



Zastosowanie sztucznych sieci neuronowych ANN do prognozowania temperatury powietrza w wyrobiskach ścianowych wietnamskich kopalń antracytu

Truong Tien QUAN¹⁾, Klaudia ZWOLIŃSKA-GLĄDYS²⁾, Rafał ŁUCZAK³⁾, Marek BOROWSKI⁴⁾

¹⁾ Institute of Mining Science and Technology, Hanoi, Vietnam

²⁾ AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków; ORCID: 0000-0003-4581-3489

³⁾ AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków; ORCID: 0000-0001-6897-8679

⁴⁾ AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, Kraków; ORCID: 0000-0003-4736-4824

<http://doi.org/10.29227/IM-2023-02-60>

Submission date: 16-11-2023 | Review date: 29-11-2023

Abstrakt

Aby zaspokoić rosnące zapotrzebowanie Wietnamu na energię, kopalnie zwiększają wydobycie węgla, przez co wzrasta głębokość eksploatacji i zakładane są nowe poziomy wydobywcze na coraz większych głębokościach. Wzrost intensywności i efektywności wydobywania może być realizowany poprzez wydajne kompleksy ścianowe o dużej mocy elektrycznej maszyn i urządzeń. Warunki klimatyczne w Wietnamie, warunki geologiczne zalegania pokładów węgla, głębokości eksploatacji, zastosowanie maszyn o większej mocy elektrycznej, mechanizacja robót górniczych przyczyniają się do wzrostu temperatury powietrza w podziemnych wyrobiskach górniczych. W celu zapewnienia wymaganych warunków pracy górników należy zwiększyć efektywność wentylacji wyrobisk. Niestety nie zawsze jest to niewystarczające dla zapewnienia wymaganych warunków i konieczne jest zastosowanie układów chłodzenia powietrza z wykorzystaniem systemów klimatyzacji. Na zmiany temperatury powietrza w wyrobiskach górniczych wpływa wiele czynników naturalnych i technicznych oraz organizacyjnych, które trudno je ująć metodami analitycznymi. Dlatego do prognozowania temperatury zaproponowano metodę opartą na modelu sztucznej sieci neuronowej ANN, która umożliwia prognozowanie temperatury w powietrza wyrobisk ścianowych. Wyniki prognozy temperatury powietrza zostały porównane z danymi pomiarowymi. Z przeprowadzonych analiz wynika, że dane rzeczywiste i prognozowane są ze sobą zgodne, dlatego przedstawiona metoda może być wykorzystana jako narzędzie służb górniczych w walce z zagrożeniem klimatycznym w wyrobiskach podziemnych.

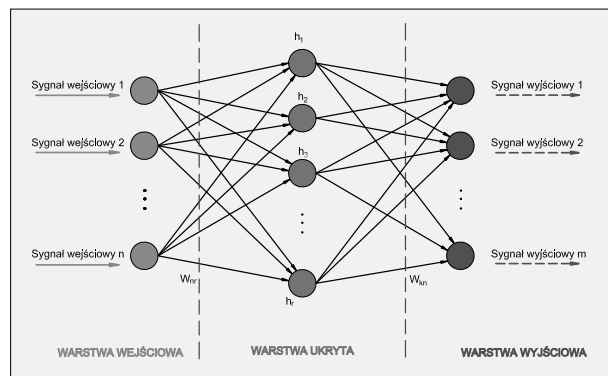
Słowa kluczowe: kopalnie antracytu, zmechanizowane systemy eksploatacji, warunki klimatyczne, prognozowanie temperatury, sztuczne sieci neuronowe (ANNs)

1. Wprowadzenie

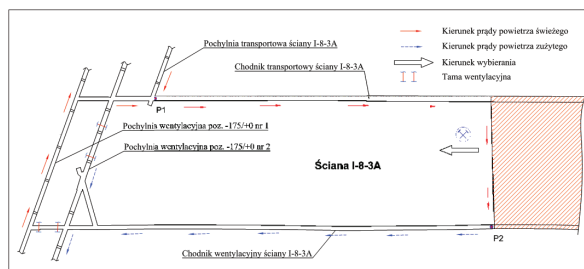
Zgodnie z obowiązującymi w Wietnamie przepisami dopuszczalna temperatura powietrza w miejscu pracy w kopalniach podziemnych nie powinna przekraczać 30°C [1, 2]. W celu osiągnięcia wymaganych przepisami warunków klimatycznych w wyrobiskach górniczych, konieczne jest zapewnienie wymaganego rozplywu powietrza lub zastosowanie urządzeń chłodniczych [3]. Jednak w warunkach kopalń podziemnych zapewnienie wymaganych i niezmiennych w czasie warunków mikroklimatu na stanowiskach pracy nie jest możliwe. Prognozowanie temperatury powietrza na wylocie ze ścian daje podstawę do zaprojektowania odpowiednio wydajnego systemu wentylacji lub systemu chłodzenia powietrza w rejonie albo na stanowiskach pracy. Efektem tego jest właściwy dobór systemów przewietrzania powietrza, dobór właściwych urządzeń chłodniczych oraz czujników monitorujących temperaturę i prędkość przepływu powietrza.

Przedstawione w artykule badania dotyczą prognozowania temperatury powietrza w wyrobiskach górniczych podziemnych kopalń za pomocą różnych metod analitycznych. Od 1919 r. w Republice Południowej Afryki rozpoczęto badania nad termodynamicznymi prawami przepływu powietrza w kopalni podziemnej. W swoim artykule Jappe [4] przedstawił wyniki modelowania temperatury powietrza

w wyrobisku górniczym, natomiast Starfield [5] zastosował metodę różnic skończonych do obliczenia temperatury powietrza wyrobisk podziemnych, a za pomocą modelu matematycznego sporządzono uproszczoną zależność do szybkiego prognozowania temperatury powietrza według termometru suchego i wilgotnego. Stokes i in. [6] prognozowali temperaturę, wilgotność powietrza i inne parametry klimatyczne za pomocą symulacji numerycznej. W swojej pracy Kertikov [7] stworzył model matematyczny temperatury i wilgotność powietrza w drażonym wyrobisku górniczym. Parametry powietrza w wyrobiskach korytarzowych był również prognozowane za pomocą oprogramowania CLIMSIM opracowanego w Uniwersytecie w Nottingham [8]. Model CLIMSIM został opracowany w celu symulacji warunków klimatycznych w wyrobiskach z opływowym prądem powietrza. W 2004 roku autorzy zmodyfikowali model matematyczny, aby prognozować warunki klimatyczne w wyrobiskach ślepych z wentylacją odrębną [9]. Opracowano model parametrów środowiskowych i klimatycznych w wyrobiskach kopalnianych, który zapisano w języku C++ [10]. W modelach prognozowania temperatury w wyrobiskach wykorzystuje się zasadę zachowania energii i konieczne jest uwzględnienie źródeł ciepła, takich jak autokompresja powietrza, maszyny i urządzenia górnicze oraz dopływ ciepła z górotworu itp.



Rys. 1. Uproszczony schemat sieci neuronowych
Fig. 1. Simplified diagram of neural networks



Rys. 2. Schemat przewietrzania rejonu ściany I-8-3A pokładu nr 8 w kopalni Vang Danh [15]
Fig. 2. Diagram of the ventilation of the I-8-3A longwall area of the No. 8 seam at the Vang Danh mine [15]

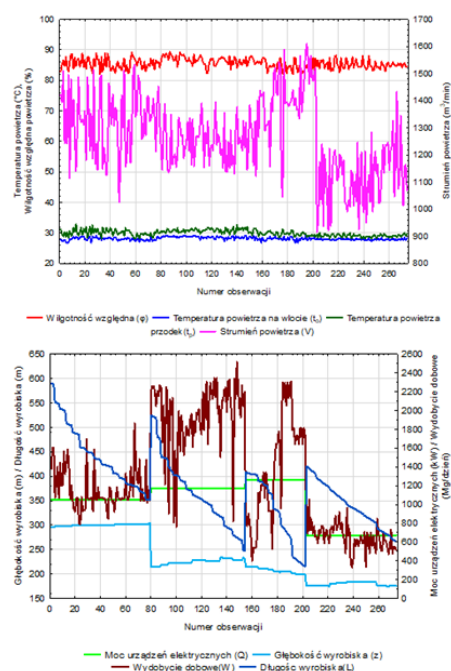
Do prognozowania temperatury powietrza wykorzystuje się metody empiryczne, takie jak metoda PTO (wg GIG), metoda opracowana przez J. Waclawika czy metody A.F. Voropaeva i J. Vossa. Ponieważ, metody empiryczne nie zawsze się sprawdzają, co wynika z wpływu wielu czynników naturalnych i technicznych i dlatego coraz częściej stosowaną metodą prognozowania zmian temperatury powietrza są sieci neuronowe, które pozwalają poznać charakter zmian temperatury i określić wagę różnych czynników mających wpływ na jej wartość i zmienność.

Wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych zostało zaproponowane po raz pierwszy przez McCulloch i Pitts w 1943 roku [11]. Sztuczne sieci neuronowe są alternatywnymi technikami obliczeniowymi wykorzystywanymi w wielu dziedzinach do predykcji oraz klasyfikacji dużych zbiorów danych, ich analizy lub optymalizacji. W ostatnich latach metody sztucznej inteligencji stały się bardzo popularne [12]. Ta technika jest często stosowana do przewidywania temperatury powietrza w kopalniach podziemnych. Sztuczną sieć neuronową (ANN – Artificial Neural Network) opartą na nieliniowym algorytmie autoregresji szeregów czasowych z wejściem zewnętrznym (NARX – Nonlinear Autoregressive Exogenous) zastosowano jako nowatorską metodę prognozowania temperatury w szbach wydobywczych i wentylacyjnych. Procedura przetwarzania informacji, budowa i zasada działania ANN wzorowane są na funkcjonowaniu połączeń układu nerwowego człowieka. Na podstawie dostarczonych zbiorów danych wyznaczane są wagi poszczególnych czynników niezależnych. Znając wagi i sygnały wejściowe (wyniki pomiarów – dane empiryczne), można z pewnym prawdopodobieństwem wyznaczyć sygnał/sygnały wyjściowe. W pracy Roghanchi i Kocsis [13] przedstawiono model ANN oparty na algorytmie NARX służący do prognozy temperatury powietrza na podszybiu.

Istnieje wiele rodzajów sieci neuronowych, różniących się strukturą, sposobem działania i stopniem zaawansowania. Sztuczne sieci neuronowe składają się z trzech rodzajów warstw: wejście, ukryte (pośrednie) i wyjście. Przepływ informacji w sieci zaczyna się w warstwie wejściowej, przechodzi przez warstwy pośrednie i kończy się wyjściową warstwą neuronową. Na rysunku 1 przedstawiono uproszczoną strukturę sieci neuronowej wielowarstwowej.

W zakresie podstawowej klasyfikacji możemy wyróżnić sieci z propagacją wsteczną (BPNN), sieci uogólnionej regresji (ang. Generalized Regression Neural Network – GRNN) oraz sieć radialnych funkcji bazowych (ang. Radial Basis Function Network – RBFN) [14]. Jednym z najbardziej popularnych modeli jest wielowarstwowy model perceptronu (MLP) z algorytmem ze wsteczną propagacją błędów. MLP network składa się z warstwy wejściowej, wyjściowej, a także przynajmniej jednej ukrytej warstwy neuronowej.

W artykule przedstawiono zintegrowane podejście do prognozowania temperatury w wyrobisku i opracowania modelu predykcyjnego z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej. Artykuł obejmuje analizę zależności korelacji między temperaturą powietrza na wlocie ze ścian a zmiennymi niezależnościami, takimi jak temperatura powietrza na wlocie do ściany (to), wilgotność względna powietrza (φ), strumień objętościowy powietrza (V), moc urządzeń elektrycznych pracujących w wyrobisku (Q), głębokość zalegania wyrobiska (z), wydobywanie dobowe (W) i długość wyrobiska (L). Głównym celem analizy jest stworzenie dokładnych modeli ANN służących prognozowaniu temperatury powietrza dla ścian zmechanizowanych w warunkach wietnamskich kopalń podziemnych. Przedstawione modele ANN mogą służyć jako narzędzie dla służb kopalnianych w walce z zagrożeniem klimatycznym w wietnamskich kopalniach podziemnych.



Rys. 3. Wyniki pomiarów przyjętych do analizy (dla czterech kopalni uwzględnianych w badaniu): (a) temperatury powietrza na na wlocie i przodku, strumień powietrza; (b) moc urządzeń elektrycznych, głębokość zalegania oraz długość wyrobisk wykorzystane i wydobywie dobowe dla ścian zmechanizowanych

Fig. 3. Results of measurements accepted for analysis (for the four mines included in the study): (a) air temperatures at the inlet and face, air flow; (b) power of electrical equipment, depth and length of workings used and daily output for mechanized longwalls

2. Wyniki badań wybranych ścian zmechanizowanych w Wietnamie

Badania obejmowały pomiary eksperymentalne w czterech kopalniach w wybranych ścianach zmechanizowanych w Wietnamie. Do końca 2021 roku w większości podziemnych kopalń węgla kamiennego w Wietnamie zastosowano eksploatację zmechanizowaną. Wśród wybranych obiektów znalazły się: Kopalnia Ha Lam, Duong Huy, Vang Danh, Quang Hanh. W przytoczonych przykładach wyrobisk wietnamskich kopalń, ściany zmechanizowane były przewietrzane systemem na U. Strumień objętościowy przepływającego powietrza zmieniał się od 917 do 1609 m³/min. Średnia głębokość zalegania wyrobisk badanych ścian (liczona od powierzchni terenu) zmieniała się w przedziale od 174,4 do 304,6 m. Natomiast dobowe wydobywie węgla z tych ścian wynosiło średnio od około 652 do 1954 Mg. Długość wyrobiska od wlotu chodnika transportowego do wylotu ze ściany wynosi średnio od 326 do 442 m. W kopalni Ha Lam łączna moc urządzeń elektrycznych pracujących w ścianie zmechanizowanej I-11-16 kopalni Ha Lam wynosiła 1503 kW [15]. W Spółce Węglowej Duong Huy w ścianie TT-11-6 łączna moc urządzeń elektrycznych szacowana była na 1389,5 kW [16], podczas gdy dla ściany I-8-3A w kopalni Vang Danh wynosiła 1689 kW [17], a w kopalni Quang Hanh (ściana TT-7-10) 674 kW.

Na rysunku 2 przedstawiono przykładowy schemat przewietrzania rejonu ściany zmechanizowanej I-8-3A w kopalni Vang Danh. Zaznaczono na nim kierunek przepływu powietrza wraz z punktami P1 i P2 miejsca wykonywania pomiarów parametrów powietrza.

W celu stworzenia modelu sztucznej sieci neuronowej do prognozowania temperatury powietrza na wylocie ze ścian, posłużono się danymi punktów pomiarowych P1 i P2 z wyrobisk eksploatacyjnych w czterech kopalniach: Vang

Danh (ściana I-8-3A), Ha Lam (ściana 11-1-16), Duong Huy (ściana TT-11-6) i Quang Hanh (ściana TT-7-10). Przeprowadzone zostały pomiary wentylacyjne (analogicznie jak w kopalni Vang Danh w przedstawionych punktach P1 i P2) obejmujące pomiary prędkości powietrza, pole przekroju poprzecznego wyrobisk w celu obliczenia strumienia objętościowego powietrza (V), pomiary temperatury powietrza na wlocie to oraz na wylocie tp i pomiary wilgotności względnej powietrza (φ). W celu określenia danych wydobywie dobowego (W), mocy urządzeń elektrycznych (Q), głębokości zalegania wyrobisk (z) i długości wyrobisk (L) przeprowadzono analizę raportów kopalnianych dotyczących wydobywie dziennego, dokumentów technicznych urządzeń używanych oraz dokumentów geodezyjnych wyrobisk chodnikowych i ścianowych. Wykorzystane dane pochodzą z okresu pomiarów od maja 2018 roku do września 2020 roku. Wyniki pomiarów temperatury powietrza na wylocie ze ścian oraz parametry powietrza na wlocie, moc źródeł ciepła i głębokość zalegania wyrobisk dla wszystkich 198 obserwacji przedstawiono na rysunku 3.

3. Analiza korelacyjna parametrów

W artykule dokonano oceny wpływu czynników technicznych i parametrów powietrza na zmienność temperatury powietrza na wylocie ze ścian zmechanizowanych. Na podstawie zebranych danych, określono zależności pomiędzy temperaturą powietrza na wylocie, a zidentyfikowanymi parametrami technicznymi wyrobisk górniczych i parametrami termodynamicznymi powietrza. W tym celu przygotowano macierz korelacji (tabela 1), która przedstawia zależności zarówno pomiędzy parametrami wejściowymi jak i poszukiwaną wartością temperatury powietrza opuszczającego rejon ścianę wydobywczej.

Tab. 1. Macierz korelacji utworzona dla ścian zmechanizowanych

Tab. 1. Correlation matrix created for mechanized walls

	t_0	Φ	V	Q	z	W	L	t_p
Temperatura wlotu t_0	1,000							
Wilgotność względna Φ	0,245	1,000						
Strumień wentylacyjny V	0,002	-0,022	1,000					
Moc urządzeń Q	0,333	0,121	0,589	1,000				
Głębokość z	0,009	0,084	0,377	0,390	1,000			
Wydobycie W	0,364	0,208	0,285	0,695	0,151	1,000		
Długość L	0,047	0,224	0,012	0,073	0,546	-0,077	1,000	
Temperatura ściany t_p	0,585	-0,070	-0,052	0,487	0,319	0,463	0,200	1,000

Jak pokazała analiza korelacji, największy wpływ na temperaturę powietrza na wylocie ze ściany ma zmienna temperatura powietrza na wlocie (wartość współczynnika korelacji na poziomie 0,585). W przypadku zależności pomiędzy temperaturą na wylocie a mocą elektryczną urządzeń i wydobywaniem dobowym, współczynniki korelacji są również wysokie i wynoszą odpowiednio 0,487 i 0,463. Najniższe współczynniki korelacji otrzymano dla wilgotności względnej powietrza i strumienia objętościowego przepływającego powietrza. Na kolejnym etapie przedstawiono zależności pomiędzy wartością oczekiwaną a zidentyfikowanymi parametrami niezależnymi. Wartości mocy urządzeń i głębokości zalegania wyrobisk, w przeciwieństwie do temperatury na wylocie zmieniają się w sposób skokowy, stąd też forma graficzna nie odzwierciedla zależności pomiędzy tymi parametrami. Na rysunku 4 przedstawiono zależności pomiędzy poszukiwaną wartością temperatury na wylocie, a pięcioma parametrami, których wartości zmieniają się w sposób ciągły. Wnioskowanie na podstawie prostych zależności nie pozwala na wyciągnięcie wniosków co do charakteru zmian, dlatego w celu poznania mechanizmów zachodzących między tymi zmiennymi, zastosowano metodę sztucznych sieci neuronowych ANN.

4. Modelu ANN prognozy temperatury powietrza na wylocie ze ścian

W celu zweryfikowania dokładności przedstawionych modeli posłużono się czterema wskaźnikami dopasowania, tj.: współczynnik korelacji (r), średni błąd bezwzględny (ang. Mean Absolute Error – MAE), pierwiastek błędu średniokwadratowego (ang. Root Mean Squared Error – RMSE) i średni bezwzględny błąd procentowy (ang. Mean Absolute Percentage Error – MAPE) [18-21]. Wskaźniki obliczone zostały za pomocą poniższych równań (1-4):

$$r = \frac{\text{cov}(E_A, E_P)}{\sigma_{E_A} \cdot \sigma_{E_P}} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |E_{A,i} - E_{P,i}| \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_{A,i} - E_{P,i})^2} \quad (3)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|E_{A,i} - E_{P,i}|}{E_{A,i}} \quad (4)$$

gdzie cov oznacza kowariancję, σ to odchylenie standardowe, n jest całkowitą liczbą obserwacji, E_A to wartość rzeczywista pomiaru, a E_P oznacza wartość przewidywaną.

W oparciu o zebrane dane, przygotowano modele sieci neuronowych wykorzystując pakiet Sieci neuronowe w programie STATISTICA [22]. Funkcję aktywacji i liczbę warstw

ukrytych wybrano za pomocą testów statystycznych metodą najmniejszych kwadratów. W celu zbadano cztery wybrane funkcje aktywacji – liniową, styczną hiperboliczną, logistyczną i wykładniczą. Aby znaleźć optymalną liczbę ukrytych neuronów, w modelach wykorzystano różne liczby neuronów od 5 do 500 oraz przetestowano różne kombinacje funkcji aktywacji i liczby ukrytych neuronów. W pracy wykorzystano algorytm szkoleniowy BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno), w którym dane podzielone zostały na trzy grupy: próbki uczące (70%), testowe (15%) i walidacyjne (15%). Na podstawie współczynnika korelacji wybrano pięć modeli, które opisano w tabeli 2.

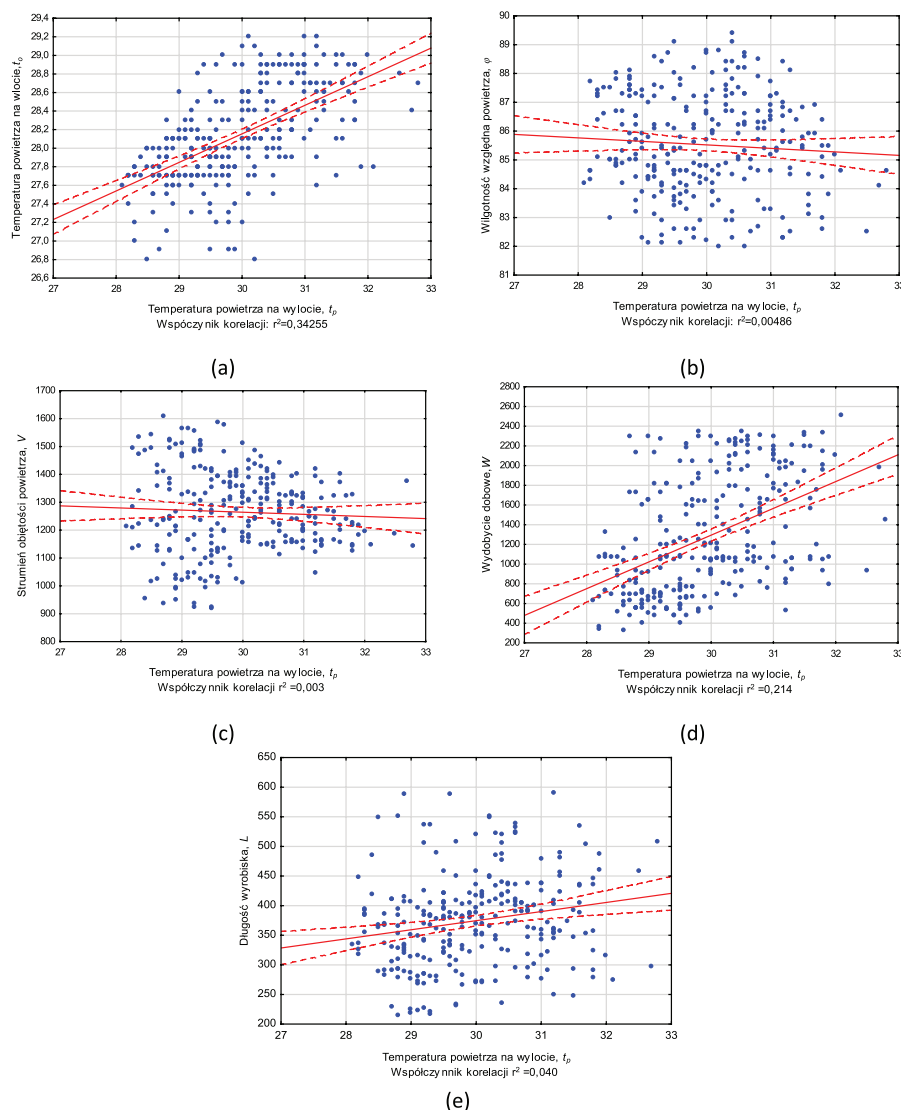
W celu określenia jakości dopasowania określono podstawowe współczynniki opisane w poprzednim rozdziale. Oszacowane wartości dla każdego z pięciu modeli przedstawiono w tabeli 3.

Dla każdego z analizowanych wyników najlepsze dopasowanie uzyskane zostało za pomocą modeli ANN-5 (MLP 7-247-1). Różnice pomiędzy zaproponowanymi modelami były małe, jednak z uwagi na najmniejsze wartości wszystkich wskaźników błędu oraz najwyższy współczynnik korelacji, uznano, że za pomocą tego modelu można uzyskać najbardziej dokładne wartości. Współczynnik dopasowania modelu ANN-5 wyniósł 0,917 przy średnim błędzie 0,31°C i średnim błędzie procentowym wynoszącym 1,03%. Na rysunku 5 przedstawiono porównanie pomiarów rzeczywistych i wyników uzyskanych na podstawie modelu ANN-5.

6. Weryfikacja prognozy temperatury powietrza na przykładzie ściany 11-1-17 w warunkach kopalni Ha Lam

W okresie od lutego 2020 do września 2020 przeprowadzono pomiary parametrów powietrza w rejonie ściany 11-1-17 w kopalni Ha Lam. Średnia długość ściany wynosiła 106,0 m, wysokość 2,6 m. Ściana przewietrzana była na system U. Na rysunku 6 przedstawiono schemat przewietrzania rejonu ściany 11-1-17 pokładu nr 11. Nachylenie podłużne ściany wynosiło 0-6°. Średnia głębokość eksploatacji ściany wynosi ok. 243 m. Charakteryzuje się ona wysoką koncentracją, ponieważ dobowe wydobycie wynosiło średnio ok. 2080 Mg/dobę. Eksploatacja była stosowana systemem ścianowym podbierkowym podłużnym z zawalem stropu w ścianie 11-1-17 w pokładzie nr 11. W tej ścianie zastosowano kompleksową technologię zmechanizowaną. Ścianę wyposażono w:

- kombajn ścianowy MG150/375-W,
- obudowę zmechanizowaną ZF4400/16/28,
- obudowę przejściową ZFG4800/18/28,
- przenośnik ścianowy SGZ630/264 (po i przed obudową).



Rys. 4. Analiza zależności temperatury powietrza na wylocie dla kopalni zmechanizowanych wobec parametrów: (a) temperatury powietrza na wlocie, (b) wilgotności względnej powietrza, (c) strumienia objętości powietrza, (d) wydobywania, (e) długości wyrobiska
 Fig. 4. Analysis of the dependence of air temperature at the outlet for mechanized mines against the parameters: (a) air temperature at the inlet, (b) relative humidity, (c) air flow rate, (d) daily extraction, (e) length of the pit

Całkowita moc elektryczna urządzeń wynosi 903 kW. Dodatkowo w chodniku transportowym pracował przenośnik taśmowy typu DSJ100/80/110, przenośnik typu SZZ630/110, kruszarka urobku typu PLM800 i inne urządzenia elektryczne o całkowitej mocy 273 kW.

Wyniki prognozy temperatury powietrza na wylocie ze ściany na podstawie modeli sztucznej sieci neuronowej przedstawiono na rysunku 7.

Na podstawie uzyskanych wyników można stwierdzić, że otrzymane wyniki prognozy temperatury powietrza na wylocie ze ściany z zadowalającą dokładnością odzwierciedlają rzeczywiste wyniki uzyskane z pomiarów in situ. Średnia odchyłka wynosi 0,80°C (2,66%) natomiast największa odchyłka jest równa 1,51°C (5,10%). Przedstawiony model ANN będzie uczony na podstawie nowych (dodatkowych) danych w procesie prognozowania temperatury powietrza na wylocie ze ścian wydobywczych dla istniejących obszarów w wietnamskich kopalniach, co pozwoli na jego udoskonalenie w przyszłości.

6. Podsumowanie

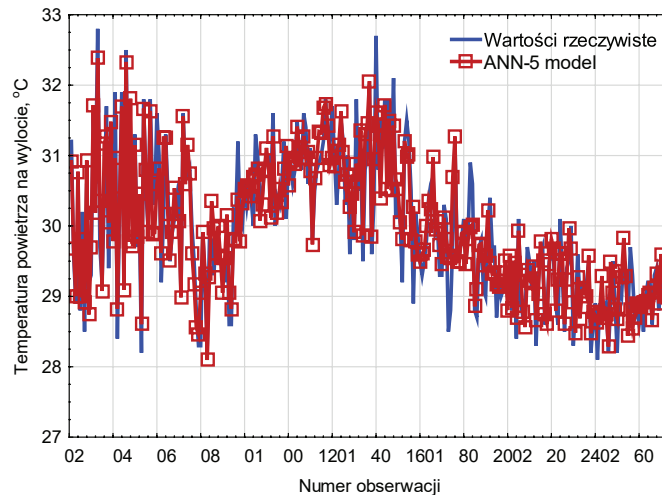
Prognozowanie temperatury powietrza w ścianach eksploatacyjnych jest kluczowe dla zapewnienia odpowiednich warunków na stanowiskach pracy w kopalniach podziemnych, doboru strumienia powietrza, systemu wentylacji oraz ewentualnie sposobu chłodzenia powietrza. Mając na uwadze jak wiele czynników naturalnych i technicznych wpływa na zmiany temperatury oraz że nie zawsze metody empiryczne sprawdzają się w prognozowaniu, zaproponowano metodę sztucznych sieci neuronowych ANN. Metoda ta pozwala na rozpoznanie wzorca zmian temperatury powietrza w ścianowych wyrobiskach. Dlatego na przykładzie ANN, można uzyskać wysoką dokładność modelowania zmian temperatury oraz prognozowania, co ma kluczowe znaczenia dla oceny warunków klimatycznych w podziemnych wyrobiskach.

W zastosowanym modelu wykorzystano kilka zmiennych oraz ograniczoną ilość pomiarów osiągając wymaganą zmienność i dokładność wyników. Pozwala to na stwierdzenie, że zwiększenie ilości danych i włączenie do analizy innych

Tab. 2. Wybrane konfiguracje modeli

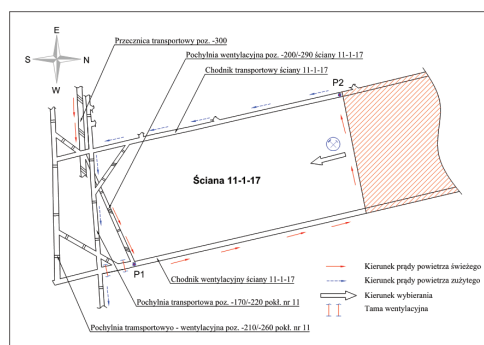
Tab. 2. Selected model configurations

Numer modelu	Nazwa sieci	Funkcja aktywacyjna warstwy ukrytej	Liczba neuronów ukrytych	Funkcja aktywacyjna warstwy wyjściowej
ANN-1	MLP 7-195-1	Wykładnicza	195	Logistyczna
ANN-2	MLP 7-144-1	Wykładnicza	144	Tanh
ANN-3	MLP 7-203-1	Logistyczna	203	Linijowa
ANN-4	MLP 7-123-1	Tanh	123	Tanh
ANN-5	MLP 7-247-1	Tanh	247	Linijowa



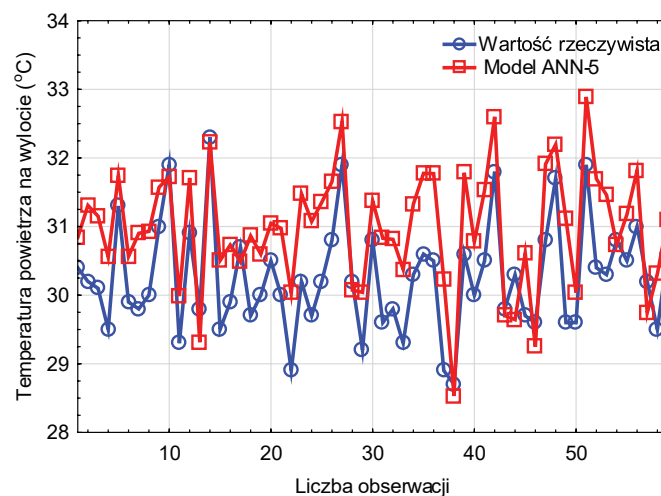
Rys. 5. Porównanie pomiarów rzeczywistych i wyników uzyskanych przy wykorzystaniu modelu ANN-5

Fig. 5. Comparison of actual measurements and results obtained using the ANN-5 model



Rys. 6. Schemat przewietrzania rejonu ściany 11-1-17 w kopalni Ha Lam [15]

Fig. 6. Ventilation scheme for the area of longwall 11-1-17 in Ha Lam mine [15]



Rys. 7. Rozkład temperatury powietrza na wylocie ze ściany 11-1-17 w kopalni Ha Lam na podstawie pomiarów i na podstawie wyników modelu prognozowania

Fig. 7. Distribution of air temperature at the outlet of longwall 11-1-17 in Ha Lam mine based on measurements and on the results of the forecasting model

Tab. 3. Wskaźniki dokładności przygotowanych modeli

Tab. 3. Accuracy rates of prepared models

Numer modelu	r	MAE	RMSE	MAPE
ANN-1	0,908	0,325	0,417	1,08%
ANN-2	0,906	0,327	0,421	1,09%
ANN-3	0,908	0,324	0,418	1,08%
ANN-4	0,909	0,316	0,415	1,05%
ANN-5	0,917	0,310	0,398	1,03%

czynników umożliwi uzyskanie większej dokładności prognozowania temperatury powietrza w wyrobiskach. Metoda prognozowania jest niezwykle cenna, gdyż pozwala na wskazanie, który z czynników ma istotne wpływa na temperaturę powietrza, a to pozwala na przeciwdziałanie zagrożeniom klimatycznym.

Na podstawie czterech wskaźników: współczynnik korelacji, średni błąd bezwzględny, pierwiastek błędu średniokwadratowego i średni bezwzględny błąd procentowy wybrano pięć modeli. Model ANN-5 (MLP 7-247-1) został wybrany jako najbardziej odpowiedni i skuteczny. Wykorzystując

otrzymany model ANN-5 wykonano prognozę temperatury powietrza na wylocie ze ściany zmechanizowanej 11-1-17 w kopani Ha Lam. Wyniki prognozy temperatury powietrza na wylocie ze ścian uzyskały zadowalającą dokładność z średnią odchyłką 2,66%. Prognozowanie z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej daje możliwość dostosowywania metody prognozy do coraz to nowych warunków górniczych. Jednocześnie jest ono podstawą do opracowania pełniejszych metod kontrolowania temperatury powietrza w warunkach kopalń podziemnych w Wietnamie.

Literatura – References

1. Q. Truong Tien, R. Łuczak, i P. Życzkowski, „Climatic hazard assessment in selected underground hard coal mines in Vietnam”, *Inż. Miner.*, nr 2, s. 155–163, 2019, doi: <http://doi.org/10.29227/IM-2019-02-67>.
2. Ministry of Industry and Trade of Vietnam, „National technical regulation on safety in underground coal mining QCVN 01: 2011 / BCT (Issued together with Circular No. 03/2011 / TT-BCT of February 15, 2011) of the Minister of Industry and Trade). Bộ Công thương Việt Nam: Quy chuẩn kỹ thuật quốc gia về an toàn trong khai thác than hầm lò QCVN 01:2011/BCT (Ban hành kèm theo thông tư số 03/2011/TT-BCT ngày 15 tháng 02 năm 2011 của Bộ trưởng Bộ Công thương)”. 2011.
3. M. Borowski, Q. Truong Tien, R. Łuczak, i P. Życzkowski, „Selection and calculation of air cooling solutions in underground coal mines in Vietnam”, *Inż. Miner.*, t. no. 2, 2, s. 237–244, 2020, doi: <http://doi.org/10.29227/IM-2020-02-68>.
4. C. W. Biccard Jeppe, „The estimation of ventilation air temperatures in deep mines”, *J. Chem. Metall. Min. Soc. South Afr.*, t. 40, nr 1, 1939.
5. A. M. Starfield, „A Rapid Method of Calculating Temperature increases along Mine Airways”, *J. SOUTH Afr. Inst. Min. Metall.*, s. 7.
6. M. Stokes, A. J. Ross, M. A. Tuck, i I. S. Lowndes, „Computer Simulation of Climatic Conditions in Rapid Development Drivages”, *Proc. 6th Int. Mine Vent. Congr. SME Littleton CO*, s. 283–288, 1997.
7. V. Kertikov, „Air temperature and humidity in dead-end headings with auxiliary ventilation”, *Proc. 6th Int. Mine Vent. Congr. SMME Littleton CO USA*, s. 269–276, 1997.
8. K. L. Gibson, „The computer simulation of climatic conditions in underground mines.”, Ph.D., University of Nottingham, 1976. Dostęp: luty 26, 2021. [Online]. Dostępne na: <https://ethos.bl.uk/OrderDetails.do?uin=uk.bl.ethos.456575>
9. I. S. Lowndes, A. J. Crossley, i Z.-Y. Yang, „The ventilation and climate modelling of rapid development tunnel drivages”, *Tunn. Undergr. Space Technol.*, t. 19, nr 2, s. 139–150, mar. 2004, doi: 10.1016/j.tust.2003.09.003.
10. W. Lyu, S. Cai, P. Yang, i Y. Zhang, „Underground environment parameter prediction in a deep mine”, 2017, s. 949–960. doi: DOI: 10.36487/ACG_rep/1704_65_Lyu.
11. W. S. McCulloch i W. Pitts, „A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”, s. 19.

12. M. Borowski i K. Zwolińska, „Prediction of Cooling Energy Consumption Using a Neural Network on the Example of the Hotel Building”, *Proceedings*, t. 58, nr 1, s. 21, wrz. 2020, doi: 10.3390/WEF-06917.
13. P. Roghanchi i K. C. Kocsis, „Quantifying the thermal damping effect in underground vertical shafts using the non-linear autoregressive with external input (NARX) algorithm”, *Int. J. Min. Sci. Technol.*, t. 29, nr 2, s. 255–262, mar. 2019, doi: 10.1016/j.ijmst.2018.06.002.
14. S. Kalogirou, *Artificial Intelligence in Energy and Renewable Energy Systems*. New York, NY, USA,: Nova Science Publishers, 2007.
15. Vinacomin-Ha Lam Joint Stock Company, „Explanatory statement about exploiting the longwall of CGH 11-1-16 in the coal seam 11 in the Ha Lam mine, Quang Ninh. (Công ty than Hà Lâm, Thuyết minh khai thác lò chợ CGH 11-1-16 vỉa 11, Quảng Ninh).” Document is not public, 2018.
16. Mining Safety Center -Institute of Mining Science and Technology - Vinacomin, „Investigation of air composition parameters in the longwall TT-11-6 in the coal seam 11 in the central part of the Duong Huy mine, Quang Ninh (Khảo sát các thông số của thành phần không khí tại khu vực lò chợ TT-11-6, vỉa 11, khu Trung Tâm, mỏ than Dương Huy, Quảng Ninh).” Document is not public, 2020.
17. Mining Safety Center -Institute of Mining Science and Technology - Vinacomin, „Investigation of air temperature in the longwall I-8-3A in the area Gieng Vang Danh, Vang Danh mine, QuangNinh. (Khảo sát thành phần không khí khu vực lò chợ I-8-3A - Phần lò Giếng, Mỏ than Vàng Danh, Quảng Ninh).” Document is not public, 2019.
18. D. Zhao, M. Zhong, X. Zhang, i X. Su, „Energy consumption predicting model of VRV (Variable refrigerant volume) system in office buildings based on data mining”, *Energy*, t. 102, s. 660–668, maj 2016, doi: 10.1016/j.energy.2016.02.134.
19. P. Lara-Benítez, M. Carranza-García, J. M. Luna-Romera, i J. C. Riquelme, „Temporal Convolutional Networks Applied to Energy-related Time Series Forecasting”, *MATHEMATICS & COMPUTER SCIENCE*, preprint, mar. 2020. doi: 10.20944/preprints202003.0096.v1.
20. T. Liu, Z. Tan, C. Xu, H. Chen, i Z. Li, „Study on deep reinforcement learning techniques for building energy consumption forecasting”, *Energy Build.*, t. 208, s. 109675, luty 2020, doi: 10.1016/j.enbuild.2019.109675.
21. Ö. A. Dombaycı, „The prediction of heating energy consumption in a model house by using artificial neural networks in Denizli–Turkey”, *Adv. Eng. Softw.*, t. 41, nr 2, s. 141–147, luty 2010, doi: 10.1016/j.advengsoft.2009.09.012.
22. „Statsoft”, <https://www.statsoft.pl/textbook/stathome.html>.

Application of ANN Artificial Neural Networks to Predict Air Temperature in Longwall Workings of Vietnamese Anthracite Mines

To meet Vietnam's growing energy demand, mines are increasing coal extraction, which results in growing depth of exploitation and establishing new mining levels at greater depths. An increase in the intensity and efficiency of mining can be achieved through efficient longwall complexes with high electrical power of machines and devices. Climatic conditions in Vietnam, geological conditions of coal seams, exploitation depth, use of machines with higher electrical power, and mechanization of mining work contribute to the increase in air temperature in underground mine workings. To ensure the required working conditions for miners, the efficiency of mine workings ventilation should be increased. Unfortunately, this is not always sufficient to ensure the required conditions, and it is necessary to use air cooling systems using air conditioning systems. Changes in air temperature in mining excavations are influenced by many natural, technical, and organizational factors, which are difficult to capture using analytical methods. Therefore, a method based on the ANN artificial neural network model was proposed for temperature forecasting, which enables forecasting the air temperature in mechanized and non-mechanized longwall workings. The air temperature forecast results were compared with measurement data. The analyses show that the actual and forecast data correspond with each other. Therefore, the presented method can be used as a tool for mining services in the fight against the climate threat in underground mines.

Keywords: anthracite mines, mechanized mining systems, climatic conditions, temperature forecasting, artificial neural networks (ANNs)