Wykorzystanie sztucznej inteligencji do modelowania stanu geometrycznego powierzchni po obróbce EDM stali narzędziowych

JEL: L97 DOI: 10.24136/atest.2018.454

Data zgłoszenia: 19.11.2018 Data akceptacji: 15.12.2018

W artykule przedstawiono zastosowanie metod sztucznej inteligencji w postaci sztucznych sieci neuronowych (SSN) do modelowania stanu geometrycznego wyrobu kształtowanego w procesie EDM. Zastosowano SSN o różnej architekturze i różne algorytmy uczące. Zbadano jakość modeli i ich skuteczność w prognozowaniu wybranych cech geometrycznych wyrobów z stali narzędziowych.

Słowa kluczowe: sieci neuronowe, technologia EDM, inspekcja elektrod.

Wstęp

Dobór odpowiedniej technologii i materiałów wykorzystywanych w wytwarzaniu elementów podjazdów transportu publicznego i samochodowego w sposób znaczący wpływa na ekonomiczne i jakościowe cechy produktu. Postęp w dziedzinie metod wytwarzania oraz wprowadzanie innowacyjnych materiałów stwarza obiecującą perspektywę, dając oszczędności i podnosząc efektywność procesu. Rynek części dla środków transportu opiera się jednak w dużym zakresie na sprawdzonych środkach i takie materiały, jak stale narzędziowe znajdują w nim szerokie zastosowanie, gwarantując uzyskanie odpowiednich cech użytkowych i odpowiedniej jakości wyrobów.

Szczególnie w przypadkach, gdy wymagana jest wysoka odporność na ścieranie, wytrzymałość mechaniczna i cieplna oraz trwałość, a w mniejszym stopniu masa, wybierana jest stal narzędziowa. Do jej zalet zalicza się także możliwość uzyskiwania złożonych kształtów i estetyka gotowych przedmiotów [1]. Materiał ten ze względu na własności fizyczne i mechaniczne jest materiałem trudno obrabialnym.

Wśród skutecznych technologii radzących sobie z tym problemem należy wymienić technologię obróbki elektroerozyjnej EDM, która pozwala uzyskać kształty w zamierzonej klasie dokładności części.

Kształtowanie powierzchni tą metodą cechuje z jednej strony duża łatwość w uzyskiwaniu skomplikowanej geometrii, ale jednocześnie niezbyt duża wydajność. Innym problemem jest stopniowe, lecz szybsze niż w przypadku obróbki skrawaniem zużywanie się narzędzia, czyli elektrody roboczej, skutkiem czego jest pogorszenie się jakości i geometrii przedmiotu. Postępujące w czasie zużycie elektrody prowadzi do ubytku materiału, zmian jej geometrii i zmiany właściwości fizyko-chemicznych, będących następstwem wysokich temperatur. Stopień zużycia elektrody zależy od wielu czynników, wśród których można wyodrębnić grupę parametrów technologicznych, właściwości materiału obrabianego, właściwości materiału narzędzia.

Kryterium utraty zdolności narzędzia do dalszej pracy powinno uwzględniać cechy geometryczne kształtowanych wyrobów. Istotne było sprawdzenie w jakim stopniu przebieg zużycia narzędzia wpływa na dokładność obróbki w przypadku kształtowania wyrobów wykonanych z badanego gatunku stali.

Tradycyjne podejście polegające na budowaniu teoretycznych modeli matematycznych, opartych na wyidealizowanych założeniach nie przynosi realistycznych wyników.

Proces EDM podlega oddziaływaniu dużej liczby zmiennych, a zależności pomiędzy czynnikami, a stanem narzędzia są najczęściej nieliniowe i zmieniają się w trakcie jego przebiegu wskutek fluktuacji zmiennych i warunków obróbki [2]. Często narzędzie jest eksploatowane z różnymi parametrami technologicznymi i w różnym zakresie obróbki. Dla tych nieokreślonych warunków nie można wyznaczyć funkcji rozkładu trwałości narzędzia potrzebnej do określenia momentu utraty zdolności do dalszej pracy. Wnioskowanie na tej podstawie o dokładności i jakości powstającego wyrobu jest obciążone dużą niepewnością.

Alternatywą dla podejścia teoretycznego są metody sztucznej inteligencji, do których zaliczamy sztuczne sieci neuronowe (SSN). Sieci neuronowe pozwalają abstrahować od uniwersalnej funkcji na rzecz odwzorowywania posiadanych informacji w postaci zbioru danych reprezentujących proces w obserwowane wartości zmiennych charakteryzujących jego przebieg lub jego rezultat. Najważniejszą właściwością i zaletą sieci jest jednak tzw. zdolność uogólniania (generalizacji), czyli umiejętność dawania odpowiedzi opartych na tym odwzorowaniu, na dane spoza zbioru eksperymentalnego, co pozwala prognozować zachowanie modelowanego obiektu czy procesu.

W artykule przedstawiono metodę modelowania za pomocą sieci neuronowych stanu geometrycznego powierzchni po obróbce EDM stali narzędziowych. Zadaniem wytrenowanej sieci neuronowej było prognozowanie wartości ważniejszych parametrów opisujących geometrię przedmiotu na podstawie ich aproksymowanej zależności od wybranych czynników procesu. Zaprojektowano sieci neuronowe o różnej architekturze i porównano je, oceniając jakość ich prognoz. Wszystkie badania i testy przeprowadzono w środowisku MATLAB 7.12.0 przy wykorzystaniu funkcji biblioteki *Neural Network Toolbox™* library [3].

Dane do trenowania i walidacji sieci uzyskano przeprowadzając eksperymenty technologiczne, a następnie wykonując pomiary narzędzi i kształtowanych wyrobów.

Osiągnięcie tego celu wymagało teoretycznego i eksperymentalnego rozpoznania cech, które mają największy wpływ na stan narzędzia podczas jego eksploatacji i charakteryzują najlepiej jego zmiany, odznaczające się dużą informacyjnością. Badania w tym zakresie, opisane w pracach [4], pozwoliły równocześnie wskazać czynniki w największym stopniu kształtujące dokładność i jakość wyrobu w obróbce zgrubnej. Przeanalizowano związki pomiędzy stanem geometrycznym wyrobu i narzędzia. Stwierdzone w badaniach nieznaczne zmiany geometrii elektrody w fazie obróbki wykończeniowej nie posiadały w dostatecznym stopniu cech informacyjnych, które pozwoliłyby je wykorzystać do prognozowania jakości technologicznej wyrobu. Zróżnicowanie danych w niektórych cyklach eksperymentu były na poziomie błędów przyrządu, w wyniku czego trudno było zidentyfikować relacje o charakterze przyczynowo-skutkowym. Dla określonego materiału obrabianego i materiału narzędzia najważniejszymi parametrami wpływającymi na jakość powierzchni i dokładność wymiarowo-kształtową przy obróbce elektroerozyjnej okazały się parametry technologiczne, takie jak natężenie prądu elektrycznego, na-

pięcie wyładowania oraz czas impulsu drażenia. Przyjęto te parametry jako dane wejściowe procesu EDM również w zakresie obróbki wykończeniowej próbek i ustalono ich odpowiednie poziomy.

1. Metodyka badań

Przedmiotem badań były wgłębienia w próbkach wykonanych ze stali narzędziowej SW7 (Rys.1a). Próbki zostały przycięte na jednokowe wymiary, a powierzchnie zostały splanowane na szlifierce do płaszczyzn. Stal SW7 jest to stal narzędziowa szybko tnąca o bardzo dobrej wytrzymałości. Charakteryzuje ją duża ciągliwość, udułność i odporność na ścieranie.

Ekspertyment zaplanowano według ortogonalnej macierzy Taguchi'ego [5]. Macierz planu doświadczeń pozwala na wyznaczenie wartości analizowanego czynnika dla różnych poziomów zmienności czynników wejściowych. Dokonano wyboru trzech parametrów – czynników sterowalnych, do których zaliczono takie parametry technologiczne, jak: amplituda natężenia prądu A , czas trwania impulsu I oraz liczbę wykonanych wgłębień M . Parametr M oznacza liczbę elementów wykonanych jedną elektrodą, bez zmiany nastaw generatora. Wprowadzono trzy poziomy wartości czynników. Zakres wartości czynników sterowalnych przyjęto na podstawie charakterystyk cykli obróbczych dedykowanych do obróbki wykończeniowej [6]. Czynniki procesu i przyporządkowane im poziomy wartości przedstawiono w tabeli 1.

Tab. 1. Parametry technologiczne

Parametry technologiczne	Jednostki	Oznaczenie (symbol)	Poziomy czynników		
			(1)	(2)	(3)
Amplituda natężenia	[A]	A	9	13	13
Czas trwania impulsu	[μs]	I	50	100	100
Amplituda napięcia	[V]	RF	25.5	25.5	25.5

Narzędziem czynnym w drażeniu przygotowanych wcześniej próbek były elektrody (Rys.1b). Zostały one wykonane w 99,99% z miedzi katodowej M1E, która została ukształtowana w sposób mechaniczny przez nagniatanie. W badaniach zostało użytych dziewięć sztuk elektrod o wymiarach 20 mm x 20 mm. Każda z nich została obrobiona przez frezowanie powierzchni czołowej. Następnie powierzchnia ta została dodatkowo wygładzona.

Rys. 1. a) próbka b) elektrody c) elektrodrażarka

Każda z elektrod, zgodnie z planem eksperymentu, drażyła kolejno trzy wgłębienia (gniazda). W celu zwiększenia wydajności procesu kształtowanie odbywało się w dwóch cyklach: zgrubnym i wykończeniowym.

Do wykonania gniazd w próbkach została użyta elektrodrażarka wgłębna CNC ROBOFORM 350Sp firmy GF AgieCharmilles,

o sterowaniu mikroprocesorowym. Maszyna posiada konstrukcję typu C z nieruchomym stołem (Rys.1c). Pozycjonowanie osi odbywa się za pomocą serwonapędów, a odczyty pozycji w osiach XYZ umożliwiają liniały optyczne.

Rys. 2. Zrobotyzowany system wytwarzania zintegrowany z systemem pomiarowym a) robot b) współrzędnościowa maszyna pomiarowa

Materiał empiryczny stanowiły dane pochodzące z pomiarów kształtowanych wgłębień. Pomiaru przeprowadzano przy pomocy maszyny współrzędnościowej Global Performance o zakresie 500x700x500 mm, rozdzielczości 1 μm, MPE=1.5+L/333 μm (Rys. 2b), w trybie skanowania. W pomiarach, z uwagi na wyznaczenie odchylek kształtu zastosowano głowicę skanującą Leitz LSP-X1.

Elektrodrażarka wraz z maszyną pomiarową tworzą zintegrowany jednogniazdowy elastyczny system produkcyjny. Trzecim elementem, niezbędnym do automatycznej pracy systemu wytwarzania, jest robot zapewniający wymianę narzędzi i palet z wyrobami, które mogą być składowane w 3-regalowym magazynie narzędzi. Integracja urządzenia pomiarowego i maszyny EDM pozwala na zbadanie stanu narzędzia w konkretnych warunkach jego eksploatacji. System może pracować w cyklu pomiarów wyrobów osadzanych pojedynczo lub seryjnie na paletach, co pozwoliło wykorzystać funkcjonalność systemu w pomiarach próbek.

2. Badanie gniazd po obróbce

Geometria wyrobu jest reprezentowana przez parametry należące do trzech kategorii tworzących specyfikację geometryczną, tzn. wymiar długości, odchyłkę kształtu i chropowatość [7]. Symptomy zużycia występują głównie na czołe, a w mniejszym stopniu na bocznych ścianach elektrody, dlatego w celu zbadania dokładności wymiarowo-kształtowej drażonych wgłębień (gniazd) wyodrębniono te parametry opisu geometrii, które są od niego najbardziej zależne. Zaliczono do nich odchyłkę wymiaru głębokości wgłębienia oraz odchyłkę płaskości ich dna.

Wymienione cechy geometryczne każdego wgłębienia zostały zmierzone po zakończeniu obróbki wykończeniowej.

3. Model sieci

Budowa modelu stanu geometrycznego opartego na sieciach neuronowych poprzedziło ustalenie wektora zmiennych wejściowych oraz wektora odpowiedzi sieci. Wektor wejściowy tworzą trzy składowe, tzn. amplituda natężenia prądu A , czas trwania impulsu I , liczba wgłębienia wykonanych jedną elektrodą M (1).

$$X = [A \ I \ M]^T. \quad (1)$$

W badaniach sformułowano wektory wyjść ograniczone do dwóch składowych, tzn. odchyłkę wymiaru (głębokości) dna i odchyłkę kształtu (płaskości) dna wgłębiania. Wektor zmiennych wyjściowych ma postać (2).

$$Y = [S_p \ \Delta_p]^T, \quad (2)$$

gdzie S_p – odchyłka głębokości, Δ_p – odchyłka płaskości dna wgłębiania.

Zasadniczą fazą było przyjęcie odpowiedniej struktury sieci. Założono, że zostaną wykorzystane dwie struktury, które są najczęściej stosowane do modelowania w procesach wytwarzania. Pierwsza to perceptron wielowarstwowy (ang. multilayer perceptron – MLP), druga to sieć o radialnych funkcjach bazowych (ang. radial basis function neural networks RBF). Szczegółowy opis architektury tych sieci można znaleźć w wielu opracowaniach, m. inn. [8].

Sieć perceptronowa wielowarstwowa jest najprostszą siecią, w której neurony organizowane są w warstwy. Sygnały wejściowe są podawane do pierwszej warstwy ukrytej neuronów, która z kolei generuje sygnał źródłowy dla warstwy kolejnej. Liczba dobieranych warstw i neuronów jest zależna od klasy problemu, jego złożoności i nieliniowości. Metodą prób przyjęto następujące parametry: liczba wejść warstwy wejściowej 3, liczba neuronów warstwy ukrytej 8, funkcja aktywacji sigmoidalna, metoda trenowania sieci algorytmu wstecznej propagacji błędów Lavenberga-Marquardta.

Druga zaprojektowana sieć o radialnych funkcjach bazowych, posiada strukturę dwuwarstwową. Warstwa ukryta realizuje odwzorowanie nieliniowe przez neurony radialnej funkcji bazowej. Neuron wyjściowy jest liniowy, a jego rolą jest sumowanie wagowe sygnałów pochodzących od neuronów warstwy ukrytej. Sieć posiada również liczbę zmiennych wejściowych 3, warstwę ukrytą z neuronami, a w uczeniu wykorzystywana jest metoda gradientowa z wykorzystaniem algorytmu propagacji wstecznej. Parametry wewnętrzne sieci dobierane są w procesie uczenia sieci.

4. Przygotowanie danych

Zadaniem opracowanych modeli neuronowych było prognozowanie odchyłek wymiaru i kształtu drążonych wgłębień. Jakość prognozy i efektywność SSN zależą od procesu uczenia. Dane uczące są zbiorem par wartości:

$$\mathcal{L} = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{N_l}, \quad (4)$$

gdzie N_l oznacza liczbę danych wykorzystanych jako wartości referencyjne w procesie uczenia SSN.

Dla każdej takiej pary wartości k można zdefiniować błąd uczenia (5).

$$\varepsilon_k = f(x_k) - y_k, \quad (5)$$

gdzie $f(x_k)$ jest odpowiedzią sieci na wektor wejściowy.

Sieć, która została wytrenowana jest weryfikowana za pomocą zbioru walidacyjnego (6).

$$\mathcal{V} = \{x_i, y_i\}_{i=1}^{N_v}, \quad (6)$$

gdzie N_v oznacza liczbę danych wykorzystanych jako wartości służące do weryfikacji sieci.

Dla danych z zbioru walidacyjnego można określić błąd walidacji względem danych zawartych w zbiorze $\mathcal{V}$.

Obydwa zbiory są podzbiorem eksperymentalnego zbioru danych o liczebności N , a więc konieczny jest podział zbioru źródłowego. W przypadku jego niewielkiej liczebności ogranicza to liczbę danych uczących, używanych do wyznaczenia wag, i ma wpływ na

jakość procesu uczenia. Wydzielona część danych uczących może nie być reprezentatywna dla modelowanych zależności.

Wiarygodna ocena zdolności uogólniania poszczególnych sieci wymaga dysponowania niezależnymi, dodatkowymi zbiorami danych, dla których błąd uogólniania sieci jest definiowany analogicznie do błędów uczenia.

W uczeniu sieci wykorzystano 19 zestawów danych.

5. Badanie jakości sieci

W badaniu jakości działania sieci wykorzystuje się tradycyjne statystyczne miary błędów [9]. Dla sygnałów wyjściowych powszechnie stosowany jest błąd średni kwadratowy MSE (ang. Mean Square Error), w postaci (7).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_{i,j} - r_{i,j})^2, \quad (7)$$

gdzie $f_{i,j}$ – odpowiedź sieci, $r_{i,j}$ – wartość referencyjna.

Jeśli wartości referencyjne zawarte są w zbiorze $\mathcal{L}$, błąd ten pozwala ocenić rozbieżność pomiędzy zależnościami reprezentowanymi przez ten zbiór, a powierzchnią funkcji opisanej przez wartości współczynników wagowych sieci MLP lub parametry sieci RBF dobrane w procesie uczenia.

6. Wyniki i analiza

Uzyskane wyniki badań zostały przeanalizowane.

6.1. Ocena procesu uczenia

Wykresy na rysunku 3 przedstawiają przykładowe krzywe funkcji błędów uczenia, walidacji i testowania sieci perceptronowej (a) oraz sieci radialnej (b) do prognozowania odchyłki płaskości Δ_p .

Rys. 3. Krzywe uczenia, walidacji i testowania a) MLP b) RBF

Jest widoczne, że sieć perceptronowa jest bardziej skuteczna w procesie uczenia. Dla uzyskania założonej wartości funkcji celu (0.001) potrzebuje zaledwie 10 epok (cykli), podczas gdy sieć radialna zbieżność osiąga po ponad 100 epokach.

Ocena błędów testowania dla podzielonego zbioru eksperymentalnego wypadła jednak zdecydowanie korzystniej dla sieci radialnej.

6.2. Badanie generalizacji

Rysunek 4 przedstawia błędy predykcji odchyłki płaskości obydwu sieci.

Rys. 4. Błędy predykcji

Błędy były obliczane zgodnie z formułą (5) dla kompletnego zbioru danych, z uwagi na mały liczebny zbiór danych eksperymentalnych. Ponownie, wykresy dowodzą przewagi sieci perceptronowej. Przebieg dla sieci perceptronowej wykazuje znacznie mniejsze błędy dla przyjętego zbioru niż ma to miejsce dla sieci radialnej, co pozwala przypuszczać, że posiada ona lepsze własności generalizowania. Jest prawdopodobne, że ta obserwacja jest między innymi wynikiem małej liczby danych uczących, a dla większego zbioru sieć radialna może wykazywać lepsze rezultaty prognozowania.

6.3. Ocena jakości sieci

Inicjalizacja współczynników wagowych w procesie uczenia sieci perceptronowej posiada charakter losowy. W zależności od postaci funkcji celu i przyjętych wartości parametrów procesu uczenia, jego rezultaty mogą być różne dla poszczególnych sesji. Losowy wybór wartości parametrów funkcji bazowych (centra i parametry kształtu), a także początkowych wartości wag warstwy wyjściowej sieci radialnych, przy założeniu rozkładu równomiernego, mają również wpływ na wyniki uczenia tej sieci.

Przeprowadzono 10 cykli uczenia i przedstawiono wartości błędu MSE uczenia. Rysunek 5 przedstawia krzywe błędów dla obydwu sieci.

Rys. 5. Wartości MSE uzyskane dla różnych cykli uczenia

Pożądaną cechą jest stabilność działania sieci. Wartości błędów MSE dla obydwu sieci nie odbiegają znacząco od siebie i są porównywalne za wyjątkiem przedostatniego cyklu, gdzie wystąpiła wyraźna odstawająca wartość w sieci radialnej.

6.4. Sposób odwzorowania

Postać funkcji odwzorowanej przez obydwie sieci na podstawie przeprowadzenia symulacji wytrenowanych sieci zilustrowano na rysunku 6.

Powierzchnia odpowiedzi sieci na wygenerowane równomiernie wejścia z analizowanego przedziału zmienności zmiennych wejściowych tworzy kształt odwzorowywanej przez sieci funkcji. Rzeczywista postać funkcji jest nieznana, dlatego wykres pozwala jedynie na ogólne porównanie wyników obydwu aproksymacji modelem neuronowym i ocenę ich zgodności.

Podsumowanie

Zaprojektowano i zbadano dwie sztuczne sieci neuronowe o odmiennej architekturze, które znajdują najczęstsze zastosowanie w modelowaniu procesów wytwarzania, tzn. MLP i RBF. Sieci zostały opracowane w celu prognozowania stanu geometrycznego wyrobów wykonanych z stali narzędziowej, kształtowanych w procesach EDM. Przeanalizowano wyniki przeprowadzonych symulacji sieci dla wybranych odchyłków wymiarowych i ukształtowania powierzchni oraz przeprowadzono porównanie pod względem jakości predykcji i skuteczności działania.

Rys. 6. Powierzchnia odpowiedzi sieci MLP i RBF po symulacji

Wskazują one na wyższość sieci posiadającej strukturę MLP, która charakteryzuje się mniejszymi błędami predykcji, i znacznie niższym wskaźnikiem MSE, oraz większą zbieżnością algorytmu uczenia.

Zastosowanie SNN do prognozowania stanu ukonstruowanej geometrii wyrobu umożliwia ocenę jakości procesu EDM i pozwala uzyskać wyrób o wymaganej jakości technologicznej. Jest to szczególnie ważne w obróbce wykończeniowej, gdyż brakuje jednoznacznych kryteriów wymiany narzędzia.

Podczas fazy obróbki zgrubnej istotne jest monitorowanie stanu elektrody roboczej po każdej operacji technologicznej [10]. W przypadku obróbki wykończeniowej zmiany geometrii narzędzia są nieznaczne i stanowią niedostateczną przesłankę podjęcia decyzji o wycofaniu narzędzia lub jego regeneracji. Ocena ilościowa w postaci aproksymacji odchyłek geometrii uzyskana z SNN może wskazać moment utraty zdolności narzędzia do dalszej pracy.

Badania przedstawione w artykule zostały wykonane dla określonych materiałów narzędzia i wyrobu i wartości zestawu parametrów procesu, jednak mechanizm ten będzie można zaimplementować w systemie wytwarzania jako odrębną sieć także w innych przypadkach. Wymaga to kontynuacji eksperymentów technologicznych uwzględniając inne parametry obróbki, zakładając inny zakres zmienności czynników sterowalnych, a także dobierając inny materiał wyrobu i elektrody.

Podsumowując, opracowane modele dają szerokie możliwości prowadzenia analiz i ilościowych ocen wpływu poszczególnych czynników na rezultaty procesu i mogą być skutecznym narzędziem prognozowania jakości technologicznej procesu EDM.

Bibliografia:

1. Kułakowski M., Rokosz K., Stopowe stale austenityczne, ferrytyczne i duplex używane w transporcie, „Autobusy” 2017, nr 7-8.
2. Morek R., Właściwości powierzchni po obróbce EDM, „Stal. Metale & Nowe technologie” 2013, nr 11-12.
3. Matlab manual, user's guide, Mathworks Natick 2002.
4. Nieciag H., Kudelski R., Zagórski K., Analiza Pareto ANOVA cech geometrycznych wyrobów kształtowanych w ZSW w cyklu adaptacyjnym EDM, „Pomiary Automatyka Robotyka” 2017, R 21, nr 4.
5. Korzyński M., Metodyka eksperymentu, WNT, Warszawa 2017.
6. Agie Charmilles Group, Dokumentacja techniczna ROBOFORM 350, 2004.
7. Humienny Z. (ed) i in., Specyfikacje geometrii wyrobów (GPS). Podręcznik europejski. WNT, Warszawa 2004.
8. Osowski S., Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa 2013.
9. Statistica, Sieci Neuronowe, https://www.statsoft.pl/textbook/stathome_stat.html?https%3A%2F%2Fwww.statsoft.pl%2Ftext-book%2Fstneunet.html
10. Nieciag H., Kudelski R., Zagórski K., The electrode inspection in integrated manufacturing system, „Przegląd Elektrotechniczny” 2016, R. 92 nr 11.

The use of artificial intelligence to model the geometric state of the surface after EDM machining of tool steels

The article presents the application of artificial intelligence methods in the form of artificial neural networks (SSN) for modeling the geometrical state of a product shaped in the EDM process. The SSN with different architecture and different learning algorithms were implemented. The models' quality and their effectiveness in predicting some geometrical features of tool steel products were examined.

Keywords: ANNs, EDM technology, electrode inspection.

Autorzy:

dr inż. **Halina Nieciag** – AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, WIMiR, hnieciag@agh.edu.pl.
dr inż. **Rafał Kudelski** – AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, WIMiR, kudelski@agh.edu.pl.
dr inż. **Krzysztof Zagórski** – AGH Akademia Górniczo-Hutnicza, WIMiR, zagkrzys@agh.edu.pl.