

Załącznik nr 2

AUTOREFERAT

dotyczący dorobku i osiągnięć naukowych

dr inż. Janusz Rusek

Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie
Wydział Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska
Kraków, 2018

Spis treści

2. POSIADANE DYPLOMY, STOPNIE NAUKOWE	4
3. PRZEBIEG ZATRUDNIENIA W JEDNOSTKACH NAUKOWYCH	4
4. WSKAZANIE OSIĄGNIĘCIA NAUKOWEGO WYNIKAJĄCEGO Z ART. 16 UST. 2 USTAWY Z DNIA 14 MARCA 2003 R. O STOPNIACH NAUKOWYCH I TYTULE NAUKOWYM ORAZ O STOPNIACH I TYTULE W ZAKRESIE SZTUKI (DZ. U. NR. 65, POZ. 595 ZE ZM.)	5
4.1. Tytuł osiągnięcia naukowego	5
4.2. Zestawienie jednotematycznych publikacji stanowiących osiągnięcie naukowe (autor/autorzy, tytuł, rok wydania, nazwa wydawnictwa)	5
4.3. Omówienie celu naukowego i osiągniętych wyników wraz z omówieniem możliwości ich wykorzystania	8
4.3.1. Wprowadzenie	8
4.3.2. Ocena odporności dynamicznej istniejących obiektów budowlanych na wstrząsy górnicze z zastosowaniem metod uczenia maszynowego – [1, 2, 3, 4]	10
A. Parametry opisujące odporność dynamiczną obiektów budowlanych	10
B. Procedura ustalania odporności dynamicznej istniejących wiaduktów drogowych o żelbetowej konstrukcji płytowej – [1]	10
C. Procedura ustalania odporności dynamicznej w odniesieniu do istniejących hal przemysłowych – [2]	12
D. Zastosowanie metod uczenia maszynowego do oceny odporności dynamicznej dużych grup istniejących obiektów budowlanych – [3] i [4]	15
4.3.3. Ocena ryzyka powstania uszkodzeń w obiektach budowlanych poddanych oddziaływaniom górniczym z zastosowaniem metod uczenia maszynowego [5, 6, 7, 8]	19
A. Problematyka szkód górniczych	19
B. Metoda wektorów wspierających (SVM) i probabilistyczne sieci neuronowe (PNN) w ocenie ryzyka powstania szkód górniczych – [5] i [6]	20
C. Naiwna klasyfikacja Bayesa do oceny stanu technicznego budynków poddanych wpływom górniczym – [7]	24
D. Sieci przekonań Bayesa do oceny ryzyka powstania szkód górniczych – [8]	27
4.3.4. Podsumowanie	32
Wykaz literatury	32
5. WYKAZ INNYCH OPUBLIKOWANYCH PRAC NAUKOWYCH NIEWCHODZĄCYCH W SKŁAD OSIĄGNIĘCIA WYMIENIONEGO W PKT 4.2	35
5.1. Dorobek publikacyjny	35
5.2. Pozostałe formy aktywności naukowej	35

6. INFORMACJE O OSIĄGNIĘCIACH DYDAKTYCZNYCH, WSPÓŁPRACY Z INSTYTUCJAMI NAUKOWYMI I DZIAŁALNOŚCI POPULARYZUJĄCEJ NAUKĘ.....	36
6.1. Osiągnięcia dydaktyczne	36
6.2. Współpraca z instytucjami naukowymi	36
6.2. Pozostałe formy aktywności	37

1. DANE PERSONALNE

Imię i nazwisko Janusz Rusek

2. POSIADANE DYPLOMY, STOPNIE NAUKOWE

- VI. 2010 r. Stopień naukowy: doktor nauk technicznych
Dyscyplina: inżynieria środowiska
Specjalność: budownictwo na terenach górniczych
- Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie,
Wydział Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska
- Rozprawa doktorska: *Modelowanie stopnia zużycia technicznego budynków na terenach górniczych z wykorzystaniem wybranych metod sztucznej inteligencji*
- IX. 2004 r. Tytuł zawodowy: magister inżynier nauk technicznych
Dyscyplina: budownictwo
Specjalność: teoria konstrukcji inżynierskich
- Politechnika Krakowska,
Wydział Inżynierii Lądowej
- Praca magisterska: *Charakterystyka techniczna dużych mostów na rzece Dunaj, szczególnie na terenie Węgier. Sprawdzenie statyczno-dynamiczne wybranych obiektów.*

3. PRZEBIEG ZATRUDNIENIA W JEDNOSTKACH NAUKOWYCH

Od 2005 r. do 2010 r.: Asystent
Od 2010 r.: Adiunkt

Akademia Górniczo-Hutnicza im. Stanisława Staszica w Krakowie,
Wydział Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska
Katedra Geodezji Inżynieryjnej i Budownictwa

4. WSKAZANIE OSIĄGNIĘCIA NAUKOWEGO WYNIKAJĄCEGO Z ART. 16 UST. 2 USTAWY Z DNIA 14 MARCA 2003 R. O STOPNIACH NAUKOWYCH I TYTULE NAUKOWYM ORAZ O STOPNIACH I TYTULE W ZAKRESIE SZTUKI (DZ. U. NR. 65, POZ. 595 ZE ZM.)

4.1. Tytuł osiągnięcia naukowego

Osiągnięciem naukowym, określonym zgodnie z obowiązującą „Ustawą o stopniach naukowych... art. 16 ust. 2” jest cykl 8 publikacji powiązanych tematycznie pod wspólnym tytułem:

Ocena zagrożenia obiektów budowlanych na terenach górniczych z zastosowaniem metod uczenia maszynowego

4.2. Zestawienie jednotematycznych publikacji stanowiących osiągnięcie naukowe (autor/autorzy, tytuł, rok wydania, nazwa wydawnictwa)

Lp.	Tytuł publikacji	Udział własny [%]	Punktacja
1	2	3	4
1.	Rusek J.: A proposal for an assessment method of the dynamic resistance of concrete slab viaducts subjected to impact loads caused by mining tremors. (<i>Propozycja oceny odporności dynamicznej istniejących wiaduktów drogowych o żelbetowej konstrukcji płytowej na wpływ wstrząsów górniczych</i>). Journal of Civil Engineering, Environment And Architecture. Czasopismo Inżynierii Lądowej, Środowiska I Architektury; ISSN 2300-5130. — 2017 vol. 64	100	lista B czasopism MNiSW, 2017: 9
2.	Rusek J., Kocot W.: Proposed assessment of dynamic resistance of the existing industrial portal frame building structures to the impact of mining tremors. (<i>Propozycja oceny odporności dynamicznej istniejących hal przemysłowych na wpływ wstrząsów górniczych</i>). IOP Conference Series: Materials Science and Engineering ; ISSN 1757-8981. — 2017 vol. 245 art. no. 032020, s. 1–10. — Bibliogr. s. 9–10, Abstr. WMCAUS : World Multidisciplinary Civil Engineering–Architecture–Urban Planning Symposium : 12–16 June 2017, Prague, Czech Republic. — Tekst: https://goo.gl/FFtA4A	80	baza Web of Science, 2017: 15
Zakres merytoryczny udziału: opracowanie metodyki badań, wspólna koncepcja publikacji, studia literaturowe, analiza obliczeniowa, opracowanie wyników, udział w przygotowaniu publikacji.			

1	2	3	4
3.	Rusek J.: Procedure of building and analysis of the information database of the resistance of existing bridge structures to mining tremors. (<i>Procedura budowy i analiza bazy informacji o odporności istniejących obiektów mostowych na wstrząsy górnicze</i>). Geomatics and Environmental Engineering ; ISSN 1898-1135. 2017 vol. 11 no. 4, s. 111–123. — Bibliogr. s. 121–122. Tekst: https://goo.gl/1KAADF	100	lista B czasopism MNiSW, 2017: 11
4.	Rusek J.: Machine-learning methods for assessing dynamic resistance of existing bridge structures subjected to mining tremors. (<i>Metody uczenia maszynowego w ocenie odporności dynamicznej istniejących obiektów mostowych poddanych wstrząsom górniczym</i>). Geomatics and Environmental Engineering ; ISSN 1898-1135. 2018 vol. 12 no. 1, s. 109–120. — Bibliogr. s. 118–119. Tekst: https://goo.gl/G6Ldfl	100	lista B czasopism MNiSW, 2017: 11
5.	Rusek J.: Support vector machines and probabilistic neural networks in the assessment of the risk of damage to water supply systems in mining areas. (<i>Metoda wektorów podpierających oraz probabilistyczne sieci neuronowe w ocenie ryzyka uszkodzenia sieci wodociągowych na terenach górniczych</i>). Polish Journal of Environmental Studies ; ISSN 1230-1485. — 2016 vol. 25 no. 5A, s. 71–76. — Bibliogr. s. 76, Abstr.	100	lista A czasopism MNiSW, 2016: 15 Impact factor: 0,793
6.	Witkowski M., Rusek J.: Wykorzystanie probabilistycznych sieci neuronowych do wyznaczania ryzyka powstania szkód w budynkach poddanych wstrząsom górniczym. (<i>Probabilistic neural networks in the assessment of the risk of damage to buildings subject to mining tremors</i>). Przegląd Górniczy; ISSN 0033-216X. — 2017 t. 73 nr 1, s. 44–47. — Bibliogr. s. 47, Streszcz., Abstr.	70	lista B czasopism MNiSW, 2017: 7
Zakres merytoryczny udziału: opracowanie metodyki badań, koncepcja publikacji, studia literaturowe, przeprowadzenie analiz numerycznych, opracowanie wyników, udział w przygotowaniu publikacji.			

1	2	3	4
7.	Rusek J., Firek K.: Assessment of technical condition of prefabricated large-block building structures located in mining area using the Naive Bayes Classifier. (<i>Ocena stanu technicznego budynków wielkopłytowych z zastosowaniem klasyfikacji Naiwnego Bayesa</i>). W: SGEM 2016: 16th international multidisciplinary scientific geoconference: 30 June–6 July, 2016, Albena, Bulgaria: conference proceedings. Vol. 2, Ecology and environmental protection. — Sofia: STEF92 Technology Ltd., cop. 2016. — (International Multidisciplinary Scientific GeoConference SGEM; ISSN 1314-2704). — ISBN: 978-619-7105-66-7. — S. 109–116.	70	baza Web of Science, 2016: 15
	Zakres merytoryczny udziału: opracowanie metodyki badań, koncepcja publikacji, studia literaturowe, przeprowadzenie analiz numerycznych, opracowanie wyników, udział w przygotowaniu publikacji.		
8.	Rusek J., Firek K.: Bayesian Belief Network in the analysis of damage to prefabricated large-panel building structures in mining areas. (<i>Sieci przekonań Bayesa w analizie uszkodzeń budynków wielkopłytowych na terenach górniczych</i>). Polish Journal of Environmental Studies ; ISSN 1230-1485. — 2016 vol. 25 no. 5A, s. 77–82. — Bibliogr. s. 82, Abstr.	70	lista A czasopism MNiSW, 2016: 15 Impact factor: 0,793
	Zakres merytoryczny udziału: opracowanie metodyki badań, koncepcja publikacji, studia literaturowe, przeprowadzenie analiz numerycznych, opracowanie wyników, udział w przygotowaniu publikacji		
Suma punktów:			98
Impact Factor:			1,586

Uwaga: w zestawieniu uwzględniono punktację za Biblioteką Główną AGH.

Udział naukowy współautorów w pracach wymienionych jako osiągnięcie naukowe, został przedstawiony w załączonych oświadczeniach znajdujących się w załączniku nr 4 do Wniosku.

4.3. Omówienie celu naukowego i osiągniętych wyników wraz z omówieniem możliwości ich wykorzystania

W rozdziale 4.2 zestawiono 8 prac w tym 4 samodzielne. Przedstawiają one wyniki badań w ramach tematu pod tytułem: „**Ocena zagrożenia obiektów budowlanych na terenach górniczych z zastosowaniem metod uczenia maszynowego**”. Uzyskane rozwiązania i wyniki stanowią oryginalne osiągnięcie naukowe w dyscyplinie inżynieria środowiska, w specjalności budownictwo na terenach górniczych.

4.3.1. Wprowadzenie

W zakresie zagadnień związanych z ochroną obiektów budowlanych na terenach górniczych można wydzielić dwa problemy badawcze. Pierwszym z nich jest ocena bezpieczeństwa obiektów istniejących lub nowo wznoszonych na prognozowane lub ujawnione wpływy eksploatacji górniczej. Drugim zaś, jest ocena zakresu i intensywności tzw. szkód górniczych. Uszkodzenia te w większości przypadków nie zagrażają bezpieczeństwu obiektów budowlanych, natomiast obniżają ich walory użytkowe.

Problem oceny bezpieczeństwa w odniesieniu do obiektów projektowanych, w których uwzględnia się obciążenia powodowane eksploatacją górniczą jest podejmowany w środowisku naukowym i inżynierskim od wielu lat. Wyniki licznych analiz poczynionych w tym obszarze, pozwoliły sformułować kryteria, które są z powodzeniem wykorzystywane w praktyce budowlanej. Dotyczy to zarówno uwzględniania deformacji terenu, np.: [Kwiatek 1998, Kwiatek 2007, Popiołek 2009], jak i wstrząsów górniczych w procesie zestawiania kombinacji obciążeń przyjmowanych na etapie projektowania konstrukcji, np.: [Cholewicki i inni 2012, Zembaty i Kokot 2014, Tatara i Czerwionka 2007].

Z kolei problemy związane z zagrożeniem i oceną odporności istniejących obiektów budowlanych na wpływy górnicze, zarówno ciągłych deformacji terenu, jak i wstrząsów górniczych, są nadal aktualne i podejmowane w wielu pracach naukowych np.: [Tatara 2012, Pachla i Tatara 2015, Kuś i inni 2015, Dulińska i Zięba 2010, Kuźniar i inni 2014, Kwiatek 1998, Kwiatek 2007, Kawulok 2010, Wodyński 2007]. W przypadku oddziaływania ciągłych deformacji terenu stosowana jest *punktowa metoda uciążliwości*, np.: [Kwiatek 2007, Wodyński 2007]. Natomiast w odniesieniu do wstrząsów górniczych funkcjonuje empiryczna skala *GSI* pozwalająca oceniać intensywność zjawiska sejsmicznego na podstawie zaistniałych uszkodzeń, np.: [Mutke i Dubiński 2012, Tatara 2012, Tatara 2013]. Obie metody znajdują zastosowanie w ocenie wpływu oddziaływań górniczych na obiekty o murowanej konstrukcji tradycyjnej. Zaletą tych metod jest możliwość oceny dużej liczby budynków. Jest to niezwykle istotne ze względów praktycznych i pozwala sprostać wymaganiom stawianym kopalniom przez ustawę *Prawo Geologiczno-Górnictwo*. Niestety w przypadku obiektów o innej konstrukcji metody te nie mogą być stosowane z powodu ograniczeń wynikających z zawężonego typu ustrojów, które stanowiły podstawę do ich opracowania.

Aktualnie większość istniejących obiektów budowlanych zlokalizowanych w rejonach oddziaływań ciągłych deformacji terenu jest zabezpieczona profilaktycznie lub przystosowana do przejęcia tych oddziaływań. Odmienny stan rzeczy dotyczy wstrząsów górniczych. Zjawiska parsejsmiczne spowodowane działalnością kopalń pojawiły się w późniejszym okresie, zwłaszcza na terenie *LGOM (Legnicko-Głogowskiego Okręgu Miedziowego)*. Relatywnie krótszy, w stosunku do deformacji ciągłych, okres aktywności sejsmicznej na tych obszarach powoduje, że występuje tam duża liczba obiektów nieprzystosowanych do przejęcia dodatkowych sił indukowanych wstrząsami górniczymi. Dotyczy to również obiektów o

konstrukcji, która nie pozwala na ocenę odporności przy użyciu skal *GSI* (budynki typu halowego, z elementów prefabrykowanych, budowle przemysłowe, inżynierskie itp.). Dla tych obiektów konieczne jest zatem stworzenie metody pozwalającej na wiarygodną ocenę ich odporności na wstrząsy górnicze.

Wobec powyższego w prezentowanym osiągnięciu można wyróżnić następujące problemy badawcze:

1. Zastosowanie *metod uczenia maszynowego* w analizie odporności dynamicznej istniejących obiektów budowlanych na wpływ wstrząsów górniczych. Uzasadnienie i opis przeprowadzonych badań zostały szczegółowo ujęte w artykułach [1, 2, 3, 4] (kolejność wg rozdziału 4.2),
2. Wykorzystanie *metod uczenia maszynowego* w problematyce prognozowania szkód górniczych. Proces doboru metod oraz wyniki przeprowadzonych analiz został przedstawiony w artykułach: [5, 6, 7, 8].

W pierwszym przypadku utworzono procedurę oceny odporności na wpływ wstrząsów górniczych obiektów budowlanych o konstrukcji innej niż tradycyjna. Dodatkowo, postawiono warunek, aby proponowana metoda, oprócz możliwości dokonania indywidualnej oceny bezpieczeństwa dla danego obiektu, pozwalała także na efektywną ocenę dużej grupy obiektów o zróżnicowanych cechach geometrycznych i materiałowych. W tym celu rozpatrzono dwa rodzaje obiektów, których liczba na obszarze *LGOM* i *GZW* (*Górnośląskie Zagłębie Węglowe*) jest znacząca. Wyodrębnionymi grupami były obiekty mostowe oraz hale przemysłowe. Ustalono procedurę oceny odporności tego typu obiektów w oparciu o analizę założeń przyjmowanych na etapie projektowania oraz według aktualnych wymogów stawianych przez *Eurokody* [Eurocode C. E. N. 1990, Eurocode C. E. N. 1998]. Procedurę tę można zastosować do analizy dużej grupy obiektów implementując w tym celu *metodę elementów skończonych (MES)* oraz *metody uczenia maszynowego (ML – Machine Learning)*, co zostało wykazane dla analizowanej grupy obiektów mostowych.

W drugim przypadku prowadzono analizy dotyczące oceny ryzyka powstania szkód w następstwie oddziaływań górniczych.

Ocena zakresu i intensywności uszkodzeń, stanowiących skutek oddziaływania eksploatacji górniczej jest zadaniem złożonym. Dotyczy ona z reguły dużej liczby obiektów i odnosi się zarówno do elementów konstrukcyjnych, jak i drugorzędnych, np. [Firek 2009]. Dlatego implementacja metod obliczeniowych, bazujących na indywidualnym modelowaniu poszczególnych obiektów danej zabudowy w środowisku *MES* staje się nieefektywna. Alternatywnym podejściem jest obserwacja uszkodzeń pojawiających się w trakcie prowadzonej eksploatacji górniczej oraz formułowanie relacji wiążących te uszkodzenia z parametrami opisującymi intensywność wpływów górniczych na danym terenie. Zastosowanie odpowiednich narzędzi umożliwia budowę modelu, który może pełnić rolę systemu decyzyjnego w problemie oceny powstawania szkód w obiektach budowlanych na skutek działalności górniczej.

Aby określić ryzyko powstania szkody, niezbędne jest podanie prawdopodobieństwa jej wystąpienia [Kwiatek 2007]. Wymóg ten stanowił kryterium, które umożliwiło wybór grona metod zaliczanych do *uczenia maszynowego*. Ostatecznie wybrano te spośród nich, które pozwalały na realizację zagadnienia klasyfikacji, gdzie wynik prezentowany jest w notacji probabilistycznej. Finalnie wykorzystano *probabilistyczne sieci neuronowe*, np. [Rutkowski

2012], metodę wektorów podpierających np.: [Steinwart i Christmann 2008], naiwną klasyfikację Bayesa [Bishop 2006] oraz Bayesowskie sieci przekonań np.: [Neapolitan 2012, Gelman i inni 2013]. Skuteczność przyjętej metodyki sprawdzono dla różnych typów obiektów budowlanych tj.: budynków o konstrukcji tradycyjnej, budynków prefabrykowanych z wielkiej płyty oraz sieci wodociągowych.

4.3.2. Ocena odporności dynamicznej istniejących obiektów budowlanych na wstrząsy górnicze z zastosowaniem metod uczenia maszynowego – [1, 2, 3, 4]

A. Parametry opisujące odporność dynamiczną obiektów budowlanych

Ocena odporności dynamicznej istniejących obiektów budowlanych musi pozostawać w zgodzie z obowiązującymi wytycznymi w zakresie normowych kombinacji obciążeń. Konieczne jest więc odniesienie założeń przyjętych na etapie projektowania, a wynikających z dyrektyw norm przedawnionych, do aktualnych kryteriów zawartych w *Eurokodach* [Cholewicki i inni 2012, Madaj i Wołowicki 2010]. Z kolei, zestawienie efektów od działania na konstrukcję kombinacji obciążeń przyjmowanych na etapie projektowania z efektami od kombinacji sejsmicznej dyktowanej przez [Eurocode C. E. N. 1990], pozwala na wyznaczenie zapasu nośności, w ramach którego można dopuścić dodatkowe obciążenie konstrukcji wstrząsem górniczym. Znając ten przedział można wyznaczyć dopuszczalne wartości parametrów opisujących wstrząsy na danym terenie, które mogą być przeniesione przez obiekt bez zagrożenia bezpieczeństwa. Opis procedury wyznaczania tak zdefiniowanej odporności dla obiektów mostowych został rozwinięty w rozdziale 4.3.2 B oraz szczegółowo przedstawiony w pracy [1].

W przypadku obiektów istniejących, reprezentatywne, w kontekście odporności jest wzorcowe spektrum odpowiedzi oraz dopuszczalna wartość parametru a_g . Parametr a_g , definiujący projektowe przyspieszenie drgań gruntu wg [Eurocode C. E. N. 1998, Cholewicki i inni 2012, Zembaty i Kokot 2014, Tatara 2012], dla konstrukcji nowoprojektowanych jest przyjmowany arbitralnie i wyraża prognozowane przyspieszenie drgań podłoża w miejscu lokalizacji obiektu. Natomiast w przypadku analizy odporności obiektów istniejących, które nie były projektowane na wpływy sejsmiczne, parametr ten może być wyznaczany na drodze procedury opisanej w pracy [1]. Stanowi on wtedy czynnik skalujący dla wzorcowego spektrum odpowiedzi przyjmowanego do analizy dynamicznej i opisującego sejsmikę danego terenu. Wyznaczenie granicznej wartości parametru a_g przy zadanym kształcie wzorcowego przyspieszeniowego spektrum odpowiedzi podaje w zasadzie kształt dopuszczalnego spektrum odpowiedzi, które konstrukcja może przenieść bez zagrożenia bezpieczeństwa.

B. Procedura ustalania odporności dynamicznej istniejących wiaduktów drogowych o żelbetowej konstrukcji płytowej – [1]

W pracy [1] przedstawiono propozycję metody oceny odporności dynamicznej na przykładzie istniejących wiaduktów drogowych o konstrukcji płytowej poddanych wstrząsom górniczym. W tym celu sformułowano sześć kryteriów pozwalających wyznaczyć największe dopuszczalne wartości składowych przyspieszeń drgań gruntu ($a_{x,dop}$, $a_{y,dop}$, $a_{z,dop}$). Parametry te, stanowią składowe przyspieszenia drgań gruntu w miejscu lokalizacji obiektu. W ramach poszczególnych kryteriów odniesiono się do newralgicznych elementów konstrukcyjnych, dla których skonstruowano warunki wytrzymałościowe i kinematyczne, odzwierciedlające zachowanie się konstrukcji pod wpływem wzbudzenia dynamicznego wywołanego wstrząsem górniczym. Dopuszczalny zakres pracy konstrukcji został ustalony na drodze porównania efektów od

kombinacji obciążeń przyjmowanych na etapie projektowania z kombinacją sejsmiczną ujętą w [Eurocode C. E. N. 1990]. W zakresie analizy dynamicznej wykorzystano *metodę spektrum odpowiedzi*, z uwzględnieniem wytycznych dotyczących adaptacji *Eurokodu 8* do obliczeń obiektów budowlanych na wpływy wstrząsów górniczych [Zembały i Kokot 2014].

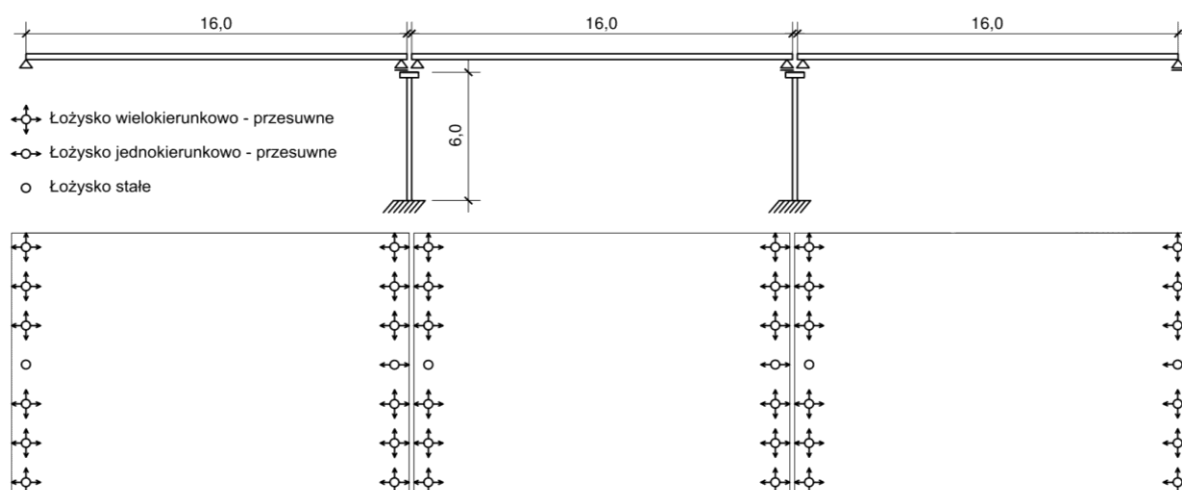
W ogólności procedura opisana w [1] sprowadza się do porównania efektów (wielkości, w zależności od rozpatrywanego kryterium, opisujących reakcję konstrukcji np.: wyężenie przekroju, przemieszczenie, ugięcie itp.) od obciążeń z kombinacji przyjmowanych na etapie projektowania (E_d^{PN}) z efektami od kombinacji sejsmicznej (E_d^{SE}), co dla każdego analizowanego elementu konstrukcji można zapisać jako:

$$E_d^{SE} = E_d^{PN} \quad (1)$$

W odniesieniu do obiektów mostowych, sformułowano następujące kryteria oceny odporności [1]:

- wyężeniowy warunek nośności przęseł,
- warunek nośności łożysk stałych i jednokierunkowo przesuwnych (prowadzących),
- warunek kontaktu podpory z przęseł,
- warunek ograniczający siłę tarcia dla łożysk przesuwnych,
- warunek ograniczający przesuw łożysk przesuwnych,
- warunek nośności podpór.

W celu wdrożenia zaproponowanej procedury przeprowadzono obliczenia numeryczne dla przykładowego wiaduktu drogowego o żelbetowej konstrukcji płytowej (rys. 1). Analizę statyczną i dynamiczną przeprowadzono w programie *ABAQUS*, z wykorzystaniem interfejsu (*ASI-Abaqus Scripting Interface* [ABAQUS 2011]) stanowiącego rozszerzenie języka *Python*.



Rys. 1. Schemat przedstawiający geometrię obiektu i rozmieszczenie łożysk [1]

Przyjmując sformułowane kryteria oraz stosując w ramach każdego z nich zależność (1) wyznaczono graniczne wartości składowych drgań gruntu ($a_{x,dop}$, $a_{y,dop}$, $a_{z,dop}$) – por. tab. 1.

Zaproponowana metoda oceny odporności dynamicznej obiektów mostowych pozwala na wyznaczenie zapasu bezpieczeństwa dla istniejącej konstrukcji w sytuacji wystąpienia wstrząsów górniczych. Może być stosowana jedynie wówczas, gdy: stwierdzony jest przynajmniej zadowalający stan techniczny, a obiekt został wzniesiony zgodnie z wytycznymi zawartymi w projekcie.

Analiza uzyskanych wyników daje ponadto możliwość oceny wrażliwości poszczególnych elementów konstrukcyjnych na obciążenie dynamiczne indukowane wstrząsem górniczym. Taka dodatkowa informacja może być przydatna w sytuacji podejmowania decyzji o potencjalnych ingerencjach budowlanych, mających przystosować obiekt do przenoszenia dodatkowych obciążeń wywołanych wstrząsami górniczymi na danym terenie.

Tabela 1. Zestawienie dopuszczalnych wartości składowych przyspieszeń drgań gruntu wyznaczonych wg przyjętych kryteriów oceny odporności [1]

Warunek nr:	Kierunek wymuszenia	Wariant	Składowe wartości graniczne wektora przyspieszeń drgań gruntu		
			$a_{x,dop}[m/s^2]$	$a_{y,dop}[m/s^2]$	$a_{z,dop}[m/s^2]$
1	Z	-			1,10
2	Z	-			0,87
	X	-	0,97		
	Y	-		1,09	
3	Z	-			0,63
4	Z	-			0,85
5	X	-	0,93		
6	X	-	1,28		
	Y	1		0,47	
		2		0,48	
Ostateczna odporność obiektu			0,93	0,47	0,63

Zaproponowana w pracy [1] metodyka, przedstawiona na przykładzie żelbetowych wiaduktów drogowych o konstrukcji płytowej, może być zastosowana także dla innych typów obiektów mostowych.

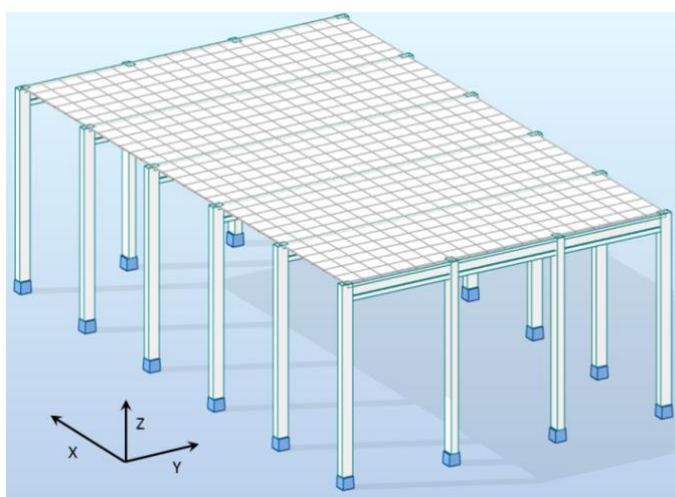
C. Procedura ustalania odporności dynamicznej w odniesieniu do istniejących hal przemysłowych – [2]

W pracy [2] przedstawiono adaptację zaproponowanej w [1] metody oceny odporności dynamicznej dla istniejących hal przemysłowych poddanych wstrząsom górniczym. Przedmiotem badań były dwie hale przemysłowe o żelbetowej i stalowej konstrukcji nośnej. W celu wyznaczenia odporności dynamicznej badanych obiektów przeprowadzono numeryczną analizę statyczną i dynamiczną w środowisku MES. Zakres obliczeń numerycznych został odpowiednio dostosowany do wytycznych zawartych w dawnych oraz aktualnych normach do projektowania konstrukcji. Wstępne analizy wykazały, że w przypadku obiektów halowych, pionowe wymuszenie dynamiczne indukowane drganiami podłoża generuje zdecydowanie niższe wartości wyężenia elementów konstrukcyjnych niż obciążenia zgodne z kierunkiem działania sił grawitacyjnych przyjmowane na etapie projektowania. Z kolei, zdecydowanie wyższą wartość reakcji konstrukcji, w porównaniu z obciążeniami przyjmowanymi na etapie projektowania, stwierdzono w przypadku poziomego wzbudzenia dynamicznego. Pozwoliło to na sformułowanie kryteriów umożliwiających wyznaczenie odporności dynamicznej w postaci największej dopuszczalnej wartości poziomego przyspieszenia drgań gruntu ($a_{H,dop}$), którą obiekt może przenieść bez zagrożenia bezpieczeństwa. Dopuszczalny zakres wyężenia konstrukcji w przypadku oddziaływania wstrząsu górniczego został ustalony, podobnie jak w przypadku obiektów mostowych, na drodze porównania efektów od kombinacji obciążeń przyjmowanych na etapie projektowania z kombinacją sejsmiczną ujętą w [Eurocode C. E. N. 1990]. Analizę dynamiczną przeprowadzono wykorzystując metodę spektrum odpowiedzi, z uwzględnieniem wytycznych

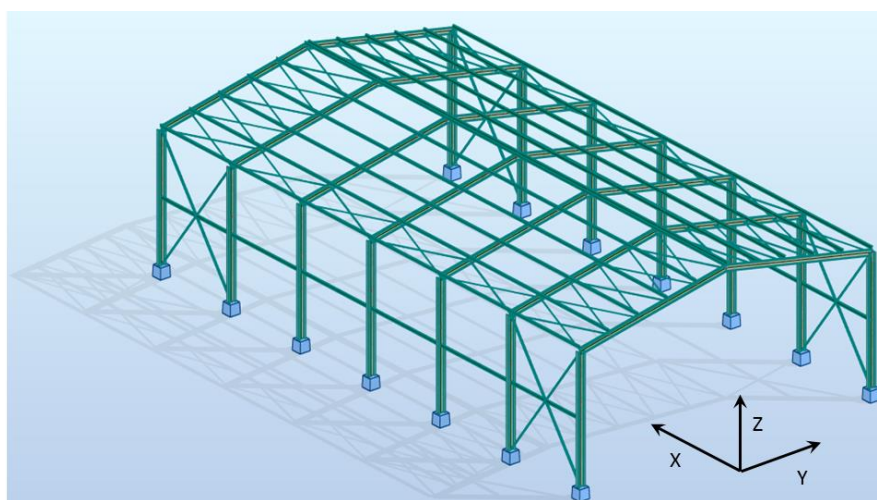
zawartych w normie sejsmicznej *Eurocode 8* [Eurocode C. E. N. 1998] oraz w wytycznych krajowych [Cholewicki i inni 2012, Zembaty i Kokot 2014].

Zgodnie zaleźnościami (1) ustalono kryteria dla poszczególnych składowych elementów konstrukcyjnych każdej z hal (słupy, rygle, płatwie i stężenia). Kryterialnymi efektami oddziaływania na poszczególne elementy konstrukcyjne zarówno od kombinacji z etapu projektowania, jak i kombinacji sejsmicznej były poziome wyężenia przekrojów (wartości naprężeń normalnych - σ i stycznych - τ).

Finalnie, zgodnie z przyjętą procedurą, przeprowadzono obliczenia dla dwóch przykładowych hal przemysłowych o żelbetowej i stalowej konstrukcji nośnej – por. rys. 2 i 3. Uzyskane wyniki pozwoliły na porównanie odporności dynamicznej dwóch różnych materiałowo typów konstrukcji oraz na przeprowadzenie oceny wrażliwości względem ich składowych elementów nośnych.



Rys. 2. Model numeryczny hali o konstrukcji żelbetowej [2]



Rys. 3. Model numeryczny hali o konstrukcji stalowej [2]

W wyniku przeprowadzonych analiz, uzyskano dopuszczalną wartość przyspieszenia drgań gruntu $a_{H,dop}$. Uzyskane wyniki przedstawiono w tabelach 2 i 3. Oprócz ostatecznej wartości granicznej wyrażonej przez dopuszczalną składową przyspieszenia drgań gruntu jaką może

przenieść obiekt jako całość, ujęto również wyniki uzyskane dla poszczególnych składowych elementów konstrukcyjnych $a_{H,dop}^{Element}$.

Tabela 2. Odporność dynamiczna hali żelbetowej z uwzględnieniem odporności jej elementów składowych [2]

Lp.	Elementy składowe konstrukcji	Odporność elementu wyznaczona względem wyłączeniowego kryterium naprężeń normalnych - σ	Odporność elementu wyznaczona względem wyłączeniowego kryterium naprężeń stycznych - τ	Odporność elementu $a_{H,dop,i}^{Element}$ [m/s ²]	Odporność obiektu $a_{H,dop}$ [m/s ²]
<i>i.</i>		$a_{H,dop,i}^{Element,\sigma}$ [m/s ²]	$a_{H,dop,i}^{Element,\tau}$ [m/s ²]	$\min \{a_{H,dop,i}^{Element,\sigma}, a_{H,dop,i}^{Element,\tau}\}$	$\min \{a_{H,dop,i}^{Element}\}$
1.	Rygle	0,58	1,45	0,58	0,48
2.	Słupy główne	0,60	1,09	0,60	
3.	Słupy pośrednie	0,48	1,25	0,48	

Tabela 3. Odporność dynamiczna hali stalowej z uwzględnieniem odporności jej elementów składowych [2]

Lp.	Elementy składowe konstrukcji	Odporność elementu wyznaczona względem wyłączeniowego kryterium naprężeń normalnych - σ	Odporność elementu wyznaczona względem wyłączeniowego kryterium naprężeń stycznych - τ	Odporność elementu $a_{H,dop,i}^{Element}$ [m/s ²]	Odporność obiektu $a_{H,dop}$ [m/s ²]
<i>i.</i>		$a_{H,dop,i}^{Element,\sigma}$ [m/s ²]	$a_{H,dop,i}^{Element,\tau}$ [m/s ²]	$\min \{a_{H,dop,i}^{Element,\sigma}, a_{H,dop,i}^{Element,\tau}\}$	$\min \{a_{H,dop,i}^{Element}\}$
1.	Płatwie	6,98	-	6,98	2,11
2.	Rygle	6,58	12,15	6,58	
3.	Słupy	3,54	6,50	3,54	
4.	Stężenia połaciowe	2,32	-	2,32	
5.	Stężenia pionowe	2,11	-	2,11	
6.	Stężenia podłużne	8,16	-	8,16	

Zaproponowana w pracy [2] metodyka oceny odporności dynamicznej obiektów halowych pozwala na wyznaczenie zapasu bezpieczeństwa dla istniejącej konstrukcji w sytuacji wystąpienia wstrząsów górniczych. Umożliwia to z kolei wyznaczenie dopuszczalnej poziomej składowej przyspieszeń drgań gruntu ($a_{H,dop}$), rozumianej jako odporność dynamiczna obiektu. Wymaga ona jednak spełnienia warunków analogicznych, jak w przypadku obiektów

mostowych, a to: przynajmniej zadowalającego stanu technicznego obiektu oraz faktu wzniesienia obiektu zgodnie z wytycznymi zawartymi w projekcie.

Analiza uzyskanych wyników daje ponadto możliwość oceny wrażliwości poszczególnych elementów konstrukcyjnych na obciążenie dynamiczne indukowane wstrząsem górniczym. Podobnie jak w przypadku obiektów mostowych, informacja ta może być przydatna w przypadkach ingerencji budowlanych, których celem jest przystosowanie obiektu do przenoszenia dodatkowych obciążeń dynamicznych.

D. Zastosowanie metod uczenia maszynowego do oceny odporności dynamicznej dużych grup istniejących obiektów budowlanych – [3] i [4]

Jak pokazano w pracach [1] i [2], zaproponowana metodyka oceny odporności dynamicznej może być stosowana zarówno dla obiektów mostowych, jak i obiektów kubaturowych, w tym hal przemysłowych.

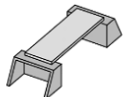
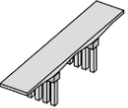
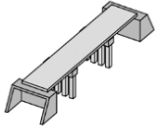
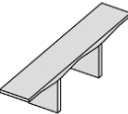
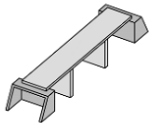
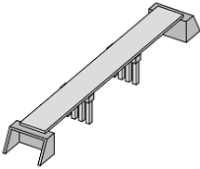
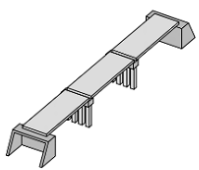
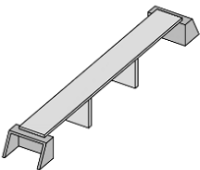
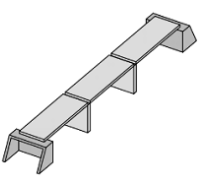
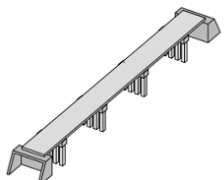
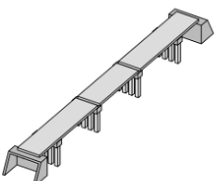
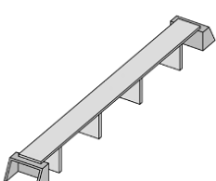
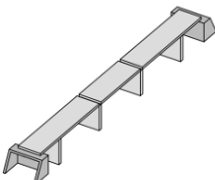
Jednak w sytuacjach, w których konieczne jest ustalenie odporności dynamicznej dla dużej liczby obiektów, procedura ta może być mało efektywna. Jest to spowodowane tym, że wymaga ona każdorazowo: budowy modelu *MES*, ustalenia wszystkich kombinacji obciążeń ujętych na etapie projektowania, przeprowadzenia analiz statycznych oraz dynamicznych z uwzględnieniem wzorcowych spektrów odpowiedzi dla danego terenu oraz zapisu i analizy uzyskanych wyników w kontekście przyjętych kryteriów oceny odporności.

Uznano więc, że uzasadnione jest poszukiwanie sposobu, pozwalającego na ocenę odporności dużej grupy obiektów bez konieczności ich indywidualnej analizy *MES* zgodnie z procedurą opisaną w [1].

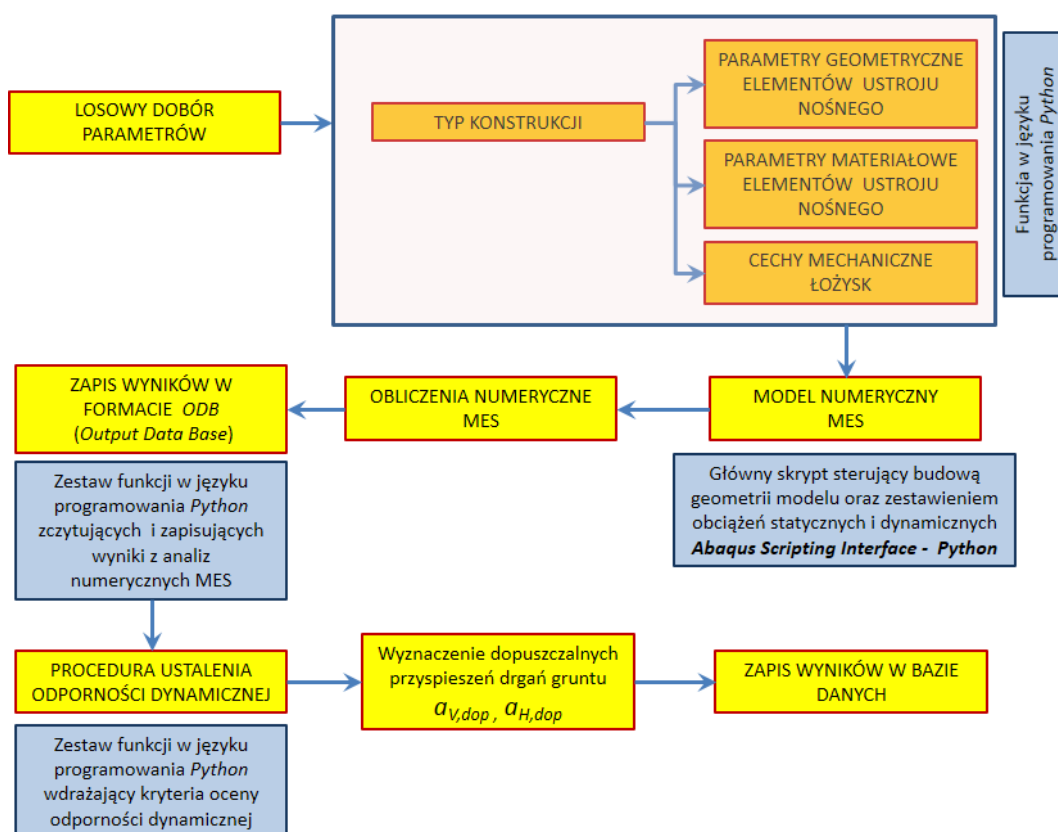
W tym celu zdecydowano o przeniesieniu informacji wynikających z analizy odporności uzyskanej na drodze przyjętej w [1] procedury na grunt metod statystycznych. Aby zrealizować tak postawione zadanie, konieczna była budowa bazy informacji, która stanowiłaby podstawę do stworzenia modelu statystycznego pozwalającego na ocenę odporności dynamicznej obiektów poddanych wstrząsom górniczym.

W pracy [3] przedstawiono metodę pozyskiwania danych o odporności dynamicznej istniejących żelbetowych wiaduktów drogowych usytuowanych na terenach górniczych. Podstawą takiego podejścia były wielokrotne symulacje numeryczne *MES* modeli obiektów zróżnicowanych pod kątem geometrycznym i materiałowym. Odporność obiektów opisano za pomocą granicznych wartości przyspieszeń drgań gruntu w płaszczyźnie pionowej ($a_{V,dop}$) i poziomej ($a_{H,dop}$), które istniejąca konstrukcja może przejść bez zagrożenia bezpieczeństwa. Uwzględniając zróżnicowanie geometryczne i materiałowe, utworzono 3000 modeli numerycznych żelbetowych mostów drogowych. Wszystkie typy układów konstrukcyjnych, które uwzględniono w trakcie analiz przedstawiono na rysunku 4. Następnie dla każdego obiektu przeprowadzono obliczenia, w wyniku których wyznaczono dopuszczalne wartości przyspieszeń drgań gruntu określających ich odporność dynamiczną. W ramach tego etapu zastosowano autorską procedurę której schemat przedstawiono na rysunku 5.

Następnie podjęto próbę budowy modelu liniowego (*MLR – Multiple Linear Regression*) w celu estymacji dopuszczalnych przyspieszeń drgań gruntu ($a_{V,dop}$ i $a_{H,dop}$). Przeprowadzone analizy wykazały jednak, że relacje wiążące cechy geometryczne i materiałowe z odpornością mają charakter nieliniowy, a utworzone modele *MLR* nie są wystarczające do poprawnego ich opisu [3]. Podjęto zatem poszukiwania metod pozwalających na nieliniową aproksymację odporności wyrażonej w postaci dopuszczalnych przyspieszeń drgań gruntu ($a_{V,dop}$ i $a_{H,dop}$), w dziedzinie parametrów geometrycznych i materiałowych.

TYP	Schemat	Opis typu	TYP	Schemat	Opis typu
TYP-01		- jednoprzęsłowy, - wolnopodparty	TYP-08		- wspornikowy, - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych
TYP-02		- jednoprzęsłowy, - wolnopodparty z przewieszzeniami, - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych	TYP-09		- wspornikowy, - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych
TYP-03		- jednoprzęsłowy, - wolnopodparty z przewieszzeniami, - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych	TYP-10		- wieloprzęsłowy, - ciągły bez przewieszzeń, - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych
TYP-04		- wieloprzęsłowy, - wolnopodparty bez przewieszzeń, - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych	TYP-11		- wieloprzęsłowy, - ciągły bez przewieszzeń, - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych
TYP-05		- wieloprzęsłowy - wolnopodparty bez przewieszzeń - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych	TYP-12		- wieloprzęsłowy, - ciągły z przewieszzeniami, - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych
TYP-06		- wieloprzęsłowy - wolnopodparty z przewieszzeniami - podparty pośrednio za pośrednictwem ram podporowych	TYP-13		- wieloprzęsłowy, - ciągły z przewieszzeniami, - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych
TYP-07		- wieloprzęsłowy, - wolnopodparty z przewieszzeniami, - podparty pośrednio za pośrednictwem filarów ścianowych			

Rys. 4. Typy układów konstrukcyjnych uwzględnionych na etapie budowy bazy danych [3]



Rys. 5. Schemat tworzenia bazy danych o odporności dynamicznej dla analizowanej grupy obiektów mostowych [3]

W pracy [4] przedstawiono szczegółowo procedurę budowy modeli aproksymujących wartości granicznych przyspieszeń drgań gruntu ($a_{g,dop,v}$ i $a_{g,dop,h}$). Do badań przyjęto metody uczenia maszynowego (ML - *Machine Learning*). Przetestowano sztuczne sieci neuronowe (ANN – *Artificial Neural Networks*) oraz metodę wektorów podpierających (SVM – *Support Vector Machine*) w ujęciu regresyjnym (SVR – *Support Vector Regression* [Chang i Lin 2008]). Wyniki oceny poszczególnych modeli pod kątem jakości dopasowania do danych rzeczywistych oraz własności generalizacyjnych przedstawiono w tabelach 4 i 5.

Tabela 4. Ocena jakości dopasowania i cech generalizacyjnych utworzonych sieci neuronowych [4]

Błąd MSE			Wartość współczynnika korelacji liniowej R między danymi wzorcowymi a predykcją poszczególnych modeli		
Zbiór treningowy	Zbiór walidacyjny	Zbiór testowy	Zbiór treningowy	Zbiór walidacyjny	Zbiór testowy
Sieć neuronowa do aproksymacji $a_{V,dop}$					
0,0010	0,0022	0,0027	0,99	0,98	0,99
Sieć neuronowa do aproksymacji $a_{H,dop}$					
0,0048	0,0067	0,0054	0,85	0,73	0,81

Tabela 5. Ocena jakości dopasowania i cech generalizacyjnych utworzonych modeli SVR [4]

	Błąd MSE		Wartość współczynnika korelacji liniowej R między danymi wzorcowymi a predykcją poszczególnych modeli	
	Zbiór treningowy	Zbiór testowy	Zbiór treningowy	Zbiór testowy
Model SVM do aproksymacji $a_{V,dop}$	0,0054	0,0298	0,98	0,93
Model SVM do aproksymacji $a_{H,dop}$	0,0109	0,0162	0,83	0,73

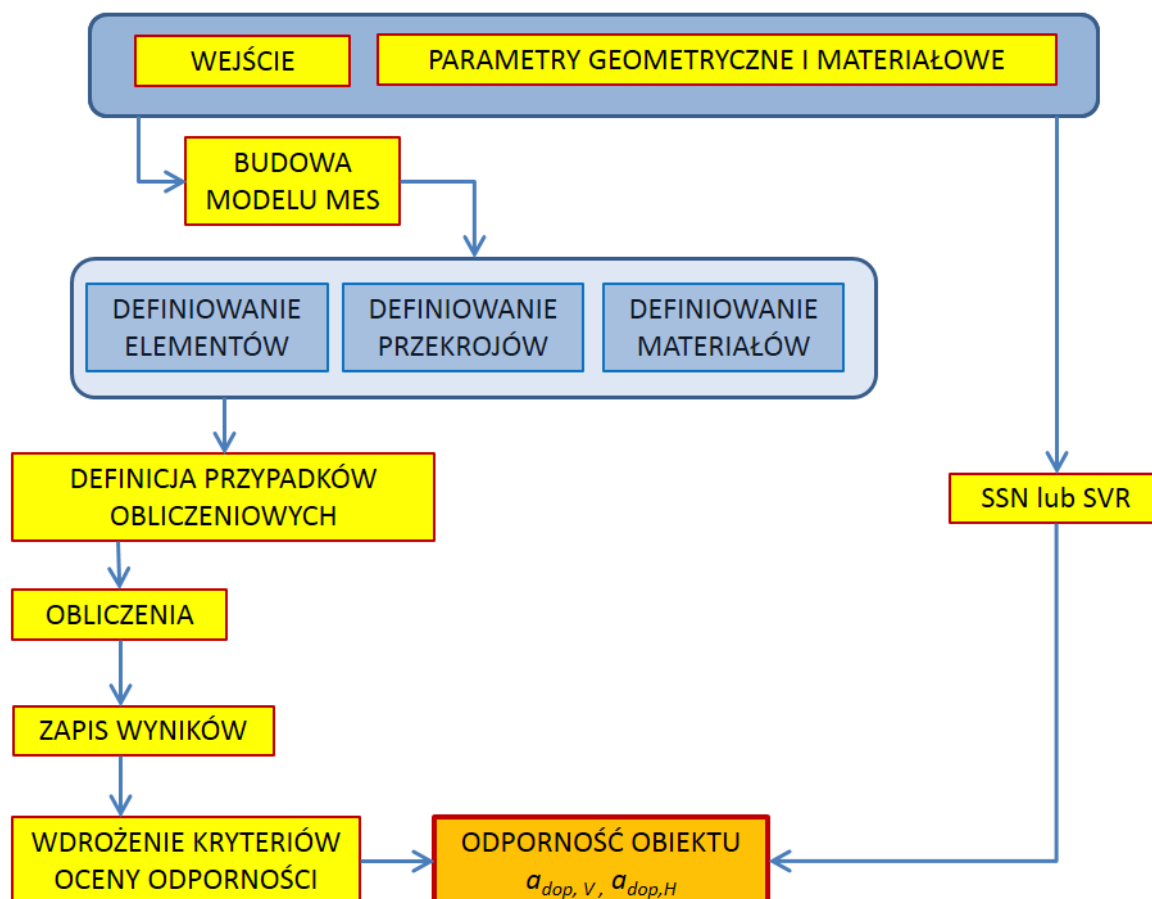
Wyniki przeprowadzonych analiz pozwalają stwierdzić, że zastosowanie metod uczenia maszynowego może stanowić alternatywne rozwiązanie w stosunku do analiz numerycznych MES. Sytuacja ta ma miejsce wówczas, gdy zachodzi konieczność ustalenia odporności dynamicznej dużej liczby obiektów.

Uzyskane wyniki potwierdzają, że zarówno sztuczne sieci neuronowe, jak i metoda wektorów podpierających mogą zostać wykorzystane jako narzędzia numeryczne, pozwalające na aproksymację dopuszczalnych składowych przyspieszeń drgań gruntu ($a_{V,dop}$ i $a_{H,dop}$) określających odporność dynamiczną obiektów mostowych na wpływ wstrząsów górniczych. Przedstawione wartości błędu MSE oraz współczynnika korelacji liniowej R pokazują, że w omawianym przypadku, nieznacznie lepszym rozwiązaniem są sztuczne sieci neuronowe – por. tabele 4 i 5.

Zastosowane podejście może być przeniesione na obiekty istniejące innego typu, niż analizowane w pracach [3] i [4] żelbetowe wiadukty drogowe. Wymaga to utworzenia odpowiednio licznej bazy wiedzy, która pozwoli na uczenie i testowanie systemów należących do grupy metod uczenia maszynowego.

Zdaniem autora zastosowanie tych metod pozwoli:

- zwiększyć efektywność oceny odporności obiektów budowlanych na wpływ wstrząsów górniczych poprzez zmniejszenie nakładów obliczeniowych (por. rys. 6),
- usprawnić dokonywanie oceny odporności dużej liczby obiektów danego typu,
- ułatwić analizę przypadków, w których informacja na temat parametrów materiałowych konstrukcji jest niepewna,
- przyczynić się do wzbogacenia systemów GIS o dane dotyczące odporności obiektów budowlanych.



Rys. 6. Porównanie procedury wyznaczania odporności dynamicznej z wykorzystaniem podejścia numerycznego MES oraz metod uczenia maszynowego [4]

4.3.3. Ocena ryzyka powstania uszkodzeń w obiektach budowlanych poddanych oddziaływaniom górniczym z zastosowaniem metod uczenia maszynowego [5, 6, 7, 8]

A. Problematyka szkód górniczych

O odporności danego obiektu na oddziaływania górnicze decyduje stan wyłączenia jego elementów nośnych oraz stateczność całego układu. Przekroczenie któregoś z tych stanów prowadzi do zniszczenia poszczególnych elementów lub całości konstrukcji. Tym samym, w ocenie odporności nie rozważa się uszkodzeń, które nie zagrażają bezpieczeństwu.

Jak wynika z wieloletnich badań prowadzonych z udziałem autora w *Katedrze Geodezji Inżynierskiej i Budownictwa AGH*, uszkodzenia które dominują w zabudowie terenów górniczych obniżają walory użytkowe lub utrudniają poprawną eksploatację, lecz rzadko stanowią zagrożenie bezpieczeństwa [Wodyński 2007]. Jednak w przypadkach, gdy dochodzi do zagrożenia bezpieczeństwa, z uwagi na uszkodzenia elementów konstrukcyjnych, stosuje się zabezpieczenia profilaktyczne.

Koszty naprawy szkody górniczej, jak i wykonania potencjalnych zabezpieczeń profilaktycznych ponosi zakład górniczy. Dlatego, na etapie planowania eksploatacji górniczej, istotne jest ustalenie ryzyka powstawania szkód dla dużej liczby obiektów stanowiących zabudowę terenu górniczego.

Ryzyko zajścia zdarzenia polegającego na powstaniu szkody górniczej w obiekcie budowlanym jest równoważne z podaniem prawdopodobieństwa jego wystąpienia w wyniku oddziaływania na obiekt czynników zewnętrznych. Dla obiektów budowlanych usytuowanych na terenach górniczych, czynnikami warunkującymi powstanie szkód górniczych są głównie deformacje terenu i wstrząsy górnicze np.: [Kwiatk 2007].

W ocenie ryzyka powstania szkód górniczych, oprócz parametrów opisujących intensywność oddziaływań górniczych, niezbędne są również informacje na temat cech geometrycznych i materiałowych danego obiektu. Dlatego ocena ta stanowi złożony problem decyzyjny.

B. Metoda wektorów podpierających (SVM) i probabilistyczne sieci neuronowe (PNN) w ocenie ryzyka powstania szkód górniczych – [5] i [6]

W odniesieniu do metod statystycznych, problem określenia ryzyka powstania szkody górniczej można sprowadzić do zagadnienia klasyfikacji. Ponadto, żeby wynik klasyfikacji mógł być interpretowany jako ryzyko powstania szkody górniczej, należy podać odpowiadającą takiemu zdarzeniu wartość prawdopodobieństwa.

W wyniku rozeznania literaturowego wytypowano do badań dwie metody zaliczane do grona metod uczenia maszynowego (ML - *Machine Learning*): metodę wektorów podpierających (SVM – *Support Vector Machine*) oraz probabilistyczne sieci neuronowe (PNN – *Probabilistic Neural Network*). Wyselekcjonowane w ten sposób narzędzia przetestowano na przykładzie oceny szkód górniczych sieci wodociągowych poddanych ciągłym deformacjom terenu [5] oraz grupy budynków o konstrukcji tradycyjnej, poddanych wysokoenergetycznym wstrząsom górniczym [6].

W pracy [5] przedstawiono analizę przydatności metod SVM oraz PNN do oceny ryzyka uszkodzeń sieci wodociągowych pod wpływem oddziaływań górniczych na terenie *Górnośląskiego Zagłębia Węglowego (GZW)*. W ramach badań, wykorzystując dane o rozwiązaniach techniczno-materiałowych sieci, stwierdzonych uszkodzeniach oraz intensywności oddziaływań górniczych utworzono dwa modele klasyfikacyjne w postaci sieci SVM oraz PNN. Dobór optymalnych parametrów struktur obu modeli przeprowadzono z wykorzystaniem *algorytmu genetycznego GA (Genetic Algorithm)* np. [Syarif i inni 2016].

Łączna liczba analizowanych przypadków wyniosła 235. Zestaw danych wejściowych stanowiły: zmienna opisująca materiał przewodu odcinka sieci (M), zmienna opisująca kategorię odporności analizowanego odcinka sieci (KO), zmienna opisująca aktualny stan techniczny (ST) oraz wskaźnik wpływów deformacji ciągłych ε_{max} – maksymalne poziome odkształcenia terenu na danym odcinku sieci wodociągowej.

Baza danych została podzielona na zbiór treningowy (165 wzorców) oraz testowy (70 wzorców). Przy takim podziale zbudowano dwa modele klasyfikacyjne, opisujące ryzyko pojawienia się uszkodzeń (model PNN oraz model SVM).

Procedura budowy poszczególnych klasyfikatorów została szczegółowo opisana w pracy [5]. W wyniku badań uzyskano dwa modele klasyfikacyjne, których własności w kontekście trafności i cech generalizacyjnych przedstawiono w tabelach 7 i 8.

Przeprowadzono również symulację utworzonych modeli w celu uzupełnienia wyników klasyfikacji o wartości prawdopodobieństwa wystąpienia uzyskanych wskazań.

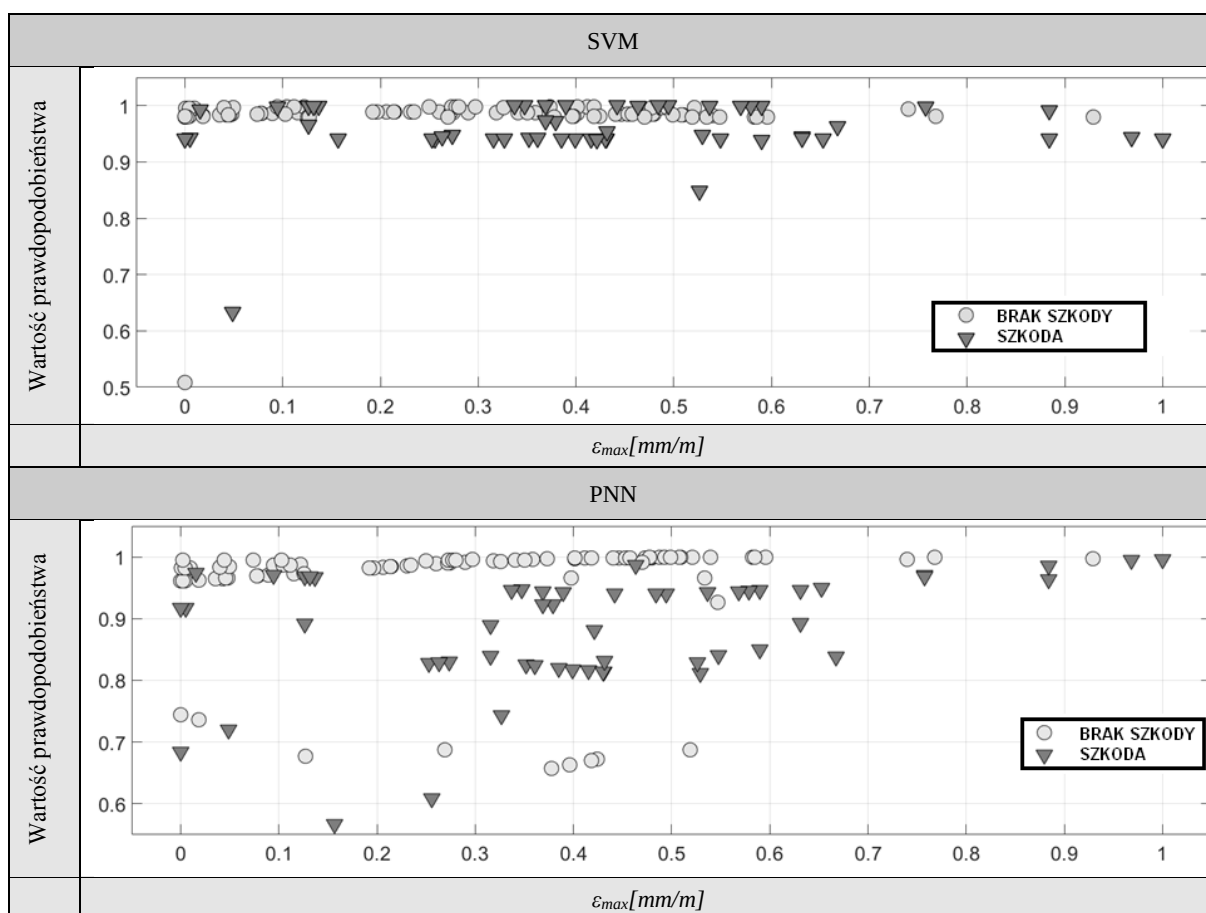
Na rysunku 7 przedstawiono wyniki symulacji działania modeli SVM i PNN na zestawie danych składającym się ze zbioru treningowego i testowego. Wyniki przedstawiono względem zmiennej ε_{max} opisującej wpływ ciągłych deformacji podłoża. Na wykresach zaznaczono skategoryzowane wyniki klasyfikacji oraz odpowiadające im wartości prawdopodobieństw.

Tabela. 7. Poprawność klasyfikacji dla modelu SVM [5]

Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru treningowego (165 wzorców)	Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru testowego (70 wzorców)
97,58 %	91,43 %

Tabela. 8. Poprawność klasyfikacji dla modelu PNN [5]

Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru treningowego (165 wzorców)	Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru testowego (70 wzorców)
97,57 %	90,00%

**Rys. 7.** Wyniki symulacji utworzonych modeli SVM i PNN [5]

Dla wyników klasyfikacji przy użyciu modelu SVM uzyskano prawdopodobieństwa na poziomie około 0,9. Natomiast wartości prawdopodobieństw dla wyników klasyfikacji przy użyciu modelu PNN charakteryzują się większym rozproszeniem (od 0,55 do 1,0).

Wartości prawdopodobieństw dla analizowanego przypadku nie stanowią jednak o jakości utworzonych modeli, lecz są przypisane do wyników klasyfikacji. Pozwalają zatem na uszczegółowienie prognozy powstania szkody górniczej. W przypadku metody SVM, procedura wyznaczania prawdopodobieństwa uzyskania danego wyniku klasyfikacji następuje dopiero po utworzeniu modelu klasyfikacyjnego. Polega ona na dopasowaniu funkcji sigmoidalnej, odzwierciedlającej prawdopodobieństwo *a posteriori*, do wyników klasyfikacji

generowanych przez utworzony model SVM [Franc i inni 2011, Platt 2000]. Wyznaczane w ten sposób prawdopodobieństwa nie zachowują jednak informacji o relacjach występujących w utworzonym modelu, ani nie wynikają bezpośrednio z metody SVM. Zważywszy, iż jest to procedura zewnętrzna (dodatkowa), dąży ona do jak najlepszego dopasowania wyników klasyfikacji uzyskanych z modelu SVM, bez udziału informacji zawartej w zmiennych wejściowych. Dlatego wyniki cechują się przeważnie mniejszym rozproszeniem wartości wyznaczanych prawdopodobieństw, lecz zachodzi to kosztem ich wiarygodności.

Z kolei wyznaczenie prawdopodobieństwa dla wyników klasyfikacji uzyskanych metodą PNN polega na uśrednieniu wartości zaktywowanych funkcji jąder występujących w przedostatniej warstwie sieci [Rutkowski 2012, Specht 1990]. Tym samym klasyfikacja danego przypadku i przypisanie mu prawdopodobieństwa, w odróżnieniu od procedury stosowanej dla modelu SVM, stanowi immanentną własność struktury sieci PNN. Dlatego, pomimo, iż wartości prawdopodobieństw dla modelu klasyfikacyjnego SVM osiągają wyższe wartości, to zdaniem autora, w kwestii oceny ryzyka powstania szkód górniczych, metoda PNN podaje wyniki bardziej wiarygodne.

Analiza uzyskanych wyników prowadzi do następujących wniosków:

- zarówno struktury SVM, jak i sieci neuronowe typu PNN mogą być stosowane do oceny ryzyka uszkodzeń sieci uzbrojenia terenu poddanej oddziaływaniom górniczym, o czym świadczą wysokie procentowe poziomy trafności uzyskane w trakcie uczenia, jak i testowania utworzonych modeli,
- obie metody, oprócz realizacji standardowego zadania klasyfikacji, oferują możliwość uściślenia uzyskanych wyników o wartości prawdopodobieństw, które można interpretować jako miarę ryzyka uszkodzenia sieci wodociągowej,
- przewagą metody PNN jest większa wiarygodność wyników, ponieważ wyznaczanie prawdopodobieństw zachodzi przy zachowaniu informacji zawartej w zmiennych wejściowych, w odróżnieniu od metody SVM, w przypadku której procedura ustalania prawdopodobieństw dla wyników klasyfikacji jest przeprowadzana w dodatkowym etapie dopiero po utworzeniu modelu.

Mając na uwadze wnioski z badań zaprezentowanych w pracy [5], podjęto analizę przypadku, w którym ocena ryzyka szkód górniczych dotyczyła budynków murowanych o konstrukcji tradycyjnej, poddanych wysokoenergetycznym wstrząsom górniczym w LGOM [6].

Wykorzystano *probabilistyczne sieci neuronowe (PNN)*. Podstawą do analiz była baza danych o zgłoszeniach uszkodzeń, jakie wystąpiły po wysokoenergetycznych wstrząsach górniczych z 20.02.2002 r., 16.05.2004 r. oraz 21.05.2006 r.

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 szkody górnicze lub nie, w bazie danych zgromadzono informacje na temat konstrukcji obiektów, ich geometrii, rodzaju zabudowy i zakresu zabezpieczeń profilaktycznych na deformacje ciągłe terenu oraz wpływy dynamiczne. Wstępna analiza bazy danych [Witkowski i Wodyński 2015] pozwoliła wytypować te cechy badanych obiektów, które pozostają w relacji z faktem powstania szkody górniczej w budynku w następstwie wstrząsu górniczego.

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_z),
- kształt bryły budynku zgodnie z [Instrukcja GIG nr 12...] (k_{sz}),
- konstrukcję ścian fundamentowych lub piwnicznych (s_{cp}),
- konstrukcję ścian wyższych kondygnacji (s_{cw}),
- konstrukcję stropów (s_t),
- 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 dla dwóch analizowanych okresów (po wstrząsie z 20.02.2002 i po wszystkich wyszczególnionych wstrząsach).

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 [6].

Aby przedstawić możliwość wykorzystania sieci *PNN* do 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.

W tabeli 9 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 9 można stwierdzić, że istnieje wyraźna tendencja polegająca na zwiększeniu ryzyka powstania szkody wraz z następstwem kolejnych wysokoenergetycznych wstrząsów górniczych. Tendencja ta jednak, na przestrzeni lat 2002 do 2006, nie wykazuje istotnej zależności od zróżnicowania konstrukcji obiektu, jego geometrii lub zabezpieczeń konstrukcyjnych na wpływy górnicze. Sugeruje to, iż zgromadzony materiał badawczy ma niepewny charakter, wynikający z subiektywnych reakcji właścicieli budynków zgłaszających fakt pojawienia się uszkodzeń. Należy sądzić, że zdecydowanie lepsze rezultaty uzyskać można wykorzystując dane ze szczegółowej inwentaryzacji konstrukcyjnej przeprowadzanej po każdym z tych wstrząsów. Dlatego, kolejne badania, których wyniki opisano w pracy [8] zostały prowadzone na bazie danych z inwentaryzacji dokonanych przez zespół ekspertów z udziałem autora. Pozwoliło to na uszczegółowienie opisu zakresu i intensywności uszkodzeń zgodnie przyjętym wskaźnikiem intensywności uszkodzeń w_{ui} wg [Firek 2009, Firek i inni 2016].

Tabela 9. Wartości prawdopodobieństwa powstania szkody górniczej dla poszczególnych zmiennych ujętych w modelu PNN [6]

Zmienna	Stan zmiennej	Prawdopodobieństwo powstania szkody górniczej - 2002	Prawdopodobieństwo powstania szkody górniczej – 2002÷2006
Rodzaj zabudowy r_z	<i>wolnostojąca</i>	0,115	0,314
	<i>szeregową</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>słabo rozczłonkowana, zwarta</i>	0,147	0,340
	<i>słabo 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>błocki betonowe</i>	0,161	0,359
Konstrukcja ścian wyższych kondygnacji s_{cw}	<i>pustaki żużlobetonowe</i>	0,060	0,209
	<i>błocki betonowe</i>	0,217	0,473
Konstrukcja stropów s_t	<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>brak</i>	0,163	0,358
	<i>istnieją</i>	0,113	0,327

Przedstawione w pracy [6] 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 teorii niezawodności [Biegus 1999, Kwiatek 2007],
- utworzony model może stanowić efektywne narzędzie w przypadku konieczności ustalenia zakresu potencjalnych szkód dla dużej grupy obiektów budowlanych.

C. Naiwna klasyfikacja Bayesa do oceny stanu technicznego budynków poddanych wpływom górniczym – [7]

W przypadku licznych grup budynków zlokalizowanych na terenach górniczych, analiza zależności stanu technicznego budynków od potencjalnych przyczyn (w tym również oddziaływań górniczych) może stanowić efektywną metodę oceny szkód górniczych [Wodyński 2007]. W pracy [7] przedstawiono propozycję takiej oceny metodą *naiwnego klasyfikatora Bayesa* (*Naive Bayes Classifier - NBC*) [Bishop 2006]. Utworzony model pozwala na wskazanie kategorii stanu technicznego obiektu na podstawie informacji o jego odporności

na wpływy górnicze, jakości utrzymania oraz oddziaływaniach górniczych. Uzyskany wynik może zostać rozszerzony o odpowiadającą danej kategorii stanu technicznego wartość prawdopodobieństwa. Okresowa kontrola stanu technicznego danej zabudowy, a szczególnie analiza kształtowania się wartości prawdopodobieństw przypisania budynków do danej kategorii stanu technicznego, może być ilościową miarą świadczącą o degradacji cech użytkowych na skutek oddziaływań górniczych.

W badaniach wykorzystano informacje zebrane podczas inwentaryzacji przeprowadzonych z udziałem autora. Na tej podstawie utworzono bazę danych o 126 wielokondygnacyjnych budynkach mieszkalnych i użyteczności publicznej, w wieku do 35 lat, usytuowanych na terenie górniczym LGOM. Obiekty podlegające analizie wykonane zostały w technologii wielkoblokowej, w systemach wielki blok (WBL) oraz szkolny wielki blok (SzWBL).

Do budowy modelu wykorzystano zmienne opisujące:

- intensywność ciągłych deformacji terenu w miejscu lokalizacji obiektu (KT),
- intensywność wstrząsów górniczych a_{sg} zgodnie z [Wodyński i Lasocki 2003],
- odporność danego obiektu na wpływ ciągłych deformacji terenu (KO),
- poziom zabezpieczeń profilaktycznych obiektu przeciw ciągłym deformacjom terenu (ZAB),
- wskaźnik opisujący jakość utrzymania, wynikający z informacji nt. dokonanych remontów (REM).

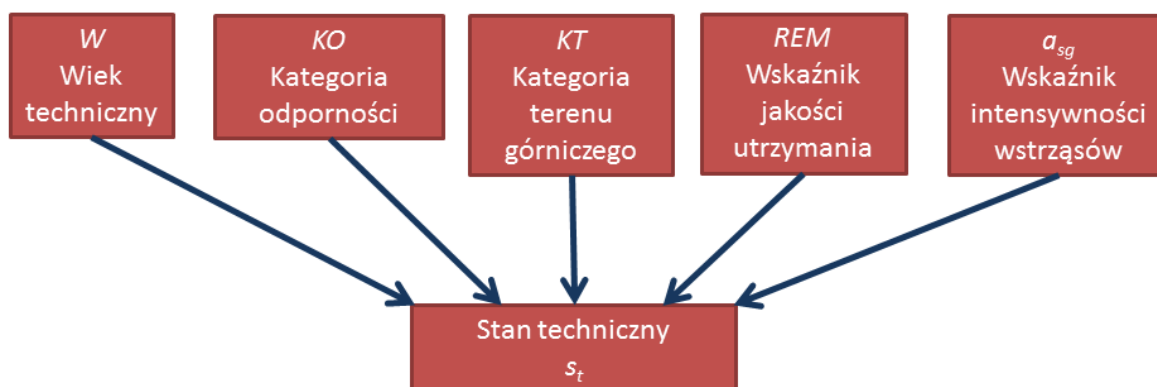
Do opisu zmiennej decyzyjnej, którą była kategoria stanu technicznego (s_t), wykorzystano kategorie wynikające z wartości stopnia zużycia technicznego s_z – tabela 10.

Tabela 10. Stan techniczny a zużycie techniczne budynku [Wodyński 2007]

Stan techniczny s_t	Przyjęte oznaczenie dla kategorii	Stopień zużycia s_z [%]
Bardzo dobry	VG	≤ 10
Dobry	G	(10 – 20)
Zadowalający	S	(20 – 30)
Średni I	M-I	(30 – 40)
Średni II	M-II	(40 – 50)
Zły	B	(50 – 70)
Bardzo zły	VB	≥ 70

Przed przystąpieniem do badań baza danych została podzielona na zbiór treningowy (89 wzorce) oraz testowy (37 wzorców). Przy tak wydzielonych zbiorach treningowym i testowym zbudowano model *naiwnego klasyfikatora Bayesa* (rys. 8), wykonując obliczenia w środowisku *Matlab*.

Utworzony model poddano weryfikacji, w trakcie której stwierdzono, że posiada on zadowalający stopień trafności w stosunku do danych uczących (73,0 % poprawnie sklasyfikowanych wzorców – tab. 11) oraz nie przejawia tendencji przeuczenia (*overfitting*), o czym świadczą podobne wartości poprawnie sklasyfikowanych wzorców dla zbioru treningowego i testowego.



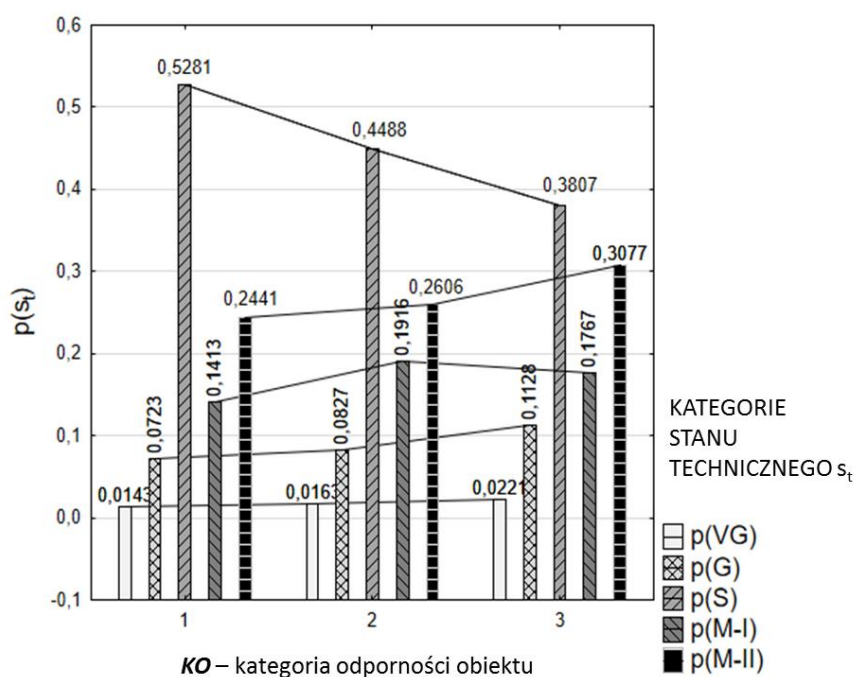
Rys. 8. Schemat uzyskanej struktury naiwnego klasyfikatora Bayesa (NBC) [7]

Tabela 11. Procentowe wskaźniki trafnych klasyfikacji dla modelu [7]

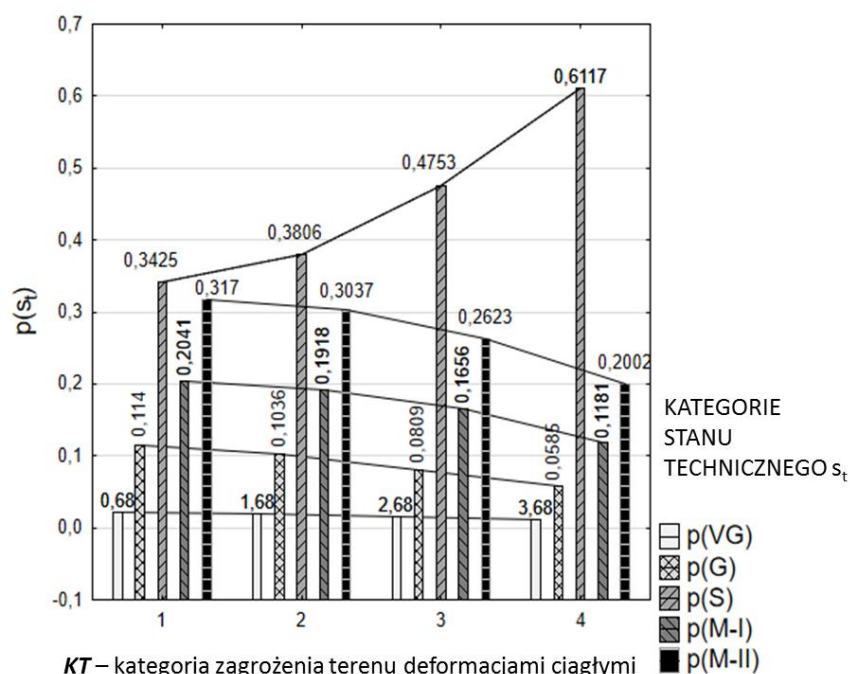
Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru treningowego (89 wzorce)	Procent poprawnie sklasyfikowanych przypadków dla zbioru testowego (37 wzorców)
73,0%	70,03%

Utworzony model poddano symulacji na równomiernie wygenerowanej siatce punktów (zmiennych) obejmującej cały obszar przestrzeni danych wejściowych. Celem symulacji było określenie prawdopodobieństwa uzyskania danej kategorii stanu technicznego.

Na rysunkach 9 i 10 przedstawiono graficzną interpretację wyników symulacji dla zmiennych KO i KT.



Rys. 9. Wyniki symulacji działania modelu przedstawione względem zmiennej KO [7]



Rys. 10. Wyniki symulacji działania modelu przedstawione względem zmiennej KT [7]

Wyniki badań wskazują, że wraz ze wzrostem kategorii odporności budynku (KO) maleje prawdopodobieństwo uzyskania zadowalającego stanu technicznego (S) (w zakresie prawdopodobieństw od $p(s_t=S) = 0,53$ do $p(s_t=S) = 0,38$) na rzecz stanu średniego M-II (od $p(s_t=M-II) = 0,24$ do $p(s_t=M-II) = 0,31$) – por. rys. 9.

Z kolei w przypadku symulacji modelu względem zmiennej KT (rys. 10), można zauważyć, że wraz ze wzrostem kategorii terenu górnictwa, wzrasta średnie prawdopodobieństwo osiągnięcia przez budynek stanu zadowalającego (S), głównie kosztem stanu bardzo dobrego (VG) i dobrego (G).

Z przedstawionych rezultatów wynika, że metoda *naiwnej klasyfikacji Bayesa*, pozwala na wskazanie stanu technicznego badanego budynku wraz z podaniem prawdopodobieństwa takiego wyniku. Daje to możliwość uwzględnienia niepewności formalnej w ocenie stanu technicznego budynku. Należy podkreślić, że przeprowadzenie symulacji modelu na danych obejmujących całą przestrzeń zmiennych wejściowych pozwala również na analizę wpływu poszczególnych zmiennych wejściowych na przebieg modelowanego procesu.

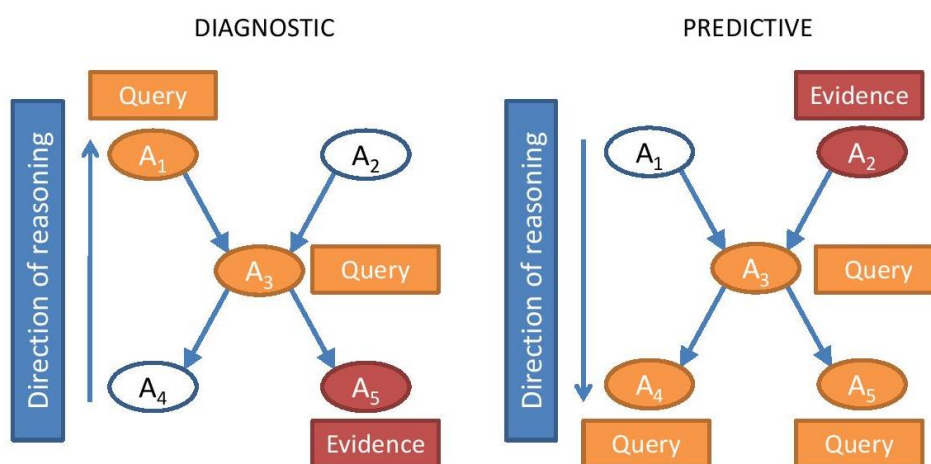
D. Sieci przekonania Bayesa do oceny ryzyka powstania szkód górniczych – [8]

Przedstawione w pracach [5] i [6] metody służyły do budowy modelu klasyfikacyjnego, umożliwiającego ocenę ryzyka powstania szkody górniczej. Dodatkowo w pracy [7] przedstawiono możliwość stosowania metod uczenia maszynowego w przypadku, gdy miarą szkody górniczej było pogorszenie się stanu technicznego budynku. Ostatecznie wykazano, że wszystkie te metody cechują się własnościami pozwalającymi na realizację wstępnie sformułowanego zadania.

Jednak pełny opis zagadnienia oceny wpływów górniczych na obiekty budowlane wymaga zarówno prognozowania potencjalnych skutków eksploatacji na etapie zatwierdzania planu ruchu zakładu górniczego, jak również konieczności rozstrzygnięcia o przyczynach uszkodzeń zgłaszanych do działu szkód górniczych po wydobywaniu złoża. Wynika stąd, że wnioskowanie w oparciu o utworzony system decyzyjny powinno umożliwiać zarówno prognozę

potencjalnych skutków w postaci uszkodzeń, jak i diagnozę przyczyn ich powstania. Niestety, metoda SVM oraz PNN są systemami, które stosować można jedynie w przypadku prognoz wystąpienia uszkodzeń oraz ryzyka takiego zdarzenia. Natomiast metodą spełniającą postawione kryteria, zarówno w kwestii predykcji, jak i diagnozy są sieci przekonań Bayes'a (Bayesian Belief Network).

W pracy [8] przedstawiono przykład dotyczący zastosowania sieci przekonań Bayes'a w analizie stanu uszkodzeń budynków wielkoblokowych na terenach górniczych. Omówiono tam szczegółowo formalizm matematyczny metody oraz jej podstawowe cechy. Najważniejszą zaletą takiego podejścia jest fakt, iż w ramach oceny stanu uszkodzeń można przeprowadzić zarówno diagnozowanie przyczyn dla zaobserwowanych skutków, jak i predykcję skutków dla założonych przyczyn, co zilustrowano schematycznie na rysunku 11. W ogólności, zgodnie z [Korb and Nicholson 2010], możliwości wnioskowania jest więcej, lecz te zobrazowane na rysunku 11 w zupełności wystarczają do opisu wpływu oddziaływań górniczych na intensywność uszkodzeń.



Rys. 11. Schemat poglądowy kierunku wnioskowania w przypadku diagnozowania oraz przewidywania przy użyciu sieci przekonań Bayesa. Źródło: [Korb and Nicholson 2010]

Stosując powyższą metodykę utworzono system decyzyjny do analizy intensywności uszkodzeń budynków wielkoblokowych poddanych oddziaływaniom górniczym. Strukturę sieci przekonań Bayesa zbudowano w oparciu o bazę danych o cechach konstrukcyjnych, jakości utrzymania i intensywności uszkodzeń grupy 129 budynków, uwzględniając oddziaływanie wpływów górniczych w postaci ciągłych deformacji terenu i wstrząsów górniczych.

Zmiennymi przyjętymi do analiz były:

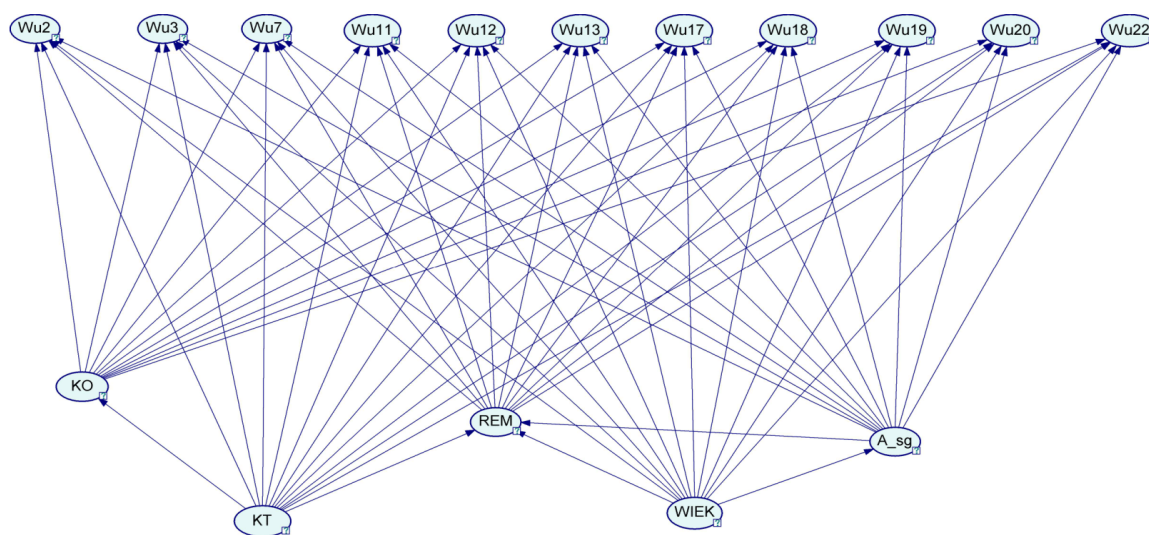
- wiek budynku (*WIEK*)
- kategoria terenu górniczego (*KT*),
- wskaźnik wpływów dynamicznych od wstrząsów górniczych (a_{sg}) [wg Wodyński 2007],
- odporność budynku na wpływy górnicze (*KO*),
- zmienna określająca jakość utrzymania budynku (*REM*),
- wskaźnik uszkodzeń określony dla 22 składowych elementów konstrukcyjnych i drugorzędnych analizowanej grupy obiektów w_{ui} wg [Firek 2009].

W wyniku wstępnej analizy, spośród wyspecyfikowanych w pracy [Firek 2009, Firek i inni 2016] 22 wskaźników intensywności w_{ui} wyłoniono docelowo zestaw 11 wskaźników, które wykorzystano w budowie modelu. Pozostałe wskaźniki wyeliminowano z dalszych analiz ponieważ dla badanej grupy budynków nie wykazywały istotnej zmienności.

Ostateczny zestaw stanowiły wskaźniki intensywności następujących elementów, a to:

- ścian nośnych piwnic lub fundamentowych (w_{u2}),
- ścian nośnych nadziemna (w_{u3}),
- stropów lub stropodachu (w_{u7}),
- ścian działowych (w_{u11}),
- tynków wewnętrznych i okładzin ściennych (w_{u12}),
- warstw podłogowych (w_{u13}),
- warstw elewacyjnych (w_{u17}),
- izolacji przeciwwilgociowych (w_{u18}),
- pokrycia dachowego (w_{u19}),
- obróbek blacharskich, rynien i rur spustowych (w_{u20}),
- elementów zewnętrznych takich jak podesty, opaski betonowe itp. (w_{u22}),

Na podstawie ustalonych zmiennych wejściowych oraz wyselekcjonowanej grupy 11 miarodajnych wskaźników intensywności uszkodzeń utworzono strukturę *sieci przekonań Bayesa*, którą przedstawiono na rysunku 12.



Rys. 12. Schemat uzyskanej sieci przekonań Bayesa

Źródło: opracowanie własne w oparciu o program GeNie [<http://dsl.sis.pitt.edu>]

Struktura sieci w zakresie założonych powiązań między badanymi zmiennymi została utworzona w sposób *ekspercki* na podstawie doświadczenia autorów oraz wyników wstępnych analiz zależności między poszczególnymi zmiennymi. Parametry sieci, w postaci tablic prawdopodobieństw warunkowych dla każdego jej węzła (*CPT - Conditional Probability Table*), zostały wyznaczone metodą *EM (Expectation–Maximization Algorithm* [Bishop 2006]).

Uzyskany model poddano weryfikacji pod kątem poprawności klasyfikacji. Weryfikację przeprowadzono w dwóch wariantach. Pierwszym była *predykcja* poziomu intensywności wskaźników uszkodzeń (w_{ui}) w zależności od zadanych na wejściu oddziaływań górniczych (*KT*, *a_{sg}*), cech konstrukcyjnych (*KO*), jakości utrzymania (*REM*) oraz wieku budynku (*WIEK*). W drugim wariantcie, w oparciu o dane wartości wskaźników intensywności uszkodzeń, sieć

wskazywała kategorie potencjalnych przyczyn (*diagnoza*). Wyniki trafności wskazań dla utworzonego modelu przedstawiono w tabeli 12.

Tabela 12. Wyniki poprawności wskazań uzyskanej sieci przekonań Bayesa [8]

Wariant I - predykcja	Wariant II - diagnoza
Średnia trafność modelu dla predykcji poszczególnych wskaźników intensywności uszkodzeń w_{ui}	Średnia trafność modelu w diagnozowaniu przyczyn zaobserwowanego stopnia uszkodzeń budynku w_{ui}
86,37 %	85,66 %

W wyniku weryfikacji jakości modelu, zarówno w przypadku przewidywania stopnia uszkodzeń poszczególnych elementów (wariant I), jak również diagnozy przyczyn uszkodzeń (wariant II), uzyskano wysokie poziomy trafności. Potwierdza to początkowe założenie o przydatności przyjętej metodyki zarówno w przypadku szacowania zakresu szkód górniczych, jak i wskazywania dominującego czynnika wpływającego na ich powstanie.

Dla zobrazowania możliwości wykorzystania *sieci przekonań Bayesa* podano dwa przykłady. Pierwszy przykład dotyczy *predykcji* kategorii intensywności uszkodzeń (wariant I), drugi zaś *diagnozowania* przyczyn zaobserwowanego stanu uszkodzeń (wariant II).

W przypadku predykcji (wariant I) przedstawiono dodatkowo możliwość działania modelu w sytuacji niepewnych informacji nt. zmiennych wejściowych (przyczyn). W przykładzie tym prognozowano prawdopodobieństwo ujawnienia się uszkodzeń (w_{ui}) o danej intensywności przy zadanych wartościach zmiennych wejściowych ($WIEK$, REM , KO , KT) z wyjątkiem wskaźnika a_{sg} , którego wartość dla zobrazowania możliwości działania systemu, uznano za niepewną i w konsekwencji dołączono ją do prognozowanych zmiennych wyjściowych razem ze wskaźnikami intensywności uszkodzeń (w_{ui}). W wyniku symulacji modelu dla wszystkich wskaźników intensywności uszkodzeń oraz dla atrybutu opisującego intensywność wstrząsów górniczych (a_{sg}), określono ich najbardziej prawdopodobne kategorie. Na przykład dla wskaźnika w_{u2} (intensywność uszkodzeń ścian nośnych lub fundamentowych) jest to kategoria 2 przy prawdopodobieństwie równym 0,66.

Tabela 13. Wyniki predykcji wskaźnika intensywności uszkodzeń w przypadku niepełnego zestawu danych wejściowych (wariant I) [8]

Wskaźniki potencjalnych przyczyn uszkodzeń (zmienne wejściowe)												
Nazwa wskaźnika	WIEK		REM		KO		KT		a _{sg}			
Zadana kategoria wskaźnika	4		3		2		2		-			
Wskaźniki intensywności uszkodzeń (zmienne wyjściowe)												
Nazwa wskaźnika	W _{u2}	W _{u3}	W _{u7}	W _{u11}	W _{u12}	W _{u13}	W _{u17}	W _{u18}	W _{u19}	W _{u20}	W _{u22}	a _{sg}
Uzyskana kategoria wskaźnika	Prawdopodobieństwa kategorii poszczególnych wskaźników											
0	0,11	0,11	0,11				0,11	0,56	0,70	0,56	0,39	
1	0,11	0,11	0,11	0,36	0,29	0,15	0,11	0,15	0,15	0,29	0,25	0,43
2	0,66	0,52	0,66	0,64	0,56	0,70	0,39	0,29	0,15	0,15	0,11	0,57
3	0,11	0,25	0,11		0,15	0,15	0,39				0,25	

W przypadku drugim, dotyczącym *diagnozowania* przyczyn zaobserwowanego stanu uszkodzeń (wariant II) zmiennymi inicjującymi działanie sieci (*evidences*) były ustalone kategorie poszczególnych wskaźników intensywności uszkodzeń. W tabeli 14 zestawiono wartości prawdopodobieństw warunkowych dla zmiennych, które zgodnie z opisem zjawiska mogą się przyczyniać do powstawania uszkodzeń budynków. W wyniku symulacji modelu dla zadanych wartości wskaźników uszkodzeń uzyskano w odpowiedzi wskazanie kategorii dla atrybutów opisujących wiek, jakość utrzymania, odporność budynku, ciągłe deformacje terenu oraz wstrząsy górnicze. Dla zaobserwowanego zakresu i intensywności uszkodzeń (wartości wskaźników intensywności uszkodzeń w_{ui}) uzyskano informację, że analizowany budynek z prawdopodobieństwem 0,65 jest w 4 kategorii opisującej jego wiek. Dodatkowo uzyskano informację, że kategoria zagrożenia terenu (*KT*) przewyższa kategorię odporności obiektu (*KO*) oraz, że na obiekt najprawdopodobniej oddziałują wstrząsy z kategorii 1 (a_{sg}). Uzyskane wyniki dla zmiennej opisującej jakość utrzymania obiektu (*REM*) nie pozwalają na jednoznaczne wskazanie, w której kategorii znajduje się budynek przy zaistniałym obrazie uszkodzeń. Relatywnie niski poziom wyodrębnienia kategorii wynikowej dla zmiennej *REM* może być spowodowany zależnością tego atrybutu od pozostałych zmiennych w strukturze modelu (por. rys. 12).

Tabela 14. Wyniki wnioskowania w przypadku diagnozowania przyczyn obserwowanej intensywności uszkodzeń (wariant II) [8].

Wskaźniki intensywności uszkodzeń (zmienne wejściowe)											
Nazwa wskaźnika	w_{u2}	w_{u3}	w_{u7}	w_{u11}	w_{u12}	w_{u13}	w_{u17}	w_{u18}	w_{u19}	w_{u20}	w_{u22}
Zadana kategoria wskaźnika	2	1	1	2	2	2	3	2	1	1	1
Wskaźniki potencjalnych przyczyn uszkodzeń (zmienne wyjściowe)											
Nazwa wskaźnika	WIEK		REM		KO		KT		a_{sg}		
Uzyskany kategoria wskaźnika	Prawdopodobieństwa kategorii poszczególnych wskaźników										
0			0,26				0,19				
1	0,02		0,30		0,51		0,34		0,64		
2	0,05		0,20		0,39		0,41		0,36		
3	0,28		0,24		0,10		0,07				
4	0,65										

Na podstawie przeprowadzonych analiz stwierdzono, że zaproponowaną metodykę można wykorzystać zarówno do przewidywania skutków projektowanej eksploatacji, jak i diagnozowania dominującego czynnika zewnętrznego, stanowiącego przyczynę obserwowanego zakresu uszkodzeń. Ponadto wnioskowanie może odbywać się na bazie niepełnych informacji na temat poszczególnych czynników determinujących przebieg analizowanego zjawiska. Może to usprawnić ocenę stanu obiektów budowlanych na terenach górniczych, szczególnie w przypadku analizy grup o dużej liczebności.

4.3.4. Podsumowanie

Powyżej przedstawiono możliwości zastosowania *metod uczenia maszynowego (ML)* w analizie dwóch problemów badawczych dotyczących zabudowy terenów górniczych.

W pierwszym przypadku, w którym analizowano efektywność metod uczenia maszynowego do oceny odporności dynamicznej istniejących obiektów budowlanych na wstrząsy górnicze stwierdzono, że:

- wdrożenie *metod uczenia maszynowego* pozwala podnieść efektywność oceny bezpieczeństwa, która uwidacznia się szczególnie w przypadku analizy licznej grupy istniejących obiektów budowlanych danego typu, zróżnicowanych pod kątem geometrycznym i materiałowym,
- przyjęta metodyka pozwala również na ocenę poszczególnych elementów konstrukcji nośnej pod kątem ich wrażliwości na potencjalne wymuszenie sejsmiczne, co może przyczynić się do usprawnienia prac mających na celu przystosowanie konstrukcji do ich przejęcia,
- opracowana procedura oceny odporności dynamicznej może być zastosowana w przypadku innych typów obiektów niż badane w pracy obiekty mostowe i hale przemysłowe,

Z kolei w drugim przypadku, na podstawie rezultatów badań dotyczących zastosowania *metod uczenia maszynowego* do oceny ryzyka powstania uszkodzeń w obiektach budowlanych poddanych oddziaływaniom górniczym stwierdzono, że:

- zastosowanie *metod uczenia maszynowego*, szczególnie bazujących na formalizmie wnioskowania *Bayesa*, umożliwia budowę systemów decyzyjnych pozwalających na prognozowanie ryzyka powstania uszkodzeń, które podawane jest w notacji probabilistycznej,
- stosowanie *metod uczenia maszynowego* może znacząco podnieść efektywność oceny intensywności uszkodzeń obiektów budowlanych oraz ich stanu technicznego w sytuacjach, gdy dokonanie tej oceny dotyczy dużej liczby obiektów oraz niepewnej informacji, nt. czynników warunkujących proces powstawania uszkodzeń,
- zaproponowaną metodykę można wykorzystać zarówno do przewidywania skutków projektowanej eksploatacji, jak i diagnozowania dominującego czynnika zewnętrznego stanowiącego przyczynę obserwowanego zakresu uszkodzeń.

Wykaz literatury

ABAQUS 2011. ABAQUS Documentation. Dassault Systemes. Providence, RI, USA.

Bishop C. 2006. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer-Verlag New York.

Biegus A. 1999. Probabilistyczna analiza konstrukcji stalowych. Wydaw. Naukowe PWN.

Chang C-C., Lin C-J. 2008. LIBSVM: a Library for Support Vector Machine. Software available at: <http://www.csie.nyu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

Cholewicki A., Kawulok M., Lipski Z., Szulc J. 2012. Zasady ustalania obciążeń i sprawdzania stanów granicznych budynków zlokalizowanych na terenach górniczych w nawiązaniu do Eurokodów. (*Rules for determining the load and checking limit states of buildings located on mining areas in reference to the Eurocodes*). Instytut Techniki Budowlanej ITB, Warszawa.

Dulińska J., Zięba A. 2010. Metody oceny wpływu wstrząsów górniczych na wybrane budowle wielkogabarytowe. (*Methods of assessing the impact of mining tremors on selected large-size*

- structures). Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej. Czasopismo Techniczne: Budownictwo. Kraków. 107, 31-42.
- Eurocode, C. E. N. 1998. European Committee for Standardization. Design of Structures for Earthquake Resistance.
- Eurocode, C. E. N. 1990. European Committee for Standardization. Basis of structural design.
- Firek K. 2009. Proposal for classification of prefabricated panel building damage intensity rate in mining areas. (*Propozycja klasyfikacji intensywności uszkodzeń budynków wielkopłytowych na terenach górniczych*). Archiwum Górnictwa. Wydawnictwo Instytutu Mechaniki Górotworu PAN, Vol. 54, Iss. 3, Kraków.
- Firek K., Rusek J., Wodyński A. 2016. Wybrane metody eksploracji danych i uczenia maszynowego w analizie zagrożenia zabudowy terenów górniczych. (*Selected methods of data mining and machine learning risk analysis for developments located in mining areas*). Przegląd Górniczy, t. 72, nr 1.
- Franc V., Zien A., Schölkopf B. 2011. Support Vector Machines as Probabilistic Models In Proceedings of the 28th International Conference on Machine Learning, pages: 665-672, International Machine Learning Society, Madison, WI, USA, ICML.
- Gelman A., Carlin J.B., Stern H.A., Dunson D.B., Vehtari A., Rubin D.B. 2013. Bayesian Data Analysis-Third Edition. Chapman and Hall/CRC.
- Instrukcja GIG nr 12. 2000: Zasady oceny możliwości prowadzenia podziemnej eksploatacji górniczej z uwagi na ochronę obiektów budowlanych. Katowice.
- Kawulok, M. 2010. Szkody górnicze w budownictwie. Wydawnictwa Instytutu Techniki Budowlanej.
- Korb K.B., Nicholson A.E. 2010. Bayesian Artificial Intelligence. CRC Press.
- Kuś J., Bobra P., Zembały Z. 2015. Porównawcze obliczenia wpływu wstrząsów górniczych na przykładową halę stalową i żelbetową. (*Comparative calculation of the impact of mining tremors on a sample hall steel and reinforced concrete*). Czasopismo techniczne: Materiały Budowlane.
- Kuźniar K., Maciąg E., Tatara T. 2014. Unormowane spektra odpowiedzi od drgań powierzchniowych wzbudzanych wstrząsami górniczymi. (*Normalized response spectra of surface vibrations induced by mining tremors*). Czasopismo Inżynierii Lądowej, Środowiska i Architektury. Rzeszów, (61, nr 2), 69-80.
- Kwiątek J. 1998. Ochrona obiektów budowlanych na terenach górniczych. Wydawnictwo GIG, Katowice 1998.
- Kwiątek J. 2007. Obiekty budowlane na terenach górniczych. Główny Instytut Górnictwa.
- Madaj A., Wołowicki W. 2010. Projektowanie mostów betonowych. (*Design of concrete bridges*). WKiŁ, Warszawa.
- Mutke G., Dubiński J. 2006. Weryfikacja skali GSI-2004 oceny skutków drgań wywołanych wstrząsami górniczymi w obszarze LGOM. Materiały sympozjum WARSZTATY z cyklu: Zagrożenia naturalne w górnictwie, 79-93.
- Neapolitan R.E. 2012. Probabilistic Reasoning In Expert Systems: Theory and Algorithms. CreateSpace Independent Publishing Platform. USA.
- Pachla F., Tatara T. 2015. Odporność dynamiczna obiektów infrastruktury drogowej i sportowej na wybranym obszarze GZW. (*Resistance dynamic road infrastructure and sports on a selected area of Upper Silesian Coal Basin*). Czasopismo Techniczne: "Przegląd Górniczy", No. 71, Katowice.
- Platt J.C. 2000. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods. In A. Smola et al. (ed.), Advances in Large Margin Classifiers. MIT Press, Cambridge.

- Popiołek E. 2009. Ochrona terenów górniczych. Wydawnictwa AGH.
- Rutkowski L. 2012. Metody i techniki sztucznej inteligencji. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa.
- Specht D. F. 1990. Probabilistic neural networks. *Neural Networks* 3: 109–118.
- Steinwart I., Christmann A. 2008. Support Vector Machines. Springer, New York.
- Syarif I., Prugel-Bennett A., Wills G. 2016. SVM Parameter Optimization using Grid Search and Genetic Algorithm to Improve Classification Performance. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 14(4).
- Tatara T. 2012. Odporność dynamiczna obiektów budowlanych w warunkach wstrząsów górniczych. (*Dynamic resistance of buildings in terms of mining tremors*). Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej. Kraków.
- Tatara T, Czerwionka L. 2007. Wzorcowe spektra odpowiedzi z wybranych obszarów GZW. (*Standard response spectra from chosen mining regions at Upper Silesian Coalfield*). Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej. Czasopismo Techniczne: Budownictwo. Kraków.104, 11-8.
- Tatara T. 2013. Proponowane kierunki dalszej modyfikacji skali GSI-GZW/KW. (*Proposed directions for further modification of the GSI—GZW/KW scale*). Czasopismo Techniczne: Przegląd Górniczy. No. 69, Katowice.
- 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)
- Wodyński. 2007. Zużycie techniczne budynków na terenach górniczych. (*Technical wear of buildings in mining areas*). Wydawnictwo AGH. Kraków.
- Wodyński A., Lasocki S. 2003. Badanie wpływu wstrząsów górniczych na zużycie techniczne budynków murowanych. Czasopismo Techniczne: Przegląd Górniczy nr 12, Katowice.
- Zembaty Z, Kokot S. 2014. Adaptacja sejsmicznych norm projektowania konstrukcji do ujęcia wpływu wstrząsów górniczych na budowlę. (*Adaptation of seismic design standards structure to include the impact of mining tremors on buildings*). Czasopismo Techniczne: Przegląd Górniczy. No. 70, Katowice.
- <http://dsl.sis.pitt.edu> - Decision Systems Laboratory. Department of Information Science and Telecommunications and the Intelligent Systems Program at the University of Pittsburgh.

5. WYKAZ INNYCH OPUBLIKOWANYCH PRAC NAUKOWYCH NIEWCHODZĄCYCH W SKŁAD OSIĄGNIĘCIA WYMIENIONEGO W PKT 4.2

Moja działalność naukowa dotyczy głównie problematyki:

- oceny odporności i zagrożenia obiektów budowlanych zlokalizowanych w obszarze wpływów eksploatacji górniczej,
- oceny ryzyka powstawania uszkodzeń w obiektach budowlanych na skutek oddziaływań górniczych,
- implementacji zaawansowanych metod statystycznych, w tym metod *Machine Learning* oraz *Data Mining* w analizach związanych z oceną stanu technicznego obiektów budowlanych,
- integracji metody elementów skończonych *MES* z narzędziami *Machine Learning* w zagadnieniach dynamiki konstrukcji, szczególnie w analizie wpływów parasejsmicznych.

5.1. Dorobek publikacyjny

Szczegółowy wykaz opublikowanych prac naukowych znajduje się w załączniku 5 do niniejszego wniosku.

Łącznie mój dorobek publikacyjny stanowi **29** artykułów i referatów opublikowanych w czasopiśmie naukowych oraz wygłoszonych na konferencjach i sympozjach naukowych krajowych i zagranicznych. Z tego **24** prace zostały opublikowane po doktoracie, w tym **7** w czasopiśmie z bazy *JCR*. Łączna liczba punktów *MNISW*, dla prac po doktoracie wynosi **306** pkt., a sumaryczny *Impact Factor* jest równy **5,072**.

Liczba cytowań moich prac oraz *Indeks Hirscha* zostały zestawione w tabeli **A**.

Tabela A. Liczba cytowań oraz *Indeks Hirscha*

Bazy danych	Liczba publikacji	Liczba cytowań	Indeks Hirscha
Web of Science	12	3	1
Scopus*	11	8	1
Microsoft Academic*	15	5	1
Google Scholar*	18	26	3

*bazy zawierają autocytowania

5.2. Pozostałe formy aktywności naukowej

Szczegółowy wykaz aktywności naukowej, innej niż publikacyjna, znajduje się w załączniku 5 do niniejszego wniosku.

Oprócz działalności publikacyjnej, mój dorobek naukowy, obejmuje:

- współautorstwo **2 projektów badawczych KBN** – por. tab. **B**,
- kierowanie **1 projektem badawczo-rozwojowym** realizowanym na Wydziale Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska AGH oraz współautorstwo **10** prac naukowych dla przemysłu – por. tab. **B**,
- udział w **badaniach statutowych** Katedry Geodezji Inżynierskiej i Budownictwa Wydziału Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska AGH (w latach od 2005 do 2018) – por. tab. **B**.

W roku 2011 zostałem wyróżniony nagrodą w Rektora AGH za działalność naukową.

Tab. B. Zestawienie wykonywanych projektów badawczych

Rodzaj projektu	Liczba projektów		
	przed doktoratem	po doktoracie	razem
Projekt badawczy krajowy KBN	-	2	2
Badania statutowe Katedry Geodezji Inżynierskiej i Budownictwa WGGiŚ AGH (od 2005 do 2018)	6	7	13
Praca naukowo-badawcza realizowana dla przemysłu Charakter udziału: wykonawca	5	5	10
Praca naukowo-badawcza realizowana dla przemysłu Charakter udziału: kierownik zespołu	-	1	1

6. INFORMACJE O OSIĄGNIĘCIACH DYDAKTYCZNYCH, WSPÓŁPRACY Z INSTYTUCJAMI NAUKOWYMI I DZIAŁALNOŚCI POPULARYZUJĄCEJ NAUKĘ

Szczegółowy opis osiągnięć dydaktycznych, współpracy z instytucjami naukowymi oraz działalności popularyzującej naukę znajduje się w załączniku 6.

6.1. Osiągnięcia dydaktyczne

- opracowanie 4 autorskich programów przedmiotów na studiach dziennych, zaocznych i podyplomowych na Wydziale Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska,
- współpraca w opracowaniu oraz prowadzenie ćwiczeń i wykładów z kilkunastu przedmiotów na studiach dziennych i zaocznych na Wydziale Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska, Górnictwa i Geoinżynierii AGH w Krakowie oraz w zamiejscowych filiach WGGiŚ w Rudzie Śląskiej i Nowym Sączu,
- promotorstwo 38 prac dyplomowych oraz recenzowanie kilkudziesięciu prac dyplomowych: magisterskich i inżynierskich wykonywanych przez studentów AGH na kierunkach: Budownictwo, Geodezja i Kartografia oraz Inżynieria Środowiska,
- promotor pomocniczy pracy doktorskiej mgr. inż. Michała Witkowskiego pt.: *Ocena wpływu wieloletnich oddziaływań górniczych na intensywność uszkodzeń tradycyjnej zabudowy LGOM*.

6.2. Współpraca z instytucjami naukowymi

- członek Zarządu Koła Polskiego Związku Inżynierów i Techników Budownictwa (PZITB) przy AGH (od 2005 roku),
- członek Polskiej Grupy Inżynierii Sejsmicznej i Parasejsmicznej (od 2016 roku),
- wygłoszenie dwóch wykładów na zaproszenie Małopolskiego Oddziału PZITB oraz Instytutu Mechaniki Górotworu PAN (lata 2015 i 2018),
- członkostwo w Komitecie organizacyjnym Konferencji Naukowo-Technicznej (PZITB): „TECH-BUD’2017”. 15-17 listopada 2017, Kraków.

6.2. Pozostałe formy aktywności

- ukończone Studium Doskonalenia Dydaktycznego dla Asystentów w Instytucie Nauk Społecznych AGH (2005),
- ukończone studia podyplomowe: Ochrona Terenów Górniczych na Wydziale Geodezji Górniczej i Inżynierii Środowiska AGH w Krakowie (2007),
- uczestnictwo w 21 międzynarodowych i krajowych konferencjach naukowo-technicznych oraz szkoleniowych (lata 2005 do 2018),
- po doktoracie, wykonanie recenzji 13 artykułów w czasopismach krajowych i zagranicznych oraz publikacji konferencyjnych indeksowanych w bazie Web of Science (lata 2014, 2017 i 2018)
- współautorstwo 37 ekspertyz, z czego 22 po uzyskaniu stopnia doktora; dotyczyły one opinii technicznych i ocen stanu technicznego realizowanych dla przemysłu (lata 2005-2017).

