mgr inż. Natalia Bróż[1)*)]
ORCID: 0000-0002-2719-7566
dr hab. inż. Piotr Nazarko, prof. PRz[1)]
0000-0002-6135-2486

Application of machine learning classifiers to elastic wave signal analysis and diagnostics of bolted joints

Zastosowanie klasyfikatorów uczenia maszynowego do analizy sygnałów fal sprężystych oraz diagnostyki połączeń śrubowych

DOI: 10.15199/33.2025.06.10

Abstract: A laboratory model of a portal frame was tested. Piezoelectric transducers were used to excite and measure elastic waves. As a result, 2,100 patterns were collected for various connection state scenarios (7 classes). Subsequently, a multi-level diagnostic system for fault detection and classification was developed. After training, it achieved flawless classification results, offering an alternative to previously applied approaches for this task SSN, ANN. Furthermore, it was demonstrated that the significance of the principal components does not correspond to their normalised order.

Keywords: non-destructive tests; elastic wave propagation; classification models; machine learning; sensitivity analysis.

Streszczenie: Badaniom poddano laboratoryjny model ramy portalowej. Do wzbudzania i pomiaru fal sprężystych zastosowano przetworniki piezoelektryczne. W rezultacie zebrano 2100 wzorców różnych scenariuszy stanu połączenia (7 klas). Następnie zbudowano wielopoziomowy system diagnostyczny do wykrywania i klasyfikacji usterek. Po jego wytrenowaniu możliwe było uzyskanie bezbłędnych wyników klasyfikacji, co stanowi alternatywę dla wcześniej stosowanych w tym zadaniu podejść SSN, ANN. Ponadto wykazano, że istotność składników głównych nie jest tożsama z unormowaną ich kolejnością.

Słowa kluczowe: badania nieniszczące; propagacja fal sprężystych; modele klasyfikacji; uczenie maszynowe; analiza wrażliwości.

Defects in bolted connections constitute a significant threat to the durability and safety of engineering structures. A reduction in bolt pretension leads to a local decrease in stiffness and a redistribution of internal forces, which in extreme cases may result in local damage or even structural failure [1÷4]. Early detection of such discontinuities is crucial for ensuring the reliability of structures and supports effective maintenance planning. In this context, non-destructive testing (NDT) methods and structural health monitoring (SHM) systems play aa important role, as they allow for the assessment of the technical condition of selected components or even entire engineering structures [5, 6].

One of the NDT techniques is the analysis of elastic wave propagation [7]. These waves propagate along the surface of an monitored element or penetrate its volume and are sensitive to changes in stiffness, cracks, material loss, and other defects. A notable advantage of this method is its capability to detect damage at a considerable distance from the point of excitation. Elastic waves interact with the geometry of the structure and with material discontinuities, which also enables their application in the diagnosis of bolted connections.

For effective utilization in diagnostics of measured signals, their appropriate processing is required. Despite the use of digi-

Usterki w połączeniach śrubowych zagrażają trwałości i bezpieczeństwu konstrukcji inżynierskich. Zmniejszenie docisku śrub prowadzi do lokalnego zmniejszenia sztywności oraz redystrybucji sił wewnętrznych, co w skrajnych przypadkach może skutkować lokalnym uszkodzeniem lub awarią konstrukcji [1÷4]. Wczesne wykrywanie tego typu nieciągłości konstrukcyjnych jest kluczowe do zapewnienia niezawodności obiektów i wspomaga planowanie prac serwisowych. W związku z tym szczególne znaczenie mają metody diagnostyki nieniszczącej (NDT) i systemy monitorowania stanu konstrukcji (SHM), które pozwalają na ocenę stanu technicznego wybranych elementów, a nawet całych konstrukcji inżynierskich [5, 6].

Jedną z technik NDT jest analiza zjawiska propagacji fal sprężystych [7]. Fale poruszają się na powierzchni materiału lub przenikają przez jego objętość i są wrażliwe na zmianę sztywności, pęknięcia, ubytki i inne defekty. Ich zaletą jest możliwość wykrywania uszkodzeń na dużą odległość od miejsca przyłożenia wzbudzenia. Fale oddziałują z geometrią konstrukcji i nieciągłościami materiałowymi, co umożliwia ich wykorzystanie także w diagnostyce połączeń śrubowych.

W celu skutecznego wykorzystania sygnałów pomiarowych w diagnostyce, konieczne jest ich odpowiednie przetwarzanie. Pomimo zastosowania filtracji cyfrowej, dane pomiarowe często pozostają złożone i wielowymiarowe. W związku z tym stosuje się metody redukcji wymiarowości, np. analizę składników głównych (PCA) [8, 9], które pozwalają na przekształ-

[1)] Politechnika Rzeszowska, Wydział Budownictwa, Inżynierii Środowiska i Architektury
[*)] Correspondence address: n.broz@prz.edu.pl

tal filtering, measurement data often remain complex and multidimensional. Consequently, dimensionality reduction methods, such as Principal Component Analysis (PCA) [8, 9], are employed to transform the set of features into a smaller number of statistically uncorrelated variables while preserving as much information as possible from the original dataset.

Machine learning methods, particularly classifiers trained on input data, have been widely applied in structural diagnostics for many years. Within supervised machine learning, it is possible to develop models capable of recognizing patterns associated with specific structural states. Particularly effective for such applications are Support Vector Machines (SVM) and various types of artificial neural networks (ANN, SNN) [10÷14], which enable classification even in cases of nonlinear decision boundaries and a large number of classes.

Description of the model studied

The laboratory model analyzed in this study consists of a two-story steel portal frame. Its dimensions and connections details are shown in Figure 1. All columns and beams were fabricated using IPE 80 sections (height = 80 mm, flange width = 46 mm, web thickness = 3.8 mm, flange thickness = 5.2 mm) made of S235 steel. The axial spacing between the columns is 160 cm, and the total height of the frame is 172 cm. The beam-to-column connections were assembled using four rows of M8 bolts of grade 8.8. The base plates of the columns were connected to the floor via pinned connections using two M20 bolts of grade 10.9. The measurement system for generating and recording elastic waves was mounted on the lower beam. It consisted of two piezoelectric transducers (Noliac CMAP6, 3×3×2 mm) bonded to the web (transmitter C1 and receiver C2), positioned approximately 16 cm from the left connection.

The analyzed beam-to-column connection states are illustrated in Figure 1c. The reference state (BU) represents the condition in which all bolts in the connections are properly tightened with the same torque (~20 Nm), controlled using a torque wrench. Variations in bolt tightening were simulated by loosening selected bolts (indicated as empty circles in the

cenie zbioru cech do mniejszej liczby zmiennych niepowiązanych statystycznie, z zachowaniem jak największej liczby informacji zawartych w oryginalnych danych.

Od wielu lat szerokie zastosowanie w diagnostyce konstrukcji znajdują **metody uczenia maszynowego**, szczególnie klasyfikatory uczące się na podstawie danych wejściowych. W ramach nadzorowanego uczenia maszynowego możliwe jest tworzenie modeli umożliwiających rozpoznawanie wzorców związanych z określonymi stanami konstrukcji. Szczególnie efektywne w tego typu zastosowaniu okazują się maszyny wektorów wspierających (SVM) oraz **różne typy sztucznych sieci neuronowych (ANN, SNN)** [10÷14], które umożliwiają klasyfikację nawet w przypadku nieliniowych granic decyzyjnych i dużej liczby klas.

Opis modelu

Analizowany model laboratoryjny dwukondygnacyjnej stalowej ramy portalowej oraz szczegóły połączenia pokazano na rysunku 1. Wszystkie słupy i rygle wykonano z kształtowników IPE 80 (h = 80 mm, b = 46 mm t_w = 3,8 mm, t_f = 5,2 mm) ze stali S235. Roztaw słupów wynosi 160 cm, a łączna wysokość ramy 172 cm. Połączenia rygli ze słupami wykonano ze pomocą czterech rzędów śrub M8 klasy 8.8. Blachy podstawy słupów połączono z podłogą przegubowo dwiema śrubami M20 klasy 10.9. Zestaw pomiarowy do wymuszenia i rejestracji fal sprężystych został zamontowany na ryglu dolnym. Składał się on z dwóch przetworników piezoelektrycznych (Noliac CMAP6, 3×3×x2 mm), przyklejonych do środnika (wzbudnik C1 i odbiornik C2), umieszczonych w odległości ok. 16 cm od lewego połączenia.

Analizowane schematy stanu połączenia belki ze słupem pokazano na rysunku 1c. Stan odniesienia (BU) oznacza, że wszystkie śruby w połączeniach są prawidłowo dokręcone tą samą wielkością momentu obrotowego (~20 Nm), kontrolowanego kluczem dynamometrycznym. Uwzględnione zmiany w dokręcaniu symulowano przez poluzowanie wybranych śrub (puste kółka na schemacie). Były one małe i niewidoczne gołym okiem.

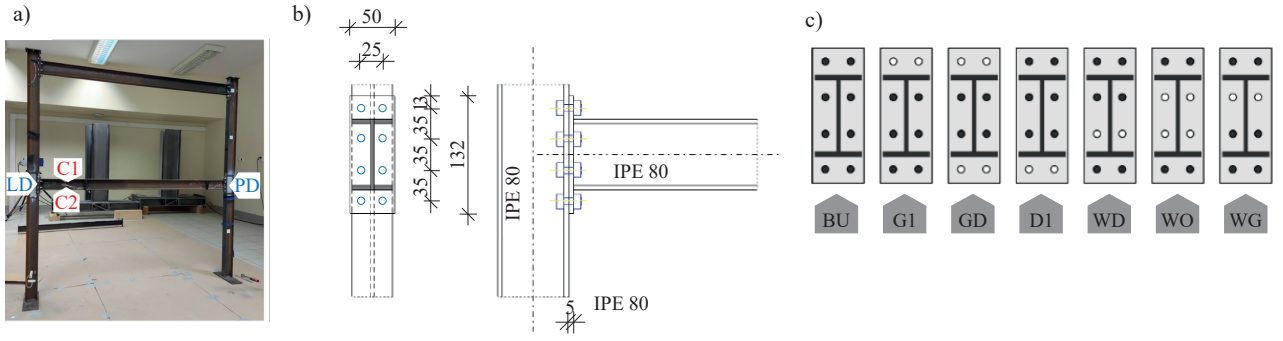

Fig. 1. Laboratory model of the steel frame: a) position of the piezoelectric transducers and analyzed connections, b) connection diagram, c) simulated fault cases (open circles indicate loose screws)
Rys. 1. Laboratoryjny model ramy stalowej: a) położenie przetworników piezoelektrycznych i analizowanych połączeń; b) schemat połączenia; c) symulowane przypadki usterek (puste kółka oznaczają poluzowane śruby)

diagram). These loosened screws remained in place and the simulated anomaly was not visible to the naked eye.

Three independent measurement series (S1 to S3) were conducted for the left (LD) and right (PD) beam-to-column connections. In each simulated damage scenario, 50 signals were recorded at intervals of 200 ms using a measurement setup that included a signal generator, a linear amplifier, and a digital oscilloscope. This allowed to collect 2100 measurement patterns (7×50×3×2) using the receiver C2: 1050 patterns for the left connection and 1050 patterns with respect to the right connection (for normal and damaged condition). The measurements were performed under laboratory conditions at room temperature with no significant its fluctuations. An example of an elastic wave signal recorded by sensor C2 in the reference state (BU), as well as the calculated variance of the signals for the entire pattern set, are presented in Figure 2. The dashed lines indicate the segment of the signal used to extract the principal components for dimensionality reduction. This segment includes the passage of the wave through the entire beam and its return to the measurement point C2 (it is assumed that this segment carries information about the condition of both connections). The determined principal components (from 7 to 16) were used to train the classification algorithm.

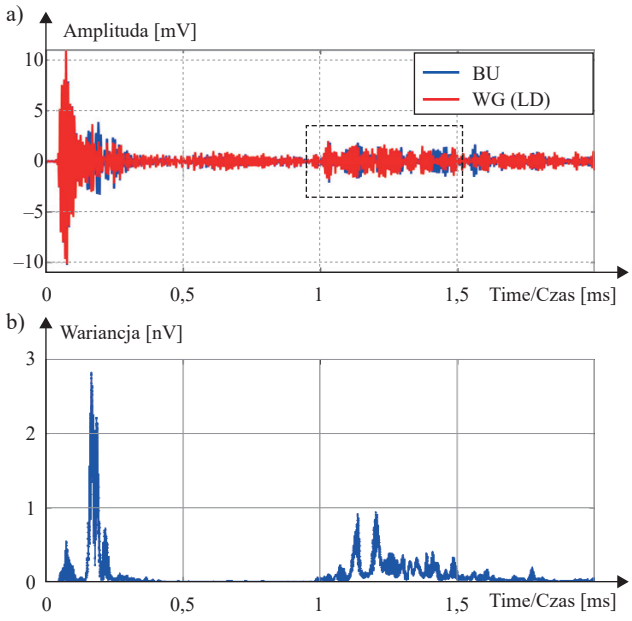

Fig. 2. Comparison of signals for the undamaged BU and faulted (WG) states at the left node (a) and variance calculated for the entire set of signals – at the left and right nodes (b)

Rys. 2. Porównanie sygnałów w przypadku stanu bez uszkodzenia BU i z usterką WG w lewym węźle (a) oraz wariancja obliczona w przypadku całego zbioru sygnałów – w węźle lewym i prawym (b)

Detection and classification of connection state

The concept of a diagnostic system based on the analysis of elastic wave signals recorded in the laboratory model of a steel portal frame is presented in Figure 3. This represents a typical approach employed in engineering structure diagnostics, applicable for detection of faults, anomalies, and damages [13, 15÷17].

Przeprowadzono trzy niezależne serie pomiarów (S1 do S3) w przypadku lewego (LD) i prawego (PD) połączenia rygla. W każdym scenariuszu symulowanej usterki zarejestrowano 50 sygnałów w odstępach co 200 ms. Posłużył do tego układ pomiarowy, w skład którego wchodził generator sygnału, wzmacniacz liniowy oraz oscyloskop cyfrowy. Pozwoliło to na zebranie przez odbiornik C2 2100 wzorców (70×500×30×2): 1050 związanych z poluzowaniem śrub w połączeniu lewym i 1050 w przypadku połączenia prawego. Pomiary zrealizowano w warunkach laboratoryjnych w temperaturze pokojowej i bez istotnych jej wahań. Przykładowy sygnały fal sprężystych zarejestrowany przez czujnik C2 w przypadku stanu odniesienia (BU) oraz obliczoną wariancję sygnałów dla całego zbioru wzorców przedstawiono na rysunku 2. Liniami przerywanymi oznaczono fragment sygnału, w przypadku którego wyznaczono składniki główne w celu zredukowania wymiarowości zadania. Uwzględnia on przejście sygnału przez cały rygiel i jego powrót do punktu pomiarowego C2 (założono, że niesie on informacje o stanie obu połączeń). Wyznaczone składniki główne (16) posłużyły do trenowania algorytmu klasyfikacji.

Wykrywanie i klasyfikacja stanu połączenia

Idea systemu diagnostycznego bazującego na analizie sygnałów fal sprężystych zarejestrowanych w modelu laboratoryjnym stalowej ramy portalowej została przedstawiona na rysunku 3. Jest to typowe podejście stosowane w diagnostyce konstrukcji inżynierskich, które można zastosować m.in. w przypadku wykrywania usterek, anomalii i uszkodzeń [13, 15÷17].

Założeniem prowadzonych prac było zbadanie możliwości wnioskowania o stanie analizowanych połączeń na podstawie wyników uzyskanych z modeli klasyfikatorów maszynowych

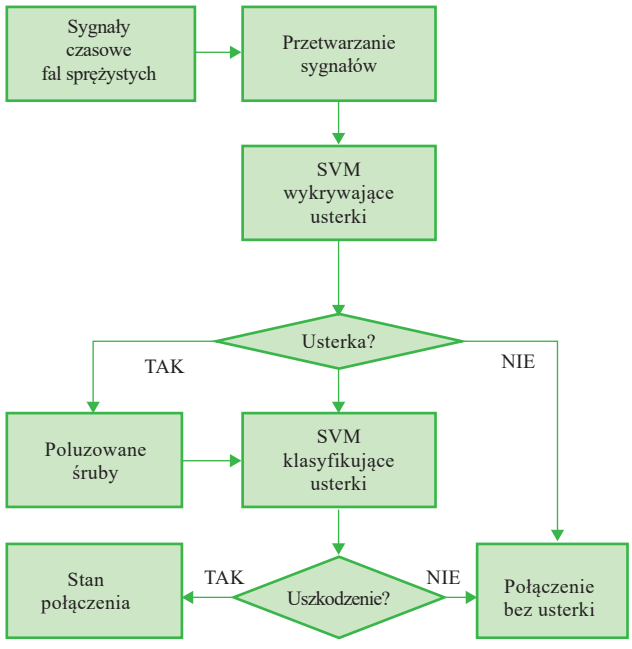

Fig. 3. The idea of a fault detection system for bolted connections of engineering structures

Rys. 3. Idea systemu wykrywania usterek w połączeniach śrubowych konstrukcji inżynierskich

The main objective of this study was to investigate the feasibility of inferring the condition of the analyzed bolted connections based on the results obtained from machine learning classifiers available within the Matlab Apps environment (Classification Learner). This is a "no-code" solution that enables the analysis of measurement data and the development of inference systems without the need for advanced knowledge of machine learning algorithms and programming.

Data preparation for training the classifiers required defining datasets for training and testing. Based on preliminary classification results, it was decided not to reduce the training data and extracting a validation set from it (primary purpose of that solution is to mitigate classifier overfitting to training patterns). This decision did not significantly worsen the testing performance. Therefore, in this case, the validation set was identical to the training set. The presented results pertain solely to testing the trained classifier using a dataset that was not involved in its training. It was also assumed, that a two-stage classification procedure is adopted. In the first stage, the patterns were divided into three classes: no damage, damage in the left connection, and damage in the right connection. The assigned labels were {0, 1, 2}, respectively. For the training process, data from measurement series S1 and S2 were used, while series S3 was employed for testing. This resulted in a data split of 2/3 for training (a total of 1,400 patterns) and 1/3 for testing (700 patterns). This stage enables determining whether a connection is damaged (bolt loosening appeared) and identifying which connection is affected (left or right). In the second stage, to verify the classification algorithm, the patterns were divided into two independent subsets – one for the left connection and one for the right connection. Two separate classifiers were trained, whose task was to provide a more detailed classification of the connection state by assigning one of the predefined classes (1÷6). To account for potential false alarms, patterns representing the undamaged state (0) were also included in the training process. An example of the testing results for the quadratic SVM classifier (results for the narrow neural network 16–10–1 were identical) is presented in Figure 4. The applidostępnych w środowisku Matlab Apps (Classifiaction Learner). Jest to rozwiązanie typu „no-code", pozwalające analizować dane pomiarowe i budować systemy wnioskowania bez potrzeby zaawansowanej znajomości algorytmów uczenia maszynowego i programowania.

Przygotowanie danych do trenowania klasyfikatorów wymagało zdefiniowania zbiorów danych do ich uczenia i testowania. Po analizie wstępnych wyników klasyfikacji zrezygnowano z pomniejszania danych uczących i wyodrębniania z nich zbioru walidującego, którego głównym celem było przeciwdziałanie zjawisku nadmiernego dopasowania się klasyfikatora do wzorców uczących – nie spowodowało to istotnego pogorszenia się wyników testowania. W związku z tym zbiór walidujący był w tym przypadku tożsamy ze zbiorem uczącym. Natomiast przedstawione wyniki dotyczą jedynie testowania nauczonego klasyfikatora za pomocą zbioru danych, który nie brał udziału w procesie jego weryfikacji. Przyjęto, że klasyfikacja zostanie przeprowadzona dwuetapowo. W pierwszym etapie rozdzielono wzorce na 3 klasy: stan bez usterki, usterka w lewym połączeniu, usterka w prawym połączeniu, którym przypisano etykiety {0, 1, 2}. Następnie do uczenia wybrano dane związane z seriami pomiarowymi S1 i S2, a do testowania serię S3. Wynikają z tego następujące proporcje podziału na wzorce do uczenia (2/3, łącznie 1400) i testowania (1/3, łącznie 700). W tym etapie można zatem uzyskać informację, czy w połączeniach występuje usterka związana z obluzowaniem śrub, a jeśli tak, to w którym połączeniu (z lewej czy prawej strony rygla). W etapie drugim, do weryfikacji algorytmu klasyfikacji, wzorce rozdzielono na 2 niezależne podzbiory – osobno w przypadku zmian w lewym i prawym połączeniu. Na tej podstawie wytrenowano dwa klasyfikatory, których zadaniem ma być dokładniejsza klasyfikacja stanu połączeń z przypisaniem jednej z założonych wcześniej klas (1–6). Na wypadek pojawienia się tzw. fałszywych alarmów, do trenowania dodano także wzorce stanu bez uszkodzenia (0). Przykład wyników testowania, które dotyczą nieliniowego klasyfikatora SVM (wynik w przypadku wąskiej sieci neuronowej 16–10–1 był identyczny) przedstawiono na rysunku 4. Zastosowanie

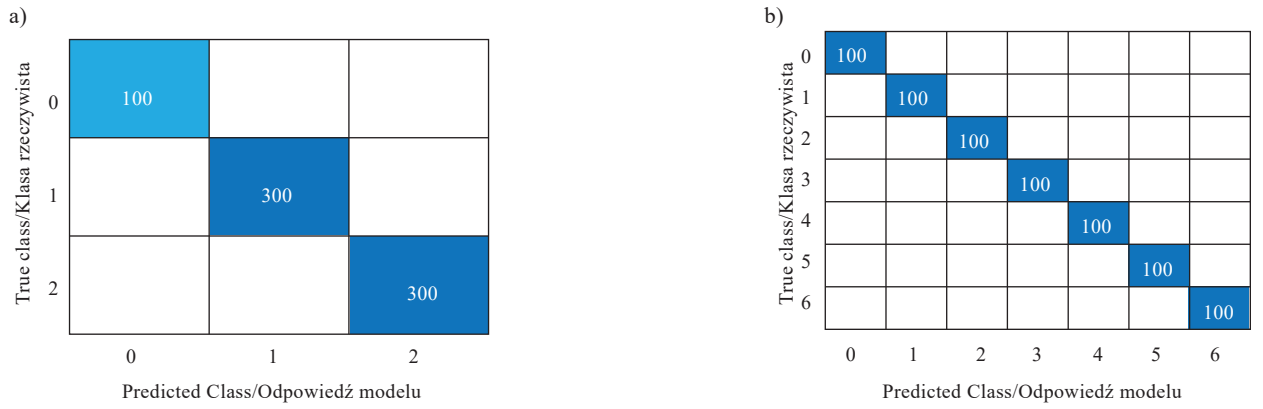

Fig. 4. Example results of pattern classification: a) stage A – no fault condition (0), fault in the left connection (1), fault in the right connection (2), b) stage B – assigning patterns to one of the 7 classes (0-BU, 1-G1, 2-GD, 3-D1, 4-WD, 5-WO, 6-WG)
Rys. 4. Przykładowe wyniki klasyfikacji wzorców: a) etap A – stan bez usterki (0), usterka w połączeniu lewym (1), usterka w połączeniu prawym (2); b) etap B – przypisanie wzorcom jednej z 7 klas (0-BU, 1-G1, 2-GD, 3-D1, 4-WD, 5-WO, 6-WG)

cation of the linear SVM classifier achieved an accuracy of 99.7%. Table 1 summarizes the classification results also with respect to the input vectors with lower numbers of elements. The feature order was established based on the results of the MRMR (Minimum Redundancy Maximum Relevance) algorithm available in Matlab Apps. The significance of the features varies compared to the normalization derived from PCA analysis (Table 2). This likely results from the adopted signal compression method, since each subsequent principal component statistically contains relevant information about the recurring features of a given signal, whereas their relationship with the number of defined classes differs from the order yielded by the feature ranking. The observed variability in classification performance using the linear SVM classifier suggests that some of the features may not provide useful information for the problem of detecting faults in bolted connections.

liniowego klasyfikatora SVM pozwoliło uzyskać dokładność na poziomie 99,7%.

W tabeli 1 zestawiono wyniki klasyfikacji w odniesieniu do wektorów wejściowych mniejszej długości. Kolejność danych ustalona została na podstawie wyników algorytmu MRMR (Minimum Redundancy Maximum Relevance), dostępnego w Matlab App. Istotność danych jest różna, w porównaniu z unormowaniem wynikającym z analizy PCA (tabela 2). Wynika to prawdopodobnie z charakteru przyjętej metody kompresji sygnału, ponieważ każdy kolejny składnik główny zawiera statystycznie istotne informacje o powtarzalnych cechach danego sygnału, natomiast ich związek z liczbą zdefiniowanych klas jest inny, niż wynika to z uzyskanej kolejności. Natomiast zmienność wyników w przypadku klasyfikacji liniowej SVM może wskazywać, że niektóre z nich nie dostarczają informacji, przydatnych w analizowanym problemie wykrywania usterek w połączeniach.

Table 1. Classification testing results (accuracy [%]) at stage A for different numbers of parameters in the input vector – order of principal components determined based on the MRMR algorithm.
Tabela 1. Wyniki testowania klasyfikacji (dokładność [%]) na etapie A w przypadku różnej liczby parametrów w wektorze wejściowym – kolejność składników głównych ustalona została na podstawie algorytmu MRMR

Liczba elementów wektora wejściowego	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Model liniowy SVM	78,7%	92,9%	98,4%	93,7%	93,7%	85,9%	86,0%	91,6%	99,1%	**99,7%**
Model nieliniowy SVM	84,1%	88,1%	**100%**	**100%**	**100%**	**100%**	**100%**	99,9%	**100%**	**100%**

Table 2. The significance of the input data features (principal components) sorted by the PCA and MRMR algorithm
Tabela 2. Istotność cech danych wejściowych (składników głównych) posortowana wg algorytmu PCA i MRMR

Algorytm	Numery składników głównych posortowane wg ich istotności															
PCA	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
MRMR etap A	3	6	15	11	1	8	9	5	16	4	2	12	10	7	13	14
MRMR etap B	4	11	13	1	8	3	15	6	9	12	2	5	16	7	14	10

Figure 4b presents the classification results from stage B (testing only), in which, to each fault scenario the appropriate class was assigned. For the left connection, perfect fault classification was achieved even with only seven principal components, selected based on importance factor taken from the MRMR analysis. Whereas for the right connection, more than twelve components were required. From the presented plots, it is also possible to infer information about the number of patterns assigned to each class in the testing set (in the training phase, the number of patterns was twice as large).

Na rysunku 4b przedstawiono wynik klasyfikacji w etapie B, który polegał na przypisaniu usterce właściwej klasy. W przypadku lewego połączenia bezbłędną klasyfikację usterek uzyskano już przy siedmiu składnikach głównych wybranych zgodnie z istotnością wynikającą z analizy MRMR, natomiast w przypadku prawego węzła powyżej dwunastu składników. Z przedstawionych wykresów można także odczytać informację o liczebności wzorców przypisanych do poszczególnych klas w zbiorze testującym (w przypadku uczenia liczebność wzorców była dwukrotnie większa).

Summary and Conclusions

The presented study is an example of the potential applications of machine learning in civil engineering, such as supporting decision-making processes in maintenance and inspection planning. In addition to the presented task of pattern classification, tasks related to parameter prediction (e.g., material properties, the location and size of damage), known as regression, also play a significant role in structural condition assessment systems. Matlab Apps offer a wide range of tools (e.g., neural networks, support vector machines, regression trees, Gaussian

Podsumowanie i wnioski

Przedstawione zagadnienie jest jednym z przykładów możliwego zastosowania uczenia maszynowego w inżynierii lądowej, np. w celu wspomagania procesu podejmowania decyzji w planowaniu napraw i przeglądów. Poza przedstawionym zadaniem klasyfikacji wzorców, równie istotną rolę w systemach oceny stanu konstrukcji stanowią zadania związane z predykcją parametrów (np. materiałowych, położenia i wielkości uszkodzeń), czyli tzw. regresją. Matlab Apps oferują dużą gamę rozwiązań (m.in. sieci neuronowe, maszyny wektorów wspierających, drzewa regresji,

processes) that assist engineers and researchers in exploring their capabilities across various application areas.

The analysis of the principal component features using the MRMR algorithm provided new insights into the significance of the information contained therein, especially from the perspective of classification and regression tasks. During the data analysis, other such solutions available in Matlab Apps were also analyzed (ReliefF, ANOVA, Kruskal-Wallis). Although the results obtained in this way led to a different ranking order of the principal components in terms of their importance, it was ultimately decided to limit the presented results to MRMR only. Additionally, it was observed that including a larger number of principal components (e.g. 50) caused the later components to shift to higher positions in the ranking. This issue requires further analysis and will constitute the next stage of research concerning signal compression problems and the usefulness of the obtained features in tasks involving elastic wave propagation and machine learning.

The model used for the experimental studies has certain limitations. These include the small dimensions of the structure (160×172 cm), the cross-section (IPE80), and the bolts (M8). As a result, changes introduced in the right connection (PD) affected the signals measured near the left joint (LD). Therefore, it is planned to extend the presented approach to include the capability of training and testing the diagnostic algorithm using data related to independently behaving connections. However, this requires additional measurements, in which the beam changes its position (e.g., is rotated or moved to a higher level) along with the measurement setup (two piezoelectric transducers). This will allow verification of whether it is possible to obtain generalization capabilities of such a diagnostic system, assuming that training is carried out on data from one or two connections and testing on data recorded from another connection. This approach differs from the one presented in this article but is closer to the actual operating conditions of structural health monitoring systems. It will provide new insights into the scalability of the proposed approach and its potential applications.

It is also worth mentioning that the measured elastic wave signals in all analyzed fault scenarios do not account for the possibility of variable loads occurring in the structure. This is one of the issues requiring further research to verify the proposed approach under conditions closer to real–world structural operation.

procesy Gausowskie), wspomagających inżynierów i naukowców w testowaniu ich możliwości w różnych obszarach zastosowań.

Przeprowadzona analiza cech składników głównych z wykorzystaniem algorytmu MRMR wniosła nową wiedzę na temat istotności zawartych w nich informacji, zwłaszcza z punktu widzenia zadań klasyfikacji i regresji. W trakcie przeprowadzonej analizy danych testowano także inne tego typu rozwiązania dostępne w Matlab App (ReliefF, ANOVA, Kruskal-Wallis). Mimo że uzyskane w ten sposób wyniki prowadziły do innej kolejności składników głównych w rankingu ich istotności, ostatecznie zdecydowano się na ograniczenie przedstawionych wyników jedynie do MRMR. Ponadto zauważono, że włączenie do analizy większej liczby składników głównych (np. 50) powoduje przesunięcie dalszych składników głównych na wyższe pozycje rankingu. Zagadnienie to wymaga szerszej analizy i będzie stanowić kolejny etap badań w zakresie zagadnień związanych z kompresją sygnałów czasowych i przydatnością uzyskanych cech w zadaniach wykorzystujących zjawisko propagacji fal sprężystych oraz uczenie maszynowe.

Model, który posłużył do przeprowadzenia badań doświadczalnych, ma pewne ograniczenia. Zaliczyć do nich można niewielkie wymiary konstrukcji (160×172 cm), przekroju poprzecznego (IPE80) oraz śrub (M8). W rezultacie zmiany wprowadzane w prawym połączeniu (PD) miały wpływ na sygnały mierzone w pobliżu węzła lewego (LD). W związku z tym planowane jest rozszerzenie przedstawionego podejścia o możliwość uczenia i testowania algorytmu diagnostycznego na danych, które dotyczą niezależnych od siebie połączeń. Wymaga to jednak przeprowadzenia dodatkowych pomiarów, w których rygiel zmienia swoje położenie (np. jest obracany lub przenoszony na wyższy poziom) wraz z zestawem pomiarowym (2 przetworniki piezoelektryczne). Pozwoli to sprawdzić, czy możliwe jest uzyskanie zdolności generalizacyjnych takiego układu diagnostycznego, zakładając, że uczenie jest przeprowadzane na danych pochodzących z jednego lub dwóch połączeń, a testowanie na danych zarejestrowanych dla innego połączenia. Jest to podejście odmienne od przedstawionego w artykule, ale bliższe rzeczywistym warunkom pracy systemów monitorowania stanu konstrukcji. Pozwoli to uzyskać nową wiedzę na temat możliwości skalowania zaproponowanego podejścia i potencjalnego jego zastosowania.

Warto wspomnieć, że zmierzone sygnały fal sprężystych we wszystkich analizowanych scenariuszach usterek nie uwzględniają możliwości występowania w konstrukcji obciążeń zmiennych. Jest to jedno z zagadnień wymagających dalszych badań w celu sprawdzenia zaproponowanego podejścia w warunkach zbliżonych do rzeczywistej pracy konstrukcji.

Dofinansowano ze środków Ministra Nauki i Szkolnictwa w ramach programu „Regionalna Inicjatywa Doskonałości.

Received: 07.01.2025
Revised: 03.03.2025
Published: 24.06.2025

Artykuł wpłynął do redakcji: 07.012025 r.
Otrzymano poprawiony po recenzjach: 03.03.2025 r.
Opublikowano: 24.06.2025 r.

Literature

[1] Cha YJ, You K, and Choi W. 'Vision-based detection of loosened bolts using the Hough transform and support vector machines', *Automation in Construction*, vol. 71, pp. 181–188, 2016, DOI: 10.1016/j.autcon.2016.06.008.

[2] Chena R, Chena S, Yanga L, Wangb J, Xua X, and Luoa T. Looseness diagnosis method for connecting bolt of fan foundation based on sensitive mixed-domain features of excitation-response and manifold learning', *Neurocomputing*, pp. 376–388, 2017, DOI: 10.1016/j.neucom.2016.09.041.

[3] Yang J and Chang FK. Detection of bolt loosening in C–C composite thermal protection panels: I. Diagnostic principle, *Institute of Physics Publishing*, 2006, DOI: 10.1088/0964–1726/15/2/041.

[4] Yang J and Chang FK., Detection of bolt loosening in C–C composite thermal protection panels: II. Experimental verification, *Institute of Physics Publishing*, 2006, DOI: 10.1088/0964–1726/15/2/042.

[5] Stepinski T, Uhl T, and Staszewski W. *Advanced Structural Damage Detection: From Theory to Engineering Applications*. Wiley, 2013.

[6] Yun CB and Min J. Smart sensing, monitoring, and damage detection for civil infrastructures, *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 15, no. 1, pp. 1–14, Dec. 2010, DOI: 10.1007/s12205–011–0001-y.

[7] Su Z and Ye L., *Identification of Damage Using Lamb Waves. From Fundamentals to Applications*. Springer, 2009.

[8] Abdi H and Williams LJ. Principal component analysis, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, vol. 2, no. 4, pp. 433–459, Jun. 2010, DOI: 10.1002/wics.101.

[9] Hernandez-Garcia MR and Sanchez-Silva M. Learning Machines for Structural Damage Detection, in *Intelligent Computational Paradigms in Earthquake Engineering*, N. D. Lagaros and Y. Tsompanakis, Eds., Idea Group Publishing, 2007, pp. 158–187.

[10] Ziaja D, Turoń B, and Miller B. Detection of Anomaly in a Pretensioned Bolted Beam-To-Column Connection Node Using Digital Image Correlation and Neural Networks, *Applied Sciences*, vol. 10, no. 7, p. 2400, 2020, DOI: 10.3390/app10072400.

[11] Ziaja D and Nazarko P. SHM system for anomaly detection of bolted joints in engineering structures, *Structures*, vol. 33, pp. 3877–3884, Oct. 2021, DOI: 10.1016/j.istruc.2021.06.086.

[12] Nazarko P. *Structural diagnostics using elastic waves and artificial neural networks (in Polish)*. Publishing House of Rzeszow University of Technology, 2019.

[13] Nazarko P, Soft computing methods in the analysis of elastic wave signals and damage identification', *Inverse Problems in Science and Engineering*, vol. 21, no. 6, pp. 945–956, 2013, DOI: 10.1080/17415977.2013.764295.

[14] Waszczyszyn Z and Ziemiański L., Neural networks in mechanics of structures and materials – new results and prospects of applications., *Computers and Structures*, vol. 79, pp. 2261–2276, 2001.

[15] Nazarko P and Ziemiański L. Damage detection in aluminum and composite elements using neural networks for Lamb waves signal processing, *Engineering Failure Analysis*, vol. 69, pp. 97–107, 2016, DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.engfailanal.2016.07.001.

[16] Zima B and Rucka M. Detection of debonding in steel bars embedded in concrete using guided wave propagation, *Diagnostyka*, vol. 1, no. 3, pp. 27–34, 2016.

[17] Zima B and Rucka M., Guided waves for monitoring of plate structures with linear cracks of variable length, *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, vol. 16, no. 3, pp. 387–396, May 2016, DOI: 10.1016/j.acme.2016.01.001.