

Modelowanie oraz sterowanie temperaturą wewnątrz budynku użyteczności publicznej

Kacper Moździerz, Krzysztof Kołek

AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, Wydział Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej, Katedra Automatyki i Robotyki, al. A. Mickiewicza 30, 30-059 Kraków

Streszczenie: Pomieszczenia w budynkach użyteczności publicznej charakteryzują się występującymi naprzemiennie okresami wykorzystywania oraz niewykorzystywania tych pomieszczeń, wynikającymi z godzin nocnych oraz przeplatania się dni roboczych oraz wolnych od pracy. W artykule przedstawiono pomiary zużycia energii cieplnej w wybranym pomieszczeniu biurowym oraz utworzono termiczny model matematyczny pomieszczenia ogrzewanego instalacją centralnego ogrzewania. Opisano zależności mocy cieplnej pobieranej przez pomieszczenie w funkcji temperatury wewnętrznej i zewnętrznej dla stanu ustalonego oraz w postaci dwuczłonowej transmitancji opisującej zależność temperatury wewnętrznej od temperatury zewnętrznej i mocy kaloryfera. Zaproponowano algorytm sterowania grzejnikiem zapewniający utrzymanie komfortu termicznego w pomieszczeniu w godzinach pracy przy jednoczesnym oszczędzaniu energii w okresach, gdy w pomieszczeniu nie pracują ludzie. Oszczędzanie energii odbywa się przez obniżenie temperatury w pomieszczeniu. Przywracanie komfortu termicznego wykorzystuje matematyczny model pomieszczenia, dzięki któremu można symulacyjnie obliczyć godzinę powtórnego włączenia ogrzewania w celu odzyskania temperatury komfortu termicznego na zadaną godzinę. Bazując na opracowanych modelach opisano metodę szacowania uzyskanych oszczędności wynikających z obniżania temperatury wewnątrz pomieszczenia w okresach, w których nie przebywają w nim ludzie. Oszczędności obliczane są jako różnica energii dostarczonej do pokoju w hipotetycznej, obliczonej na podstawie modelu matematycznego pomieszczenia, sytuacji braku obniżania temperatury oraz rzeczywistej, zmierzonej energii dostarczonej do pokoju. Uzyskane w sezonie grzewczym 2023/2024 wyniki wskazują możliwość oszczędności energii cieplnej na poziomie 20–30 %.

Słowa kluczowe: modelowanie pomieszczeń, identyfikacja, oszczędzanie energii cieplnej, sterowanie optymalne, MPC

1. Wprowadzenie

W trakcie typowego dnia pracy pomieszczenia o charakterze biurowym wykorzystywane są przez około osiem godzin. W pozostałych godzinach oraz w trakcie całych dni wolnych od pracy w pomieszczeniach nie przebywają ludzie. Oznacza to, iż zdecydowaną większość czasu pomieszczenia nie są wykorzystywane. Dla typowego pięciodniowego tygodnia pracy czas przebywania ludzi w pomieszczeniach to 40 godzin na 168 godzin całego tygodnia, co stanowi około 24 % czasu.

Można postawić pytanie, czy w trakcie sezonu grzewczego zasadnym jest utrzymywanie w sposób ciągły w pomieszczeniach

temperatury zapewniającej komfort termiczny dla pracujących osób? Czy ewentualne obniżenie temperatury w pomieszczeniu poza godzinami pracy oraz jej przywrócenie wiąże się z uzyskaniem oszczędności zużytej energii cieplnej? Oraz w przypadku, gdy zasadnym okaże się obniżenie temperatury, kiedy należy rozpocząć jej przywracanie, tak aby komfort termiczny był osiągnięty w momencie pojawienia się pracowników w pomieszczeniu?

Modelowanie matematyczne zjawisk przewodnictwa ciepłego opisano w licznych publikacjach [1–5]. Liczne podejścia wychodzą od zjawisk fizycznych związanych z przewodnictwem cieplnym oraz ich analogii do zjawisk występujących w obwodach elektrycznych RC [6]. Celem modeli jest zarówno przewidywanie temperatury [7], jak i zapotrzebowania na energię [8]. Jednak ze względu na trudności z identyfikacją stałych modeli, często różniących się w różnych fragmentach modelowanego budynku lub pomieszczenia, popularne są metody typu „gray-box”, w których do budowy modeli matematycznych wiedza o zjawiskach fizycznych uzupełniana jest informacjami uzyskiwanymi z pomiarów. Liczni autorzy wykorzystują w tym celu sieci neuronowe [9, 10], a szczególnie interesujące podejście zastosowano w [11], gdzie autorzy zastosowali technikę transfer learning w celu wstępnego wytrenowania sieci neuronowej na danych symulacyjnych oraz dotrenowania jej na danych pomiarowych. Akwizycja danych

Autor korespondujący:

Kacper Moździerz, kmozdzier@student.agh.edu.pl

Artykuł recenzowany

nadesłany 06.06.2024 r., przyjęty do druku 20.09.2024 r.



Zezwala się na korzystanie z artykułu na warunkach licencji Creative Commons Uznanie autorstwa 3.0

w celu budowy i walidacji modeli realizowana jest aktualnie najczęściej z wykorzystaniem urządzeń IoT (ang. *Internet of Things*) [12]. Większość modeli ma charakter liniowy, jednak spotykane są również modele o odmiennej strukturze, np. modele hierarchiczne [13], modele wykorzystujące analizę gęstości mocy [14] oraz modele nieliniowe [5].

Zużycie energii oraz optymalizacja jej zużycia były analizowane zarówno w kontekście sterowania węzłów ciepłych podłączonych do kompleksów budynków [15–17], jak i pojedynczych pomieszczeń [18, 19]. W [19] autorzy opisują algorytm, którego zastosowanie skutkuje uzyskaniem 36 % oszczędności energii. Algorytmy sterowania wykorzystują modele do zapewnienia przyszłych poziomów temperatur, jak również do zapewnienia odpowiednich poziomów wilgotności powietrza [18]. Elementy wykonawcze zapewniające realizację algorytmów sterowania i optymalizacji to najczęściej inteligentne termostaty [20].

W artykule zaprezentowano metodę tworzenia modelu matematycznego oraz wykorzystanie tego modelu do sterowania temperaturą i szacowania oszczędności dla pojedynczego pomieszczenia. W drugim rozdziale artykułu zaprezentowano układ pomiarowy umożliwiający wielopunktowy pomiar temperatury w wybranym pomieszczeniu Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie. Dodatkowo mierzona jest temperatura zewnętrzna oraz moc kaloryfera. Dane pomiarowe posłużyły do budowy modelu matematycznego temperatury w pomieszczeniu w zależności od temperatury zewnętrznej oraz mocy oddawanej przez kaloryfer. W kolejnym rozdziale wykorzystano model matematyczny do szacowania oszczędności energii w okresach obniżania temperatury wewnętrznej. Obniżanie temperatury w pomieszczeniu wiąże się z koniecznością rozpoczęcia z wyprzedzeniem powtórnego ogrzewania pomieszczenia w celu przywrócenia komfortu termicznego na czas rozpoczęcia pracy. Start tego procesu musi być, ze względu na oszczędzanie energii, maksymalnie opóźniony, jednak dokonany na tyle wcześnie, aby komfort termiczny został osiągnięty w zadanym czasie. Zagadnienie to zostało omówione w rozdziale czwartym. W ostatnim rozdziale opisano wnioski podsumowujące możliwe do osiągnięcia oszczędności energii cieplnej.

2. Pomiary oraz model matematyczny pomieszczenia

Jako obiekt badań wybrano jedno z pomieszczeń biurowych znajdujących w pawilonie B1 Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie. Gabinet ulokowany jest na trzeciej, ostatniej kondygnacji budynku, a jego wymiary fizyczne to: 7,0 m × 3,0 m × 3,52 m (długość × szerokość × wysokość), co przekłada się na kubaturę wynoszącą 73,92 m³.

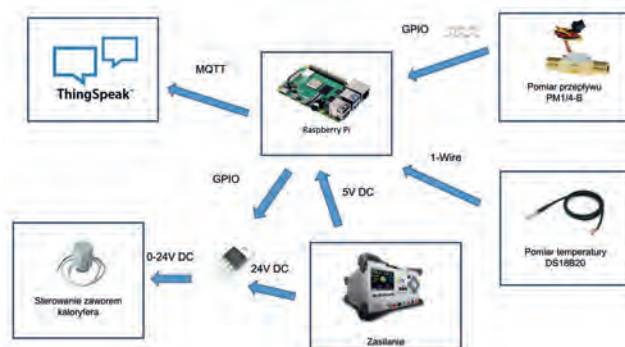
W pomieszczeniu zainstalowano układ pomiarowy, w skład którego wchodzi:

- platforma Raspberry Pi 4B odpowiedzialna za akwizycję danych pomiarowych i logowanie ich do chmury IoT ThingSpeak;
- 11 cyfrowych czujników temperatury DS18B20, komunikujących się z Raspberry Pi za pomocą magistrali 1-Wire:
 - osiem czujników temperatury wewnątrz pomieszczenia,
 - jeden czujnik temperatury zewnętrznej,
 - dwa czujniki umieszczone na rurach grzewczych: pomiar temperatury wlotowej i wylotowej z kaloryfera;
- przepływomierz Termipol PM-1/4-B zamontowany na rurze doprowadzającej wodę do kaloryfera, generujący sygnał impulsowy, proporcjonalny do prędkości przepływu cieczy;
- siłownik termiczny HERZ 24 V DC (ang. *Direct Current*) realizujący sterowanie dwupunktowe zaworem kaloryfera;
- zasilacz laboratoryjny.

Dane pomiarowe z wszystkich czujników oraz dane sterowania otwarciem/zamknięciem zaworu kaloryfera rejestrowano z okresem jednej minuty i logowano z użyciem protokołu

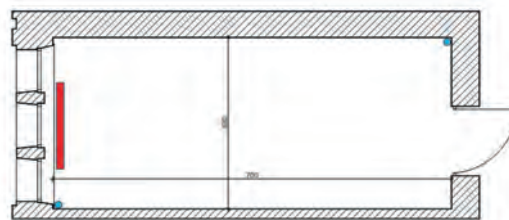
MQTT (ang. *MQ Telemetry Transport*) na platformę chmurową ThingSpeak. Pomiarów dokonano w okresie od stycznia do marca 2024 r.

Na rysunku 1 przedstawiono elementy oraz schemat ideowy systemu pomiarowego. Czujniki temperatury wewnętrznej pomieszczenia rozmieszczono na dwóch przeciwnych krańcach gabinetu – cztery na ścianie przy oknach oraz cztery na ścianie wewnętrznej, na wysokościach kolejno: 1,75 m, 2,25 m, 2,75 m, 3,25 m. Rozmieszczenie czujników oraz poglądowy rzut badanego pomieszczenia przedstawiono na rysunku 2.



Rys. 1. Elementy oraz schemat ideowy układu pomiarowo-sterującego

Fig. 1. Elements and schematic diagram of measurement and control system



Rys. 2. Rzut badanego pomieszczenia. Na niebiesko zaznaczono miejsce umieszczenia czujników, na czerwono zaznaczono położenie kaloryfera

Fig. 2. The plan of the room under study. The location of the sensors is marked in blue, the location of the radiator is marked in red

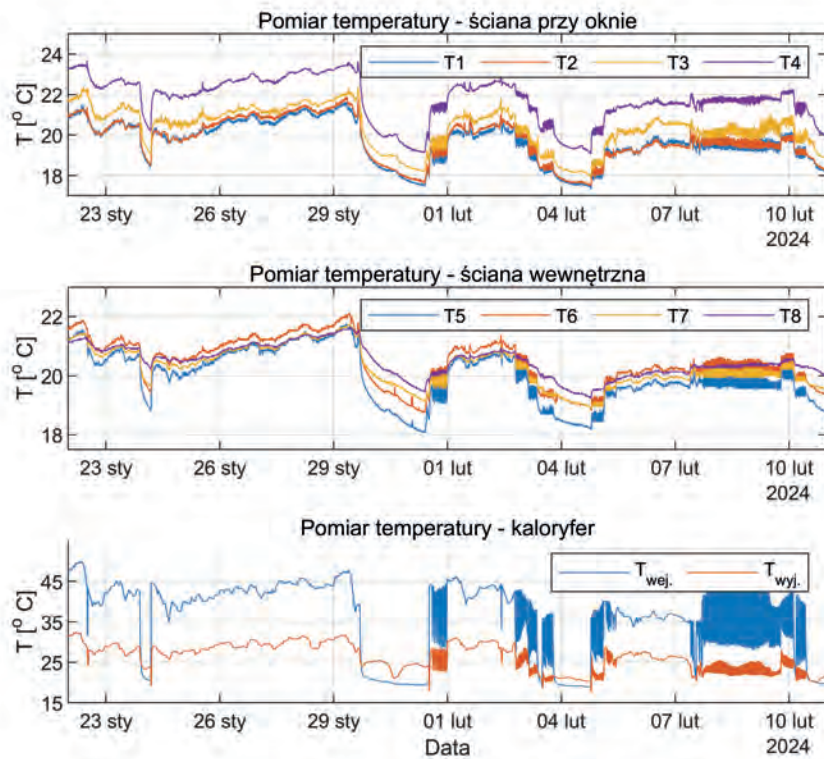
Przykładowe dane uzyskane z czujników temperatury znajdujących się wewnątrz pomieszczenia w ciągu dwóch kolejnych tygodni pomiarów przedstawiono na rysunku 3. W części wykresu można zauważyć szybką zmienność chwilową temperatur, która wynika z wprowadzenia do układu sprzężenia zwrotnego w postaci średniej temperatury pomieszczenia i prób stabilizacji jej na zadanym poziomie za pomocą regulacji dwupołożeniowej, realizowanej za pomocą zaworu i siłownika termicznego.

Rysunek 4 zawiera uśrednione pomiary temperatur wewnątrz pomieszczenia oraz pomiar temperatury zewnętrznej z tego samego okresu, jak na rysunku 3. Dodatkowo zawarto przebieg chwilowej mocy cieplnej generowanej w tym czasie przez kaloryfer, którą wyliczono z zależności (1), na podstawie pomiarów przepływu oraz temperatur cieczy grzewczej:

$$P(t) = c_w \rho_w \frac{dV}{dt} \Delta T \quad (1)$$

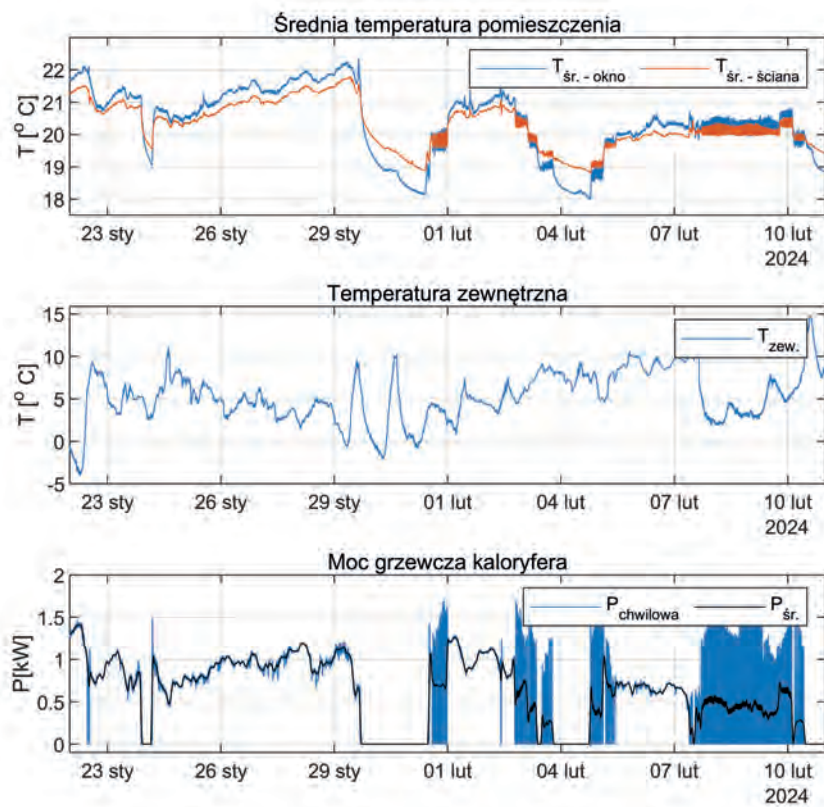
gdzie: $P(t)$ – moc chwilowa, c_w – ciepło właściwe wody (przyjęto 4200 J · K/kg), ρ_w – gęstość wody (przyjęto 1000 kg/m³),

$\frac{dV}{dt}$ – prędkość przepływu cieczy grzewczej, ΔT – różnica temperatury wlotowej i wylotowej z kaloryfera ($T_{wc} - T_{wy}$).



Rys. 3. Zarejestrowane pomiary z czujników temperatury wewnętrznej (wykres górny i środkowy) oraz pomiar temperatury cieczy wlotowej i wylotowej z kaloryfera (wykres dolny)

Fig. 3. Recorded measurements from the indoor temperature sensors (top and middle graphs) and the temperature measurement of the inlet and outlet liquid from the heater (bottom graph)



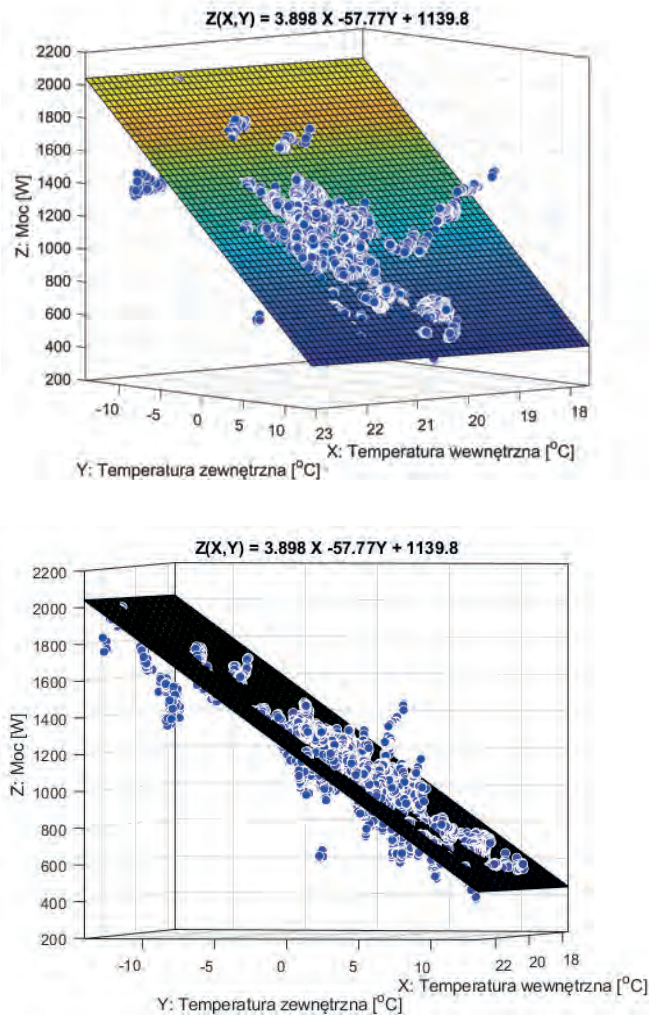
Rys. 4. Przebiegi średniej temperatury pomieszczenia, temperatury zewnętrznej oraz mocy cieplnej generowanej przez kaloryfer

Fig. 4. The graphs of the average room temperature, outdoor temperature and heating power generated by the heater

Wykres mocy grzewczej (rys. 4) zawiera także przebieg mocy średniej P_{sr} , obliczonej jako średnia ruchoma mocy chwilowej na oknie o szerokości 60 próbek.

W matematycznych modelach obiektów zastosowanie znajdują modele typu „gray box”, w których wykorzystywane są wspólnie zarówno dane pochodzące z pomiarów obiektów fizycznych, jak i ugruntowanej wiedzy dotyczącej przebiegu podobnych zjawisk. Jednak, ze względu na dużą różnorodność pomieszczeń, wyjście bezpośrednio od zjawisk fizycznych nie jest możliwe. Pomieszczenia charakteryzują się różnym rodza-

jem ścian, różną wielkością oraz typem okien, różną izolacją ścian zewnętrznych oraz różnorodnym sąsiedztwem, co istotnie utrudnia fizyczne modelowanie. Wobec tego zdecydowano się na analizę i budowę modelu matematycznego jedynie na podstawie relacji pomiędzy danymi wejściowymi i wyjściowymi, zatem model typu „black box”. Pomieszczenie potraktowano jako liniowy obiekt dynamiczny typu MISO (ang. *Multiple Input Single Output*), gdzie wejście stanowią temperatura zewnętrzna $T_{outdoor}$ oraz moc generowana przez grzejnik P , a wyjściem jest średnia temperatura wewnątrz pomieszczenia T_{indoor} .



Rys. 5. Płaszczyzna stanów ustalonych pomiędzy temperaturą wewnętrzną, zewnętrzną i mocą generowaną przez kaloryfer, otrzymana metodą regresji liniowej. Nad wykresem umieszczono równanie otrzymanej płaszczyzny

Fig. 5. Steady-state plane between indoor temperature, outdoor temperature and power generated by the radiator, obtained by linear regression method. The equation of the obtained plane is placed above the graph

Tab. 1. Parametry modelu regresji liniowej (R2 – współczynnik determinacji, RMSE – pierwiastek błędu średniokwadratowego)
Tab. 1. Linear regression model parameters (R2 – coefficient of determination, RMSE – Root Mean Square Error)

Model regresji liniowej $Z = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 Y$			
Współczynnik	Wartość	Błąd standardowy	R ²
β_0	1139,8	22,864	0,891
β_1	3,8978	1,0826	RMSE
β_2	-57,768	0,15757	85,9

Tab. 2. Wyniki dopasowania modelu oraz wartości błędu RMSE dla danych identyfikacyjnych i walidujących
Tab. 2. Results of model fitting and values of RMSE error for identification and validation data

Dane identyfikujące		Dane walidujące	
RMSE [°C]	GoF (NRMSE) [%]	RMSE [°C]	GoF (NRMSE) [%]
0,2800	77,29	0,2829	62,51

W pierwszej kolejności zdecydowano się zbadać liniową zależność między stanami ustalonymi układu. W tym celu zebrane dane pomiarowe poddano filtracji następującym algorytmem wykorzystującym średnią ruchomą na oknie czasowym o szerokości W . Niech wektor $S_i = [T_{indoor}(n), T_{outdoor}(n), P(n)]$ oznacza pewną trójkę wartości zmiennych w stanie ustalonym w chwili n -tej, N – liczbę pomiarów, W – szerokość okna czasowego,

$$\text{Dla } n = \{1, 2, \dots, N - W\}: idx = \{n, n + 1, \dots, n + W\}$$

$$S_i = [T_{indoor}(n), T_{outdoor}(n), P(n)]$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \max(T_{indoor}[idx]) < \text{mean}(T_{indoor}[idx]) + \delta T \\ \min(T_{indoor}[idx]) > \text{mean}(T_{indoor}[idx]) - \delta T \\ \max(T_{outdoor}[idx]) < \text{mean}(T_{outdoor}[idx]) + \delta T \\ \min(T_{outdoor}[idx]) > \text{mean}(T_{outdoor}[idx]) - \delta T \\ \max(P_{heat}[idx]) < \text{mean}(P_{heat}[idx]) + \delta T \\ \min(P_{heat}[idx]) > \text{mean}(P_{heat}[idx]) - \delta T \\ P_{heat}[n] > 100 \end{cases} \quad (2)$$

gdzie: $\delta T = 0,5$ °C – odchylenie od średniej temperatury, $\delta P = 100$ W – odchylenie od średniej mocy, $\min()$ – minimalna wartość zbioru, $\max()$ – maksymalna wartość zbioru, $\text{mean}()$ – średnia arytmetyczna zbioru.

Otrzymane po filtracji dane, wykazujące trend liniowy poddano aproksymacji za pomocą regresji liniowej. Na rys. 5 przedstawiono otrzymaną płaszczyznę wraz z chmurą punktów danych wejściowych. W tab. 1 przedstawiono otrzymane parametry regresji wraz z wartościami błędów i dodatkowymi parametrami statystycznymi.

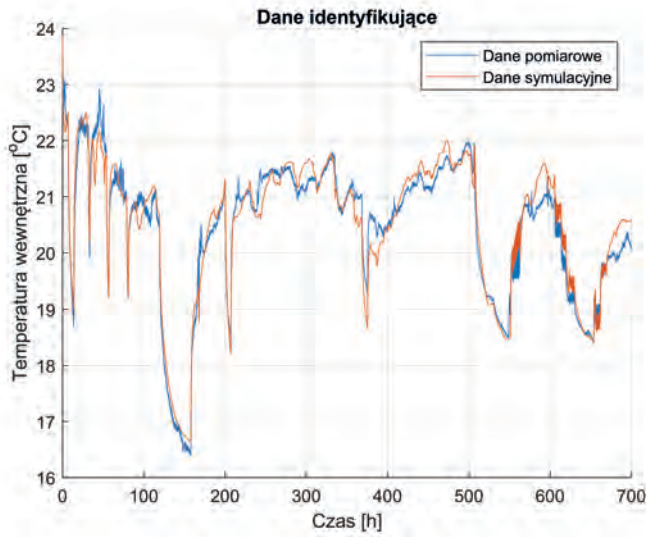
Kolejnym etapem tworzenia temperaturowego modelu pomieszczenia było zamodelowanie go w postaci transmitancji. Z zarejestrowanych danych wybrano dwa okresy pomiarowe. Pierwszy z nich został wykorzystany do przeprowadzenia identyfikacji modelu, drugi zaś w celu weryfikacji wyników estymacji. Badany obiekt rozpatrywano jako system dynamiczny o dwóch wejściach i jednym wyjściu. Wynikowy model otrzymano w postaci dwóch transmitancji operatorowych, po jednej dla każdego z wejść.

$$G_{T_{out} \rightarrow T_{ind.}}(s) = 0,3055 \frac{2,7395 \cdot 10^4 s + 1}{3,7327 \cdot 10^5 s + 1} \quad (3)$$

$$G_{P_{heat} \rightarrow T_{ind.}}(s) = 0,0039 \frac{1,892 \cdot 10^4 s + 1}{1,8057 \cdot 10^8 s^2 + 5,4659 \cdot 10^4 s + 1} \quad (4)$$

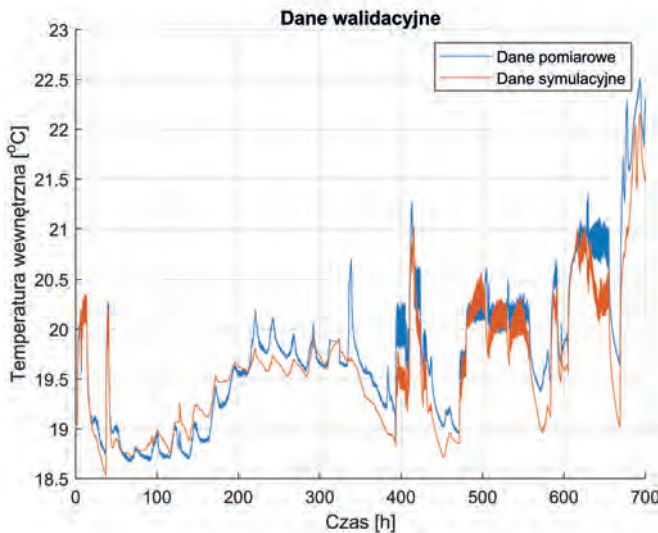
Na rys. 6 przedstawiono porównanie odpowiedzi obiektu rzeczywistego z odpowiedzią obiektu symulacyjnego na dane wejściowe wykorzystane do identyfikacji. Rysunek 7 przedstawia analogiczne porównanie, lecz przeprowadzone dla danych walidujących, wybranych z innego okresu pomiarowego.

W tabeli 2 przedstawiono wartości błędów RMSE (ang. *Root Mean Square Error*) i wskaźniki dopasowania modelu do danych rzeczywistych GoF (ang. *Goodness of Fit*), NRMSE (ang. *Normalized Root Mean Square Error*) obliczone według wzorów (5), (6) oraz (7).



Rys. 6. Porównanie odpowiedzi modelu z danymi pomiarowymi dla danych wejściowych wykorzystanych do identyfikacji

Fig. 6. Comparison of the model's response with measured data for the input data used for identification



Rys. 7. Porównanie odpowiedzi modelu z danymi pomiarowymi za pomocą danych walidujących, pochodzących z innego okresu pomiarowego

Fig. 7. Comparison of model response with measured data using validation data from a different measurement period

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_{p_i} - T_{s_i})^2}{n}} \quad (5)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_{p_i} - T_{s_i})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (T_{p_i} - \bar{T}_p)^2}} \quad (6)$$

$$GoF = (1 - NRMSE) \cdot 100 \% \quad (7)$$

gdzie: n – liczba próbek, i – indeks próbki, T_p – wartość temperatury (dane pomiarowe), T_s – wartość temperatury (dane symulacyjne), \bar{T}_p – średnia arytmetyczna danych pomiarowych temperatury.

Na rys. 6 oraz 7 można zauważyć, że otrzymany model obarczony jest niedokładnościami w stosunku do danych rzeczywistych, jednak satysfakcjonująco odwzorowuje dynamikę obiektu. Pomiary stanowiące dane wejściowe dla modelu zbierane były w pomieszczeniu, które było w ciągłym użytku, zatem niemożliwe jest uwzględnienie wszystkich zakłóceń, takich jak wentylacja, nieszczelności uszczelki okiennych, ciepło emitowane przez człowieka i sprzęt elektroniczny, otwieranie/zamykanie okien i drzwi, wpływ pracującego sprzętu komputerowego, czy wpływ temperatury pomieszczeń sąsiednich.

3. Szacowane oszczędności

Pierwszego oszacowania potencjalnych oszczędności wynikających z całkowitego lub częściowego wyłączenia ogrzewania pomieszczenia w godzinach jego nieużytkowania dokonano na podstawie danych otrzymanych z modelu regresyjnego (rys. 5, tab. 1). Dane wynikające z tego modelu umożliwiają wyznaczenie przybliżonego poziomu mocy grzewczej jaka jest potrzebna do utrzymania temperatury pomieszczenia na zadanym poziomie w zależności od wpływu temperatury zewnętrznej. W ramach eksperymentu, wybrano jeden z tygodni roboczych (8–13 stycznia 2024 r.), gdzie okresowo wyłączano ogrzewanie gabinetu w godzinach nocnych na różne długości czasu (od jednej do siedmiu godzin).

Wyniki eksperymentu przedstawiono na rys. 8. Wykres środkowy przedstawia przebieg mocy generowanej przez grzejnik w czasie eksperymentu (kolor czarny) oraz przebieg zapotrzebowania na moc grzewczą, taką aby utrzymać temperaturę na poziomie 21 °C (kolor niebieski), wyznaczony z równania płaszczyzny (rys. 5).

Aby przekonać się o wielkości zaoszczędzonej energii, wystarczy obliczyć całki obu przebiegów i je porównać, czego dokonano poniżej.

$$Q_{estymacja} = \int_{T_0}^T P_{estymacja} dt \approx 6,0661 \cdot 10^8 \text{ J} \approx 165,5 \text{ kWh} \quad (8)$$

$$Q_{pomiar} = \int_{T_0}^T P_{pomiar} dt \approx 4,8383 \cdot 10^8 \text{ J} \approx 134,4 \text{ kWh} \quad (9)$$

Obliczenia i przeprowadzony eksperyment wskazuje, że samym zabiegiem ograniczenia grzania w godzinach, gdy pomieszczenie nie jest użytkowane, można zaoszczędzić do około 20 % energii cieplnej.

Analogiczne testy przeprowadzono symulacyjnie, wykorzystując model opisany przez transmitancje operatorowe (3) oraz (4). W programie MATLAB/Simulink stworzono model składający się z obiektu dynamicznego zidentyfikowanego pomieszczenia, regulatora temperatury w postaci przekaźnika dwupołożeniowego, symulującego działanie standardowego termostatu (rys. 9). Jako sygnał wejściowy temperatury zewnętrznej wykorzystano przebieg uzyskany z rzeczywistych pomiarów w styczniu 2024 r., sygnał wejściowy dostarczonej mocy grzewczej (regulowany przez przekaźnik dwupołożeniowy włącz/wyłącz) ustawiono na stałą wartość wynoszącą 1800 W.

Zbadano dwa scenariusze testowe. Pierwszy, uwzględniający ciągle utrzymywanie temperatury pomieszczenia na zadanym poziomie oraz drugi, zakładający wyłączenie ogrzewania w godzinach 16:00 – 3:00. Na rys. 10 oraz 11 przedstawiono wyniki przeprowadzonych symulacji. Dokonano również analogicznego, jak w poprzednim etapie badań, porównania ilości energii zużytej w każdym z przypadków. Dla ciągłego utrzymywania temperatury na poziomie 21 °C, symulowane zużycie energii wyniosło:

$$Q_1 \approx 6,693 \cdot 10^8 \text{ J} \approx 185,94 \text{ kWh} \quad (10)$$

Natomiast w drugim przypadku, przy nocnych wyłączeniach ogrzewania, zużycie energii wyniosło:

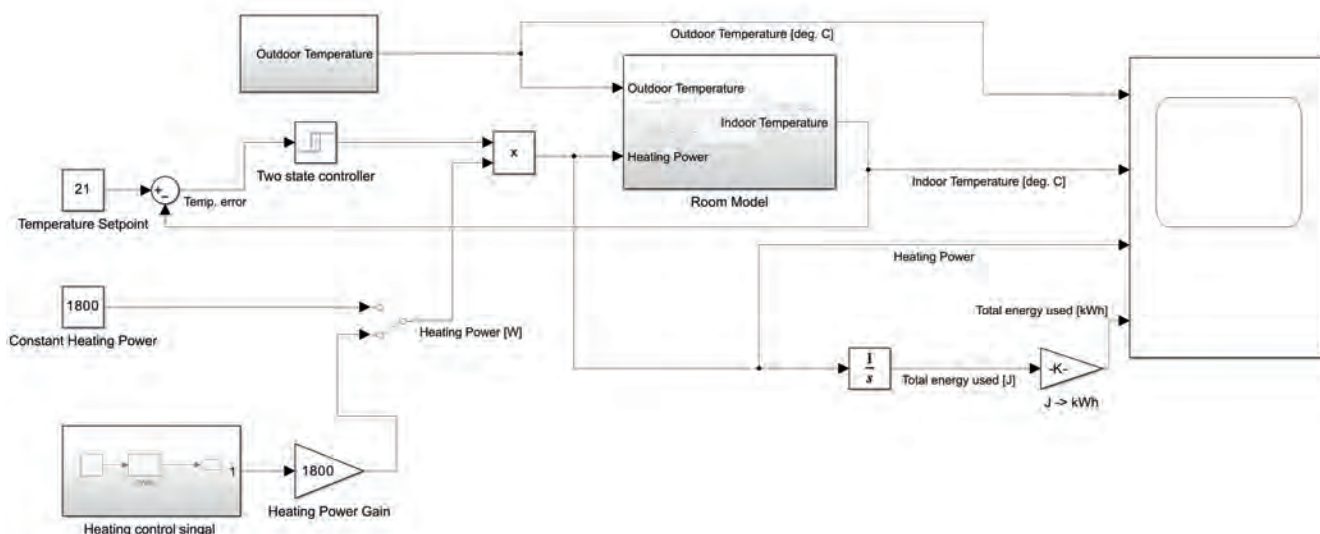
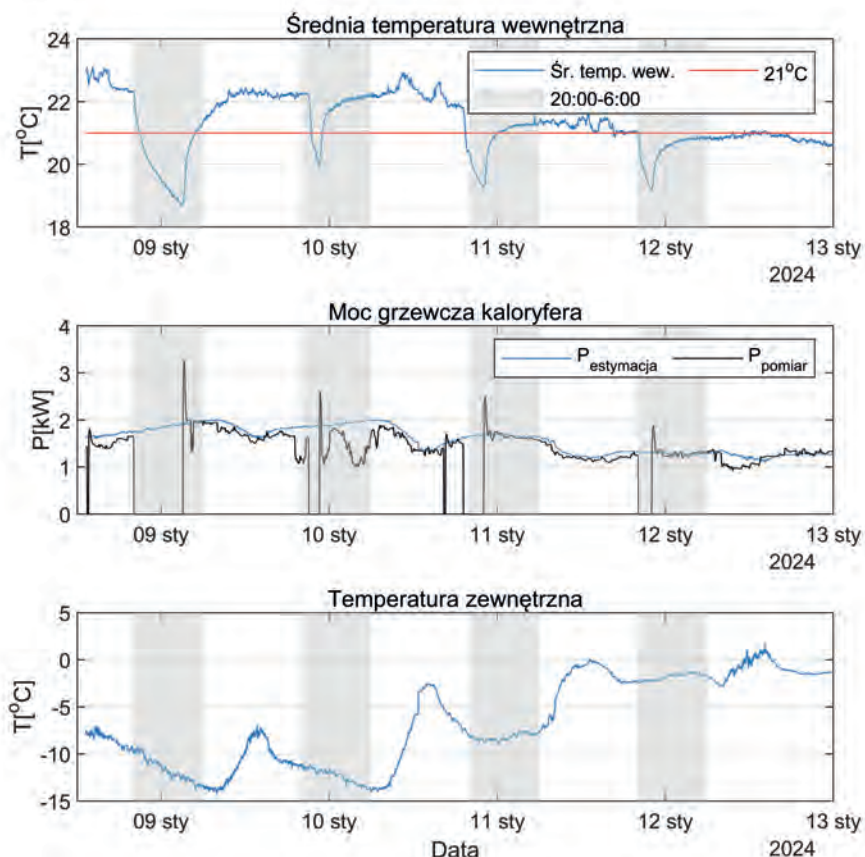
$$Q_2 \approx 4,692 \cdot 10^8 \text{ J} \approx 130,35 \text{ kWh} \quad (11)$$

Wyniki przeprowadzonych symulacji wskazują na oszczędność około 29,8 % energii w przypadku okresowego wyłączenia ogrzewania.

4. Algorytm sterowania zapewniający komfort termiczny

Wyniki opisane w rozdziale 3 wskazują, że dzięki okresowemu obniżaniu temperatury zadanej lub całkowitemu wyłączeniu ogrzewania w godzinach nieużytkowania pomieszczenia można ograniczyć zużycie energii cieplnej na poziomie około 20–30 %. Efekt taki uzyskano przy arbitralnym założeniu konkretnej godziny wyłączenia i ponownego załączenia ogrzewania. Taki sposób sterowania, choć gwarantuje pewne oszczędności, nie uwzględnia ciągle zmieniających się warunków otoczenia (np. spadku temperatury zewnętrznej), przez co zadana temperatura komfortu

Rys. 8. Wyniki eksperymentu okresowego wyłączania ogrzewania w godzinach nocnych. Kolorem szarym zaznaczono czas, gdy pomieszczenie pozostawało nieużytkowane
Fig. 8. Results of the experiment of periodically turning off the heating at night. The gray color indicates the range of time when the room remained unused



Rys. 9. Diagram modelu symulacyjnego w programie MATLAB/Simulink
Fig. 9. Diagram of the simulation model in MATLAB/Simulink software

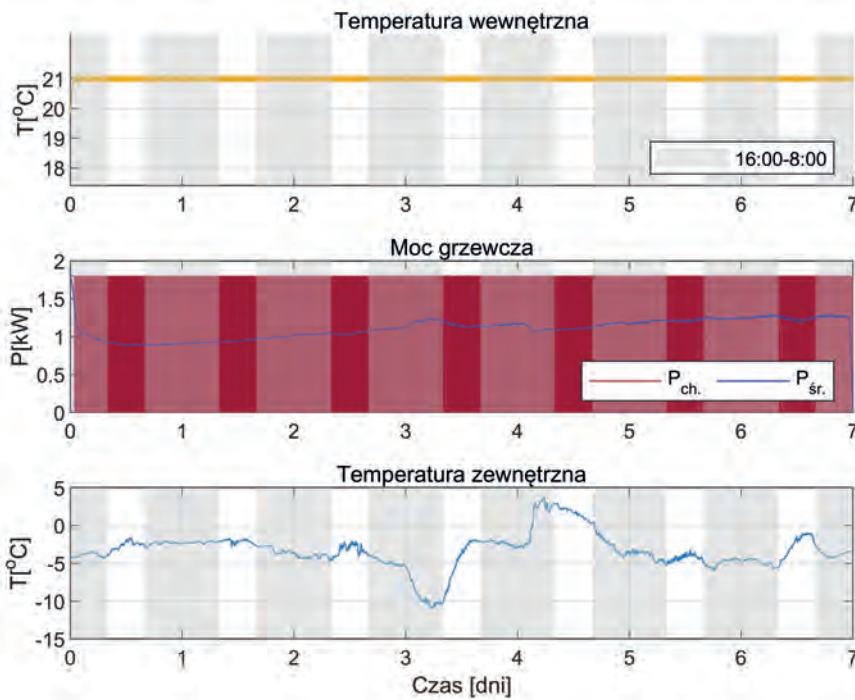
termicznego może zostać osiągnięta nieprecyzyjnie – na kilka godzin przed rozpoczęciem użytkowania pomieszczenia, co przynosić będzie straty energii, lub kilka godzin po przybyciu użytkownika do gabinetu, co spowoduje brak komfortu termicznego.

Uwzględniając przyjęte założenia, algorytm sterowania powinien realizować dwa cele: utrzymanie komfortu termicznego w pomieszczeniu w godzinach pracy oraz oszczędzanie energii w okresach, gdy w pomieszczeniu nie pracują ludzie. Chwila, w której nastąpi ponowne rozpoczęcie grzania musi zostać wyznaczona w taki sposób, aby temperatura pomieszczenia zdążyła osiągnąć założony zakres nazywany strefą komfortu termicznego, do czasu gdy rozpocznie się okres użytkowania pomieszczenia [21]. Algorytm musi zatem dokonać symulacji i predykcji temperatury w pomieszczeniu na określonym horyzoncie czasowym przy zało-

żeniu dostarczenia pełnej mocy grzewczej i przy uwzględnieniu aktualnie panującej temperatury zewnętrznej.

Predykcję temperatury wewnętrznej zrealizowano na podstawie modelu matematycznego opisanego za pomocą transmitancji (3) i (4). Na ich podstawie wyznaczono macierze stanu układu, które poddano dyskretyzacji metodą ZOH (ang. *zero – order hold*), z okresem $T_s = 60$ s. Dzięki tej operacji model układu otrzymano w postaci dyskretnych równań stanu:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) \end{cases} \quad (12)$$

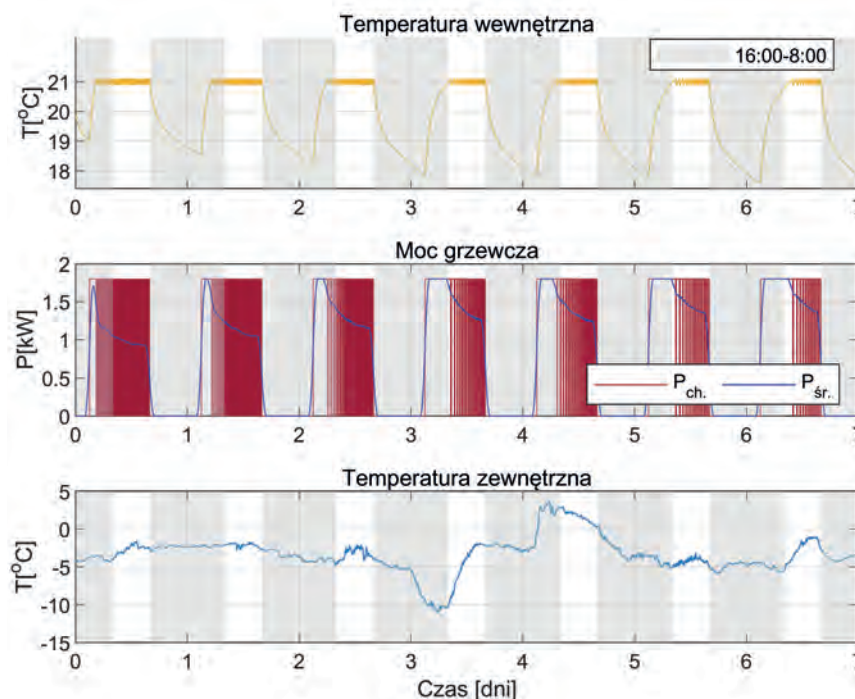


Rys. 10. Wyniki przeprowadzonej symulacji dla przypadku ciągłego utrzymywania ustalonej temperatury. Kolorem szarym na wykresach zaznaczono zakres czasu, w którym pomieszczenie pozostaje nieużytkowane.

Oznaczenia na wykresie środkowym: $P_{ch.}$ – moc chwilowa, $P_{sr.}$ – moc średnia (średnia ruchoma)

Fig. 10. The results of the simulation carried out for the case of continuous maintenance of a fixed temperature. The gray color on the graphs indicates the range of time during which the room remains unused.

Designations in the middle graph: $P_{ch.}$ – instantaneous power, $P_{sr.}$ – average power (moving average)



Rys. 11. Wyniki przeprowadzonej symulacji dla przypadku okresowego wyłączenia ogrzewania w godzinach nocnych. Kolorem szarym zaznaczono zakres czasu, w którym pomieszczenie pozostaje nieużytkowane

Fig. 11. The results of the simulation carried out for the case of periodic switching off the heating at night. The gray color indicates the range of time in which the room remains unused

gdzie:

$$A = \begin{bmatrix} 0,9998 & 0 & 0 \\ 0 & 0,9820 & -0,0054 \\ 0 & 0,0035 & 1 \end{bmatrix},$$

$$B = \begin{bmatrix} 0,0586 & 0 \\ 0 & 0,581 \\ 0 & 1,0644 \cdot 10^{-4} \end{bmatrix},$$

$$C = [7,7655 \quad 4,1988 \quad 3,6354] \cdot 10^{-4},$$

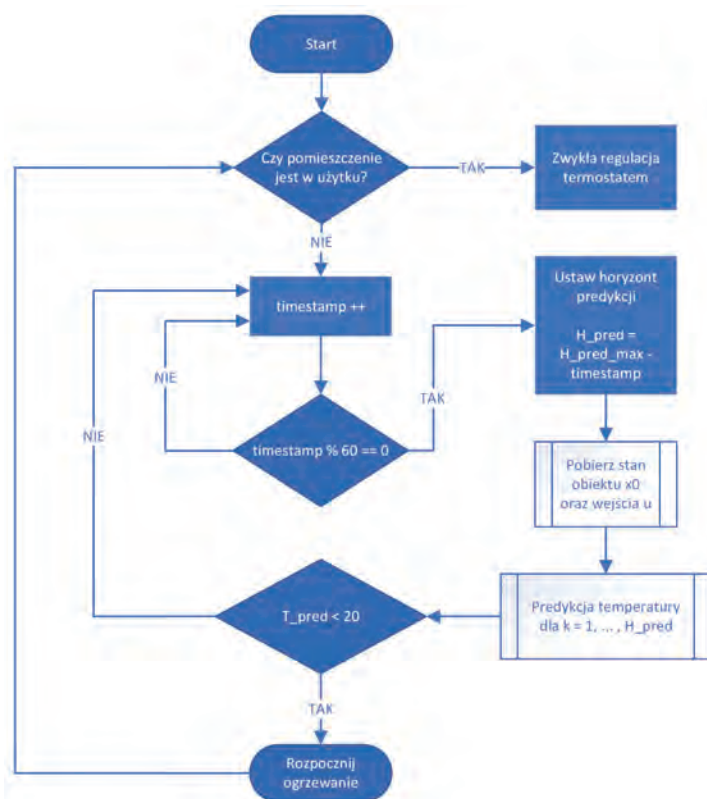
$$D = [0,0244 \quad 0] \cdot 10^{-4},$$

$x(k)$ – wektor stanu,

k – indeks próbki,

$$u(k) = [T_{zeum}(k) \quad P_{grzewcza}(k)]^T \text{ – wektor wejść.}$$

Na potrzeby algorytmu założono, że znane są godziny użytkowania pomieszczenia, według zdefiniowanego wcześniej planu. Założono że pomieszczenie jest użytkowane w godzinach 8:00–16:00, a w pozostałych godzinach pozostaje niewykorzystywane. Proponowany algorytm w godzinach 16:00–8:00 dokonuje co godzinę predykcji temperatury pomieszczenia przy



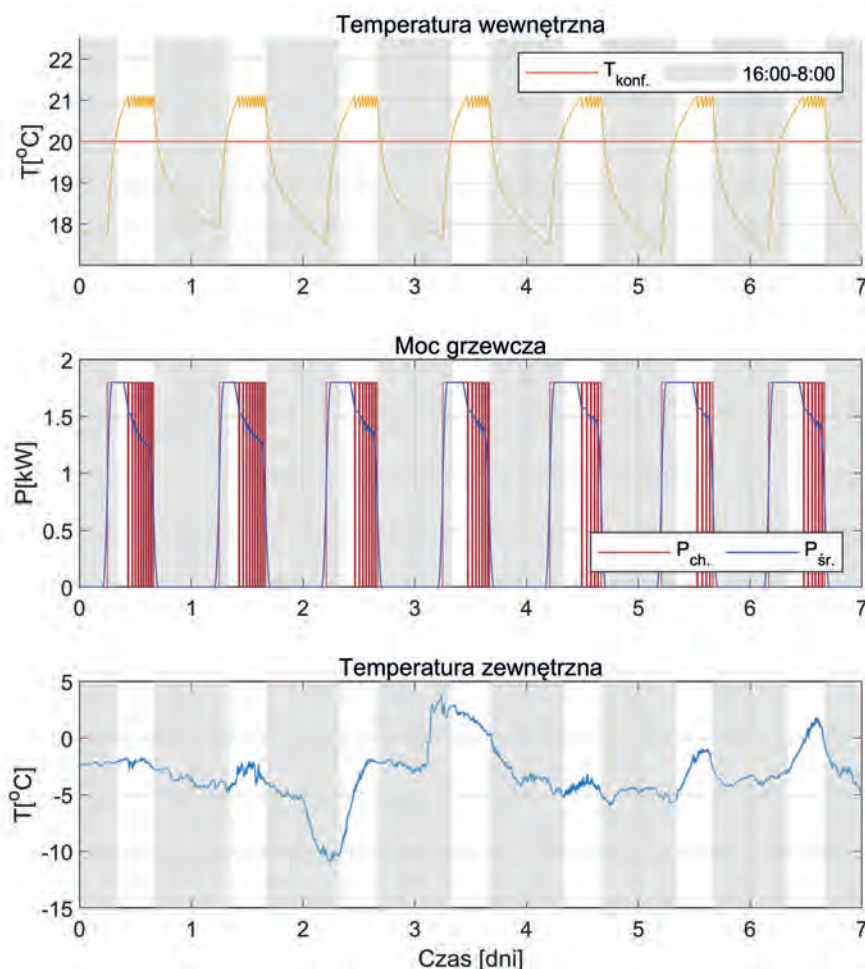
Rys. 12. Schemat blokowy algorytmu predycyjnego sterowania ogrzewaniem

Fig. 12. Block diagram of predictive heating control algorithm

Rys. 13. Wyniki przeprowadzonej symulacji uruchamiania ogrzewania przy pomocy algorytmu predycyjnego. Kolorem szarym zaznaczono zakres czasu, w którym założono że pomieszczenie pozostaje nieużytkowane.

Oznaczenia: na wykresie górnym $T_{komf.}$ – temperatura komfortu (20 °C); na wykresie środkowym $P_{ch.}$ – moc chwilowa, $P_{sr.}$ – moc średnia (średnia ruchoma)

Fig. 13. Results of the simulation of heating activation with the predictive algorithm. The gray color indicates the range of time in which it was assumed that the room remains unused. Labels: in the top graph $T_{komf.}$ – comfort temperature (20 °C); in the middle graph $P_{ch.}$ – instantaneous power, $P_{sr.}$ – average power (moving average)



założeniu stałej wartości temperatury zewnętrznej (otrzymanej z pomiaru) oraz pełnej dostępnej mocy grzewczej (przyjęto 1800 W). Jeśli przewidywana temperatura pomieszczenia na godzinę 8:00 jest poniżej temperatury komfortu termicznego (przyjętej jako 20 °C), algorytm ma uruchomić ogrzewanie, w przeciwnym wypadku ogrzewanie pozostaje wyłączone, a kolejne sprawdzenie następuje za godzinę. Działanie algorytmu w postaci schematu blokowego przedstawiono na rys. 12.

Algorytm predykcyjny zaimplementowano i przetestowano za pomocą symulacji w programie MATLAB/Simulink. Dla celów porównawczych, jako sygnał wejściowy temperatury zewnętrznej wykorzystano taki sam przebieg, jak w przypadku testów w rozdziale 3 (rys. 10–11). Wyniki symulacji przedstawiono na rys. 13. Obliczono również całkowitą energię, jaka zostałaby wykorzystana przy takiej metodzie sterowania ogrzewaniem:

$$Q_3 \approx 4,399 \cdot 10^8 \text{ J} \approx 122,19 \text{ kWh.} \quad (13)$$

Wynik ten, porównany z rezultatem symulacji wskazanym w równaniu (7) wskazuje na oszczędności na poziomie 34 %.

5. Wnioski

W artykule poddano analizie problematykę dotyczącą zużycia energii cieplnej w budynkach użyteczności publicznej, które w większości przypadków użytkowane są ciągu tygodnia jedynie w dni robocze przez około 1/3 doby.

Na podstawie danych pochodzących z pomiarów dokonanych w sezonie grzewczym 2023/2024 opracowano model matematyczny zmian temperatury powietrza w wybranym pomieszczeniu, użytkowanym w ciągu tygodnia jako gabinet. Wyniki przeprowadzonych analiz i symulacji jednoznacznie wskazują, że opłacalne staje się (z ekonomicznego punktu widzenia) ograniczenie lub całkowite wyłączenie ogrzewania pomieszczeń w godzinach, gdy nie jest ono wykorzystywane przez pracowników. W zależności od wybranej metody sterowania ogrzewaniem potencjalne oszczędności na zużyciu energii cieplnej mieszczą się w zakresie od 20 % do 34 %.

Szczególnie wartym uwagi jest przedstawiony wariant sterowania oparty na modelu matematycznym i predykcji temperatury pomieszczenia, dzięki któremu możliwe jest rozpoczęcie ogrzewania pomieszczenia z wyprzedzeniem. Zastosowanie takiego podejścia umożliwia uzyskanie oszczędności energetycznych przy jednoczesnym zadbaniu o osiągnięcie komfortu termicznego w pomieszczeniu w godzinach rozpoczęcia pracy.

Bibliografia

- Jakob M., *Heat Transfer*, John Wiley & Sons, 1949.
- Lienhard J.H., Lienhard J.H., *A heat transfer textbook*, 4th ed., Dover Publications, 2011.
- Poulikakos D., *Conduction heat transfer*, Prentice Hall, 1994.
- Skruch P., *A Thermal Model of the Building for the Design of Temperature Control Algorithms*. „Automatyka/Automatics”, Vol. 18, No. 1, 2014, 9–21, DOI: 10.7494/automat.2014.18.1.9.
- Sedov A., Ainagulova A., Temirgaliyeva A., *Mathematical model of heat supply of rooms for Automated control systems of energy saving*, 2015, DOI: 10.2991/icmra-15.2015.206.
- Lei L., Shaodan H., *A mathematical model of the room temperature dynamic response in multi-zone buildings*, “E3S Web of Conferences”, Vol. 356, 2022, DOI: 10.1051/e3sconf/202235603034.
- Pandey K., Basu B., *Mathematical Modeling for Short Term Indoor Room Temperature Forecasting Using Box-Jenkins Models: An Indian Evidence*, “Journal of Modeling in Management”, Vol. 15, No. 3, 2020, s. 1105–1136. DOI: 10.1108/JM2-08-2019-0182.
- Hietaharju P., Ruusunen M., Leiviskä K., *A Dynamic Model for Indoor Temperature Prediction in Buildings*, “Energies”, Vol. 11, No. 6, 2018, DOI: 10.3390/en11061477.
- Tao H., Junjie L., Yu S., Yongjian C., Zhenyu L., *Predictive analysis of indoor temperature and humidity based on BP neural network single-step prediction method*, 2020 IEEE 3rd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education (ICISCAE), IEEE, 2020, 402–407, DOI: 10.1109/ICISCAE51034.2020.9236853.
- Li Q., *Research on Energy Saving Control of Building Central Air Conditioning Based on Neural Network*, 2022 International Conference on Machine Learning, Computer Systems and Security (MLCSS), IEEE, 2022, 59–62, DOI: 10.1109/MLCSS57186.2022.00019.
- Elmaz F., Ghane S., Huybrechts T., Anwar A., Mercelis S., Hellinckx P., *Transfer Learning-based Hybrid Modeling Approach for Indoor Temperature Modeling*, IECON 2022 – 48th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IEEE, 2022, DOI: 10.1109/IECON49645.2022.9968939.
- Palaić D., Matetić I., Ljubić S., Štajduhar I., Wolf I., *Data-driven Model for Indoor Temperature Prediction in HVAC-Supported Buildings*, 2023 3rd International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME), IEEE, 2023, DOI: 10.1109/ICECCME57830.2023.10252601.
- Song J., Xue G., Ma Y., Li H., Pan Y., Hao Z., *An Indoor Temperature Prediction Framework Based on Hierarchical Attention Gated Recurrent Unit Model for Energy Efficient Buildings*, “IEEE Access”, Vol. 7, 2019, 157268–157283, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2950341.
- Zhuang J., Chen X., Chen Y., *Dynamic modeling of indoor air temperature based on power spectral density method*. 3rd IEEE International Conference on Control Science and Systems Engineering (ICCSSE), IEEE, 2017, 711–715. DOI: 10.1109/CCSSE.2017.8088026.
- Grega W., Kołek K., *Monitoring and Control of Heat Distribution*, International Carpathian Control Conference ICC’2002, Malenowice, Czech Republic, 2002, 439–444.
- Grega W., Kołek K., Bania P., *Optymalne sterowanie węzłem cieplnym*, XIV Krajowa Konferencja Automatyki, Zielona Góra, 2002, 997–1002.
- Yu H., Ma C., Liu Z., *An Energy-Saving Control Model and Strategy Based on Divided Areas for Intelligent Building*, 2015, DOI: 10.2991/iccse-15.2015.93.
- Mei J., Zhu B., Xia X., *Model predictive control for optimizing indoor air temperature and humidity in a direct expansion air conditioning system*, The 27th Chinese Control and Decision Conference (2015 CCDC), IEEE, 2015, 2491–2496, DOI: 10.1109/CCDC.2015.7162340.
- Ibrahim M.F., Mohamed M., Far B.H., *Measuring the effectiveness of zonal heating control for energy saving*, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE, 2016, 000132–000136, DOI: 10.1109/SMC.2016.7844231.
- Sönmez D., Kivanç D., *A review of modern residential thermostats for home automation to provide energy efficiency*, 4th International Istanbul Smart Grid Congress and Fair (ICSG), IEEE, 2016, DOI: 10.1109/SGCF.2016.7492430.
- Hazyuk I., Ghiaus C., Penhouet D., *Optimal temperature control of intermittently heated buildings using model predictive control: Part II – control algorithm*, “Building and Environment”, Vol. 51, 388–394, DOI: 10.1016/j.buildenv.2011.11.008.

Modeling and Control the Temperature Inside a Public Building

Abstract: Rooms in public buildings are characterized by alternating periods of use and non-use of these rooms, resulting from the limited number of working periods and the alternation of working and non-working days. The article presents measurements of thermal energy consumption in a selected office room and creates a thermal mathematical model of a room heated by a central heating. The dependences of the heat power consumed by the room as a function of the internal and external temperature for a steady state are given. Also a two-part transfer function describing the relation of the indoor temperature on the outdoor temperature and the radiator power is described. A radiator control algorithm was proposed to ensure thermal comfort in the room during working hours while saving energy during periods when no people are present in the room. Energy is saved by lowering the room temperature. Restoring thermal comfort uses a mathematical model of the room, thanks to which it is possible to estimate in simulation the hour of turning the heating on again in order to regain the thermal comfort temperature for a given hour. Based on the developed models, a method was developed and described for estimating the savings resulting from lowering the temperature inside the room during periods when no people are present in it. Savings are calculated as the difference between the energy supplied to the room in a hypothetical situation of no temperature reduction, calculated on the basis of a mathematical model of the room, and the actual, measured energy supplied to the room. The results obtained in the 2023/2024 heating season indicate the possibility of achieving from 20 % to 30 % thermal energy savings.

Keywords: room modeling, identification, thermal energy saving, optimal control, MPC

inż. Kacper Moździerz

k.mozdzierz.priv@gmail.com

ORCID: 0009-0006-8668-4862

Student studiów II stopnia na Wydziale Elektrotechniki, Automatyki, Informatyki i Inżynierii Biomedycznej Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie (kierunek Automatyka i Robotyka, specjalizacja Komputerowe Systemy Sterowania). Jego zainteresowania zawodowe i badawcze obejmują tematykę programowania systemów wbudowanych, systemów czasu rzeczywistego, IoT oraz modelowanie systemów.



dr inż. Krzysztof Kołek

kko@agh.edu.pl

ORCID: 0000-0002-9677-4726

Absolwent Wydziału Elektrotechniki, Automatyki i Elektroniki Akademii Górniczo-Hutniczej im. Stanisława Staszica w Krakowie. W 1989 r. uzyskał tytuł magistra inżyniera automatyka-elektronika, a w 1996 r. stopień doktora nauk technicznych w dziedzinie automatyka. Obecnie pracuje w Katedrze Automatyki i Robotyki wydziału EAIiB AGH. Działalność naukowa koncentruje się na wokół implementacji systemów sterowania w czasie rzeczywistym, ze szczególnym uwzględnieniem integracji systemów sterowania oraz praktycznej implementacji zaawansowanych technik automatyki.

