

Wykorzystanie probabilistycznych sieci neuronowych do wyznaczania ryzyka powstania szkód w budynkach poddanych wstrząsom górniczym

Probabilistic neural networks in the assessment of the risk of damage to buildings subject to mining tremors



*Mgr inż. Michał Witkowski**



*Dr inż. Janusz Rusek**

Treść: W pracy przedstawiono metodykę pozwalającą na wyznaczenie ryzyka powstania szkód górniczych w budynkach o tradycyjnej konstrukcji murowanej w przypadku silnych wstrząsów górniczych. Podstawą do analiz była baza danych o zgłoszeniach uszkodzeń, jakie wystąpiły po wstrząsach z 20.02.2002 r., 16.05.2004 r. oraz 21.05.2006 r. (LGOM Polkowice) W oparciu o te dane utworzono model klasyfikacyjny w postaci probabilistycznej sieci neuronowej (PNN - Probabilistic Neural Network). Bazując na wynikach wcześniejszych prac, w modelu ujęto konstrukcyjne i geometryczne cechy budynków oraz ich zabezpieczenia przeciwko wstrząsom górniczym. Powstały klasyfikator pozwala na wskazanie prawdopodobieństwa powstania szkody przy zadanym zestawie zmiennych wejściowych. Probabilistyczna notacja modelu daje możliwość efektywnego szacowania prawdopodobieństwa wystąpienia szkody w analizie dużych grup obiektów budowlanych zlokalizowanych w obszarze oddziaływań parasejsmicznych. Pozwolić to może z kolei na oszacowanie, z odpowiednim prawdopodobieństwem, nakładów finansowych, które zakład górniczy powinien zabezpieczyć na usunięcie spodziewanych szkód górniczych.

Abstract: This paper presents a methodology that allows to determine the risk of mining damage in buildings of conventional brickwork in the case of strong mining tremors. The basis for the analysis was the database on notifications of damage occurring after the upheavals of 20 February 2002, 16 May 2004 and 21 May 2006 (LGOM – Polkowice). Based on these data classification a model in the form of a probabilistic neural network (PNN) was developed. Basing on the results of the previous papers, the model includes structural and geometric characteristics of the buildings and their protection against mining tremors. The probability of damage at a given set of input variables can be indicated owing to the obtained classifier. An efficient way to estimate the probability of damage in the analysis of large groups of buildings located in the area of paraseismic interaction can be obtained by the use of a probabilistic notation model. Due to PNN the financing costs of removing the anticipated mining damage can be estimated with an appropriate probability.

Słowa kluczowe:

obiekty budowlane, wstrząsy górnicze, ryzyko, szkody górnicze, probabilistyczne sieci neuronowe, PNN

Key words:

building structures, mining tremors, risk, mining damage, probabilistic neural network, PNN

1. Wprowadzenie

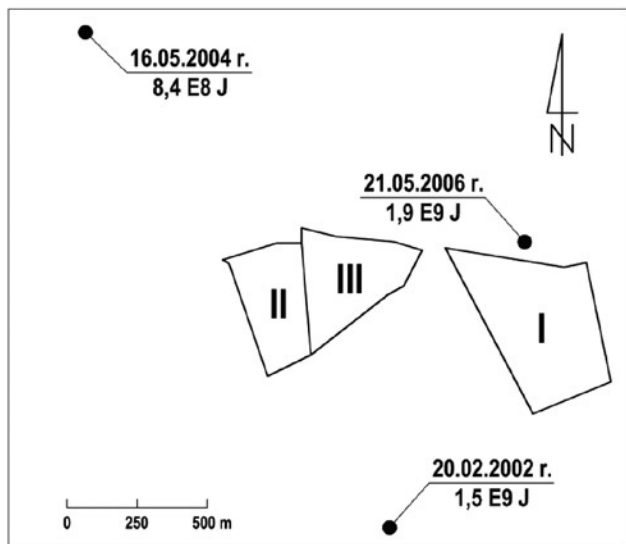
W dniach 20.02.2002 r., 16.05.2004 r. i 21.05.2006 r., na obszarze LGOM miały miejsce wysokoenergetyczne wstrząsy górnicze, które objęły swym oddziaływaniem m.in. zabudowę miasta Polkowice. Ich energia wynosiła odpowiednio $1,5 \times 10^9$ J, $8,4 \times 10^8$ J oraz $1,9 \times 10^9$ J. (Zembaty 2004).

Lokalizację epicentrow analizowanych wstrząsów w odniesieniu do zabudowy badanych osiedli pokazano na rys. 1.

Wstrząsy te uruchomiły lawinę zgłoszeń dotyczących uszkodzeń budynków. Znaczna ich część została zakwalifikowana jako szkody górnicze.

Zgromadzony w tym okresie materiał badawczy pozwolił na stworzenie bazy danych odnośnie stanu badanej zabudowy oraz potencjalnych przyczyn powstałych nieprawidłowości. Oprócz odnotowanych zgłoszeń oraz ich kwalifikacji jako

*) AGH w Krakowie



Rys. 1. Lokalizacja epicentrów analizowanych wysokoenergetycznych wstrząsów górniczych oraz zabudowy badanych osiedli

Źródło: (Witkowski, Wodyński 2015)

Fig. 1. Location of the analyzed epicenters of high-energy mining tremors, and the studied settlements.

Source: (Witkowski, Wodyński 2015)

szkody górnicze lub nie, w bazie danych zgromadzone informacje na temat konstrukcji obiektów, ich geometrii, rodzaju zabudowy i zakresu zabezpieczeń profilaktycznych na deformacje ciągle terenu oraz wpływy dynamiczne. Wstępna analiza bazy danych (Witkowski, Wodyński 2015) pozwoliła wytypować te cechy badanych obiektów, które pozostają w relacji z faktem powstania szkody górniczej w budynku w następstwie wstrząsu górniczego. Podjęto więc badania, których celem była budowa systemu decyzyjnego, pozwalającego na wskazanie ryzyka powstania w budynkach uszkodzeń, kwalifikowanych jako szkody górnicze. System taki, w przypadku wystąpienia wstrząsu o energii z zakresu analizowanych w pracy zjawisk sejsmicznych, powinien pozwolić na oszacowanie ryzyka pojawienia się szkód górniczych w analizowanym obiekcie. Z uwagi na fakt, iż ryzyko jest najczęściej definiowane w notacji probabilistycznej (Sundararajan 1995), zdecydowano o wykorzystaniu *Probabilistycznych Sieci Neuronowych PNN*.

2. Metodyka badań

Sztuczne sieci neuronowe stanowią uniwersalne aproksymatory i klasyfikatory problemów wielowymiarowych (Osowski 2013). Z uwagi na fakt, iż struktury te składają się z wielu niezależnych jednostek obliczeniowych współdziałających ze sobą równolegle, możliwe jest modelowanie złożonych procesów nieliniowych. Dodatkowo, sieci o odpowiednio dobranej liczbie warstw ukrytych mogą realizować odwzorowanie nad dowolnie wydzielonym obszarem przestrzeni wejściowej (Łęski 2008). Istotne jest również, że oprócz danych uczących, walidacyjnych i testowych nie istnieje konieczność zadawania startowej formy ostatecznego odwzorowania.

W przypadku rozważanego w pracy problemu klasyfikacji do badań wytypowano *probabilistyczne sieci neuronowe (PNN)*. Mogą one być stosowane zarówno w problemach klasyfikacji, jak i regresji. W odróżnieniu od innych sztucznych sieci neuronowych (np. *MLP – Multilayer Perceptron*

lub *RBF – Radial Basis Neural Network*), zaletą sieci *PNN* jest możliwość interpretowania jej struktury jako warunkowego rozkładu prawdopodobieństwa dla zmiennej zależnej. Budowa takich sieci nie wymaga uczenia, które jest obecne w większości innych sieci jednokierunkowych. Główną rolę przy projekcji danego wektora wejściowego \mathbf{X} w trakcie symulacji sieci, pełnią rozmieszczone na palecie wzorców treningowych gaussowskie funkcje jąder (Rutkowski 2012).

Probabilistyczna sieć neuronowa (*PNN*) składa się z czterech warstw obliczeniowych: wejściowej, wzorców (składowe funkcje jądro estymujące gęstość prawdopodobieństwa dla poszczególnych kategorii), sumacyjnej oraz wyjściowej (Specht 1990).

Dysponując ustaloną siecią można symulować odpowiedź układu na zadany wielowymiarowy wektor wejściowy $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_n)^T \in R^n$.

Następnie w warstwie wzorców, dla zadanego na wejściu wektora \mathbf{X} wyznaczane są wartości każdej funkcji jądrowej $F_{ki}(\mathbf{X})$. Uzyskuje się tym samym wartość aktywacji poszczególnych funkcji jąder. Jednostki obliczeniowe w warstwie wzorców są podzielone na $k = 1..K$ grup, odpowiadających poszczególnym kategoriom na wyjściu sieci.

Poszczególne funkcje jądrowe są krzywymi Gaussa zapisanymi w postaci:

$$F_{ki}(\mathbf{X}) = \frac{1}{(2\pi\sigma)^{n/2}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_{ki}\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

gdzie:

σ – szerokość (parametr rozmycia) funkcji jądra,

$\mathbf{X}_{ki} \in R^n$ – wzorec w przestrzeni wejściowej stanowiący centrum funkcji jądrowej F_{ki} .

W bloku sumacyjnym dla każdej wydzielonej podgrupy neuronów wzorcowych, reprezentujących K różnych kategorii w obszarze danej kategorii ($k = 1..K$), następuje sumowanie wartości aktywacji neuronów. Przebieg sumowania można zapisać w postaci:

$$G_k(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{M_k} w_{ki} F_{ki}(\mathbf{X}) \quad k \in \{1, \dots, K\} \quad (2)$$

gdzie:

M_k – liczba neuronów z warstwy wzorców przypisanych do rozpoznawania kategorii k ,

w_{ki} – nieujemne współczynniki ważące spełniające założenie:

$$\sum_{i=1}^{M_k} w_{ki} = 1.$$

Ostateczny wynik klasyfikacji wzorca \mathbf{X} prezentowanego na wejściu sieci *PNN*, uzyskuje się na zasadzie porównania wyznaczonych wartości G_k w warstwie sumacyjnej oraz wyboru tej kategorii k , dla której G_k uzyskała wartość największą (Rutkowski 2012, Specht 1990):

$$C(\mathbf{X}) = \arg \max_{1 \leq k \leq K} (G_k) \quad (3)$$

3. Budowa sieci PNN

Badania przeprowadzono na podstawie bazy zgłoszeń uszkodzeń budynków jednorodzinnych na terenie Polkowic po wstrząsach z 20.02.2002 r. 16.05.2004 r. i 21.05.2006 r. Analizie poddano zgłoszenia po pierwszym z tych wstrząsów oraz po ostatnim. Łączna liczba analizowanych przypadków wyniosła odpowiednio 222 i 284. Zestaw danych wejściowych stanowiły zmienne opisujące:

- rodzaj zabudowy (r_1),
- kształt bryły budynku zgodnie z (Instrukcja ... 2000) (k_{12}),

- konstrukcję ścian fundamentowych lub piwnicznych (s_{cp}),
- konstrukcję ścian wyższych kondygnacji (s_{cw}),
- konstrukcję stropów (s_r),
- zróżnicowanie poziomów stropów (z_{ps}),
- zabezpieczenia budynku na wpływy oddziaływań parasejsmicznych (z_w).

Zbiór danych został podzielony na zbiór treningowy i testowy. Zbiór testowy nie był wykorzystywany w trakcie uczenia sieci i służył jedynie do oceny własności generalizacyjnych utworzonego modelu PNN. Na bazie tak wyłonionych zestawów danych podjęto budowę dwóch modeli klasyfikacyjnych.

W procesie budowy sieci PNN przyjmowana jest, w sposób arbitralny, wartość parametru określającego szerokość Gaussowskiej funkcji jądra σ . Szerokość funkcji jąder została wyłoniona na drodze sukcesywnego sprawdzania zachowania sieci dla wstępnie przyjętego zakresu wartości parametru σ . Jako wartość kryterialną na tym etapie przyjęto procentową trafność klasyfikacji wzorców dla zbioru treningowego, jak i dla specjalnie wydzielonego zbioru walidacyjnego. Ostatecznie, dla dwóch sieci PNN wyłoniono wartości parametrów σ , które skutkują uzyskaniem największej trafności klasyfikacji modelu dla zbioru walidacyjnego oraz najmniejszej różnicy w porównaniu ze zbiorem treningowym, zwiększając tym samym własności generalizacyjne sieci.

Ostatecznie utworzono dwie sieci PNN, których procentowa trafność klasyfikacji, zarówno dla zbiorów treningowych, jak i testowych osiągnęła zadowalający poziom wynoszący około 70÷75% poprawnie sklasyfikowanych przypadków.

4. Probabilistyczna interpretacja modelu w ocenie ryzyka powstania szkód górniczych

Aby przedstawić możliwość wykorzystania sieci PNN w problemie oceny ryzyka powstania szkód górniczych,

przeprowadzono symulację utworzonych modeli. Symulacja miała na celu uszczegółowienie wyników klasyfikacji o odpowiadające im wartości prawdopodobieństwa. W tym celu wygenerowano 768 zestawów zmiennych wejściowych, które w całości pokrywały analizowaną przestrzeń zmiennych. Utworzone przypadki stanowiły odrębne punkty, równomiernie rozłożone w przestrzeni wejściowej. Liczba przypadków wynikała z kombinacji wszystkich analizowanych zmiennych i występujących w nich stanów.

Wyznaczenie prawdopodobieństwa dla wyników klasyfikacji sieci PNN polega na uśrednieniu wartości zaktywowanych jąder gaussowskich występujących w przedostatniej warstwie sieci (Rutkowski 2012, Specht 1990). Tym samym klasyfikacja danego przypadku i przypisanie mu prawdopodobieństwa stanowi immanentną cechę modelu klasyfikacyjnego.

W tabeli 1 przedstawiono wyniki tak przeprowadzonej symulacji. Prezentowane wyniki są efektem kumulacji wszystkich przypadków wykorzystanych do symulacji modelu. Tym samym, dla poszczególnych stanów każdej z analizowanych zmiennych, są to wartości średnie z uzyskanych prawdopodobieństw powstania szkody górniczej.

Na podstawie wyników zestawionych w tabeli 1 można stwierdzić, że istnieje wyraźna tendencja polegająca na zwiększeniu ryzyka powstania szkody górniczej wraz z następstwem kolejnych wstrząsów górniczych. Tendencja ta jednak, na przestrzeni lat 2002 do 2006, nie wykazuje istotnej zależności z konstrukcją obiektu, jego geometrią lub zabezpieczeniami. Można przypuszczać, iż zgromadzony materiał badawczy ma niepewny charakter, wynikający z subiektywnych reakcji właścicieli budynków zgłaszających fakt pojawienia się uszkodzeń.

W tabeli 2 przedstawiono przykład działania modelu PNN dla wybranego pojedynczego budynku. Wynik zależny jest od zmiennych wskazujących na konstrukcję obiektu, jego geometrię i fakt istnienia, bądź nie, zabezpieczeń na wpływy

Tabela 1. Wartości prawdopodobieństwa powstania szkody górniczej dla poszczególnych zmiennych ujętych w modelu PNN

Table 1. The values of the probability of the mining damage for the variables included in the PNN model

Zmienna	Stan zmiennej	Prawdopodobieństwo powstania szkody górniczej - 2002	Prawdopodobieństwo powstania szkody górniczej – 2002/2006
Rodzaj zabudowy r_z	<i>wolno stojąca</i>	0,115	0,314
	<i>szeregowa</i>	0,165	0,370
Kształt bryły budynku k_{sz}	<i>prosty zwarty</i>	0,076	0,268
	<i>prosty wydłużony</i>	0,114	0,337
	<i>ślabo rozczłonkowana, zwarta</i>	0,147	0,340
	<i>ślabo rozczłonkowana, wydłużona</i>	0,162	0,362
	<i>silnie rozczłonkowana, zwarta</i>	0,152	0,338
	<i>silnie rozczłonkowana, wydłużona</i>	0,179	0,405
Konstrukcja ścian fundamentowych s_{cp}	<i>betonowe monolityczne</i>	0,116	0,325
	<i>bloczki betonowe</i>	0,161	0,359
Konstrukcja ścian wyższych kondygnacji s_{cw}	<i>pustaki żużlobetonowe</i>	0,060	0,209
	<i>bloczki betonowe</i>	0,217	0,473
Konstrukcja stropów s_r	<i>żelbetowa monolityczna</i>	0,128	0,292
	<i>prefabrykowane płyty</i>	0,149	0,392
Zróżnicowanie poziomów stropów z_{ps}	<i>stały</i>	0,105	0,321
	<i>zmienny</i>	0,169	0,359
Zabezpieczenia na wpływy parasejsmiczne z_w	<i>tak</i>	0,163	0,358
	<i>nie</i>	0,113	0,327

Tabela 2. Przykład zastosowania sieci PNN dla oszacowania ryzyka powstania szkody górniczej w pojedynczym budynku o zadanej konstrukcji

Table 2. Example of the use of the PNN network to estimate the risk of mining damage occurrence in a single building with the given construction

Zmienna	Kod zmiennej	Wartość zmiennej	Ryzyko wystąpienia szkody górniczej 2002	Ryzyko wystąpienia szkody górniczej 2002-2006
Rodzaj zabudowy	r_z	szeregowa	0,75	0,86
Kształt bryły budynku	k_{sz}	rzut silnie rozczłonkowany, bryła wydłużona		
Ściany piwniczne	s_{cp}	bloczki betonowe		
Ściany wyższych kondygnacji	s_{chw}	bloczki betonowe		
Stropy	s_t	monolityczna płyta żelbetowa		
Zróżnicowany poziom oparcia stropów	z_{ps}	zmienny		
Zabezpieczenia na wpływy parasejsmiczne	z_w	brak		

dynamiczne. W rezultacie uzyskuje się prawdopodobieństwo powstania szkody górniczej po wstrząsie o energii z zakresu analizowanych w pracy zjawisk sejsmicznych.

5. Podsumowanie i wnioski

Przedstawione w pracy badania miały na celu wykazanie możliwości wykorzystania probabilistycznych sieci neuronowych *PNN* do oceny ryzyka powstania szkód górniczych w następstwie wysokoenergetycznych wstrząsów górniczych na terenie *LGOM*.

Wyniki uzyskanych analiz pozwalają stwierdzić, iż:

- probabilistyczne sieci neuronowe *PNN* mogą być wykorzystane w ocenie ryzyka powstania szkód górniczych, o czym świadczy zadowalająca jakość utworzonego modelu klasyfikacyjnego, jak również możliwość ujęcia wyniku klasyfikacji w notacji probabilistycznej stanowiącej powszechną miarę ryzyka w dziedzinie niezawodności,
- dysponowanie modelem służącym do oceny ryzyka powstania szkód górniczych w przypadkach wystąpienia wysokoenergetycznych wstrząsów górniczych może stanowić efektywne narzędzie w przypadku konieczności ustalenia zakresu potencjalnych szkód dla dużej grupy obiektów budowlanych.

Z uwagi na niepewność danych, będącą wynikiem subiektywnych reakcji właścicieli budynków zgłaszających fakt wystąpienia uszkodzeń, przedstawione wyniki mają jedynie orientacyjny charakter. Ścisłe ustalenie wartości ryzyka powstania szkód górniczych będzie możliwe w oparciu o dane, zbierane każdorazowo po wysokoenergetycznych wstrząsach, w ramach inwentaryzacji stanu uszkodzeń badanej zabudowy.

Artykuł opracowano w ramach badań statutowych AGH nr 11.11.150.005.

Literatura

- Instrukcja GIG nr 12: Zasady oceny możliwości prowadzenia podziemnej eksploatacji górniczej z uwagi na ochronę obiektów budowlanych. Katowice 2000.
- ŁĘSKI J. 2008 - Systemy neuronowo-rozmyte. WNT, Warszawa.
- OSOWSKI S. 2013 - Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa.
- RUTKOWSKI L. 2012 - Metody i techniki sztucznej inteligencji. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- SPECHT D.F. 1990 - Probabilistic neural networks. *Neural Networks* 3: 109–118.
- SUNDARARAJAN C.R. 1995 - Probabilistic Structural Mechanics Handbook: Theory and Industrial Applications. Springer US, Texas.
- WITKOWSKI, M., WODYŃSKI A. 2015 - Analysis of Mining Damage Notifications in Single-Family Buildings after the Occurrence of Intensive Mining Tremors. *Geomatics and Environmental Engineering*, 9(4)
- ZEMBATY Z. 2004 - Analiza porównawcza wstrząsów górniczych *LGOM* i słabych trzęsień ziemi. Materiały II Konferencji „Problemy projektowania i ochrony obiektów budowlanych na terenach górniczych”, ITB Oddział Gliwice, Komisja Ochrony Terenów Górniczych, PAN, Oddział Katowice, Rudy Raciborskie.

Artykuł wpłynął do redakcji – październik 2016
Artykuł zaakceptowano do druku 15.12.2016