

DOI:10.5604/20830157.1109374

POZYSKIWANIE WIEDZY Z WYNIKÓW BADAŃ WIROPRAĐOWYCH

Paweł Karol Frankowski

Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny w Szczecinie, Katedra Elektrotechniki Teoretycznej i Informatyki

Streszczenie. Celem artykułu jest przedstawienie metod pozyskiwania użytecznych wzorców z danych pomiarowych. W artykule opisano metodologię pozyskiwania wiedzy umożliwiającą sformułowanie reguł asocjacji, oraz techniki pozwalające na zwiększenie poprawności identyfikacji podstawowych parametrów struktur żelbetonowych. Zaprezentowane algorytmy zostały zaimplementowane w nowym, wiroprowadowym systemie służącym do identyfikacji grubości otuliny, średnicy oraz właściwości fizycznych prętów zbrojeniowych.

Słowa kluczowe: analiza danych, reguły asocjacji, prądy wirowe, struktury żelbetowe

KNOWLEDGE EXTRACTION FROM THE EDDY CURRENT MEASUREMENT DATA

Abstract. The purpose of this paper is to present methods, dedicated for extract useful patterns from the eddy current measurement data. The paper presents a methodology of knowledge extraction, an association rule learning algorithm and the methods used to improve quality of the data collected by electromagnetic systems. Presented solutions were implemented in the new eddy current system used to evaluation of steel bars in reinforced concrete structures.

Keywords: data analysis, association rules, eddy currents, reinforcement concrete structures

Wstęp

Metoda prądów wirowych jest jedną z najczęściej stosowanych metod wśród badań nieniszczących (NDT). Charakteryzuje się ona dużą czułością, uniwersalnością i prostotą wykonywania pomiarów. Pomimo wspomnianych zalet implementacja tejże metody do nowych zagadnień przysparza często trudności związanych z zaszumieniem i interpretacją wyników. W artykule przedstawiono algorytmy analizy i przetwarzania otrzymywanych w czasie badań przebiegów napięcia, mogących w znacznym stopniu zredukować oba te problemy.

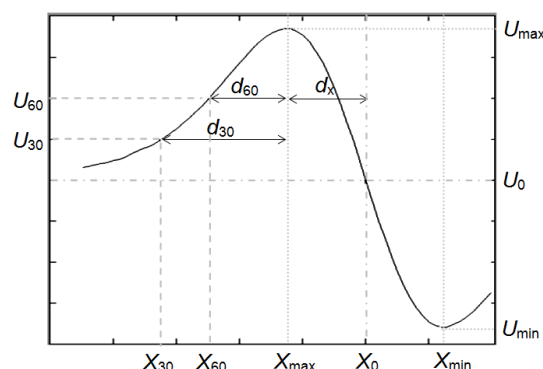
Od ponad stu lat żelazobeton pozostaje jednym z podstawowych materiałów budowlanych. Zbrojony beton łączy w sobie wiele zalet, takich jak twardość, elastyczność, czy zbliżona rozszerzalność cieplna komponentów. Warto jednak odnotować, że aby zapewnić odpowiednią trwałość, obiekty żelbetowe wymagają relatywnie częstych zabiegów konserwacyjnych. Nie bez znaczenia w kwestii trwałości obiektów są, jakość wykonania oraz poprawność zastosowanych komponentów. Optymalną byłaby sytuacja, w której identyfikacja struktury odbywałaby się bez konieczności jej naruszania. Z tego względu za celowy należy uznać rozwój NDT zarówno w diagnostyce nowych jak i starych obiektów budowlanych. W przypadku struktur nowych testy powinny obejmować identyfikację parametrów takich jak: grubość otuliny (warstwy betonu nad prętem) oraz położenie, średnica i klasę prętów zbrojeniowych (termin klasy prętów wprowadzają normy budowlane, symbolizuje ona wytrzymałości i plastyczności stopu, rozróżniamy cztery klasy). W przypadku obiektów starszych najistotniejszą kwestią jest oszacowanie pozostałego, dopuszczalnego czasu eksploatacji, czyli poziomu karbonatyzacji betonu i skorodowania prętów zbrojeniowych. Problem kompleksowej i nieinwazyjnej identyfikacji struktur żelbetonowych jest zagadnieniem złożonym. Badania powinny obejmować znaczną ilość parametrów. Pożądanymi cechami urządzenia służącego do testowania żelbetu są, zatem: wysoka czułość i rozdzielczość przestrzenna, niska waga, oraz przenośność (małe gabaryty). Autorowi nie jest znane ani jedno dostępne na rynku urządzenie spełniające wszystkie te wymagania. Co więcej, stosowane obecnie metody nieniszczące i małoniszczące nie umożliwiają identyfikacji wszystkich wymienionych wcześniej parametrów [3, 5].

1. Opis eksperymentu

W badaniach wykorzystano różnicowy przetwornik wiroprowadowy w kształcie litery E. Na dwóch skrajnych kolumnach rdzenia ferromagnetycznego nawinięto uzwojenia wzbudzenia, zaś na środkowej kolumnie rdzenia umieszczono cewkę pomiarową.

Generowane przez cewki wzbudzenia przemienne pola elektromagnetyczne były w przybliżeniu równe pod względem amplitudy, ale przesunięte w fazie o 180° . Przetwornik przesuwano nad strukturą z krokiem 0,61 mm.

Dla próbek, w których badana struktura była jednorodna wskazania woltomierza podłączonego do cewki pomiarowej były stałe. Wartość napięcia ulegała zmianie, gdy przetwornik zbliżał się do obszarów niejednorodnych, czyli w omawianym przypadku do pręta zbrojeniowego w obiekcie betonowym. Zgodnie z prawem Ampera i regułą Lenza amplituda SEM wyindukowanej na cewce pomiarowej, ulegała zmianie spowodowanej przez wtórne pole elektromagnetyczne indukowane wskutek powstania prądów wirowych w prętach. Otrzymywany w ten sposób sygnał był podawany na wzmacniacz fazoczuły. Na jego wyjściu otrzymywano napięcie o wartości zależnej od położenia pręta i przetwornika. W efekcie jednorazowego przejazdu przetwornika wiroprowadowego nad próbką z pojedynczym prętem, otrzymywano przebieg napięcia składający się z dwóch impulsów symetrycznych względem punktu o współrzędnych X_0 i U_0 , zatem analizie wystarczy podać tylko jeden z nich (rysunek 1).

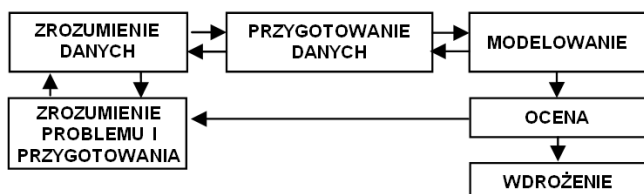


Rys. 1. Przykład analizowanej części przebiegu wraz z zaznaczonymi odcinkami charakterystycznymi d_{30} i d_{60}

Badania dowiodły, że zmiana każdego z badanych parametrów struktury (grubości otuliny h , poziomu skorodowania, średnicy D , czy klasy pręta) prowadzi do zmiany wartości amplitudy otrzymywanego przebiegu napięcia w funkcji odległości. Sygnał został opisany zmiennymi d , oraz wartością maksymalną amplitudy U_{max} . Atrybuty d tworzone poprzez pomiar różnicy współrzędnych: X_{max} odpowiadającej położeniu przetwornika, w którym amplituda otrzymywanego przebiegu była największa oraz współrzędnej X , w której amplituda osiągała zadany procent U_{max} . Przykładowo współczynnik d_{30} zdefiniowano, jako różnicę X_{max} i X_{30} , czyli współrzędnych punktów, dla których napięcie osiąga odpowiednio wartości U_{max} i $U_{30}=30\% \cdot U_{max}$ [2].

2. Metodyka badań

Do analizy wyników pomiarów wykorzystano standardowy model CRISP-DM (z ang. Cross Industry Standard Model for Data Mining) [4]. Model ten został stworzony pod koniec lat dziewięćdziesiątych, w celu pozyskiwania wiedzy z baz danych o tematyce biznesowej. Cieszy się on obecnie dużą popularnością wśród analityków i jest uznawany za standard pozyskiwania informacji z obszernych baz danych (tzw. Data Mining). Klasyczny algorytm CRISP-DM został poddany niezbędnym uzupełnieniom. Umożliwiły one wierne odzwierciedlenie procesu pozyskiwania wiedzy z danych pomiarowych. Schemat modelu przedstawiono na rysunku 2.



Rys. 2. Metodyka pozyskiwania wiedzy z pomiarów, na bazie modelu CRISP-DM

Na rysunku 2 zaznaczono tylko najczęściej spotykane sprzężenie zwrotne. Model ma charakter iteracyjny i w zależności od zagadnienia i potrzeb analityka umożliwia swobodne wracanie do zakończonych już etapów. W CRISP-DM pierwszym krokiem jest zrozumienie problemu, oraz przygotowanie próbek i pierwszej wersji stanowiska laboratoryjnego. Jest to etap w głównej mierze koncepcyjny. W następnym kroku wykonywane są pierwsze pomiary, a z nich uzyskuje się ogólne zależności. Bardzo przydatne w tym procesie są badania statystyczne, wizualizacje zależności oraz algorytmy wyszukiwania reguł asocjacji. W wyniku pierwszych analiz często konieczne jest dokonanie zmian sprzętowych na stanowisku laboratoryjnym, co symbolizuje sprzężenie zwrotne. Kolejnym krokiem jest przygotowanie danych. Wiąże się ono z zabiegami przygotowawczymi takimi jak: usunięcie wyników odstających, normalizacja, dyskretyzacja, i wygładzenie przebiegów. Również po tym etapie istnieje sprzężenie do poprzedniego kroku. Jest ono niezbędne, gdyż o ile usunięcie wyników odstających może ukazać nowe, wcześniej niewidoczne zależności, o tyle wygładzanie przebiegów może te zależności zarówno uwypuklić jak i zamazać. Kolejnym krokiem jest modelowanie, w którym następuje dostosowanie i dobór atrybutów dla konkretnych klasyfikatorów oraz dobór najlepszych algorytmów klasyfikacyjnych. Ocena, to krok przedostatni, w którym badacz dysponuje już w pełni sprawnym modelem. Na tym etapie należy rozwiązać ewentualne wątpliwości i zweryfikować poprawność działania modelu. Ostatnim punktem metodyki jest wdrożenie algorytmu.

3. Wyszukiwanie reguł asocjacji

Asocjacja jest procesem kojarzenia co najmniej dwóch zjawisk z których pojawienie się jednego powoduje wystąpienie pozostałych. W omawianym przypadku zjawiska można podzielić na dwie grupy: zmiany w strukturze i odpowiadające im zmiany w otrzymywanym przebiegu. Opisać je można trzema klasami: wzrost (\uparrow), spadek (\downarrow), brak zmian (0). Tworzenie bazy danych zawierającej tego typu relacje wymaga porównania wektorów atrybutów z różnych rekordów (pomiarów). Najbardziej użyteczne okazują się być porównania rekordów, w których struktura różniła się tylko jednym parametrem. W ogólnym przypadku regułę zapisujemy jako:

JEŻELI (poprzednik) WTEDY (następnik) [wsparcie, pewność]

Poprzez określenie poprzednik rozumie się zmiany parametrów struktury, zaś następnikiem nazwano zmianę atrybutów opisujących kształt przebiegu napięcia otrzymywanego

wskutek pomiaru. Jakość reguły opisują dwa wskaźniki: wsparcie (support) i pewność (confidence). Wsparcie odpowiada częstości występowania danej relacji w bazie danych. Odczytuje się je, jako proporcje liczby rekordów, w których reguła występuje do liczby wszystkich rekordów w bazie danych (1).

$$\text{supp}(A) = \frac{\#\{d \in D : A \subset d\}}{\#D} \approx P(A) \quad (1)$$

Pewność określa prawdopodobieństwo wystąpienia reguły pod warunkiem wystąpienia poprzednika A (2). Wzory należy wstawiać do tekstu jako element zdania, czyli:

$$\text{conf}(A \rightarrow B) = \frac{\text{supp}(A \cup B)}{\text{supp}(A)} \approx P(B | A) \quad (2)$$

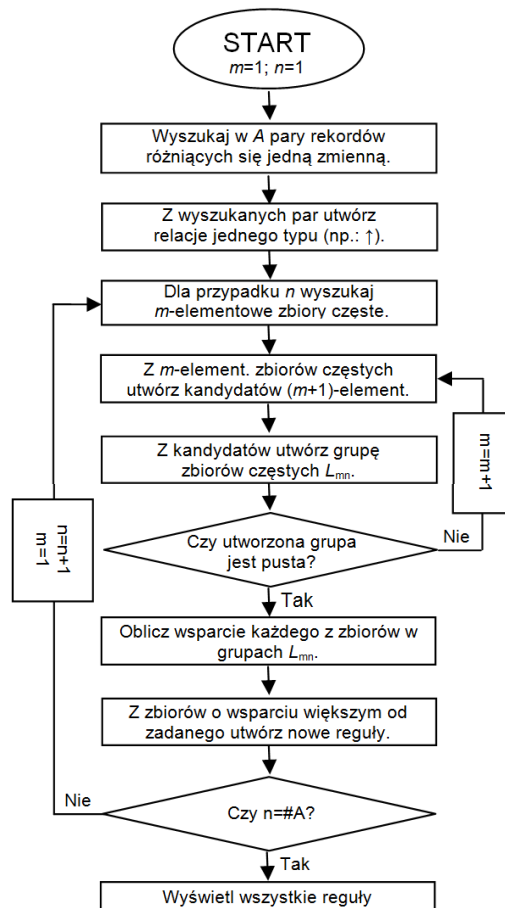
gdzie:

A – poprzednik – parametry opisujące zmiany w badanej strukturze,

B – następnik – atrybuty opisujące zmiany w kształcie przebiegu napięcia na wyjściu układu,

D – rekordy znajdujące się w bazie danych.

W celu odszukania interesujących reguł asocjacji zastosowano algorytm przypominający algorytm Apriori.[1] Bazuje on na spostrzeżeniu, że interesujące reguły powstają tylko ze zbiorów częstych, czyli takich, dla których wsparcie jest większe od minimalnego wsparcia zadanego przez badacza.



Rys. 3. Uproszczony schemat blokowy zaimplementowanego algorytmu wydobywania reguł asocjacji z danych

W przeciwieństwie do pierwowzoru przedstawiony na rysunku 3 algorytm działa na relacjach obiektów, nie zaś na samych obiektach. Ponadto zmienne w bazie danych zostały podzielone na dwie grupy, a reguły asocjacji wyszukiwane były jedynie pomiędzy relacjami w ramach jednej zmiennej z grupy A , a relacjami powstającymi pomiędzy rekordami w poszczególnych atrybutach z grupy B . Podział na dwie grupy, pomiędzy którymi wyszukiwane są reguły znacząco zmniejszył liczbę możliwych

kombinacji (z 2^{X-1} do $\#A \cdot 2^{\#B-1}$; gdzie $X=\#A+\#B$ i oznacza liczbę atrybutów). Należy również zauważyć, że w regule poprzednik zawsze jest zbiorem jednoelementowym, zaś następnik jest zbiorem m -elementowym, gdzie m może przyjmować wartości od 1 do $\#B$. Poprzez liczbę n oznaczono na rysunku 3 liczbę badanych parametrów struktury. Algorytm umożliwił wykrycie zmian zachodzących w przebiegu napięcia pod wpływem zmiany poszczególnych parametrów struktury. Jednak, co równie istotne dostarczył danych liczbowych (w postaci wsparcia i pewności), które umożliwiają oszacowanie, jak częsta i jak pewna jest dana reguła. Przykłady najważniejszych z reguł zostały przedstawione w tabelach 1÷3. Ze względu na dużą liczbę współczynników kształtu d są one reprezentowane przez zaledwie 5 atrybutów. W praktyce wszystkie atrybuty d zmieniały się w podobny sposób.

Tabela 1. Wpływ zwiększenia średnicy pręta na poszczególne atrybuty

$\Delta D=2\text{mm}$ (\uparrow)	d_x [%]	d_{80} [%]	d_{50} [%]	d_{30} [%]	d_{10} [%]	U_{\max}
Zmiana	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\downarrow
Pewność	90,3	58,1	80,6	87,9	80,6	70,6
Wsparcie	4,5	2,9	4,0	4,4	4,0	3,5

Ogólną regułą dotyczącą wszystkich atrybutów na podstawie reguł zapisanych w tabeli 1 można zapisać następująco:

Jeżeli ($D \uparrow$ [$\Delta D=2\text{mm}$]) Wtedy (wszystkie atrybuty $d \uparrow$ i $U_{\max} \downarrow$)
[supp=2,9%, conf=58,1%]

Na podstawie powyższego przykładu można zauważyć, że pewność zarówno reguł szczegółowych zawartych w tabeli 1 jak i reguły ogólnej nie jest duża. W przypadku reguły ogólnej spowodowane jest to faktem, że jej wsparcie i pewność nie mogą być większe niż wsparcie i pewność najszabszej z reguł szczegółowych. W przypadku reguł szczegółowych drugą, co do siły regułą jest brak zmian wartości współczynników kształtu d wraz ze wzrostem średnicy. Prawdopodobieństwo, że ich wartość zmalała jest dla wszystkich współczynników d bliskie zeru. W związku z powyższym przyjęto, że niewielka pewność reguł była spowodowana zbyt dużym posuwem przy wykonywaniu pomiarów (0,61 mm). Niedoskonałość tę można poprawić zarówno sprzętowo jak i programowo. Pierwszym sposobem jest zastosowanie przetwornika o większej rozdzielczości przestrzennej. Kolejnym, zmniejszenie kroku posuwu. Problem ten można również w pewnym stopniu zostać zniwelować w trakcie etapu przygotowywania danych. W tym celu stworzono szereg sztucznych atrybutów, które powstały poprzez proste zsumowanie wartości kilku atrybutów d . Dzięki czemu zmiany się sumują, a siła reguł i poprawność klasyfikacji wzrasta.

Na podstawie pomiarów zaobserwowano również, że przy niewielkim h (do 30 mm), wartość napięcia maksymalnego zmienia się przeciwnie do zmian średnicy pręta. Jednakże, wraz ze wzrostem grubości otuliny wartość zmian napięcia stopniowo maleje, aż przy $h > 45$ mm można przyjąć, że wartość amplitudy zmienia się w sposób chaotyczny, lub nawet wzrasta wraz ze wzrostem średnicy.

Badając skorodowane próbki zaobserwowano, że otrzymywane reguły są zbliżone do reguł otrzymywanych przy zmniejszaniu średnicy prętów. Można, zatem zaawansowaną korozję potraktować, jako redukcję średnicy pręta.

Tabela 2. Wpływ zwiększenia grubości otuliny na poszczególne atrybuty

$\Delta h=5\text{mm}$	d_x [%]	d_{80} [%]	d_{50} [%]	d_{30} [%]	d_{10} [%]	U_{\max}
Zmiana	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\uparrow	\downarrow
Pewność	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
Wsparcie	11,0	11,0	11,0	11,0	11,0	11,0

W przypadku zmiany grubości otuliny o 5 mm wszystkie reguły są jednoznaczne, co przedstawia tabela 2.

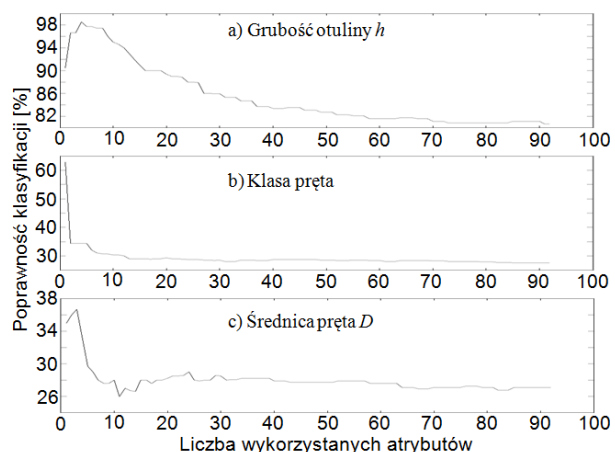
Tabela 3. Wpływ klasy pręta na poszczególne atrybuty

Δ Klasy=1	d_x [%]	d_{80} [%]	d_{50} [%]	d_{30} [%]	d_{10} [%]	U_{\max}
Zmiana	0	0	0	0	0	\downarrow
Pewność	93,3	66,7	66,7	60,0	46,7	100,0
Wsparcie	2,3	1,6	1,6	1,5	1,1	2,4

W tabeli 3 przedstawiono wpływ klasy pręta na kształt badanego przebiegu. Dla większości atrybutów otrzymywana pewność reguł jest niska i w niektórych przypadkach wynosi zaledwie 46%. Należy jednak zauważyć, że reguły wskazują na brak wpływu klasy pręta na wartości atrybutów d . Główną różnicą jest wartość amplitudy maksymalnej. Niska pewność reguł wynika z wpływu szumu. Tezę tą potwierdzono badając odchylenie standardowe i wzrost wartości atrybutów d dla próbek różniących się jedynie klasą pręta.

4. Modyfikacja i selekcja atrybutów

W poprzednim rozdziale zauważono, że w niektórych przypadkach niedoskonałości w wykonywaniu pomiarów mogą zostać zniwelowane poprzez utworzenie i dodanie do bazy danych atrybutów sztucznych, powstających poprzez proste zsumowanie kilku innych. Należy jednak pamiętać, że w przypadku znacznej części klasyfikatorów zwiększanie liczby atrybutów, przy stałej liczbie rekordów prowadzi do obniżenia poprawności klasyfikacji. Zjawisko to nazywane jest „przekleństwem wymiarowości” (z ang. curse of dimensionality). Jednym z podstawowych sposobów radzenia sobie z tym problemem jest wybór tylko najpotrzebniejszych atrybutów i usunięcie pozostałych z bazy danych. W celu doboru optymalnego zestawu atrybutów posłużyć się można dwoma grupami metod. Pierwszą z nich są tzw. wrappery - algorytmy testujące kolejno wszystkie możliwe kombinacje zestawów atrybutów i wybierające zestaw najlepszy dla danego modelu. Metoda ta, choć bardzo skuteczna, ze względu na swoją złożoność obliczeniową w praktyce jest używana tylko przy bardzo małych bazach danych, lub po wcześniejszej selekcji atrybutów z użyciem filtrów. Filtrami nazywa się grupę metod, służących do tworzenia rankingów atrybutów (od najbardziej do najmniej użytecznych). Jednym z najczęściej stosowanych filtrów jest InfoGain wykorzystujący tzw. dywergencję Kullbacka-Leibera. Jego działanie przedstawiono na rysunku 4.



Rys. 4. Poprawność klasyfikacji Naïwnego Klasyfikatora Bayesa w funkcji liczby atrybutów; atrybuty dobierane kolejno według rankingów InfoGain

Bardzo typowy przebieg ilustrujący „zjawisko przekleństwa wymiarowości” uzyskano w przypadku klasyfikacji grubości otuliny. Poprawność klasyfikacji wzrastała wraz ze wzrostem liczby atrybutów, a po osiągnięciu optimum zaczęła spadać. W badaniach brano pod uwagę dziesięć różnych wartości grubości otuliny.

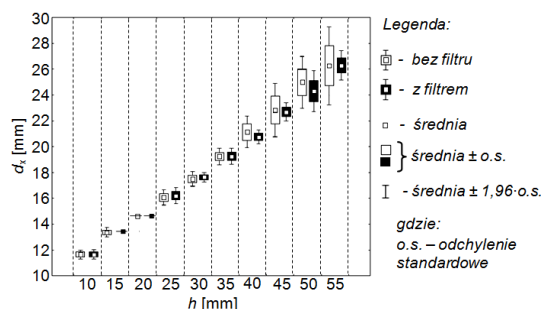
W przypadku identyfikacji klasy pręta zaobserwowano, że klasyfikator działał najlepiej przy jednym tylko atrybucie (U_{max}). Dodanie każdego kolejnego powodowało znaczny spadek poprawności klasyfikacji. Potwierdza to wynik uzyskany podczas wydobywania reguł asocjacji, według których wartość współczynników kształtu d była niezależna od klasy pręta. Sama poprawność klasyfikacji nie była satysfakcjonująca. Podczas badań testowano trzy różne klasy prętów.

Bardzo słabe wyniki uzyskano podczas identyfikacji średnicy. Podczas badań posłużono się prętami o czterech różnych średnicach (8, 10, 12 i 14 mm). Zauważono, że reguły asocjacji w przypadku wzrostu średnicy pręta i grubości otuliny są takie same, co stanowiło utrudnienie podczas identyfikacji. Porównując jednak wykresy i dokonując podstawowych analiz statystycznych można zauważyć, że zmiany amplitudy napięcia w przypadku zmiany grubości otuliny są znacznie większe, niż w przypadku zmiany średnicy pręta. Również kształt uzyskiwanych przebiegów różni się nieznacznie.

Bardzo istotnym elementem modelu jest klasyfikator. Dążąc do podniesienia poprawności klasyfikacji warto posłużyć się kilkoma różnymi metodami klasyfikacji w kilku różnych konfiguracjach. Podczas badań w pierwszej kolejności wykorzystano proste algorytmy probabilistyczne: 0-R, który zawsze wybiera najczęstszą klasę decyzyjną ignorując dane wejściowe oraz 1-R tworzący jednopoziomowe drzewo decyzyjne. Metody te bardzo dobrze ukazują poziom złożoności problemu decyzyjnego. Niemniej otrzymywana poprawność klasyfikacji zwykle odbiega od poprawności bardziej złożonych klasyfikatorów. Wśród testowanych algorytmów znalazły się również m.in. wspomniany wcześniej Naiwny Klasyfikator Bayesa (NB), który jest algorytmem prostym i szybkim, jednak jak wykazały badania, algorytm ten nie nadaje się do identyfikacji średnicy i klasy prętów zbrojeniowych. Do klasyfikacji stosowano również sieć neuronową MLP, oraz algorytm drzewa decyzyjnego C4.5 wykorzystujący miarę entropii informacji. W przypadku identyfikacji grubości otuliny najlepszy okazał się być algorytm NB (98% poprawności). Do identyfikacji klasy pręta posłużono się algorytmem drzewa decyzyjnego C4.5, poprawność klasyfikacji sięgnęła w tym przypadku 80%. Algorytm ten okazał się również najlepszy przy identyfikacji średnicy, gdzie poprawność klasyfikacji sięgnęła 75%.

Innym sposobem na poprawę otrzymanych rezultatów jest wygładzenie przebiegów napięcia. Metoda wiroprowadowa jest czuła na zakłócenia. Problem ten narasta wraz ze spadkiem amplitudy otrzymywanego przebiegu. Ta zaś w głównej mierze zależy od grubości otuliny h . Przy umiarkowanym h bardzo dobrym rozwiązaniem okazał się być prosty filtr medianowy. Metoda ta nie wprowadza prawie żadnych modyfikacji, w gładkich przebiegach, skutecznie usuwa elementy odstające, a w przypadkach, gdy przebiegi są lekko zaszumione może posłużyć do ich wygładzania. Gdy grubość otuliny jest duża, a wpływ szumu znaczący, przydatne okazało się zastosowanie również innych metod wygładzania. Skuteczną, a zarazem bardzo prostą metodą, jest średnia krocząca. Z metod bardziej zaawansowanych należy wspomnieć o filtrze Savitzky-Golay'a (lokalne wygładzanie wielomianem niskiego stopnia) i regresji najbliższych sąsiadów. Bardzo użyteczne mogą okazać się też dolnoprzepustowe filtry częstotliwościowe. W szczególności interesujący jest filtr Butterwortha, który charakteryzuje się maksymalnie płaską charakterystyką amplitudową w paśmie przenoszenia. Należy jednak pamiętać, że filtry częstotliwościowe wprowadzają przesunięcie fazowe pomiędzy sygnałem wejściowym, a wyjściowym. Badania wykazały, że znacznie istotniejszym od rodzaju wykorzystanej metody wygładzania jest właściwy dobór jej parametrów. Przy niedostatecznym wygładzeniu przebiegów odchylenie standardowe pomiędzy pomiarami wykonanymi na tej samej próbce może być duże, co utrudnia klasyfikację. Przesadne wygładzenie może natomiast prowadzić do utraty informacji zwartych w przebiegu. Na rysunku 5 przedstawiono efekt zastosowania filtru Butterwortha z

odpowiednio dobranymi parametrami. Wykorzystanie filtru umożliwiło zmniejszenie odchylenia standardowego pomiarów. Efekt ten był szczególnie dobrze widoczny przy grubości otuliny powyżej 35 mm. W niektórych przypadkach znacznej zmianie uległa również wartość średnia poszczególnych atrybutów.



Rys. 5. Wpływ dolnoprzepustowego filtru Butterwortha na powtarzalność pomiarów; na przykładzie identyfikacji grubości otuliny

Zmiana wartości atrybutów d w funkcji grubości otuliny ma charakter liniowy. Wynika z tego, że posługując się analizą regresji można w sposób prosty i znacznie bardziej niż dotychczas dokładnie określać grubość otuliny betonowej. Na podstawie rysunku 5 można również zauważyć, że wartość odchylenia standardowego pomiarów zaczyna znacząco wzrastać przy około 30÷40 mm (w zależności od badanego atrybutu). Badania wykazały, że relatywnie niski poziom poprawności klasyfikacji klasy i średnicy prętów wynikał z niedostatecznej czułości przetwornika. Próbuąc badać wspomniane parametry przy grubościach otuliny z przedziału 10÷35 mm, po zastosowaniu wygładzania w obu przypadkach uzyskano poprawność klasyfikacji na poziomie około 95%.

5. Wnioski

Przedstawione w artykule metody analizy wyników badań wiroprowadowych są uniwersalne i mogą posłużyć na każdym etapie wydobywania wiedzy z pomiarów i zwiększania poprawności identyfikacji. Przedstawione wyniki badań umożliwiają zrozumienie zależności pomiędzy otrzymywanym przebiegiem napięcia, a fizycznymi parametrami badanego obiektu, co w konsekwencji może posłużyć do zbudowania sprawnego systemu ekspertowego.

Proponowane metody i algorytmy wydobywania wiedzy nie umożliwiły całkowitego usunięcia problemu niedostatecznej czułości przetwornika. Pozwoliły jednak na poprawę wyników identyfikacji i określenie zakresu efektywności przetwornika.

Literatura

- [1] Agrawal R, Srikant R.: Fast algorithms for mining association rules in large databases, Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases, 1994, s. 487-499.
- [2] Chady T., Frankowski P.: Electromagnetic Evaluation of Reinforced Concrete Structure, Review Of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation, Vol.32, 2013, s. 1355-1362.
- [3] Drobiec Ł., Jasiński R., Piekarczyk A.: Diagnostyka konstrukcji żelbetonowych, – Tom 1. PWN, Warszawa 2010.
- [4] Shearer C.: The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining, J Data Warehousing, nr 5/2000, s. 13-22.
- [5] Zybura A., Jaśniok A., Jaśniok T.: Diagnostyka konstrukcji żelbetonowych, Tom 2. PWN, Warszawa 2011.

Mgr inż. Paweł Frankowski
e-mail: pawel.frankowski@sk.sep.szczecin.pl

Paweł Karol Frankowski uzyskał stopień magistra inżyniera w 2012 roku na Zachodniopomorskim Uniwersytecie Technologicznym w Szczecinie. Obecnie jest doktorantem na Wydziale Elektrycznym oraz studentem na Wydziale Informatyki ZUT. Jego obszar zainteresowań obejmuje tematykę badań nieniszczących oraz zastosowań sztucznej inteligencji. Podczas studiów uczestniczył z sukcesami w licznych konkursach naukowych.



otrzymano/received: 05.07.2013

przyjęto do druku/accepted: 16.02.2014