

Grzegorz BARTNICKI, Agnieszka CHMIELEWSKA*

ZASTOSOWANIE SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH W PROCESIE ROZLICZEŃ MIESZKAŃCÓW BUDYNKÓW WIELOLOKATOROWYCH

W pracy wykazano możliwość zastosowania sztucznych sieci neuronowych (SSN) jako modelu predykcji miesięcznych rozbiórów c.w.u., alternatywnego dla typowych modeli statystycznych. Do prognozowania wykorzystano sieć MLP o bardzo prostej topologii, wynikającej zarówno z liczby, jak i struktury dostępnych danych. Sprawdzono również, które z cech zawartych w arkuszu pomiarowym, mogą mieć realny wpływ na strukturę, czy wielkość poborów ciepłej wody użytkowej. Oceny dokonano przy zastosowaniu narzędzi statystycznych. Celem stosowania nowych procesów podejmowania decyzji jest eliminacja błędów przy rozliczaniu mieszkańców budynków wielorodzinnych. Zastosowanie urządzeń pomiarowych poprawiło jakość realizowanych rozliczeń, jednak nie wyeliminowało wszystkich problemów. Ujawniają się one szczególnie doniośle w przypadku uszkodzenia wodomierzy lub braku możliwości odczytania jego wskazań.

1. WPROWADZENIE

Jednym z istotnych obowiązków zarządów jest rozliczenie kosztów zużytej wody we wspólnotach mieszkaniowych. Niestety rozliczenia mediów bywają bardzo kłopotliwe nie tylko matematycznie, ale i merytorycznie. Szczególnie skomplikowane jest rozliczenie mediów zużytych w częściach wspólnych nieruchomości. Przeważnie podział tych kosztów jest oparty na różnicy wskazań między licznikiem głównym, a sumą wskazań liczników indywidualnych. Może to przysparzać dodatkowych trudności w przypadku braków odczytów z części lokali w budynku, spowodowanych uszkodzeniem wodomierzy lub ograniczonym dostępem do urządzeń pomiarowych.

* Politechnika Wroclawska, Wydział Inżynierii Środowiska, Katedra Klimatyzacji, Ogrzewnictwa, Gazownictwa i Ochrony Powietrza, Wyb. Wyspiańskiego 27, 50-370 Wrocław, grzegorz.bartnicki@pwr.edu.pl.

Problem ten zostaje częściowo rozwiązany, gdy odczytów urządzeń pomiarowych możemy dokonywać zdalnie. Dodatkowo trzeba pamiętać o różnej klasie dokładności wodomierzy indywidualnych i wodomierza głównego, która powoduje brak zgodności wskazań sumy indywidualnych urządzeń pomiarowych z wodomierzem głównym. Oznacza to, że nawet uszkodzenie pojedynczego urządzenia pomiarowego może podważyć fundamentalne zasady rozliczeń, a to dalej może prowadzić do kwestionowania prawidłowości merytorycznej rozliczeń.

Warto również podkreślić, że regulacje prawne (np. prawo energetyczne) nie definiują nawet podstawowych zasad rozliczenia poszczególnych lokali mieszkalnych. Wiadomo jedynie, że reguły podziału kosztów powinny być określone w formie wewnętrznego regulaminu. Z tego względu metody prognozowania miesięcznego zapotrzebowania na ciepłą wodę stanowią ważny aspekt przy rozliczaniu mieszkańców. Nieprecyzyjne określenie tej wartości może mieć poważne skutki dla samego użytkownika lokalu, jak i dla całej wspólnoty.

Stosować można różne metody prognozowania jednak w tej pracy autorzy skupili się na metodach statystycznych, które są obecnie najczęściej stosowane przez zarządców osiedli mieszkaniowych tzn. medianie oraz średniej i sztucznych sieciach neuronowych. W pracy została podjęta próba znalezienia wewnętrznych zależności i stworzenie modelu empirycznego wykorzystującego sztuczne sieci neuronowe do prognozowania miesięcznego zużycia ciepłej wody użytkowej w poszczególnych mieszkaniach. Do przeprowadzenia analiz wykorzystano sieć perceptronu wielowarstwowego (MLP).

2. SIECI NEURONOWE

Istnieje wiele różnych typów i struktur sieci neuronowych, których dokładny opis znajduje się np. w [1]. Praca koncentruje się na sieci perceptronu wielowarstwowego (MLP), która jest najczęściej opisywaną i najchętniej wykorzystywaną w zastosowaniach praktycznych architekturą neuronową.

Uczenie sieci polega na modyfikacji tzw. współczynników wagowych (lub także struktury sieci) w odpowiedzi na zestaw danych trenujących podawanych na wejście i wyjście sieci. Sygnał wyjściowy z sieci, który jest rozwiązaniem stawianych jej zadań, jest porównywany do wartości oczekiwanej w celu określenia błędu, który w następnych krokach uczenia jest minimalizowany do niezbędnego poziomu. Perceptron wielowarstwowy (MLP) jest siecią jednokierunkową, w której neurony pogrupowane są w trzy lub więcej warstw (wejściowej, ukrytych i wyjściowej). Sygnały wejściowe są przetwarzane przez wszystkie warstwy. Każdy neuron jest charakteryzowany przez tzw. funkcję aktywacji. Może to być funkcja skokowa lub

ciągła, taka jak tangens hiperboliczny, funkcja sigmoidalna, funkcja o symetrii promieniowej czy, po prostu funkcja liniowa.

Sieci neuronowe tego typu zostały zastosowane z sukcesem w różnych zagadnieniach dotyczących inżynierii środowiska m.in.:

- prognozowaniu obciążenia sieci rurociągów do transportu gazu ziemnego
- w prognozowaniu dobowego i godzinowego poboru wody w sieciach wodociągowych
- w monitoringu, sterowaniu i eksploatacji systemów zaopatrzenia w wodę
- predykcji mocy cieplnej systemu ciepłowniczego

3. CHAREKTERYSTYKA BADANEGO SYSTEMU

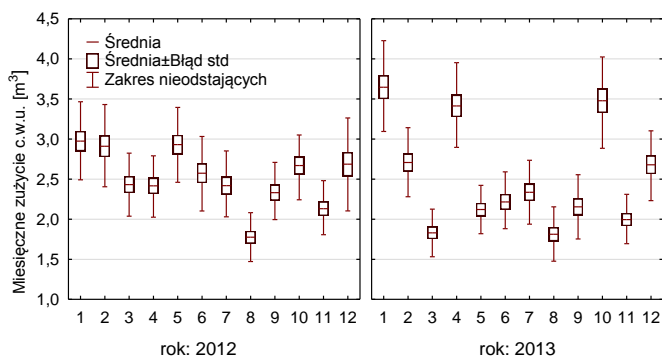
Do prognozowania miesięcznych poborów wody przy użyciu sztucznych sieci neuronowych zostały wykorzystane dane w postaci szeregów czasowych pomiarów miesięcznego poboru wody na osiedlu budynków wielorodzinnych. Wspólnota, z której pochodzą pomiary składa się z 259 mieszkań. Każdy z lokali opomiarowany został przy pomocy wodomierzy mieszkaniowych skrzydełkowych jednostrumieniowych JS o $q_n=1,5\text{m}^3/\text{h}$ do pomiaru zużycia wody zimnej i ciepłej. Badania obejmowały okres od stycznia 2012 r. do grudnia 2013 r. Odczyty urządzeń pomiarowych dokonywane były raz w miesiącu. Dodatkowo zarządca udostępnił informacje o powierzchni poszczególnych mieszkań i liczbie pokoi.

4. PROGNOZOWANIE MIESIĘCZNYCH POBORÓW WODY

Prognozowanie miesięcznych zużyć ciepłej wody użytkowej należy do zadań trudnych, gdyż w dużej mierze zależy od czynników stochastycznych, takich jak przyzwyczajenia lub zachowania użytkowników instalacji. W tej publikacji przedstawiono podejście do prognozowania, bazujące na zastosowaniu różnych metod prognostycznych działających na tych samych danych.

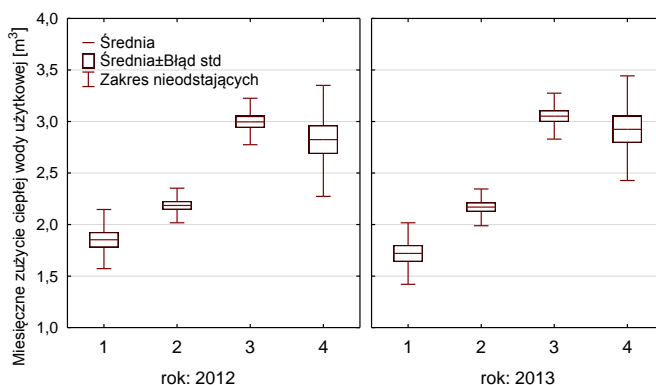
W przypadku sieci neuronowych trenowanych z nauczycielem ważnym elementem jest wybór cech prognostycznych użytych jako sygnały wejściowe dla sieci neuronowej. Z tego powodu należało sprawdzić, które z cech zawartych w arkuszu pomiarowym, mogą mieć realny wpływ na strukturę, czy wielkość poborów ciepłej wody użytkowej. Najlepszym sposobem potwierdzenia tego było sprawdzenie zależności pomiędzy wybranymi wartościami (wielkością mieszkań, miesiącem, czy porą roku), a zużyciem ciepłej wody użytkowej. Jest to zdecydowanie szybszy sposób niż sprawdzanie sygnałów wyjściowych dla wszystkich możliwych kombinacji.

Na rys. 1 przedstawiona została zmienność przeciętnego zużycia wody w poszczególnych miesiącach 2012 i 2013 roku. Na załączonym wykresie widać, że brak jest ścisłej zależności między zużyciem wody w poszczególnych miesiącach danego roku. Pora roku, czy czas wakacyjny nie mają istotnego wpływu na przeciętną wielkość zużycia w poszczególnych miesiącach, choć w obu sezonach sierpień charakteryzował się ograniczonym zużyciem c.w.u.



Rys. 1. Zmienność zużycia ciepłej wody użytkowej w poszczególnych miesiącach w latach 2012–2013

Na rys. 2 przedstawiona została zależność miesięcznego zużycia ciepłej wody użytkowej od liczby pokoi w mieszkaniu, czyli pośrednio wielkości mieszkań. Zamieszczone wykresy wskazują na wyraźny trend, widoczny w kolejnych latach działania instalacji, który sugeruje, że przeciętne zużycie wody jest zależne od wielkości mieszkania. Dodatkowo przeprowadzono testy, których celem było potwierdzenie istotnego statystycznego różnicowania przeciętnego zużycia ciepłej wody użytkowej w mieszkaniach wyróżnionych ze względu na liczbę pokoi. Brak istotnej różnicy występuje jedynie między mieszkaniami 3 i 4-pokojowymi. Otrzymane wyniki dają podstawę do wykorzystania tej zmiennej w procesie uczeniu sieci neuronowych.

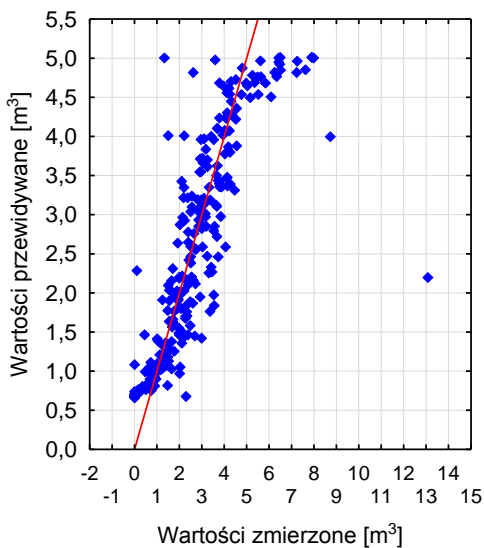


Rys. 2. Zmienność miesięcznego zużycia ciepłej wody użytkowej w zależności od liczby pokoi w mieszkaniu w latach 2012–2013

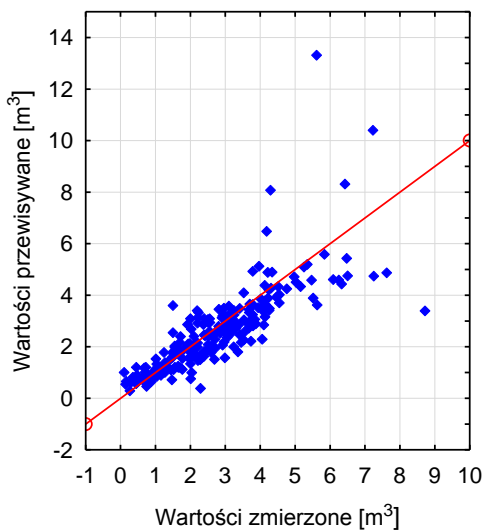
Prognoza miesięcznego zużycia c.w.u. dla konkretnego mieszkania odbyła się przy zastosowaniu sieci MLP. Eksperyment numeryczny przeprowadzono dla danych obejmujących okres dwóch lat. Rok 2012 posłużył w uczeniu sieci, a rok 2013 jedynie do testowania poszczególnych rozwiązań. Wielkość mieszkania zakodowano w postaci 2 bitów (00 – mieszkania 1-pokojowe, 01 – mieszkania 2-pokojowe, 10- mieszkania 3-pokojowe, 11- mieszkania 4-pokojowe). Uczenie sieci odbywało się poprzez minimalizację różnicy między wartościami historycznymi zużycia c.w.u., a ich predykcją. Sygnałem wejściowe dla obu sieci MLP były historyczne miesięczne zużycia (odpowiednio 5 i 11 miesięcy roku) i liczba pokoi w poszczególnych mieszkaniach, a wyjściem każdej z nich jest przewidywane obciążenie w następnym miesiącu.

Wybór zbiorów uczącego (70% ogólnej liczby obserwacji), walidacyjnego i testowego (odpowiednio po 15% liczby obserwacji), został przeprowadzony w taki sposób, aby zapewnić w każdym z nich dane z całego zakresu analizowanego szeregu czasowego. W analizie wykorzystano jednoetapowy proces uczenia oraz różne funkcje aktywacji w warstwach wejściowej i wyjściowej (liniowa, logistyczna, tangens hiperboliczny, wykładnicza i sinusoidalna).

Na rys. 3 i rys. 4 przedstawiono analizę jakościową modelu prognostycznego, dzięki której można zauważyć, że przydatność sieci MLP uczonej na dłuższym okresie czasu do prognozowania miesięcznego zużycia c.w.u. była mniejsza niż w sieciach preceptonowych uczonej na 5 miesiącach.



Rys. 3. Analiza jakościowa modelu prognostycznego opartego na sieci MLP 15-5-1



Rys. 4. Analiza jakościowa modelu prognostycznego opartego na sieci MLP 10-4-1

Wszystkie wyniki prognoz dla poszczególnych miesięcy były porównywane z wartościami rzeczywistymi dotyczącymi danych historycznych. Przy oznaczeniu $ZW(m)$ i $ZM'(m)$ obciążenia odpowiednio rzeczywistego i estymowanego w grudniu 2013 r. zdefiniowano średni względny błąd (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{h=1}^n \frac{|ZW(m) - ZW'(m)|}{ZW(m)} \cdot 100\% \quad (1)$$

Powyższy błąd określony został dla danych weryfikujących (testujących) nie uczestniczących w procesie uczenia, czyli dla grudnia w 2013r.

W Tabela 1 i Tabela 2 przedstawiono wyniki porównania metod prognozowania opartych na sieci neuronowej z metodami statystycznymi opartymi na średniej i medianie. W pierwszej tabeli we wszystkich metodach wykorzystano dane z okresu 11 miesięcy poprzedzających prognozowaną wartość. Najgorsze efekty uzyskano wykorzystując medianę, gdzie również został oszacowany maksymalny błąd bezwzględny. Najlepsze wyniki charakteryzują metodę wykorzystującą sieć MLP. Względny średniokwadratowy błąd prognozy dla sieci neuronowej wynosi 30,5%. W Tabela 2 pomimo tego, że prognozowanie odbywało się na podstawie krótszego okresu (5 miesięcy) to uzyskane wyniki były bardziej zadowalające. We wszystkich przypadkach zaobserwowano zmniejszenie średniego błędu prognozy, natomiast maksymalny bezwzględny błąd był we wszystkich przypadkach większy.

Tabela 1. Podsumowanie jakości metod prognozowania na podstawie 11 historycznych miesięcy

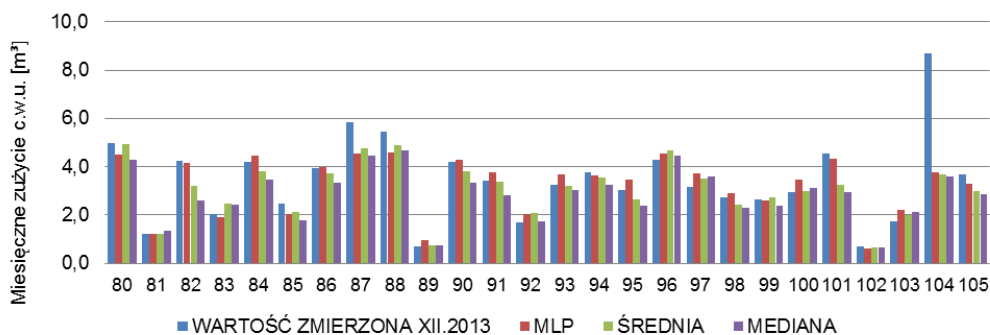
Metoda prognostyczna	Średni względny błąd prognozy, % (MAPE)	Średni miesięczny pobór wody w mieszkaniach, m ³	Średni bezwzględny błąd prognozy, m ³	Maksymalny bezwzględny błąd prognozy, m ³
MLP (15-5-1)	30,5	2,66	0,51	4,96
Średnia	38,8	2,52	0,57	5,05
Mediana	40,7	2,38	0,70	5,22

Tabela 2. Podsumowanie jakości metod prognozowania na podstawie 5 historycznych miesięcy

Metoda prognostyczna	Średni względny błąd prognozy, % (MAPE)	Średni miesięczny pobór wody w mieszkaniach, m ³	Średni bezwzględny błąd prognozy, m ³	Maksymalny bezwzględny błąd prognozy, m ³
MLP (10-4-1)	29,4	2,57	0,62	7,70
Średnia	33,0	2,37	0,61	5,22
Mediana	37,4	2,22	0,74	5,25

W celu pełniejszego spojrzenia na zjawisko na rys. 5 zamieszczono wartości otrzymane po odczycie wodomierzy mieszkaniowych, jak również wyniki predykcji z kilku losowo wybranych mieszkań. Na załączonym wykresie można zauważyć, że w dużej części analizowanych lokali mieszkalnych z wysokim prawdopodobieństwem możemy wyznaczyć wartość oczekiwaną jednak na końcowy wynik wpływ mają wartości odstające. W mieszkaniu 104 wartość predykcji jest o 60% mniejsza od wartości

odczytanej. Prawdopodobnie w tym lokalu wystąpiły czynniki, które powodują, że żadna z zastosowanych metod nie poradziła sobie z oszacowaniem realnego zużycia ciepłej wody użytkowej.



Rys. 5. Miesięczne zużycie ciepłej wody użytkowej w poszczególnych mieszkaniach w grudniu 2013 r.

5. PROGNOZOWANIE MIESIĘCZNYCH POBORÓW WODY

Analiza otrzymanych wyników prognozowania miesięcznych poborów c.w.u. wykazała względnie dobrą jakość predykcji za pomocą neuronowych sieci perceptronowych, jednak porównywalną z klasycznymi metodami opartymi na średniej. Przy czym klasyczne metody statystyczne są szybkie i proste w aplikacji oraz dają zrozumiały opis zjawiska prognozowanego. Natomiast sztuczne sieci neuronowe pozwalają na osiągnięcie dokładniejszej prognozy, jednak dużym problemem jest niestabilność ich własności generalizacyjnych, wynikających po części ze zjawiska przeuczenia sieci. Jakość prognoz otrzymanych przez zastosowanie sieci perceptronowej były zadowalające, niezależnie od przyjętego okresu uczenia sieci

W analizowanym modelu przyjęto, że zapotrzebowanie na ciepłą wodę użytkową w istotny sposób zależy od przyzwyczajeń użytkowników przy korzystaniu z instalacji i struktury analizowanego mieszkania, a nie ma dużego związku z porą roku, czy miesiącem który poddajemy analizie. W celu poprawy predykcji sieci neuronowych konieczne jest dalsze poszukiwanie czynników mogących mieć wpływ na zużycie c.w.u. i dołączenie ich do modelu.

Praca współfinansowana w ramach badań statutowych S40-012.

LITERATURA

- [1] MASTERS T., *Sieci neuronowe w praktyce*, WNT Warszawa.
- [2] OSOWSKI S., *Sieci neuronowe w ujęciu algorytmicznym*, WNT Warszawa 1996.
- [3] OSOWSKI S., SIWEK K.,: *Prognozowanie obciążeń 24-godzinnych w systemie elektroenergetycznym z użyciem zespołu sieci neuronowych*, Energetyka. 2009, strona 540.
- [4] SIWOŃ Z., CIEŻAK W., CIEŻAK J.: *Modele neuronowe szeregów czasowych godzinowego poboru wody w osiedlach mieszkaniowych*, Ochrona Środowiska. 2011, Vol. 33, Nr 2.

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN ACCOUNTING FOR THE COST OF
HOT WATER CONSUMPTION IN MULTI-FAMILY BUILDING

In this paper the possibilities of using artificial neural networks (ANN) as an alternative to conventional mathematical models are displayed. It is a tool which can be a quick and accurate way to predict and forecast the number of variables. In this content analyses of monthly water consumption time series with implementation of neural networks were artificial presented. It has been demonstrated that the optimal structures of perceptron networks are not of a complex nature, so the process of their education or re-education does not require long-lasting computations for example monthly water consumption. The purpose of the application of new decision-making process is the elimination of errors in accounting for the residents of multi-family buildings.