­­­­­­­­­­ANALIZA RYZYKA W PROGNOZOWANIU ZAPOTRZEBOWANIA NA GAZ ZIEMNY

Autorzy: Jolanta Szoplik, Michał Oszczyk

("Rynek Energii" - czerwiec 2015)

Słowa kluczowe: prognozowanie zapotrzebowania na gaz, ryzyko prognozy, sztuczne sieci neuronowe

Streszczenie. Analizowano wyniki obliczeń ryzyka błędnej prognozy zapotrzebowania na gaz ziemny. Prognozowanie wykonano metodą sztucznych sieci neuronowych. W modelu prognostycznym uwzględniano pięć czynników (dzień tygodnia, dzień miesiąca, miesiąc, temperaturę, godzinę). Ryzyko uzyskania błędnej prognozy szacowano na podstawie względnych błędów prognozy, które obliczano na podstawie rzeczywistych i prognostycznych wartości zapotrzebowania na gaz ziemny dla danego miasta. Wyznaczano prawdopodobieństwo wystąpienia błędu prognozy większego od założonej wartości progowej 3 lub 9%, biorąc pod uwagę oddzielnie każdy z występujących w modelu czynników, a następnie wielkość ryzyka skumulowanego. Ryzyko skumulowane definiowano jako prawdopodobieństwo uzyskania błędnej prognozy dla dowolnego dnia roku, dnia tygodnia oraz dla dowolnej temperatury powietrza i pory dnia.

[1. WPROWADZENIE 1](#_Toc497510555)

[2. ZMIENNOŚĆ ZAPOTRZEBOWANIA NA GAZ 2](#_Toc497510556)

[3. PROGNOZOWANIE ZAPOTRZEBOWANIA NA GAZ METODĄ SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH 4](#_Toc497510557)

[4. METODYKA BADAŃ 5](#_Toc497510558)

[5. WYNIKI BADAŃ PROGNOZOWANIA RYZYKA 7](#_Toc497510559)

[5.1. Ryzyko uśrednione 7](#_Toc497510560)

[5.2. Ryzyko cząstkowe 8](#_Toc497510561)

[5.3. Ryzyko skumulowane 8](#_Toc497510562)

[6. PODSUMOWANIE 9](#_Toc497510563)

1. WPROWADZENIE

Prognozowanie jest wnioskowaniem o rozwoju analizowanego zjawiska w przyszłości i jak każdy sąd o przyszłości jest obciążone pewną niepewnością. Do oceny jakości prognozy stosowane są różnego rodzaju miary statystyczne (bezwzględne lub względne), na których oparte są następnie procesy decyzyjne. Szczególnie trudne i obarczone dużą niepewnością jest prognozowanie procesów, które charakteryzują się dużą zmiennością w czasie oraz są uzależnione od wielu czynników mających charakter losowy. Problem prognozowania zmienności obciążeń szczytowych dla krajowego systemu elektroenergetycznego analizowano w pracy [1], natomiast w pracy [2] przedstawiono wyniki prognozowania zmienności godzinowego obciążenia miejskiej sieci gazowej niskiego ciśnienia uzyskane metodą sztucznych sieci neuronowych.

Ryzyko uzyskania błędnej prognozy można obniżyć na przykład poprawiając jakość prognozy. Prognozowanie może być realizowane różnymi metodami. Wśród metod najczęściej stosowanych do prognozowania zapotrzebowania na gaz należy wymienić: metody regresji, metody szeregów czasowych oraz metody sztucznych sieci neuronowych i algorytmów genetycznych. Wybór metody zależy między innymi od: celu prognozowania, obszaru i horyzontu prognozy oraz złożoności analizowanego procesu. Im więcej czynników (zmiennych niezależnych) ma wpływ na zmienną prognozowaną, tym bardziej złożony powinien być model prognostyczny, co znacznie utrudnia wykonanie obliczeń oraz wpływa na wydłużenie czasu obliczeń. Natomiast wprowadzane do modelu uproszczenia wpływają na obniżenie jakości prognozy i zwiększenie ryzyka błędnej prognozy.

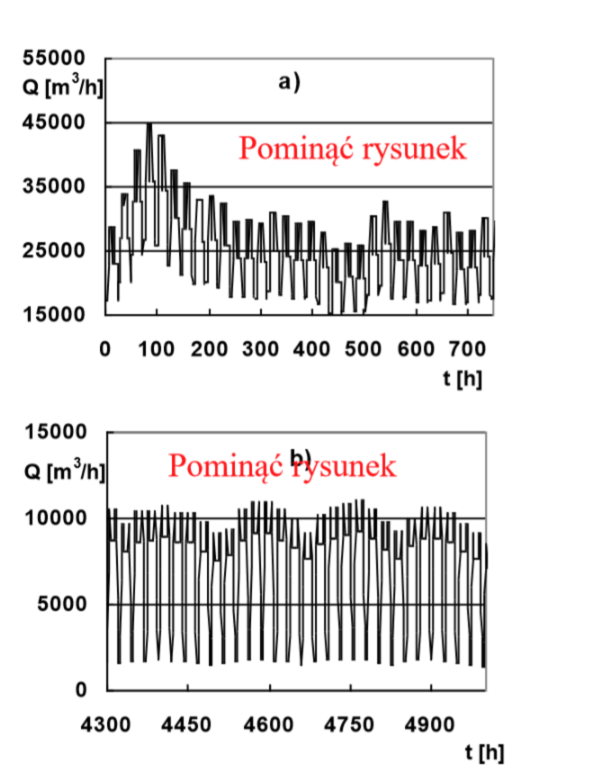
Bartkiewicz [3] analizował dwa podejścia do szacowania niepewności prognoz obciążenia systemu energetycznego. Prognozowanie obciążenia wykonano metodą sztucznej sieci neuronowej w postaci perceptronu wielowarstwowego MLP lub neuronowo-rozmytych sieci z funkcjami o bazie rozmytej FBF.

Do szacowania wariancji rozkładu prawdopodobieństwa prognozy stosowano metodę delta lub bootstrapu. Wyznaczano procent obserwacji rzeczywistego zapotrzebowania na energię w prognozowanych przedziałach dla założonych poziomów prawdopodobieństwa. Potočnik i wsp. [4] zaproponował model ryzyka błędnej prognozy oparty na analizie rozkładu prawdopodobieństwa błędu prognozy. Model uwzględnia wpływ różnych czynników na prognozowaną wielkość zapotrzebowania na gaz dla danego obszaru w Słowenii. Opracowany model ryzyka umożliwia oszacowanie oczekiwanego ryzyka zastosowania modelu prognostycznego do prognozowania dziennego zapotrzebowania na gaz. Dzięki temu operator gazociągów może podejmować działania zapobiegawcze jeszcze przed wystąpieniem przekroczenia prognozowanego zapotrzebowania na gaz. Thaler i wsp. [4] analizowali rozkład prawdopodobieństwa wystąpienia danej wielkości błędu prognozy w zależności na przykład od pory dnia. Natomiast ryzyko definiowano jako prawdopodobieństwo przekroczenia przez klienta zamówionej ilości energii. Prognozy zapotrzebowania na energię uzyskano metodą regresji lub algorytmu genetycznego.

Celem badań prezentowanych w pracy jest analiza wpływu poszczególnych czynników, uwzględnianych w modelu prognostycznym stosowanym do szacowania godzinowego zapotrzebowania na gaz dla miasta, na błąd prognozy. Szacowane będzie prawdopodobieństwo wystąpienia błędnej prognozy dla każdego z czynników osobno (ryzyko cząstkowe), a następnie ryzyko skumulowane (dla wszystkich czynników razem) dla założonych wartości progowych przedziału dopuszczalności prognozy. Zastosowane podejście umożliwia oszacowanie wielkości ryzyka wystąpienia błędnej prognozy w zależności od dnia tygodnia i dnia miesiąca, miesiąca, pory dnia oraz temperatury powietrza. Prognozowanie oraz weryfikację prognozy wykonano na podstawie rzeczywistych danych przedstawiających godzinowe zapotrzebowanie na gaz dla danego miasta.

2. ZMIENNOŚĆ ZAPOTRZEBOWANIA NA GAZ

Na podstawie wyników zużycia gazu w mieście przez odbiorców indywidualnych oraz drobny przemysł w kolejnych godzinach roku stwierdzono, że zapotrzebowanie na gaz nie jest wielkością stałą. W zależności od rodzaju potrzeb użytkowników gazu, zapotrzebowanie na gaz zależy między innymi od temperatury powietrza, pory dnia, dnia tygodnia i miesiąca. Czynniki te w różnym stopniu wpływają na wielkość zużycia gazu przez odbiorców. Największy wpływ jest obserwowany w przypadku zmiany temperatury, zwłaszcza w przypadku odbiorców stosujących gaz do ogrzewania pomieszczeń.

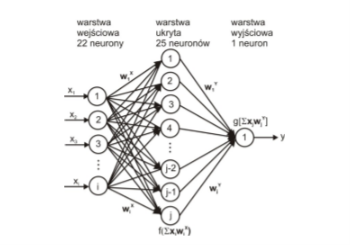


1. Zmienność zapotrzebowania na gaz w mieście w roku 2009; a) wyniki dla stycznia, b) wyniki dla czerwca

Na rys. 1. zamieszczono przykładowe wyniki pomiarów zapotrzebowania na gaz w mieście w kolejnych godzinach stycznia (rys. 1a) i czerwca (rys. 1b) 2009 roku. Analizując te wyniki można zauważyć zależność zapotrzebowania na gaz od temperatury powietrza, dnia tygodnia, dnia miesiąca, miesiąca roku oraz pory dnia. Większe zapotrzebowanie na gaz jest charakterystyczne dla miesięcy sezonu zimowego, gdy temperatury powietrza są niższe oraz w godzinach dziennych. Szczegółową analizę zmienności zapotrzebowania na gaz dla danego miasta zamieszczono w pracach [5, 6].

3. PROGNOZOWANIE ZAPOTRZEBOWANIA NA GAZ METODĄ SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH

Prognozowanie zapotrzebowania na gaz ziemny dla danego miasta wykonano metodą sztucznych sieci neuronowych w postaci perceptronu jednokierunkowego (MLP 22-25-1) z 22 neuronami w warstwie wejściowej 25 neuronami w jednej warstwie ukrytej i jednym neuronem w warstwie wyjściowej. Schemat sieci neuronowej z jedną warstwą ukrytą przedstawiono na rys. 2. Działanie sieci neuronowej rozpoczyna się w momencie pojawienia się na jej wejściu sygnałów, które w neuronach warstwy wejściowej są rozsyłane do wszystkich neuronów warstwy ukrytej. Każdemu wejściu do neuronu przypisana jest określona waga. W neuronach warstwy ukrytej realizowane są dwa procesy: sumowanie ważonych wejść i aktywacja sygnałów wyjściowych. Następnie sygnały te wysyłane są do neuronu warstwy wyjściowej, gdzie po procesie agregacji sygnałów wejściowych i aktywacji sygnału wyjściowego otrzymuje się wielkość prognozowaną, czyli zapotrzebowanie na gaz. Liczbę neuronów do warstwy ukrytej sieci oraz postać funkcji agregacji i aktywacji neuronów warstwy ukrytej i wyjściowej dobrano eksperymentalnie. Wartości wag dla sygnałów wejściowych do neuronów warstwy ukrytej oraz wyjściowej wyznaczano w procesie uczenia sieci metodą zmiennej metryki.



1. Schemat perceptronu wielowarstwowego jednokierunkowego MLP

Liczność zbioru stosowanego w procesie trenowania sieci neuronowej wynosiła 17520 danych, przedstawiających godzinowe zapotrzebowanie na gaz w mieście w latach 2009 i 2010. W trenowaniu sieci, na wejściu sieci uwzględniano 5 grup czynników (dzień tygodnia, dzień miesiąca, miesiąc, temperatura i godzina doby), które mają wyraźny wpływ na wielkość zapotrzebowania na gaz w mieście.

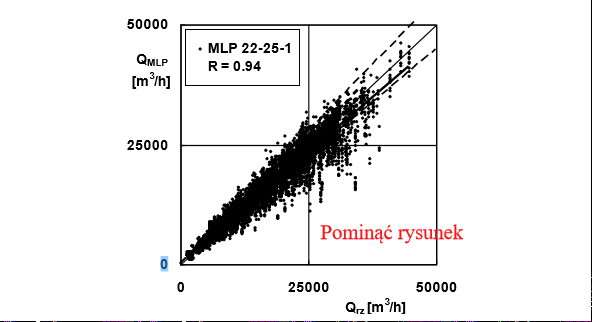
Wytrenowaną sieć zastosowano następnie do przygotowania prognozy zapotrzebowania na gaz ziemny dla danych wejściowych, które wcześniej nie były stosowane w procesie trenowania sieci neuronowej. Porównanie prognozowanego przez sieć MLP i rzeczywistego zapotrzebowania na gaz dla zbioru 8760 danych charakteryzujących rok 2011 przedstawiono na rys. 3. Szczegółowy opis uzyskanych wyników prognoz zamieszczono w pracy [7]. Jakość uzyskanych prognoz oceniono na podstawie średniego błędu względnego E obliczanego z zależności:

(1)

gdzie:

* Qrz – rzeczywiste zapotrzebowanie na gaz [m3/h],
* QMLP – prognozowane zapotrzebowanie na gaz [m3/h].

Dla danych prezentowanych na rys. 3. wielkość średniego błędu względnego prognozy Eśr = 11%.



1. Porównanie wyników prognozowanego przez sieć QMLP i rzeczywistego Qrz zapotrzebowania na gaz

4. METODYKA BADAŃ

Analizę ryzyka błędnej prognozy przeprowadzono na podstawie wyników błędu względnego E obliczonego na podstawie prognoz godzinowego zapotrzebowania na gaz dla miasta, uzyskanych za pomocą sztucznej sieci neuronowej MLP 22-25-1 oraz rzeczywistego zapotrzebowania na gaz (równanie 1). W badaniach przyjęto, że prognoza jest błędna, gdy błąd względny prognozy E jest większy od założonej wartości progowej +3%, a następnie +9%. Przyjęcie tylko dodatnich wartości błędu oznacza, że rozpatrywano tylko przypadki, gdy rzeczywiste zużycie gazu w mieście jest większe od prognozowanego zapotrzebowania na gaz, gdyż taka sytuacja, z ekonomicznego punktu widzenia, wydaje się bardziej niekorzystna dla sprzedawcy gazy. Dla założonych progowych wartości błędu analizowano trzy rodzaje ryzyka: uśrednione, cząstkowe oraz skumulowane.

Ryzyko uśrednione, uwzględniające w jednakowym stopniu wpływ wszystkich wymienionych wcześniej czynników na wielkość błędu prognozy, zdefiniowano w następujący sposób:

(2)

(3)

gdzie:

* R3-9 – ryzyko średnie, prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że błąd względny prognozy jest większy niż 3 %, ale mniejszy lub równy 9 %,
* R9 – ryzyko średnie, prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że błąd względny prognozy będzie większy niż 9 %,
* n3-9 – liczba przypadków, w którym błąd prognozy zawiera się w przedziale od 3 do 9%,
* n9,α – liczba przypadków, w którym błąd prognozy jest większy niż 9%,
* n - liczba wszystkich przypadków (n = 8760).

Natomiast ryzyko cząstkowe wyznaczano indywidualnie dla każdego z pięciu czynników uwzględnianych w prognozowaniu, takich jak: sezon, dzień tygodnia, dzień miesiąca, miesiąc, godzina oraz temperatura otoczenia. W tym celu niektóre z tych czynników (sezon i temperatura) wymagały pogrupowania danych pomiarowych w zbiory. Do sezonu zimowego zaliczono miesiące: styczeń, luty, listopad i grudzień, do sezonu letniego zaliczono miesiące: czerwiec, lipiec i sierpień, za miesiące jesienne uznano: wrzesień i październik, a miesiące wiosenne to: marzec, kwiecień i maj. Natomiast w przypadku temperatury wyodrębniono 5 przedziałów temperatur: (-20; 0>, (0; 5>, (5; 10>, (10;18>, (18; 32> oC. Następnie dla każdego w wymienionych czynników oddzielnie wyznaczano wielkość ryzyka cząstkowego R3-9, α oraz R9, α zgodnie z zasadą:

(4)

(5)

gdzie:

* R3-9,α – ryzyko cząstkowe R3-9 dla czynnika α, czyli prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że dla danego czynnika α błąd prognozy będzie większy niż 3% ale mniejszy lub równy 9%,
* R9,α – ryzyko cząstkowe R9 dla czynnika α, czyli prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że dla danego czynnika α błąd prognozy będzie większy niż 9%
* α – rodzaj czynnika (miesiąc, sezon, dzień tygodnia, godzina doby lub temperatura),
* n3-9,α – liczba przypadków, w którym błąd prognozy dla analizowanego czynnika α będzie w zakresie 3 < E < 9,
* n9,α – liczba przypadków, w którym błąd prognozy dla analizowanego czynnika α będzie E > 9%,
* nα - liczba wszystkich przypadków dla czynnika α,

Na podstawie wyników obliczeń ryzyka cząstkowego wyznaczano ryzyko skumulowane (całkowite), które uwzględnia wpływ wszystkich czynników na wielkość błędu prognozy w różnym stopniu. Ryzyko skumulowane szacowano z zależności:

(6)

(7)

gdzie:

* R3-9(t) - ryzyko skumulowane, czyli prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że danego dnia tygodnia i miesiąca, dla danej temperatury

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | K. M. Łyp J., „Problematyka prognozowania sezonowej zmienności obciążeń szczytowych krajowego system elektroenergetycznego.,” *Rynek Energii,* nr 1(92), pp. 47-53, 2011. |
| [2] | J. Szoplik, „Zastosowanie metody sztucznych sieci neuronowych do prognozowania obciążenia sieci rurociągów do transportu gazu ziemnego,” *Inżynieria i Aparatura Chemiczna,* nr 6, pp. 572-574, 2013. |
| [3] | B. W., „Metody określania niepewności prognoz krótkoterminowych obciążenia sieci dla modeli neuronowych I neuronowo-rozmytych.,” *Rynek Energii,* nr 1(92), pp. 41-46, 2011. |
| [4] | T. M. G. E. G. I. P. A. Potočnik P., „Forecasting risks of natural gas consumption in Slovenia.,” Energy Policy, 2007, pp. 4271-4282. |
| [5] | S. J., The Gas Transportation in a Pipeline Network, Advances in Natural Gas Technology, D. H. A. (Ed.), Red., InTech, 2012. |
| [6] | S. J., „The steady-state simulations for gas flow in a pipeline network,” w *Chemical Engineering Transaction*, 2010, pp. 1459-1464. |
| [7] | O. M., *Analiza ryzyka w prognozowaniu zapotrzebowania na gaz ziemny.,* Szczecin: Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny w Szczecinie, 2014. |
| [8] | G. I. P. A. Thaler M., „Prediction of energy consumption and risk of excess demand in a distribution system,” *Physica A,* nr 355, pp. 46-53, 2005. |

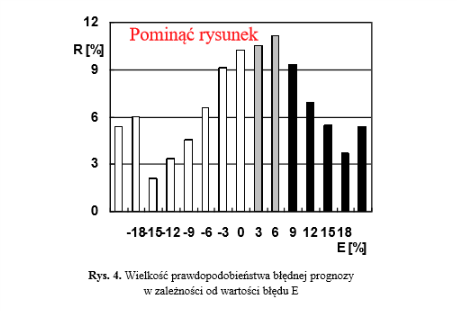
* powietrza i w danej godzinie doby błąd prognozy będzie większy niż 3 %, ale mniejszy lub równy 9%,
* R9(t) – ryzyko skumulowane, czyli prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że danego dnia tygodnia i miesiąca, dla danej temperatury powietrza i w danej godzinie doby błąd prognozy będzie większy niż 9 %,
* nα – liczba czynników uwzględnianych w modelu ryzyka (temp., dzień, miesiąc, godzina, sezon),
* R3-9, α – ryzyko cząstkowe R3-9 dla czynnika α,
* R9, α – ryzyko cząstkowe R9 dla czynnika α,

5. WYNIKI BADAŃ PROGNOZOWANIA RYZYKA

5.1. Ryzyko uśrednione

Wyniki obliczeń ryzyka średniego, wykonanych zgodnie z zależnościami (2) i (3) przedstawiono na rys. 4. Każdy słupek na wykresie przedstawia prawdopodobieństwo uzyskania prognozy zapotrzebowania na gaz obarczonej błędem o wielkości E. Najwyższy słupek odpowiada prawdopodobieństwu zaistnienia zdarzenia polegającego na tym, że błąd prognozy będzie zawierał się w zakresie od 6% do 9%. Natomiast prawdopodobieństwo wystąpienia prognozy obarczonej większym błędem zmniejsza się. Skrajne słupki na rys. 4 reprezentują sumaryczne wyniki dla błędu większego niż (-18%) – lewy słupek oraz większego niż (+18%) – prawy słupek. Kolorem szarym na rys. 4 zaznaczono słupki, które odpowiadają ryzyku prognozy obarczonej błędem od 3 do 9%, które wynosi 22%. Natomiast prawdopodobieństwo uzyskania prognozy zapotrzebowania na gaz obarczonej błędem większym niż 9% (kolor czarny na rys. 4) wynosi 31%. Tak definiowane ryzyko nie daje jednak pełnej informacji o

tym, kiedy lub w jakich godzinach doby błąd prognozy jest większy od założonej wartości progowej E = 3% lub E = 9%. Dlatego też, indywidualnie dla każdego czynnika, wyznaczono cząstkowe ryzyko błędnej prognozy zapotrzebowania na gaz ziemny.



1. Wielkość prawdopodobieństwa błędnej prognozy w zależności od wartości błędu E

5.2. Ryzyko cząstkowe

Na podstawie zależności (4) i (5) oszacowano wielkości cząstkowego ryzyka błędnej prognozy, oddzielnie dla każdego czynnika, uwzględnianego w modelu prognostycznym. Na rys. 5 zamieszczono rezultaty obliczeń prawdopodobieństwa wystąpienia błędnej prognozy w zależności od pory roku (rys. 5a), miesiąca (rys. 5b), temperatury (rys. 5c), pory dnia (rys. 5d) oraz dnia tygodnia (5e).

Porównanie wyników z rys. 5. wykazało, że największe prawdopodobieństwo wystąpienia błędu prognozy z zakresu od 3 do 9% występuje w trzech miesiącach sezonu zimowego oraz trzech miesiącach sezonu letniego (R > 20%). Natomiast najmniejsze prawdopodobieństwo uzyskania prognozy obciążonej błędem 3 < E ≤ 9% charakteryzuje miesiące sezonu wiosennego. Oznacza to, że największe ryzyko błędnej prognozy występuje w dniach o wysokich lub niskich temperaturach, a najmniejsze w dniach o temperaturach z zakresu (10; 18oC). Wyniki zamieszczone na rys. 5d wskazują, że największe prawdopodobieństwo błędnej prognozy (3 < E ≤ 9%) występuje w godzinach porannych i popołudniowych (godzina 9, i 17), natomiast najmniejsze w godzinach nocnych. Nie stwierdzono istotnego wpływu typu dnia tygodnia na wielkość błędu prognozy. Jedynie nieznacznie większe jest ryzyko uzyskania błędnej prognozy zapotrzebowania na gaz w czwartki i niedziele, a mniejsze w poniedziałki i wtorki.

Jeśli jednak porównane zostaną wyniki ryzyka błędnej prognozy zapotrzebowania na gaz dla E > 9% to na podstawie danych zamieszczonych na rys. 5, można zaobserwować, że największe prawdopodobieństwo uzyskania błędnej prognozy występuje w miesiącach sezonu wiosennego (R = 50%), gdy temperatura powietrza była mniejsza niż 0oC w godzinach szczytu porannego (około godziny 6) i w piątki.

Na rys. 6 przedstawiono rozkład prawdopodobieństwa wystąpienia danej wielkości błędu prognozy E w sezonie zimowym. Analiza tych wyników pokazuje, że prawdopodobieństwo uzyskania prognozy obciążonej błędem względnym z zakresu (6 - 9%) lub (3 - 6%) wynosi R ≈ 13%. Natomiast prawdopodobieństwo uzyskania prognozy obciążonej błędem z zakresu (0-3%) wynosi około 11%.

5.3. Ryzyko skumulowane

Spośród wszystkich analizowanych czynników najmniejszy wpływ na błąd prognozy zapotrzebowania na gaz ma dzień tygodnia. Jednak w obliczeniach skumulowanego ryzyka błędnej prognozy, wykonanych zgodnie z zależnościami (6) i (7) uwzględniono wszystkie czynniki (dzień tygodnia, dzień miesiąca, miesiąc, sezon, temperatura i pora dnia). Ryzyko błędnej prognozy wyznaczone z zależności (6) pozwala oszacować prawdopodobieństwo zdarzenia polegającego na tym, że danego dnia tygodnia i miesiąca o zadanej godzinie i temperaturze powietrza błąd prognozy zapotrzebowania na gaz wykonanej za pomocą sztucznej sieci neuronowej MLP 22-25-1 będzie zawierał się w przedziale (3%; 9%>. Wyniki obliczeń ryzyka skumulowanego R3-9(t) dla kolejnych godzin w roku 2011 zamieszczono na rys. 7. Analizując te wyniki można zauważyć, że największe prawdopodobieństwo uzyskania błędnej prognozy występuje w miesiącach letnich (R ≈ 27 %), natomiast najmniejsze w miesiącach zaliczonych do sezonu wiosennego (R ≈ 22 %). Analogiczne wyniki obliczeń jednak charakteryzujące zmienność ryzyka R9(t), które przedstawia prawdopodobieństwo otrzymania prognozy zapotrzebowania na gaz z błędem większym niż 9% w kolejnych godzinach 2011 roku ilustruje rys. 8. W tym przypadku największe prawdopodobieństwo uzyskania prognozy błędnej odpowiada miesiącom okresu wiosennego (R ≈ 50%), natomiast w sezonie letnim ryzyko błędnego prognozowania jest wyraźnie mniejsze (R ≈ 35%).

6. PODSUMOWANIE

Na podstawie analizy wyników obliczeń wartości ryzyka błędnej prognozy zapotrzebowania na gaz dla danego miasta stwierdzono, że:

* Niezależnie od pory roku lub pory dnia prawdopodobieństwo przewyższenia założonej progowej wartości błędu prognozy, czyli wielkości ryzyka średniego R3-9 lub R9 są stałe i wynoszą odpowiednio 22 % i 36 %.
* Spośród pięciu czynników uwzględnianych w modelu prognostycznym największy wpływ na błąd prognozy ma temperatura i pora dnia. Biorąc pod uwagę tylko porę dnia to ryzyko uzyskania prognozy obarczonej błędem większym niż 9% w godzinie szczytu porannego wynosi około 70%. Natomiast ryzyko uzyskania prognozy obarczonej błędem większym niż 9% w miesiącach sezonu wiosennego może wynosić nawet 60%. Najmniejszy wpływ na wielkość ryzyka błędnej prognozy ma dzień tygodnia (R ≈ 35%).
* Ryzyko skumulowane R9,α(t), uwzględniające wpływ wszystkich czynników na wielkość błędnej prognozy zmienia się od 25% do 55%. Większe wartości ryzyka odpowiadają miesiącom sezonu wiosennego i zimowego, a najmniejsze miesiącom letnim. Może to potwierdzać, że większy wpływ na powstanie błędnej prognozy ma temperatura powietrza, zwłaszcza w końcowym okresie sezonu grzewczego.
* Znajomość zmienności skumulowanego ryzyka błędnej prognozy powinna być uwzględniana w procesach decyzyjnych w sytuacjach awaryjnych lub związanych z planowaniem modernizacji sieci.
* Uzyskane wielkości ryzyka skumulowanego na poziomie 25 – 55% wskazują na konieczność poprawy jakości prognozy. Dokładniejsze prognozy zapotrzebowania na gaz można uzyskać na przykład za pomocą modelu sztucznej sieci neuronowej o większej liczbie neuronów w warstwie ukrytej sieci.

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | K. M. Łyp J., „Problematyka prognozowania sezonowej zmienności obciążeń szczytowych krajowego system elektroenergetycznego.,” *Rynek Energii,* nr 1(92), pp. 47-53, 2011. |
| [2] | J. Szoplik, „Zastosowanie metody sztucznych sieci neuronowych do prognozowania obciążenia sieci rurociągów do transportu gazu ziemnego,” *Inżynieria i Aparatura Chemiczna,* nr 6, pp. 572-574, 2013. |
| [3] | B. W., „Metody określania niepewności prognoz krótkoterminowych obciążenia sieci dla modeli neuronowych I neuronowo-rozmytych.,” *Rynek Energii,* nr 1(92), pp. 41-46, 2011. |
| [4] | T. M. G. E. G. I. P. A. Potočnik P., „Forecasting risks of natural gas consumption in Slovenia.,” Energy Policy, 2007, pp. 4271-4282. |
| [5] | S. J., The Gas Transportation in a Pipeline Network, Advances in Natural Gas Technology, D. H. A. (Ed.), Red., InTech, 2012. |
| [6] | S. J., „The steady-state simulations for gas flow in a pipeline network,” w *Chemical Engineering Transaction*, 2010, pp. 1459-1464. |
| [7] | O. M., *Analiza ryzyka w prognozowaniu zapotrzebowania na gaz ziemny.,* Szczecin: Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny w Szczecinie, 2014. |
| [8] | G. I. P. A. Thaler M., „Prediction of energy consumption and risk of excess demand in a distribution system,” *Physica A,* nr 355, pp. 46-53, 2005. |