



Optimalizacja zużycia energii w budynkach na etapie projektowania i eksploatacji – przegląd wybranych metod i kierunków rozwoju

Optimization of energy consumption in buildings at the design and operation stages – a review of selected methods and development directions



Mgr inż. Anna Wypych

ORCID ID: 0009-0009-8695-4895

Absolwent

Wydział Inżynierii Środowiska,
Geodezji i Energetyki Odnawialnej
Politechnika Świętokrzyska

ania.wypych@icloud.com



Mgr inż. Alicja Kokosza

ORCID ID: 0009-0002-9943-7685

Absolwent

Wydział Inżynierii Środowiska,
Geodezji i Energetyki Odnawialnej
Politechnika Świętokrzyska

alicia.kokosza@gmail.com

Słowa kluczowe: optymalizacja zużycia energii w budynkach, efektywność energetyczna budynków, optymalizacja projektowa, optymalizacja eksploatacyjna

Streszczenie

W artykule przedstawiono przegląd metod optymalizacji zużycia energii w budynkach na etapie projektowania i eksploatacji. Omówiono metody regułowe, modele matematyczne i symulacyjne, algorytmy metaheurystyczne, sterowanie predykcyjne oraz rozwiązania wykorzystujące sztuczną inteligencję i uczenie maszynowe; uwzględniono także optymalizację wielokryterialną i podejścia hybrydowe. Metody i podejścia porównano pod względem zakresu zastosowania, wymagań dotyczących danych i modeli, złożoności obliczeniowej oraz możliwości pracy w czasie rzeczywistym i uwzględniania kilku funkcji celu. Przeprowadzony przegląd wskazuje, że wybór metody zależy od charakteru problemu, dostępności danych i możliwości integracji z automatyką budynkową. Wskazano również główne ograniczenia wdrożeniowe i kierunki dalszego rozwoju.

Keywords: building energy consumption optimization, building energy efficiency, design optimization, operational optimization

Abstract

This article presents a review of methods for optimizing energy consumption in buildings at the design and operation stages. The approaches discussed include rule-based methods, mathematical and simulation models, metaheuristic algorithms, model predictive control, as well as solutions based on artificial intelligence and machine learning. Multi-objective optimization and hybrid approaches are also considered. The methods and approaches are compared in terms of their scope of application, data and model requirements, computational complexity, real-time operation capabilities, and the ability to consider multiple objective functions. The review indicates that the choice of method depends on the nature of the problem, data availability, and the possibility of integration with building automation systems. The main implementation barriers and directions for further development are also identified.

Wstęp

Sektor budynków odgrywa istotną rolę w realizacji celów związanych z ograniczeniem zużycia energii i redukcją emisji gazów cieplarnianych. Pomimo postępu technologicznego oraz wdrażania coraz bardziej rygorystycznych wymagań dotyczących charakterystyki energetycznej budynków pozostaje on jednym z największych odbiorców energii na świecie. Według raportu w 2023 r. sektor budynków i budownictwa odpowiadał za około 32% światowego zużycia energii oraz 34% globalnych emisji CO₂ (UN, 2025). Znaczący udział sektora w globalnym bilansie energetycznym sprawia, że poprawa efektywności energetycznej i ograniczenie zużycia energii należą do kluczowych działań wspierających transformację energetyczną. Realizacja tych celów wymaga nie tylko stosowania energooszczędnych technologii, lecz także racjonalnego projektowania budynków oraz efektywnego zarządzania ich pracą podczas eksploatacji.

Optymalizacja sposobu działania systemów technicznych budynku stanowi istotny kierunek ograniczania zu-

życia energii, szczególnie w sytuacji, gdy dalsza poprawa izolacyjności cieplnej przegród przynosi coraz mniejsze efekty (Pavlenko & Mikieliewicz, 2026).

W ostatnich latach opublikowano liczne prace dotyczące optymalizacji zużycia energii zarówno na etapie projektowania, jak i eksploatacji budynków. Opracowania te różnią się przedmiotem analizy, przyjętymi funkcjami celu, zakresem ograniczeń oraz sposobem oceny wyników, a część z nich koncentruje się na wybranych grupach metod lub pojedynczym etapie cyklu życia budynku.

W niniejszym artykule wybrane metody i podejścia rozpatrzono z perspektywy projektowania i eksploatacji a ich porównanie przeprowadzono na podstawie wspólnych kryteriów, uwzględniono także zakres zastosowania, wymagania dotyczące danych i modeli, złożoność obliczeniową oraz możliwość działania w czasie rzeczywistym i uwzględniania wielu funkcji celu. Celem artykułu jest zatem przegląd, usystematyzowanie i porównanie wybranych metod i podejść stosowanych do zmniejszenia zużycia energii w budynkach, z uwzględnieniem ich zalet, ograniczeń, barier wdrożeniowych oraz kierunków dalszego rozwoju.

Materiały i metody

Artykuł ma charakter narracyjnego przeglądu literatury dotyczącej metod optymalizacji zużycia i zapotrzebowania na energię w budynkach. Analizą objęto polsko- i anglojęzyczne publikacje z lat 2022–2026, w tym artykuły przeglądowe, prace badawcze i studia przypadków. Publikacje wyszukiwano głównie za pomocą Google Scholar oraz na platformach ScienceDirect i MDPI, wykorzystując polskie i angielskie hasła związane z efektywnością energetyczną budynków, modelowaniem energetycznym, sterowaniem systemami HVAC, sterowaniem predykcyjnym, algorytmami metaheurystycznymi, sztuczną inteligencją, uczeniem maszynowym i optymalizacją wielokryterialną. Do końcowej analizy zakwalifikowano 24 publikacje dotyczące ograniczania zużycia lub zapotrzebowania na energię, także w powiązaniu z kosztami, komfortem cieplnym i jakością powietrza wewnętrznego. Z wybranych prac pozyskiwano informacje o rodzaju metody, etapie zastosowania, wymaganiach dotyczących danych i modeli, złożoności obliczeniowej, możliwości działania w czasie rzeczywistym oraz zaletach i ograniczeniach. Następnie przeprowadzono syntezę opisową i porównawczą. Ze względu na zróżnicowanie analizowanych badań pod względem rodzaju budynków, warunków eksploatacyjnych, funkcji celu i sposobu prezentowania wyników, nie przeprowadzono ilościowej syntezy rezultatów. Ze względu na szeroki zakres zagadnienia przegląd skoncentrowano na metodach i podejściach najczęściej reprezentowanych w analizowanych publikacjach.

Zakres optymalizacji energetycznej budynków

Proces optymalizacji polega na wyborze najkorzystniejszego rozwiązania spośród dostępnych wariantów zgodnie z przyjętymi kryteriami. Przyjęte kryteria mogą być przedstawiane matematycznie w postaci jednej lub kilku funkcji celu podlegających minimalizacji lub maksymalizacji (Al Mindeel i in., 2024).

Analizy mogą być prowadzone zarówno dla budynków nowo projektowanych, jak i dla obiektów już istniejących. W obu przypadkach dokonuje się porównania wariantów rozwiązań wpływających na charakterystykę energetyczną budynku, jednak zakres rozpatrywanych działań jest dostosowany do rodzaju analizowanego obiektu (Zangheri i in., 2022). Rzeczywiste zużycie energii może bowiem odbiegać od wartości przewidywanych na etapie projektowania. Różnica ta nazywana jest luką w charakterystyce energetycznej budynku. W przeglądzie dotyczącym budynków mieszkalnych wskazano, że jej występowanie może wynikać z niedokładności założeń modelowych i danych klimatycznych, nieprawidłowego odwzorowania zachowań użytkowników, niewłaściwej jakości wykonania budynku, awarii urządzeń, braku odpowiedniego dopasowania systemów oraz stosowania nieskutecznych strategii sterowania. Znaczenie mają również harmonogramy pracy urządzeń, wartości zadane instalacji HVAC oraz sposób użytkowania obiektu, obejmujący między innymi otwieranie okien, korzystanie z osłon przeciwsłonecznych i oświetlenia (Zare i in., 2022).

Optymalizacja na etapie projektowania

Na etapie projektowania podejmowane są decyzje kształtujące późniejszą charakterystykę energetyczną budynku. Optymalizacja projektowa polega na porównywaniu wariantów rozwiązań architektonicznych, materiałowych i instalacyjnych oraz wyborze rozwiązania najkorzystniejszego z punktu widzenia przyjętych kryteriów (Elbeltagi i in., 2023). Do podstawowych zmiennych projektowych wpływających na charakterystykę energetyczną budynku należy między innymi jego orientacja, geometria i układ przestrzenny. Parametry te wpływają między innymi na wielkość zysków słonecznych, straty ciepła przez przegrody, wykorzystanie światła dziennego i warunki wentylacji pomieszczeń (Latha i in., 2023). W analizach uwzględniane są także właściwości obudowy budynku, w tym parametry cieplne przegród, rodzaj i grubość izolacji oraz właściwości stolarki okiennej. Zmienne decyzyjne mogą stanowić powierzchnia i rozmieszczenie przeszkleń, stosunek powierzchni okien do powierzchni ścian, parametry oszklenia oraz rodzaj i geometria osłon przeciwsłonecznych. Analizy mogą obejmować również sposób użytkowania pomieszczeń, obecność użytkowników, obciążenia wewnętrzne, oświetlenie oraz wybrane parametry systemów HVAC (Harshalatha i in., 2024). Poszczególne zmienne projektowe oddziałują na siebie i mogą jednocześnie wpływać na kilka składników bilansu energetycznego budynku. Z tego względu zmienne projektowe powinny być rozpatrywane łącznie, a nie jako niezależne elementy budynku (Latha i in., 2023).

Kryteria energetyczne stosowane na etapie projektowania mogą obejmować minimalizację zapotrzebowania lub zużycia energii przez budynek, w tym energii związanej z systemami HVAC. Cele energetyczne mogą być analizowane łącznie z komfortem cieplnym oraz jakością powietrza wewnętrznego – w takim przypadku problem ma charakter wielokryterialny, a wynikiem analizy może być zbiór rozwiązań przedstawiających różne kompromisy pomiędzy przyjętymi celami (Al Mindeel i in., 2024). W analizach optymalizacyjnych opartych na symulacji ocena dużej liczby wariantów projektowych jest prowadzona z wykorzystaniem programów symulacyjnych połączonych z algorytmami optymalizacyjnymi. Model energetyczny umożliwia określenie charakterystyki analizowanych wariantów, natomiast algorytm służy do przeszukiwania przestrzeni możliwych rozwiązań zgodnie z przyjętymi funkcjami celu i ograniczeniami (Harshalatha i in., 2024).

Optymalizacja na etapie eksploatacji

Optymalizacja na etapie eksploatacji polega na dostosowywaniu sposobu działania systemów technicznych budynku do zmieniających się warunków zewnętrznych, obciążeń wewnętrznych oraz harmonogramów obecności i użytkowania pomieszczeń. W odróżnieniu od optymalizacji projektowej dotyczy ona przede wszystkim doboru ustawień operacyjnych w ramach istniejącego budynku i jego systemów technicznych. Jej celem jest możliwie efektywne wykorzystanie dostępnych urządzeń i systemów przy jednoczesnym zachowaniu komfortu użytkowników oraz właściwych warunków środowiska wewnętrznego (Pan i in., 2023).

Do podstawowych zmiennych eksploatacyjnych mogą należeć harmonogramy pracy systemów ogrzewania,

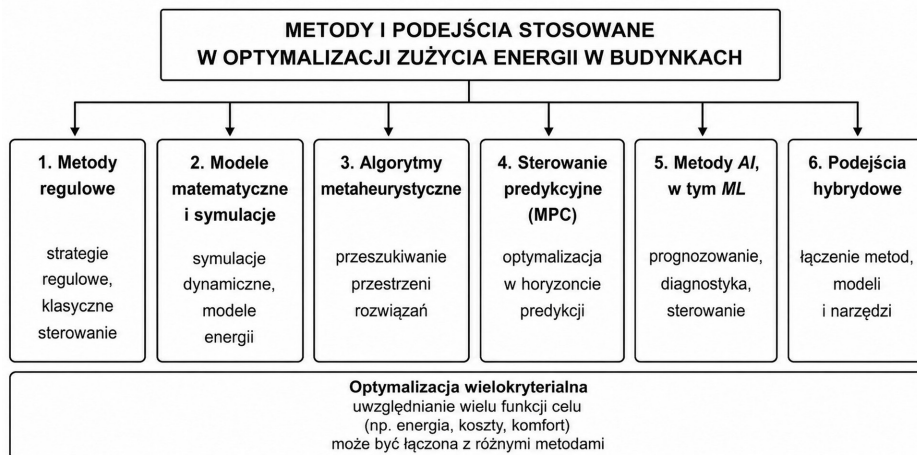
chłodzenia i wentylacji, wartości zadane temperatury, strumienie powietrza nawiewanego czy prędkości obrotowe wentylatorów. Optymalizacja może obejmować także sterowanie oświetleniem, otwieraniem okien oraz podgrzewaniem wody użytkowej. Dobór wartości zmiennych sterujących może uwzględniać warunki pogodowe, obecność użytkowników oraz informacje o bieżącym działaniu systemów budynku. Metody oparte na danych mogą być wykorzystywane do optymalizacji sterowania i diagnostyki usterek, której zastosowanie wspiera poprawę efektywności energetycznej eksploatacji (Das i in., 2024).

Tradycyjne sterowanie oparte na stałych harmonogramach i wartościach zadanych nie zawsze odpowiada rzeczywistemu użytkownikowi pomieszczeń. Sterowanie zorientowane na użytkowników wykorzystuje dane o obecności, aktywności i potrzebach cieplnych, co pozwala dostosować pracę systemów do bieżącego zapotrzebowania bez pogorszenia komfortu (Yuan i in., 2024). Optymalizacja eksploatacyjna może być prowadzona w sposób ciągły lub okresowy, a strategie sterowania aktualizowane na podstawie nowych danych pomiarowych, co umożliwia reagowanie na zmienne warunki i nieprzewidziane odchylenia (Das i in., 2024; Yuan i in., 2024).

Podstawą skutecznej optymalizacji eksploatacyjnej jest dostęp do wiarygodnych danych dotyczących funkcjonowania budynku. Dane mogą pochodzić z liczników energii, czujników temperatury, wilgotności i stężenia CO₂, systemów detekcji obecności użytkowników oraz systemów automatyki rejestrujących stan pracy urządzeń i instalacji. Systemy automatyki i zarządzania energią umożliwiają gromadzenie danych w czasie rzeczywistym, natomiast metody analityczne i modele uczenia maszynowego mogą służyć do identyfikowania nieprawidłowości, prognozowania zapotrzebowania na energię oraz dostosowywania działania urządzeń do aktualnych warunków (Das i in., 2024).

Metody i podejścia stosowane w optymalizacji zużycia energii w budynkach

Metody i podejścia stosowane w optymalizacji zużycia energii w budynkach różnią się sposobem wykorzystania, wymaganiami dotyczącymi danych i modeli, złożonością obliczeniową oraz możliwością reagowania na zmienne warunki (Das i in., 2024; Harshalatha i in., 2024). Na podstawie przeglądu literatury wyodrębniono główne grupy metod i podejść opisywanych w badaniach nad optymalizacją energetyczną budynków. Należą do nich metody regułowe, modele matematyczne i symulacyjne, algorytmy metaheurystyczne, sterowanie predykcyjne, metody wykorzystujące sztuczną inteligencję i uczenie maszynowe oraz podejścia hybrydowe i optymalizacja wielokryterialna. Przyjęty podział ma charakter funkcyj-



Rysunek 1. Klasyfikacja metod i podejść stosowanych w optymalizacji zużycia energii w budynkach. Źródło: opracowanie własne

Figure 1. Classification of methods and approaches used in building energy consumption optimization. Source: authors' own study

nalny i porządkujący. Poszczególne grupy nie są całkowicie rozłączne, ponieważ w jednym rozwiązaniu mogą być jednocześnie wykorzystywane modele, algorytmy optymalizacyjne, metody predykcyjne oraz techniki oparte na danych. Na Rysunku 1 przedstawiono przyjęte w artykule uporządkowanie metod i podejść.

Metody regułowe i klasyczne strategie sterowania

Metody regułowe, określane również jako Rule-Based Control (RBC), polegają na sterowaniu systemami technicznymi budynku według wcześniej zdefiniowanych zasad. Reguły mogą przyjmować postać warunków typu „jeżeli-to”, wartości progowych lub harmonogramów określających reakcję urządzeń na zmiany parametrów środowiska wewnętrznego, porę dnia lub sposób użytkowania pomieszczeń (Kluczbeg i in., 2023; Savadkoohi i in., 2024). W podstawowej postaci nie wykorzystują prognoz przyszłego zachowania budynku, a ich działanie opiera się na wcześniej określonych zasadach i doświadczeniu operatora (Savadkoohi i in., 2024).

W systemach HVAC reguły mogą określać moment uruchomienia i wyłączenia urządzeń, wartości zadane temperatury oraz tryb pracy instalacji. Sterowanie może uwzględniać porę dnia, harmonogram użytkowania, temperaturę zewnętrzną, stężenie CO₂ i obecność użytkowników (Kluczbeg i in., 2023; Savadkoohi i in., 2024).

Realizacja strategii regułowych może odbywać się w ramach lokalnych regulatorów lub zintegrowanego systemu automatyki. System BMS umożliwia monitorowanie i sterowanie ogrzewaniem, chłodzeniem, wentylacją, klimatyzacją, oświetleniem oraz przygotowaniem ciepłej wody użytkowej. Integracja automatyki z licznikami i systemami pomiarowymi pozwala rejestrować zużycie energii przez poszczególne instalacje, porównywać efektywność ich działania oraz identyfikować nieprawidłowości lub utratę efektywności (Kluczbeg i in., 2023).

Skuteczność sterowania regułowego zależy jednak od poprawności przyjętych zasad, harmonogramów i nastaw regulatorów. W podstawowej postaci system regułowy nie przewiduje przyszłych zmian warunków zewnętrznych ani przyszłego sposobu użytkowania budynku (Savadkoohi i in., 2024).

Metody oparte na modelach matematycznych i symulacjach

Modele matematyczne stosowane w analizach energetycznych budynków często klasyfikuje się jako modele typu white-box, black-box oraz modele hybrydowe typu grey-box (Yu i in., 2022). W Tabeli 1 przedstawiono porównanie modeli prognozowania zużycia energii w budynkach.

Tabela 1. Porównanie modeli prognozowania zużycia energii w budynkach. Źródło: opracowanie własne, na podstawie (Yu i in., 2022)

Table 1. Comparison of building energy consumption prediction models. Source: authors' own elaboration based on Yu et al. (2022)

Model	Podstawa	Zalety	Ograniczenia
White-box	Równania fizyczne i dane o budynku	Interpretowalność, brak potrzeby danych historycznych	Wymaga szczegółowych danych i dużego nakładu obliczeń
Black-box	Zależności wyznaczone z danych	Prosta budowa, możliwość opisu zależności nieliniowych	Zależność od jakości danych, mała interpretowalność
Grey-box	Połączenie równań fizycznych i danych pomiarowych	Kompromis między dokładnością, szybkością i interpretowalnością	Konieczność identyfikacji parametrów modelu

Moździerz i Kołek (2024) opracowali model, w którym jako wielkości wejściowe przyjęto temperaturę zewnętrzną i moc grzejnika, natomiast wielkością wyjściową była temperatura wewnętrzna. Model wykorzystano do symulacyjnego wyznaczania momentu ponownego uruchomienia ogrzewania, tak aby przywrócić wymaganą temperaturę przed rozpoczęciem użytkowania pomieszczenia. Modele energetyczne mogą być opracowywane na podstawie modeli BIM z wykorzystaniem narzędzi BEM. Borkowski i in. (2022) wskazali, że sparametryzowany model umożliwia analizę wariantów dotyczących orientacji budynku, przeszkleń, konstrukcji przegród, oświetlenia, systemu HVAC i harmonogramu użytkowania oraz ponowne obliczenia po zmianie parametrów projektu.

Symulacje mogą być wykorzystywane do porównywania wariantów działania systemu w określonych warunkach użytkowania. W jednym z badań zastosowano sprzężoną symulację dynamiczną EnergyPlus–CONTAM do oceny czterech wariantów wentylacji z uwzględnieniem rzeczywistych harmonogramów użytkowania budynku szkoły, emisji zanieczyszczeń oraz zmienności warunków zewnętrznych. Analiza umożliwiła równoczesną ocenę zużycia energii i jakości powietrza wewnętrznego (Ferdyn-Grygierek & Grygierek, 2026).

Wyniki analiz zależą od sposobu opracowania modelu i jakości danych wejściowych. Rezultaty uzyskiwane we wczesnej fazie projektu mogą mieć charakter orientacyjny, a nieprawidłowe zdefiniowanie pomieszczeń może powodować błędy obliczeniowe (Borkowski i in., 2022). Opracowany model, pomimo satysfakcjonującego odwzorowania dynamiki pomieszczenia, może być również obciążony niedokładnościami wynikającymi między innymi

z nieuwzględnionych zakłóceń związanych z wentylacją, otwieraniem okien i drzwi, zyskami od użytkowników i urządzeń oraz wpływem pomieszczeń sąsiednich (Moździerz & Kołek, 2024).

Algorytmy metaheurystyczne

Algorytmy metaheurystyczne są iteracyjnymi metodami przeszukiwania rozwiązań, stosowanymi w złożonych problemach optymalizacyjnych. Ich działanie polega na generowaniu i ocenie wariantów oraz równoważeniu szerokiego przeszukiwania z dokładniejszym badaniem obszarów uznanych za perspektywiczne (Pillay & Saha, 2024).

W optymalizacji budynków algorytm metaheurystyczny może wyznaczać wartości zmiennych decyzyjnych, takich jak orientacja i geometria obiektu, parametry przegród i przeszkleń, rozwiązania zacieniające oraz parametry pracy systemów HVAC. Dla każdej kombinacji program symulacyjny oblicza wartości funkcji celu, a wyniki służą do generowania następnych wariantów. Umożliwia to analizowanie wielu kombinacji przy uwzględnieniu jednego lub kilku kryteriów, takich jak zapotrzebowanie na energię, koszty i komfort użytkowników (Harshalatha i in., 2024).

Do metaheurystyk stosowanych w analizach energetycznych budynków należą między innymi Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO) oraz Cuckoo Search (CS). Metody te różnią się sposobem tworzenia i modyfikowania rozwiązań oraz równoważenia przeszukiwania nowych obszarów i doskonalenia wariantów (Pillay & Saha, 2024).

Przykładem zastosowania algorytmu genetycznego jest analiza rozmieszczenia paneli fotowoltaicznych na płaskim dachu budynku jednorodzinne. W badaniu wykorzystano projektowanie generatywne i optymalizację genetyczną do poszukiwania konfiguracji instalacji z uwzględnieniem nasłonecznienia i zapotrzebowania na energię wynikającego z obecności i aktywności użytkowników (Sitek, 2022).

Metaheurystyki mogą być również wykorzystywane do optymalizacji pracy systemów HVAC. W badaniu zastosowano hybrydowy algorytm HCRPN do jednoczesnej optymalizacji zużycia energii i średniej temperatury promieniowania związanej z komfortem cieplnym w budynku biurowym. Obliczenia prowadzono w programie EnergyPlus, a zmienne decyzyjne obejmowały parametry pracy systemu HVAC (Akraminejad i in., 2025).

Zaletą metaheurystyk jest możliwość przeszukiwania wielu rozwiązań i uwzględniania licznych zmiennych oraz kryteriów. Ograniczenie stanowi wykorzystanie elementów losowych, przez co wyniki kolejnych uruchomień mogą się różnić (Harshalatha i in., 2024; Pillay & Saha, 2024).

Sterowanie predykcyjne z wykorzystaniem modelu

Sterowanie predykcyjne z wykorzystaniem modelu (MPC) polega na włączeniu optymalizacji bezpośrednio do procesu sterowania. Model dynamiczny jest wykorzystywany do przewidywania przyszłego zachowania budynku w określonym horyzoncie czasowym, a następnie wyznaczana jest sekwencja działań sterujących prowadzących do osiągnięcia przyjętego celu (Das i in., 2024).

Przykładem zastosowania uproszczonego sterowania predykcyjnego jest analiza przeprowadzona dla pojedynczego pomieszczenia biurowego. Opracowany model,

wykorzystujący temperaturę zewnętrzną i moc grzejnika, służył do prognozowania temperatury pomieszczenia na godzinę rozpoczęcia jego użytkowania i podejmowania decyzji o uruchomieniu ogrzewania. W przeprowadzonej symulacji uzyskano zużycie energii cieplnej niższe o około 34% w porównaniu z wariantem ciągłego utrzymywania temperatury 21°C. W strategii predykcyjnej przyjęto jednak temperaturę komfortu 20°C, dlatego wynik odnosi się do warunków analizowanych w badaniu i nie powinien być bezpośrednio uogólniany na inne obiekty (Moździerz & Kołek, 2024).

Zaletą MPC jest możliwość uwzględniania prognozowanych zmian warunków pracy budynku, co pozwala na wcześniejsze uruchamianie ogrzewania lub chłodzenia oraz wykorzystanie jego pojemności cieplnej do ograniczania zużycia energii i obciążeń szczytowych. Skuteczność metody zależy jednak od dokładności modelu, jakości prognoz i doboru horyzontu predykcji, a jej ograniczeniem jest konieczność wielokrotnego rozwiązywania problemu optymalizacyjnego (Das i in., 2024).

Metody wykorzystujące sztuczną inteligencję i uczenie maszynowe

Sztuczna inteligencja obejmuje metody umożliwiające systemom komputerowym wykonywanie zadań związanych z uczeniem się, rozpoznawaniem wzorców, przewidywaniem i podejmowaniem decyzji. Jednym z jej obszarów jest uczenie maszynowe (ML), w którym zależności są wyznaczane na podstawie danych, bez konieczności bezpośredniego zapisywania wszystkich reguł działania. Do często stosowanych metod należą sztuczne sieci neuronowe, modele regresyjne, maszyny wektorów nośnych i drzewa decyzyjne (Ali & Motuzienė, 2024; Das i in., 2024).

W zależności od sposobu uczenia wyróżnia się uczenie nadzorowane, nienadzorowane oraz uczenie ze wzmocnieniem. W pierwszym przypadku model jest opracowywany na podstawie danych zawierających znane wyniki, natomiast uczenie nienadzorowane służy do rozpoznawania struktur w danych bez przypisanych etykiet. W uczeniu ze wzmocnieniem algorytm podejmuje działania i otrzymuje informację zwrotną za pomocą funkcji nagrody (Das i in., 2024).

W analizach energetycznych budynków ML może służyć między innymi do prognozowania zużycia, obciążeń związanych z ogrzewaniem czy chłodzeniem, obecności użytkowników, otwierania okien. Metody te są także wykorzystywane do wykrywania nieprawidłowości w pracy systemów HVAC i przewidywania komfortu cieplnego (Ali & Motuzienė, 2024). Należy jednak odróżnić prognozowanie od optymalizacji. Model może przewidywać przyszłe zapotrzebowanie na energię, temperaturę pomieszczenia lub produkcję energii odnawialnej, ale sama prognoza nie wyznacza jeszcze sposobu sterowania. Może natomiast stanowić dane wejściowe dla algorytmu optymalizacyjnego, MPC lub systemu zarządzania energią (Das i in., 2024).

Przykładem zastosowania ML jest prognozowanie produkcji energii przez małą instalację fotowoltaiczną. Na podstawie rzeczywistych danych z systemu o mocy 3,0 kWp porównano kilka modeli predykcyjnych, a najlepsze wyniki uzyskano dla MLPRegressor, CatBoostRegressor i Support Vector Regression (Idźkowski & Sumorek, 2024).

Skuteczność metod ML zależy od jakości, liczebności

i reprezentatywności danych, a różnice między zbiorem uczącym a obiektem docelowym mogą obniżać dokładność prognoz. Bariery wdrożeniowe obejmują również koszty pozyskania danych, wymagania obliczeniowe oraz kwestie bezpieczeństwa i prywatności (Ali & Motuzienė, 2024; Das i in., 2024).

Optymalizacja wielokryterialna i podejścia hybrydowe

Optymalizacja wielokryterialna uwzględnia kilka, często konkurencyjnych funkcji celu (Al Mindeel i in., 2024). Jej wynikiem może być zbiór rozwiązań niezdominowanych, w przypadku których poprawa jednego kryterium wymaga pogorszenia co najmniej jednego z pozostałych. Zbiór ten przedstawia się w postaci frontu Pareto, obrazującego rozwiązanie kompromisowe (Izadi i in., 2023).

Podejścia hybrydowe łączą w jednym procesie analizy różne metody, modele lub narzędzia obliczeniowe, np. model energetyczny, symulację, prognozowanie i algorytm optymalizacyjny. Nie są tożsame z optymalizacją wielokryterialną, ponieważ mogą dotyczyć zarówno problemów jedno-, jak i wielokryterialnych, a kilka funkcji celu może być analizowanych także za pomocą jednego algorytmu (Li i in., 2025).

Przykładem integracji metod jest analiza budynku ENERGIS Politechniki Świętokrzyskiej, w której połączono model EnergyPlus, dane z systemu BMS, prognozowanie zapotrzebowania na ciepło z wykorzystaniem rekurencyjnej sieci neuronowej oraz optymalizację wielokryterialną. Badanie objęło reprezentatywne pomieszczenia, a kryteriami były koszty ogrzewania i komfort cieplny. Dla jednego ze scenariuszy prognozowane ograniczenie kosztów wyniosło około 12% przy wartości PPD równej 12%, przy czym wynik dotyczył warunków przyjętych w analizie (Pavlenko & Mikieliewicz, 2026).

Łączenie modeli, symulacji i algorytmów może zwiększać złożoność obliczeniową, szczególnie gdy ocena każdego wariantu wymaga odrębnej symulacji energetycznej (Izadi i in., 2023; Akraminejad i in., 2025).

Analiza porównawcza metod i podejść

Porównanie metod optymalizacji przeprowadzono z uwzględnieniem ich obszarów zastosowania, wymagań dotyczących danych i modeli, złożoności obliczeniowej, możliwości pracy w czasie rzeczywistym oraz zdolności do uwzględniania wielu funkcji celu. Przyjęte kryteria umożliwiają ocenę przydatności poszczególnych podejść zarówno na etapie projektowania, jak i eksploatacji budynku. W Tabeli 2 przedstawiono porównanie wybranych metod i podejść stosowanych w optymalizacji zużycia energii w budynkach. Zestawienie opracowano na podstawie publikacji analizowanych w poprzednich częściach artykułu.

Przeprowadzone porównanie wskazuje, że przydatność poszczególnych metod zależy przede wszystkim od etapu zastosowania oraz charakteru analizowanego problemu. Metody regułowe są wykorzystywane głównie podczas eksploatacji budynków, natomiast modele symulacyjne i algorytmy metaheurystyczne znajdują szerokie zastosowanie w analizie wariantów projektowych. Sterowanie predykcyjne oraz metody oparte na danych są ukierunkowane przede wszystkim na dostosowywanie pracy systemów technicznych do zmiennych warunków

Tabela 2. Porównanie wybranych metod i podejść stosowanych w optymalizacji zużycia energii w budynkach. Źródło: opracowanie własne
Table 2. Comparison of selected methods and approaches used in building energy consumption optimization. Source: authors' own study

Kryterium	Metody regułowe	Modele i symulacje	Metaheurystyki	MPC	AI i ML	Podejścia hybrydowe
Etap zastosowania	głównie eksploatacja	oba etapy	oba etapy	głównie eksploatacja	oba etapy	oba etapy
Sposób wykorzystania modelu	zwykle niewymagany	stanowi podstawę analizy	model lub funkcja oceny wariantów	model predykcyjny	tworzony na podstawie danych	zależny od połączonych metod
Zapotrzebowanie na dane	małe	zależne od rodzaju i szczegółowości modelu	zależne od sposobu oceny wariantów	średnie-duże	duże	zależne od rozwiązania
Złożoność obliczeniowa	mała	mała-duża	duża	średnia-duża	zależna od modelu i procesu uczenia	zależna od liczby i rodzaju połączonych metod; często duża
Możliwość pracy w czasie rzeczywistym	tak	możliwa dla modeli uproszczonych	ograniczona	możliwa, jeżeli czas obliczeń nie przekracza kroku sterowania	możliwa po wytrenowaniu modelu	zależna od rozwiązania
Możliwość kilku funkcji celu	ograniczona	możliwa	duża	możliwa	zależna od zastosowania	duża
Główne zalety	prostota, przejrzystość i łatwe wdrożenie	analiza wariantów oraz odwzorowanie zjawisk	przeszukiwanie rozległej przestrzeni rozwiązań	uwzględnianie prognoz, ograniczeń i bezwładności budynku	rozpoznawanie złożonych zależności w danych	łączenie metod, modeli i narzędzi
Główne ograniczenia	reaktywność, brak prognoz i potrzeba dostrajania	zależność od jakości, kalibracji i dokładności modelu	losowość wyników i długi czas obliczeń	wymagania dotyczące modelu, prognoz i obliczeń	zależność od jakości danych i ograniczona interpretowalność	duża złożoność i trudniejsza interpretacja wyników

eksploatacyjnych. Podejścia hybrydowe i wielokryterialne umożliwiają łączenie różnych narzędzi i funkcji celu, lecz wiążą się ze wzrostem złożoności obliczeniowej oraz wymagań dotyczących danych i modeli.

Ograniczenia wdrażania i kierunki rozwoju

Praktyczne wdrażanie zaawansowanych metod optymalizacji ograniczają problemy z dostępnością i jakością danych, dokładnością modeli oraz integracją algorytmów z automatyką budynkową. Uprozczone modele ograniczają wymagania dotyczące danych i obliczeń, lecz mogą nie odwzorowywać części zjawisk i zakłóceń wpływających na zachowanie budynku, co obniża dokładność prognoz i decyzji sterujących. W przypadku uczenia maszynowego dodatkową barierą jest ograniczona możliwość przenoszenia modeli między budynkami różniącymi się konstrukcją, funkcją i sposobem użytkowania. Na wiarygodność prognoz wpływają również niepewności związane z właściwościami budynku, zachowaniem użytkowników i warunkami pogodowymi. Istotne znaczenie mają ponadto łączność urządzeń, przygotowanie techniczne obiektów oraz koszty wdrożenia (Yu i in., 2022; Das i in., 2024; Savadkoobi i in., 2024).

Kierunki rozwoju obejmują przede wszystkim integrację modeli fizycznych z uczeniem maszynowym, co pozwala łączyć opis procesów zachodzących w budynku z możliwością rozpoznawania złożonych zależności w danych (Das i in., 2024). Istotne jest również wykorzystywanie danych eksploatacyjnych do aktualizowania modeli i strategii sterowania, tak aby mogły one dostosowywać się do zmian warunków funkcjonowania budynku (Das i in., 2024; Savadkoobi i in., 2024). Rozwijane są także rozwiązania uwzględniające

rzeczywistą obecność i potrzeby użytkowników oraz zwiększające elastyczność energetyczną przez zarządzanie popytem i magazynowanie energii (Das i in., 2024).

Podsumowanie

Przeprowadzony przegląd wskazuje, że optymalizacja zużycia energii w budynkach może być prowadzona zarówno na etapie projektowania, jak i podczas eksploatacji, jednak zakres podejmowanych decyzji oraz wykorzystywane metody są odmienne. W fazie projektowej szczególne znaczenie mają modele energetyczne, symulacje oraz algorytmy metaheurystyczne, które umożliwiają porównywanie wariantów geometrii, obudowy i systemów technicznych. Na etapie eksploatacji większą rolę odgrywają natomiast strategie sterowania regułowego, MPC oraz metody oparte na danych, służące do dostosowywania działania instalacji do zmiennych warunków pogodowych i sposobu użytkowania budynku.

Nie można wskazać jednej metody, która byłaby najkorzystniejsza we wszystkich zastosowaniach. Wybór rozwiązania zależy między innymi od celu analizy, etapu cyklu życia budynku, dostępności danych, rodzaju modelu, wymaganej dokładności oraz dopuszczalnej złożoności obliczeniowej. Proste metody regułowe są łatwiejsze do wdrożenia, lecz mają ograniczoną zdolność przewidywania zmian warunków. Modele symulacyjne umożliwiają analizę wielu wariantów, ale ich wyniki zależą od przyjętych założeń i jakości odwzorowania budynku. Metaheurystyki pozwalają przeszukiwać rozległą przestrzeń rozwiązań, natomiast MPC i metody uczenia maszynowego mogą uwzględniać prognozy oraz bieżące dane eksploatacyjne, wiążą się jednak z większymi wymaganiami dotyczącymi modeli, danych i obliczeń.

Istotnym elementem optymalizacji jest równoczesne uwzględnianie zużycia energii, komfortu cieplnego, jakości powietrza wewnętrznego i kosztów. Cele te mogą pozostawać ze sobą w konflikcie, dlatego wynik analizy wielokryterialnej nie zawsze stanowi jedno rozwiązanie, lecz zbiór wariantów przedstawiających różne kompromisy. Coraz większe znaczenie mają podejścia hybrydowe, łączące modele fizyczne, dane pomiarowe, metody prognozowania i algorytmy optymalizacyjne.

Praktyczne wdrażanie zaawansowanych metod nadal ograniczają problemy związane z dostępnością i jakością danych, niedokładnością modeli, integracją z istniejącą automatyką oraz złożonością obliczeniową. Dalszy rozwój powinien zatem obejmować nie tylko doskonalenie algorytmów, lecz także poprawę interoperacyjności systemów, wykorzystanie danych z BMS, uwzględnianie rzeczywistej obecności użytkowników oraz weryfikację opracowanych rozwiązań w eksploatowanych budynkach. Perspektywny kierunek stanowi również integracja modeli fizycznych z uczeniem maszynowym oraz rozwój strategii wspierających elastyczne zarządzanie zapotrzebowaniem i współpracę budynków z odnawialnymi źródłami i magazynami energii.

Bibliografia

- Akraminejad, R., Zhao, T., Rezgui, Y., Ghoroghi, A., & Shahbazi Razlighi, Y. (2025). Hybrid metaheuristic optimization of HVAC energy consumption and thermal comfort in an office building using EnergyPlus. *Buildings*, 15(14), 2568. <https://doi.org/10.3390/buildings15142568>
- Al Mindeed, T., Spentzou, E., & Eftekhari, M. (2024). Energy, thermal comfort, and indoor air quality: Multi-objective optimization review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 202, 114682. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114682>
- Ali, D. M. T. E., & Motuzienė, V. (2024). AI applications in buildings: A review of energy management advancements. *Journal of New Technologies in Environmental Science*, 2024(1), 3–11. <https://doi.org/10.53412/jntes-2024-1-1>
- Borkowski, A. S., Osińska, N., & Szymańska, N. (2022). Analizy energetyczne w modelach BIM 6D. *Materiały Budowlane*, (8), 52–56. <https://doi.org/10.15199/33.2022.08.07>
- Das, H. P., Lin, Y.-W., Agwan, U., Spangher, L., Devonport, A., Yang, Y., Drgoňa, J., Chong, A., Schiavon, S., & Spanos, C. J. (2024). Machine learning for smart and energy-efficient buildings. *Environmental Data Science*, 3, e1. <https://doi.org/10.1017/eds.2023.43>
- Elbeltagi, E., Wefki, H., & Khallaf, R. (2023). Sustainable building optimization model for early-stage design. *Buildings*, 13(1), 74. <https://doi.org/10.3390/buildings13010074>
- Ferdyn-Grygierek, J., & Grygierek, K. (2026). Analiza wpływu systemu wentylacji na jakość powietrza i zapotrzebowanie na energię w zmodernizowanym budynku szkoły. *Ciepłownictwo Ogrzewnictwo Wentylacja*, 57(6), 14–23. <https://doi.org/10.65545/COW.2026.06.02>
- Harshalatha, Patil, S., & Kini, P. G. (2024). A review on simulation-based multi-objective optimization of space layout design parameters on building energy performance. *Journal of Building Pathology and Rehabilitation*, 9, 69. <https://doi.org/10.1007/s41024-024-00425-3>
- Idzkowski, A., & Sumorek, M. (2024). Zastosowanie metod uczenia maszynowego do predykcji generowanej energii w małym systemie PV. *Pomiary Automatyka Robotyka*, 28(2), 37–43. <https://doi.org/10.14313/PAR.252/37>
- Izadi, A., Sanaieian, H., Farazjou, F., & Minooee Sabery, S. (2023). A systematic review of multi-objective optimization methods of building energy performance. *International Journal of Architectural Engineering & Urban Planning*, 33(3), 1–20. <https://doi.org/10.22068/ijaup.802>
- Kluczbeg, B., Kluczbeg, I., & Żurawski, J. (2023). Integracja automatyki budynkowej a efektywność energetyczna. *Rynek Instalacyjny*, (4), 76–87. <https://www.rynekinstalacyjny.pl/arttykul/projektowanie-c-o/157164,integracja-automatyki-budynkowej-a-efektywnosc-energetyczna> (Dostęp 28.08.2026)
- Latha, H., Patil, S., & Kini, P. G. (2023). Influence of architectural space layout and building perimeter on the energy performance of buildings: A systematic literature review. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 14, 431–474. <https://doi.org/10.1007/s40095-022-00522-4>
- Li, R., Shari, Z., & Ab Kadir, M. Z. A. (2025). A review on multi-objective optimization of building performance—Insights from bibliometric analysis. *Heliyon*, 11(4), e42480. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42480>
- Moździerz, K., & Kołek, K. (2024). Modelowanie oraz sterowanie temperaturą wewnątrz budynku użyteczności publicznej. *Pomiary Automatyka Robotyka*, 28(4), 87–96. <https://doi.org/10.14313/PAR.254/87>
- Pan, Y., Zhu, M., Lv, Y., Yang, Y., Liang, Y., Yin, R., Yang, Y., Jia, X., Wang, X., Zeng, F., Huang, S., Hou, D., Xu, L., Yin, R., & Yuan, X. (2023). Building energy simulation and its application for building performance optimization: A review of methods, tools, and case studies. *Advances in Applied Energy*, 10, 100135. <https://doi.org/10.1016/j.adapen.2023.100135>
- Pavlenko, A., & Mikieliewicz, D. (2026). Optimizing energy consumption in buildings. *Environmental and Climate Technologies*, 30(1), 353–365. <https://doi.org/10.2478/rtuct-2026-0023>
- Pillay, T. L., & Saha, A. K. (2024). A review of metaheuristic optimization techniques for effective energy conservation in buildings. *Energies*, 17(7), 1547. <https://doi.org/10.3390/en17071547>
- Savadkoobi, M., Macarulla, M., Tejedor, B., & Casals, M. (2024). Analyzing the implementation of predictive control systems and application of stored data in non-residential buildings. *Energy Efficiency*, 17(7), 70. <https://doi.org/10.1007/s12053-024-10249-2>
- Sitek, M. (2022). Optymalizacja ustawienia paneli PV z wykorzystaniem symulacji – „ClimateStudio” by Solemma. *Builder*, 296(3), 74–78. <https://doi.org/10.5604/01.3001.0015.7525>
- UN. (2025). Global status report for buildings and construction 2024/2025: Not just another brick in the wall. *United Nations Environment Programme, & Global Alliance for Buildings and Construction*. <https://www.unep.org/resources/report/global-status-report-buildings-and-construction-20242025> (Dostęp 28.08.2026)
- Yu, J., Chang, W.-S., & Dong, Y. (2022). Building energy prediction models and related uncertainties: A review. *Buildings*, 12(8), 1284. <https://doi.org/10.3390/buildings12081284>

Yuan, Y., Song, C., Gao, L., Zeng, K., & Chen, Y. (2024). A review of current research on occupant-centric control for improving comfort and energy efficiency. *Building Simulation*, 17(10), 1675–1692. <https://doi.org/10.1007/s12273-024-1170-1>

Zangheri, P., D'Agostino, D., Armani, R., & Bertoldi, P. (2022). Review of the cost-optimal methodology implementation in Member States in compliance with the Energy

Performance of Buildings Directive. *Buildings*, 12(9), 1482. <https://doi.org/10.3390/buildings12091482>

Zare, N., Shafaat, A., & Asadi, S. (2022). Review of energy performance gap and solutions in residential buildings. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1085(1), 012013. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1085/1/012013>

Zastrzeżenie: Oświadczenia, opinie i dane przedstawione w publikacjach są wyłączną odpowiedzialnością ich autorów i nie odzwierciedlają stanowiska redakcji *Ciepłownictwo Ogrzewnictwo Wentylacja*. Redakcja nie ponosi odpowiedzialności za jakiegokolwiek szkody dotyczące osób lub mienia wynikające z idei, metod, zaleceń lub produktów omawianych w treści publikacji. Artykuł udostępniony na licencji Creative Commons CC BY 4.0.

Disclaimer: The statements, opinions, and data presented in the publications are the sole responsibility of their authors and do not necessarily reflect the views of the editorial board of *Ciepłownictwo Ogrzewnictwo Wentylacja*. The editorial board assumes no responsibility or liability for any injury to persons or damage to property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred to in the content of the publications. The article is distributed under the Creative Commons CC BY 4.0 license.

XII Podlaska Konferencja Ciepłownicza – o bezpieczeństwie, efektywności i przyszłości sektora ciepłowniczego

W dniach **8–9 października 2026 r. w Warchałach** odbędzie się XII Podlaska Konferencja Ciepłownicza – jedno z najważniejszych regionalnych wydarzeń branży ciepłowniczej, organizowane przez **Oddział Polskiego Zrzeszenia Inżynierów i Techników Sanitarnych w Białymstoku** oraz **Koło Zakładowe PZITS przy Enea Ciepło**. Partnerem strategicznym konferencji jest **Enea Ciepło**.

Tegoroczna edycja będzie poświęcona wyzwaniom transformacji sektora ciepłowniczego, koncentrując się na zagadnieniach efektywności energetycznej, bezpieczeństwa dostaw oraz wdrażania nowoczesnych technologii. Centralnym punktem pierwszego dnia będzie debata pt. **„Między efektywnością a bezpieczeństwem – bez kompromisów i bez złudzeń”**, podczas której eksperci, przedstawiciele przedsiębiorstw ciepłowniczych oraz instytucji publicznych porozmawiają o dekarbonizacji systemów ciepłowniczych, nowych technologiach oraz planowaniu bezpiecznej transformacji lokalnych systemów ciepła.

Program konferencji obejmuje również liczne wystąpienia poświęcone cyfryzacji i automatyzacji ciepłownictwa, zarządzaniu sieciami ciepłowniczymi, modelowaniu cieplno-hydraulicznemu, nowoczesnym rozwiązaniom dla infrastruktury oraz poprawie efektywności i niezawodności systemów ciepłowniczych. Wśród prelegentów znajdują się

przedstawiciele przedsiębiorstw branżowych, środowiska naukowego oraz instytucji wspierających transformację energetyczną, w tym Narodowego Funduszu Ochrony Środowiska i Gospodarki Wodnej.

Drugiego dnia uczestnicy będą mogli wysłuchać prezentacji dotyczących kierunków rozwoju systemów ciepłowniczych oraz praktycznych zastosowań nowoczesnych technologii w przedsiębiorstwach ciepłowniczych. Konferencję zakończy podsumowanie najważniejszych wniosków oraz wspólna inicjatywa promująca zrównoważony rozwój – spacer terenowy pod hasłem **„Odłóż telefon i chodź do lasu”**.

XII Podlaska Konferencja Ciepłownicza stanowi forum wymiany doświadczeń i wiedzy dla przedstawicieli przedsiębiorstw ciepłowniczych, producentów technologii, projektantów, naukowców oraz wszystkich osób zaangażowanych w rozwój nowoczesnego i bezpiecznego ciepłownictwa.

Serdecznie zapraszamy przedstawicieli branży do udziału w wydarzeniu. Patronat medialny nad konferencją objął m.in. miesięcznik **Ciepłownictwo Ogrzewnictwo Wentylacja**.

Szczegóły:

<https://pzits.bialystok.pl/xii-podlaska-konferencja-cieplownicza>



PATRONAT HONOROWY



PARTNER STRATEGICZNY



PATRONAT MEDIALNY



XII PODLASKA KONFERENCJA CIEPŁOWNICZA

8–9 październik 2026 / Warchały



POLSKIE ZRZESZENIE
INŻYNIERÓW I TECHNIKÓW
SANITARNYCH
Oddział Białystok

PARTNERZY WSPIERAJĄCY

