) i Europejską Agencję Środowiska (EEA).

Takie podejście zakłada uwzględnienie efektów zdrowotnych emisji. Wszystkie analizy modelowe raportują nasilające się ekstremalne zjawiska pogodowe i związane z nimi koszty. Jako jedną z konsekwencji zanieczyszczenia środowiska przy równoczesnym występowaniu wysokich temperatur przewidują pogarszanie się zdrowia i znaczny wzrost umieralności, co przełoży się na większe obciążenie systemu opieki zdrowotnej (rosnąca liczba hospitalizacji i konsultacji lekarskich). Efekty zdrowotne (EZ, mierzone w przypadkach, latach lub dniach – w zależności od efektu) zależne są od stężenia zanieczyszczeń (C w mikrogramach na metr sześcienny), populacji (P) oraz nachylenia funkcji dawka-odpowiedź (FDO w przypadkach, latach lub dniach w zależności od efektu, na osobę na mikrogram na metr sześcienny stężenia zanieczyszczeń na rok).

2.1. Analiza wpływu stężeń zanieczyszczeń na zdrowie ludzkie

Przy analizie wpływu stężeń zanieczyszczeń na zdrowie ludzkie wzięto pod uwagę następujące efekty zdrowotne dla PM₁₀: śmiertelność natychmiastowa i chroniczna, śmiertelność noworodków, rak płuc, dni wyłączone z aktywności zawodowej (dla ludzi powyżej 15 roku życia), przewlekłe zapalenie oskrzeli, zastoinowa niewydolność serca, choroby dolnych dróg oddechowych (z podziałem na dzieci i dorosłych), zastosowanie leków, przyjęcia do szpitala z powodu chorób układu oddechowego, przyjęcia do szpitala z powodu chorób kardiologicznych lub naczyńiowo-mózgowych, konsultacje lekarskie w zakresie astmy lub chorób górnych dróg oddechowych (z podziałem na dzieci do lat 14, dorosłych od 15 do 65 lat i osoby starsze powyżej 65 roku życia). W przypadku SO₂ uwzględniono natychmiastową śmierć oraz przyjęcia do szpitala ze względu na choroby układu oddechowego oraz choroby kardiologiczne, natomiast dla NO_x uwzględniono śmiertelność chroniczną oraz przyjęcia

do szpitala ze względu na choroby układu oddechowego. W 2023 r. w Polsce żyło 37 milionów 636 tysięcy osób, z czego niecałe 5% stanowią dzieci do 4 roku życia, 20% młodzież do 20 roku życia, a 18% to osoby od 65 roku życia.

Stężenia zanieczyszczeń oszacowano z wykorzystaniem systemu jakości powietrza Polyphemus. Modelowanie przeprowadzono w domenie obejmującej Polskę. Zawierała ona 67 na 112 komórek (odpowiednio szerokość i długość geograficzna) i zaczynała się od współrzędnych 48,400 N i 13,500 E z rozdzielczością 0,10. W badaniach wykorzystano siatkę populacji z rozdzielczością 0,008330.

Oszacowane efekty zdrowotne posłużyły do oceny kosztów zewnętrznych. Ze względu na swoją różnorodność EZ są trudne do bezpośredniego porównywania oraz rozpatrywania podczas podejmowania decyzji ekonomicznych lub politycznych. O ile niektóre – jak konsultacje medyczne – są łatwe do wyceny na podstawie obiektywnych kryteriów, o tyle inne efekty, takie jak utracone lata życia, są trudne do oszacowywania ze względu na subiektywność oceny ich wartości. Próby wyceny konsekwencji zanieczyszczenia powietrza podejmowane są od lat 90., m.in. w międzynarodowych projektach badawczych, takich jak ExternE, NEEDS czy REFLEX.

2.2. Obszary zastosowania

Wskaźniki opracowane w OTE pozwalają nie tylko śledzić postęp transformacji, ale również przygotować wariantowe scenariusze dla działań klimatycznych i adaptacyjnych. To cenne narzędzie dla administracji centralnej, samorządów, a także sektora prywatnego, w tym inwestorów planujących działania zgodne z zasadami zrównoważonego rozwoju.

Szczególnie istotne staje się to w kontekście nowych regulacji ESG i raportowania niefinansowego (CSRD, ECRS, MSSF). Przejrzyste dane o wpływie energetyki na zdrowie i środowisko mogą nie tylko poprawić jakość decyzji inwestycyjnych, ale i zwiększyć bezpieczeństwo transformacji w kierunku zielonej gospodarki.

3. Cyfryzacja sektora energetycznego

Transformacja energetyczna – obejmująca takie zjawiska jak masowe wdrażanie źródeł odnawialnych, rozwój sieci inteligentnych czy rozwój prosumeryzmu i lokalnych rynków elastyczności – generuje ogromne ilości danych, które muszą być przetwarzane, udostępniane i analizowane w czasie rzeczywistym. Brak wspólnych standardów utrudnia wymianę danych i prowadzi do powstawania silosów danych oraz fragmentacji rynku, co skutkuje ograniczeniem jego potencjału innowacyjnego.

Cyfryzacja umożliwia zbieranie, analizowanie i zarządzanie danymi dotyczącymi zużycia energii, co pozwala na lepsze zrozumienie lokalnych potrzeb. Dzięki temu społeczności mogą dostosowywać produkcję energii do rzeczywistego popytu. Ponadto, w powiązaniu z inteligentnymi sieciami (*smart grids*), cyfryzacja pozwala zarządcom i użytkownikom sieci na bardziej efektywne gospodarowanie przepływem energii oraz umożliwia automatyczne monitorowanie i optymalizację procesów, co prowadzi do oszczędności dla wszystkich uczestników rynku energetycznego i zwiększenia efektywności energetycznej. Skala tych oszczędności silnie zależy od punktu wyjścia (poziomu odniesienia) oraz konkretnych przypadków, szacuje się jednak, że może wynosić nawet do 20%.

Cyfryzacja sprzyja decentralizacji produkcji energii i ułatwia integrację OZE (takich jak panele słoneczne czy turbiny wiatrowe) z lokalnymi sieciami energetycznymi, a także stwarza możliwości do innowacji technologicznych i rozwijania nowych modeli biznesowych w sektorze energii. Dzięki niej społeczności mogą korzystać z platform edukacyjnych i aplikacji, które zwiększają świadomość mieszkańców na temat efektywności energetycznej oraz źródeł odnawialnych. Taka edukacja służy lepszej mobilizacji społecznej na rzecz zrównoważonego rozwoju. Cyfryzacja ma także przełożenie na większe uczestnictwo obywatelskie w procesie podejmowania decyzji dotyczących energii. Dzięki platformom cyfrowym mieszkańcy mogą łatwiej

angażować się w dyskusje, wyrażać swoje opinie oraz brać udział w kształtowaniu lokalnych polityk energetycznych.

Podsumowując, cyfryzacja ma fundamentalne znaczenie dla całego systemu energetycznego, ale jest szczególnie istotna dla lokalnych społeczności energetycznych, gdyż umożliwia im lepsze zarządzanie zasobami, rozwijanie zrównoważonych rozwiązań energetycznych oraz zwiększenie niezależności energetycznej.

3.1. Przestrzeń danych

Przestrzeń danych to ramy wspierające ich udostępnianie w całym ekosystemie danych. Zapewnia uczestnikom jasną strukturę udostępniania, wymiany i współpracy nad gromadzeniem zasobów w sposób zgodny z odpowiednimi przepisami prawa i regulacjami oraz sprawiedliwe traktowanie wszystkich zaangażowanych stron.

Przestrzeń danych są niezbędne dla lokalnych społeczności energetycznych, które dzięki odpowiednim technologiom i podejściu do zarządzania danymi mogą zyskać większą autonomię energetyczną i w swojej skali realizować cele związane z TE. W miarę postępowania cyfryzacji w transformacji energetycznej rośnie znaczenie danych.

Koncepcja „przestrzeni danych” została zaproponowana w dokumencie *The European Strategy for Data* (Unia Europejska 2020). Celem tej strategii jest ochrona danych generowanych przez obywateli i przedsiębiorstwa UE, a jednocześnie zapewnienie ich dostępności do innowacyjnego wykorzystania – np. w transformacji energetycznej i realizacji Zielonego Ładu.

Przestrzeń danych to ramy ich współdzielenia w ekosystemie, w których uczestnicy zgadzają się na wspólne zasady dotyczące bezpieczeństwa, zgodności z regulacjami prawnymi oraz sprawiedliwego wynagradzania za udostępnianie danych. Wspierają one bezpieczne udostępnianie danych komercyjnych, z zastosowaniem automatycznych kontroli legalności i wynagrodzenia.

Przestrzenie danych funkcjonują w następujących aspektach:

- biznesowym – modele biznesowe i role uczestników rynku,
- prawnym – kwestie organizacyjne, umowy i zgodność z przepisami,
- operacyjnym – przypadki użycia, procesy i działania operacyjne,
- funkcjonalnym – komponenty techniczne i standardy danych,
- technologicznym – standardy, narzędzia i oprogramowanie zapewniające interoperacyjność.

Ponieważ w ramach przestrzeni danych przechowywane i wymieniane są dane mające istotny wpływ na funkcjonowanie infrastruktury i uczestników rynku, niezbędne jest uregulowanie zasad ich bezpieczeństwa i spójności. Kluczowe cechy przestrzeni danych związane z tymi zagadnieniami to:

- bezpieczeństwo i prywatność – ochrona danych wymienianych w ekosystemie,
- jakość i integralność danych – walidacja, oczyszczanie, spójność danych,
- zarządzanie i polityka – struktura zarządzania, polityki udostępniania i dostępności danych.

3.2. Role w przestrzeni danych (model IDSA)

W ramach przestrzeni danych współpracuje ze sobą wiele podmiotów odgrywających różne role. Model ról opracowany przez IDSA (International Data Spaces Association)¹ jest wykorzystywany także w GAIA-X². Wyróżnia on cztery następujące kategorie ról w przestrzeni danych pełnione przez podmioty publiczne lub prywatne.

Główni uczestnicy:

- właściciel danych – kontroluje dane, ustala zasady i model płatności,
- dostawca danych – technicznie udostępnia dane zgodnie z architekturą IDS-RAM,
- odbiorca danych – pośrednio przetwarza dane (np. broker ubezpieczeniowy),
- użytkownik danych – korzysta z danych zgodnie z udzielonymi prawami.

Pośrednicy:

- broker danych – udostępnia metadane, nie uczestniczy w wymianie danych,
- izba rozliczeniowa – obsługuje transakcje danych,
- biuro ds. tożsamości – zarządza tożsamościami uczestników.

Dostawcy technologii – oferują oprogramowanie, interfejsy i protokoły wymiany danych.

Organy zarządzające – jednostki certyfikujące i organizacje normalizacyjne strzegące zgodności z wymaganiami i standardami.

Model IDSA zapewnia zaufanie, bezpieczeństwo, a także interoperacyjność w federacyjnych przestrzeniach danych.

3.3. Przestrzenie danych w energetyce

Dane mają wiele zastosowań w energetyce. Narzędzia do ich analizy pomagają w identyfikacji wzorców i trendów, co może prowadzić do lepszej efektywności energetycznej. Wizualizacja danych w formie wykresów, map i dashboardów ułatwia również podejmowanie decyzji i może wspierać monitoring działania systemów energetycznych. Z kolei analiza danych historycznych może służyć do prognozowania obciążenia. Dzięki dostępności tych danych możliwe jest zarządzanie energią polegające na optymalizacji jej produkcji i dystrybucji w czasie rzeczywistym, a także monitorowanie stanu urządzeń, wykrywanie awarii i predyktoryjne utrzymanie ruchu, co zwiększa efektywność operacyjną. Ponadto dane te mogą być wykorzystane do planowania i wdrażania rozwiązań

¹ Międzynarodowe Stowarzyszenie Przestrzeni Danych – organizacja non-profit skupiająca się na ustanawianiu i promowaniu standardów dla przestrzeni danych jako zaufanych środowisk, w których organizacje mogą udostępniać dane, zachowując pełną kontrolę nad ich wykorzystaniem.

² Europejski projekt rozwoju federacji dostawców infrastruktury i usług w zakresie wymiany danych cyfrowych.

bazujących na odnawialnych źródłach energii, co efektywnie przyczynia się do zmniejszania emisji CO₂.

Przestrzenie danych odnoszą się do strukturalnych i organizacyjnych aspektów zarządzania danymi w sektorze energetycznym. Obejmują różne systemy, platformy, narzędzia i rozwiązania technologiczne, które umożliwiają zbieranie, przechowywanie, przetwarzanie i analizowanie danych związanych z produkcją, przesyłem i konsumpcją energii.

Komponentami tego ekosystemu są:

- infrastruktura AMI (*advanced metering infrastructure*), którą tworzą: inteligentne liczniki, czujniki i urządzenia IoT (*internet of things* – sieć połączonych urządzeń, które mogą komunikować się ze sobą i wymieniać dane przez Internet), systemy SCADA (*supervisory control and data acquisition*) zbierające dane z elementów infrastruktury energetycznej; a także dane pochodzące ze źródeł spoza sieci, np. meteorologiczne – kluczowe do przewidywania produkcji energii ze źródeł OZE;
- infrastruktura danych, w tym chmury obliczeniowe, bazy danych, platformy analityczne do analizy dużych ilości danych.

Przestrzenie danych w energetyce muszą zapewnić ich bezpieczeństwo i prywatność oraz interoperacyjność. W kontekście energetyki rozproszonej, w której dane są generowane przez wiele rozproszonych źródeł (prosumentów, magazyny energii, mikro sieci, urządzenia IoT), kwestia wiarygodności i bezpieczeństwa informacji staje się kluczowa. Muszą być one rzetelne, nienaruszalne oraz dostępne w czasie rzeczywistym dla właściwych uczestników rynku.

Podstawowe wyzwania z tym związane to:

- identyfikowalność źródła danych – odbiorca ma pewność, że dane pochodzą z autoryzowanego urządzenia/systemu,
- integralność danych – ochrona przed nieautoryzowaną zmianą w trakcie transmisji i przechowywania,
- zarządzanie tożsamością i dostępem (IAM) – mechanizmy autoryzacji, uwierzytelniania i kontroli uprawnień,

- zgodność z RODO i *Data Act* – respektowanie praw właścicieli danych i przejrzystość w zakresie ich przetwarzania,
- cyberbezpieczeństwo – ochrona przed atakami hakerskimi, złośliwym oprogramowaniem czy manipulacją danymi.

3.4. Standardy wymiany danych i architektura referencyjna dla *energy data spaces*

Standaryzacja dotycząca zagadnień danych w energetyce obejmuje wiele wprowadzonych i powszechnie używanych standardów. Najważniejsze z nich to:

- CIM (*common information model*): model danych do reprezentacji struktury sieci, pomiarów, stanów pracy,
- SGAM (*smart grid architecture model*): ramy interoperacyjności obejmujące warstwy komponentów, komunikacji, informacji, funkcji i biznesu,
- EDIEL/ENTSO-E: standardy wymiany danych rynkowych i systemowych w Europie,
- OpenADR, IEEE 2030.5, Green Button: standardy dla elastyczności popytu i danych konsumenckich.

Cyfryzacja europejskich systemów energetycznych wprowadza nowe wyzwania w zakresie danych ze względu na krytyczne kwestie związane z interoperacyjnością podstawowych platform cyfrowych. Wyzwania te są kluczowe we wdrażaniu przestrzeni danych energetycznych i w konsekwencji są rozwiązywane przez architektury referencyjne, zdefiniowane jako model budowania struktur, które wykazują znane podobieństwa. Warto jednak zauważyć, że zmiany regulacyjne i prawne umożliwiają zdrową konkurencję i dążenie do innowacji między technologiami przestrzeni danych. Ogólnie rzecz biorąc, kluczowe znaczenie ma zatem zapewnienie minimalnego dostosowania i interoperacyjności architektury referencyjnej.

W energetyce główną rolę odgrywają dwie architektury wspierające standaryzację zarządzania danymi

energetycznymi. Mają one szczególne znaczenie dla energetyki rozproszonej.

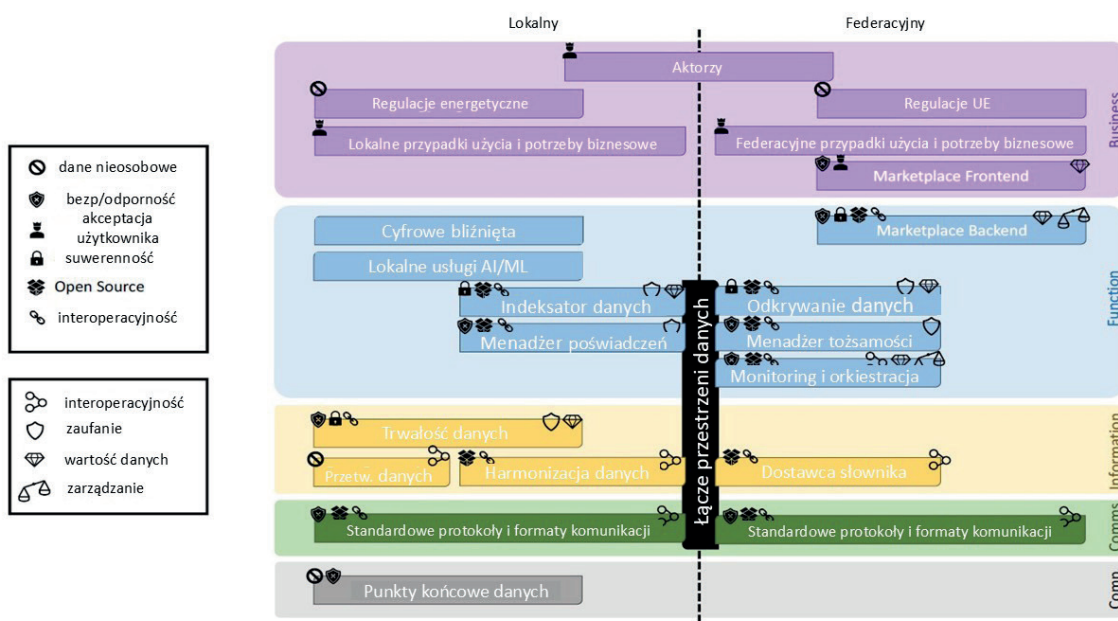
- GAIA-X (gaia-x.eu): europejska inicjatywa na rzecz suwerennych przestrzeni danych, bazująca na komponentach federacyjnych.
- DERA 3.0 (*data exchange reference architecture*): architektura BRIDGE bazująca na SGAM, uwzględniająca lokalne i federacyjne przestrzenie danych, zgodna ze Zharmonizowanym Modelem Roli Rynku Energii Elektrycznej (HEMRM).

Inicjatywa BRIDGE składa się z czterech stałych grup roboczych (ds. zarządzania danymi, modelu biznesowego, regulacji i zaangażowania klientów), których zadaniem jest przygotowywanie raportów i formułowanie zaleceń dla Komisji Europejskiej na różne tematy związane z przyszłością sektora energetycznego. Grupa robocza ds. zarządzania danymi zajmuje się szeroką tematyką – od technicznych środków wymiany i przetwarzania danych między zainteresowanymi stronami, po formułowanie zasad wymiany danych. Skupiła się ona na dalszym ulepszaniu architektury referencyjnej wymiany danych (DERA). Podstawą struktury jest model architektury

inteligentnych sieci (SGAM) i powiązanych wymian danych CIM (obejmuje zintegrowane zastosowanie komputerów we wszystkich związanych z produkcją obszarach działania przedsiębiorstwa). Służy on zintegrowaniu przestrzeni danych w warstwach interoperacyjności: komponentowej, komunikacyjnej, informacyjnej, funkcjonalnej i biznesowej. Architektura DERA 3.0 została przedstawiona na Rys. 6. Ważnym aspektem modelu jest rozróżnienie między „lokalną przestrzenią danych” a „sfederowaną przestrzenią danych”, przy jednoczesnym podkreśleniu bloków konstrukcyjnych w różnych warstwach interoperacyjności dla każdej konfiguracji. Architektura BRIDGE oferuje łatwe opcje implementacji, w szczególności w sektorze energii elektrycznej.

W zakresie modeli zarządzania danymi w Europie w różnych państwach przyjęto odmienne rozwiązania.

- Model zdecentralizowany: dane pozostają u właścicieli (np. DSO, sprzedawca, agregator); stosowany m.in. w Niemczech i Austrii.
- Model scentralizowany: dane trafiają do centralnego *data hub* (np. Finlandia, Estonia).
- Model hybrydowy: łączy podejście lokalne i centralne (np. Hiszpania, platforma DataDis).



Rys. 6. Architektura DERA 3.0

Zdaniem autorów opracowania najbardziej odpowiednim modelem zarządzania danymi dla Polski jest wariant hybrydowy. Wynika to z dużej pod względem liczby odbiorców i źródeł energii skali kraju, liczby uczestników rynku elektroenergetycznego i ciepłowniczego oraz potrzeby ich integracji w ramach jednej przestrzeni danych (*data space*). Połączenie tych dwóch obszarów energetyki pozwoli osiągnąć istotny efekt synergii, szczególnie w kontekście dekarbonizacji i rozwoju lokalnych rynków energii. Jednocześnie Polska musi być przygotowana na integrację przestrzeni danych z systemem CSIRE (Centralny System Informacji Rynku Energii)³, który opiera się na modelu scentralizowanym. Kombinacja przestrzeni danych z CSIRE może stworzyć potężne narzędzie do zarządzania rynkiem energii w czasie rzeczywistym, łącząc elastyczność systemu rozproszonego z siłą i spójnością systemu centralnego.

3.5. Wyzwania i kierunki rozwoju

Przestrzenie danych znajdują się obecnie w fazie bardzo szybkiego rozwoju. Osiągnięto już wiele w zakresie zdefiniowania ich architektury i wzajemnych powiązań oraz ustandaryzowano architekturę oraz zasady wymiany danych. Nadal jednak nie udało się osiągnąć harmonizacji modeli danych i standardów w Unii Europejskiej (UE), co jest warunkiem sprawnego funkcjonowania procesu wymiany danych między uczestnikami rynku energetycznego. Podobnie wygląda sytuacja w kwestii rozwoju wspólnych API (*application programming interface*)⁴ i rejestrów uczestników rynku. Kluczowe jest stworzenie przestrzeni danych, która umożliwi uczestnikom rynku wzajemne ich udostępnianie – to właśnie na ich bazie mogą powstawać nowe firmy oferujące innowacyjne usługi, a obecni uczestnicy rynku będą mogli

tworzyć nowe modele biznesowe, optymalizować działania i zwiększać efektywność energetyczną. W wielu krajach podjęte są już działania w tym kierunku. W przypadku Polski należałoby jak najszybciej rozpocząć takie prace.

4. Metody prognozowania cen energii na dynamicznych rynkach – od modeli stochastycznych po uczenie maszynowe i podejścia hybrydowe

Rosnące znaczenie OZE i niestabilność rynków energii generują potrzebę stosowania skutecznych metod prognozowania cen. Problemem tym zajęta się Grupa Stochastycznej Analizy Numerycznej (G_SAN) działająca na Wydziale Matematyki Stosowanej AGH. Zespół prowadzi badania nad modelami bazującymi na stochastycznych równaniach różniczkowych SDEs, a także rozwija metody Monte Carlo i AI/ML, z naciskiem na zastosowania praktyczne. Ponadto realizuje projekty we współpracy z partnerami przemysłowymi, takimi jak Aigormics i NVIDIA (Bochacik et al. 2020, Morkisz et Przybyłowicz 2021, Baranek et al. 2023), w których koncentruje się m.in. na predykcji cen i zapotrzebowania na energię elektryczną oraz implementacji algorytmów na GPU. Zespół współtworzył platformę bilansującą energię z OZE i uczestniczy w inicjatywie CMMC19 (<https://cmmc19.wms.agh.edu.pl/>, Błaszczuk et al. 2022). Działalność naukowa grupy jest ściśle powiązana z dydaktyką w ramach specjalności matematyka obliczeniowa i komputerowa.

Niniejsze opracowanie opisuje działania badawcze G_SAN, które mają na celu identyfikację podejść pozwalających trafnie modelować zjawiska cenowe w warunkach dynamicznych zmian. W analizie uwzględniono różne wymiary skuteczności prognoz: dokładność, wiarygodność przedziałów ufności, stabilność modeli przy zmiennej dynamice oraz ich działanie w różnych horyzontach czasowych. Dodatkowym

³ System teleinformatyczny służący do przetwarzania informacji rynku energii na potrzeby procesów rynku energii elektrycznej oraz wymiany informacji pomiędzy użytkownikami systemu.

⁴ Interfejs programowania aplikacji, który jest integralną częścią systemu operacyjnego i pozwala na interakcję programów z jego zasobami.

wyzwaniem jest dobór odpowiednich metryk błędu, które różnie traktują ryzyko i niepewność. Celem tekstu jest przegląd trzech klas metod prognozowania oraz wskazanie ich praktycznych zastosowań, mocnych stron i ograniczeń.

4.1. Modele bazujące na stochastycznych równaniach różniczkowych (SDEs)

Modele bazujące na SDEs stanowią ugruntowaną klasę narzędzi matematycznych wykorzystywanych w prognozowaniu zmiennych rynkowych, w tym cen energii elektrycznej. Ich podstawową zaletą jest możliwość ujęcia w sposób probabilistyczny wielu kluczowych zjawisk obserwowanych na rynku energii.

Do najważniejszych cech danych cenowych, które mogą i powinny być odwzorowywane, należą: sezonowość (*seasonality*), powrót do średniej (*mean reversion*), skoki cenowe (*jumps/spikes*) oraz heteroskedastyczność, czyli zmienna wariancja w czasie (*non-constant volatility*).

Poniżej przedstawiono trzy zasadnicze etapy prognozowania z wykorzystaniem tych metod.

Etap 1. Wybór odpowiedniego modelu

Na pierwszym etapie wybierany jest odpowiedni model stochastyczny opisujący zmienną $X(t)$ zgodnie z równaniem:

$$dX(t) = a(t, X(t), \Theta(t)) dt + b(t, X(t), \Theta(t)) dW(t), t \in [0, T]$$

$$X(0) = x_0$$

gdzie współczynnik a odpowiada za deterministyczny kierunek zmian (dryf), b modeluje losową zmienność (dyfuzję), W jest procesem Wienera. W przypadku potrzeby uwzględnienia nagłych zmian, pod uwagę brany jest dodatkowy komponent – współczynnik skoku. Do popularnych rozwiązań należą m.in. proces Ornsteina-Uhlenbecka (OU) oraz modele typu Mean-Reverting Jump Diffusion (MRJD), których przegląd można znaleźć w artykule Rafała Werona (Weron 2014). Współczynniki zależą od nieznanego parametru reprezentowanego przez funkcję $\Theta: [0, T] \rightarrow R$.

Etap 2. Kalibracja modelu

Celem kalibracji modelu jest estymacja Θ z wykorzystaniem dyskretnego próbkowania $x_0, x_1, \dots, x_n$ procesu $X(t)$ w punktach czasu $t \in \{t_0, t_1, \dots, t_n\}$.

W tym celu można wykorzystać klasyczne metody statystyczne, takie jak estymacja największej wiarygodności (MLE) czy metoda najmniejszych kwadratów. W przypadku modeli z czasowo zmiennymi parametrami zespół wykorzystuje autorską metodę estymacji parametrów zmiennych w czasie przy użyciu głębokiego uczenia, opisaną w publikacji Kałuży i współautorów (Kałuża et al. 2024). Zastosowanie tej metody umożliwia odzyskanie zależnych od czasu parametrów modeli na podstawie pojedynczych trajektorii, co odpowiada rzeczywistym uwarunkowaniom sektora energetycznego.

Etap 3. Predykcja

Dokonanie predykcji polega na symulowaniu wielu możliwych trajektorii przyszłych wartości zmiennej przy użyciu metody Monte Carlo. Pozwala to nie tylko oszacować wartość oczekiwaną prognozy, ale również wyznaczyć przedziały ufności dla prognozowanej wielkości, co jest szczególnie istotne w warunkach dużej niepewności. Cała procedura, obejmująca losowanie próbek, dyskretną symulację procesu i konstrukcję przedziałów predykcyjnych (w jednym i wielu wymiarach), została szczegółowo opisana w innym miejscu (Przybyłowicz 2022, sekcja 12.4: *Monte Carlo Forecasting in SDE-Based Models*).

4.2. Metody uczenia maszynowego

Uczenie maszynowe znajduje dziś szerokie zastosowanie w prognozowaniu cen energii elektrycznej. Modele ML, szczególnie sieci neuronowe (DNN, LSTM, RNN, CNN), skutecznie odwzorowują złożone nieliniowe zależności czasowe. Standardowa procedura obejmuje podział danych na zbiory treningowy, walidacyjny i testowy oraz trenowanie modeli na danych historycznych. Do popularnych architektur należą LSTM i CNN, zwykle łączone w modele hybrydowe (np. CNN-LSTM). Coraz częściej stosuje się też mechanizmy uwagi (*attention*) i architektury typu transformer (opisane np. w: Laitos et al. 2024).

Modele te wykazują wyższą dokładność niż klasyczne podejścia (takie jak ARIMA, XGBoost), zwłaszcza w krótkoterminowych prognozach. Badania opisane m.in. w publikacjach Vega-Márquez 2021, Mishra 2024) potwierdzają ich skuteczność i odporność na zmienność danych rynkowych. Wyzwania obejmują m.in. interpretowalność i adaptację do zmieniających się warunków.

4.3. Metody hybrydowe

Połączenie modeli stochastycznych (SDEs) i metod uczenia maszynowego (ML) stanowi obiecujące podejście do prognozowania cen energii w warunkach złożonych i zmiennych systemów. Obie klasy modeli bazują na odmiennych założeniach i wykorzystują różne typy informacji: SDEs oferują probabilistyczny opis zjawisk i możliwość wyznaczania przedziałów ufności, natomiast ML umożliwia modelowanie nieliniowych relacji bez konieczności formułowania założeń o strukturze danych. Hybrydowe podejścia starają się wykorzystać komplementarność tych dwóch perspektyw, łącząc ich mocne strony w jednym systemie predykcyjnym.

W badaniach nad takimi rozwiązaniami rozważano trzy główne strategie integracji modeli, które opisano poniżej.

- Proste uśrednianie – dotyczy wyników uzyskanych z najlepiej działających modeli z obu kategorii. Dzięki temu błędy predykcyjne generowane przez poszczególne modele mogą się częściowo zniżyć, co często prowadzi do poprawy jakości predykcji bez konieczności wprowadzania dodatkowych hiperparametrów.
- Model hierarchiczny – prognozy obu modeli służą tu jako dodatkowe zmienne wejściowe do nowego modelu, który uczy się na bazie wiedzy poprzedników. To pozwala na integrację wiedzy z modeli SDE do sieci neuronowych.
- Zastosowanie jednego modelu do prognozowania błędów – błędy modelu SDE są prognozowane za pomocą ML. Najpierw oblicza się różnicę pomiędzy rzeczywistymi wartościami a prognozami generowanymi przez model stochastyczny, a następnie

model ML jest trenowany do przewidywania tej różnicy. Ostateczna prognoza powstaje przez zsumowanie wartości wyjściowej z modelu SDE oraz korekty wyznaczonej przez ML.

Wyniki eksperymentów pokazują, że hybrydowe podejścia mogą istotnie poprawić trafność prognoz w stosunku do zastosowania pojedynczych klas modeli, szczególnie w kontekście danych o wysokiej zmienności i złożoności strukturalnej.

4.4. Zastosowanie praktyczne – platforma predykcyjna

W 2023 r. zakończono wdrażanie platformy do bilansowania zapotrzebowania i produkcji energii z OZE, opracowywanej w ramach projektu badawczo-rozwojowego POIR.01.01.01-00-1924/20. System integruje moduł danych i komponent AI wykorzystujący modele głębokiego uczenia (DL) i stochastyczne równania różniczkowe (SDEs), umożliwiając efektywne prognozowanie oraz optymalizację sterowania. Badania i implementację algorytmów realizowała firma Aigorithmics sp. z o.o. we współpracy z Zespołem G_SAN. Obecnie rozwijany jest moduł prognozowania zapotrzebowania dla infrastruktury ładowania pojazdów elektrycznych.

Trwają badania nad wykorzystaniem sieci neuronowych do estymacji parametrów zmieniających się w czasie w modelach stochastycznych i dynamicznych. Celem jest opracowanie metod umożliwiających modelowanie nieliniowych i niestacjonarnych zjawisk na podstawie szeregów czasowych. Parametry traktowane są jako funkcje czasu i aproksymowane przez sieci neuronowe. Projekt G_SAN dotyczy takich właśnie modeli, w tym związków z podejściami *quasi-likelihood*. W przygotowaniu jest publikacja na ten temat (Kopeć et al.).

4.5. Podsumowanie i wnioski

Obecnie dostępnych jest wiele skutecznych metod prognozowania cen energii, jednak ich wybór powinien zależeć od charakterystyki danych i celów

analizy, ponieważ żadna z nich nie jest jednoznacznie najlepsza. Modele oparte na SDEs oferują interpretowalność, probabilistyczne ujęcie niepewności i możliwość wyznaczania przedziałów ufności, ale wymagają zaawansowanej wiedzy matematycznej i są trudne w kalibracji. Z kolei ML wyróżnia się niskim progiem wejścia (dzięki dostępności narzędzi), zdolnością do modelowania nieliniowości i brakiem założeń co do struktury danych, choć może być kosztowny obliczeniowo i mniej przejrzysty. Podejścia hybrydowe starają się połączyć zalety obu klas – oferują elastyczność ML przy jednoczesnym zachowaniu elementów probabilistycznej kontroli znanej z SDE. Szczególnie obiecujące są modele wykorzystujące ML do korekty lub adaptacji komponentów SDE, co poprawia trafność prognoz w warunkach zmiennej dynamiki danych.

Bibliografia:

- Baranek M., Kałuża A., Morkisz P.M., Przybyłowicz P., Sobieraj M. (2023), *On the Randomized Euler Algorithm under Inexact Information*, <https://arxiv.org/abs/2307.04718> [dostęp: 24.06.2025].
- Błaszczak P., Klimczak K., Mahdi A., Oprocha P., Potorski P., Przybyłowicz P., Sobieraj M. (2022), *On Automatic Calibration of the SIRD Epidemiological Model for COVID-19 Data in Poland*, <https://arxiv.org/abs/2204.12346> [dostęp: 24.06.2025].
- Bochacik T., Czyżewska N., Kałuża A., Majchrowski D., Morkisz P., Przybyłowicz P., Studzińska-Wrona M. (2020), *Hybrid Option Pricing through AI and GPU-Powered SDEs Solvers*, sesja postrowa, NVIDIA GTC 2020.
- Common Information Model (b.r.), <https://www.entsoe.eu/digital/common-information-model> [dostęp: 20.06.2025].
- Data Act (2023), Rozporządzenie Parlamentu Europejskiego i Rady (UE) 2023/2854 z dnia 13 grudnia 2023 r. w sprawie zharmonizowanych przepisów dotyczących sprawiedliwego dostępu do danych i ich wykorzystania oraz w sprawie zmiany rozporządzenia (UE) 2017/2394 i dyrektywy (UE) 2020/1828.
- EDIEL (b.r.), <https://ediel.org/common-ediel-documents> [dostęp: 20.06.2025].
- Energetyczna przyszłość – co naprawdę myślimy? (2025), seminarium 1. projektu Obserwatorium Transformacji Energetycznej, <https://www.energetyka-rozproszona.pl/relacje-z-wydarzen/seminarium-ote-preker-1/> [dostęp: 18.06.2025].
- HEMRM (2022), *The Harmonised Electricity Market Role Model*, wersja 2022-01, https://eepublicdownloads.entsoe.eu/clean-documents/EDI/Library/HRM/Harmonised_Role_Model_2022-01.pdf [dostęp: 20.06.2025].
- IEC (b.r.), *Smart Grid Architecture Model*, <https://sys-se.iec.ch/deliveries/sgam-basics> [dostęp: 20.06.2025].
- IEEE (2023), *IEEE Standard for Smart Energy Profile Application Protocol* <https://standards.ieee.org/ieee/2030.5/11216> [dostęp: 20.06.2025].
- Kałuża A., Morkisz P.M., Mulewicz B., Przybyłowicz P., Wiącek M. (2024), *Deep Learning-Based Estimation of Time-Dependent Parameters in Markov Models with Application to Nonlinear Regression and Sdes*, „Applied Mathematics and Computation” 480: 128906.
- Kopeć A., Przybyłowicz P., Wiącek M. (w przygotowaniu), *Neural Network-Based Estimation of Time-Dependent Parameters in AR (1) Processes*.
- Laitsos V., Vontzos G., Bargiotas D., Daskalopulu A., Tsoukalas L.H. (2024), *Data-Driven Techniques for Short-Term Electricity Price Forecasting through Novel Deep Learning Approaches with Attention Mechanisms*, „Energies” 17 (7): 1625.
- Mishra B.K., Preniqi V., Thakker D., Feigl E. (2024), *Machine Learning and Deep Learning Prediction Models for Time-Series: A Comparative Analytical Study for the Use Case of the UK Short-Term Electricity Price Prediction*, „Discover Internet of Things” 4: 24.
- Morkisz P.M., Przybyłowicz P. (2021), *Randomized Derivative-Free Milstein Algorithm for Efficient Approximation of Solutions of SDEs Under Noisy Information*, „Journal of Computational and Applied Mathematics” 383: 113112.
- North American Energy Standards Board (b.r.), *The NAESB Energy Services Provider Interface Model Business Practices Information Page*, https://www.naesb.org/espi_standards.asp [dostęp: 20.06.2025].
- OpenADR (b.r.), <https://www.openadr.org/specification> [dostęp: 20.06.2025].
- Przybyłowicz P. (2022), *Foundations of Monte Carlo Methods and Stochastic Simulations – From Monte Carlo Lebesgue Integration to Weak Approximation of SDEs*, <https://arxiv.org/abs/2208.05531> [dostęp: 24.06.2025].
- Unia Europejska (2020), *The European Strategy for Data*, Document 52020DC0066, <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A52020DC0066> [dostęp: 20.06.2025].
- Unia Europejska (2023), *Data Exchange Reference Architecture European (energy) data exchange reference architecture 3.0*, <https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/dc073847-4d35-11ee-9220-01aa75ed71a1/language-en> [dostęp: 20.06.2025].
- Vega-Márquez B., Rubio-Escudero C., Nepomuceno-Chamorro I.A., Arcos-Vargas Á. (2021), *Use of Deep Learning Architectures for Day-Ahead Electricity Price Forecasting over Different Time Periods in the Spanish Electricity Market*, „Applied Sciences” 11 (13): 6097.
- Weron R. (2014), *Electricity Price Forecasting: A Review of the State-of-the-Art with a Look Into the Future*, „International Journal of Forecasting” 30 (4): 1030–1081.

Contexts and support tools for distributed energy: social and climate-environmental aspects, digitalization, and price forecasting

Abstract: The energy transition is a complex process that, while technological in nature, is largely driven by social and cultural factors. For the development of distributed energy, interdisciplinary efforts – bringing together experts from various fields of science and industry or seeking social resonance – are of the greatest value. This chapter presents examples of such research. Analyses of Poles' attitudes toward the energy transition and monitoring the health impacts of air pollution are contexts that should serve as a starting point for considering the development of distributed energy in Poland. Meanwhile, the concept of data spaces and energy price forecasting models illustrate how hard sciences and information technologies can respond to the real needs of energy transition stakeholders.

Keywords: attitudes toward energy transition, quantitative and qualitative research, CATI technique, health effects of air pollution, monitoring indicators, Energy Transition Observatory, data space, data spaces, energy sector digitalization, energy price forecasting methods, stochastic differential equations, machine learning, hybrid models

prof. dr hab. inż. Marek Kisiel-Dorohinicki
AGH Akademia Górniczo-Hutnicza w Krakowie
Wydział Informatyki
doroh@agh.edu.pl



Autorzy poszczególnych części:

1. Zaufanie, wiedza i akceptacja:

kluczowe aspekty społecznych uwarunkowań transformacji energetycznej

dr hab. Marcin Kocór, prof. UJ,
Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ
dr hab. Barbara Worek, prof. UJ,
Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ,
Wydział Informatyki AGH
dr Malwina Mus-Frosik,
Wydział Informatyki AGH
Dorota Micek,
Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ,
Wydział Informatyki AGH
Anna Szczucka,
Centrum Ewaluacji i Analiz Polityk Publicznych UJ

2. Opracowanie wskaźników

monitorujących proces TE w obszarze zmian klimatycznych i jakości środowiska

dr hab. inż. Ewa Adamiec, prof. AGH,
Wydział Geologii, Geofizyki i Ochrony Środowiska AGH,
Wydział Informatyki AGH
dr inż. Jacek Dajda,
Wydział Informatyki AGH
dr inż. Janusz Zyśk,
Wydział Energetyki i Paliw AGH

3. Cyfryzacja sektora energetycznego

dr Krzysztof Heller,
Wydział Informatyki AGH
Jacek Nawrot,
Wydział Informatyki AGH

4. Metody prognozowania cen energii

na dynamicznych rynkach – od modeli stochastycznych po uczenie maszynowe i podejścia hybrydowe

dr hab. Paweł Przybyłowicz, prof. AGH,
Wydział Matematyki Stosowanej AGH
dr Andrzej Kałuża,
Wydział Matematyki Stosowanej AGH
dr Paweł M. Morkisz,
Wydział Matematyki Stosowanej AGH
Agnieszka Kopeć,
Wydział Matematyki Stosowanej AGH
Grzegorz Mika,
Aigormics
Bartłomiej Mulewicz,
Aigormics
Michał Sobieraj,
Wydział Matematyki Stosowanej AGH
Martyna Wiącek,
Aigormics