



Politechnika
Wrocławska

prof. dr hab. inż. Tomasz Sikorski
Politechnika Wrocławska
Wydział Elektryczny
ul. Wybrzeże Wyspiańskiego 27, 50-370 Wrocław
tel. (71) 320 21 60
e-mail: tomasz.sikorski@pwr.edu.pl

Wrocław, 28 stycznia 2025

RECENZJA ROZPRAWY DOKTORSKIEJ

wykonana na podstawie uchwały nr 817/II/2024 Rady Dyscypliny Automatyka,
Elektronika i Elektrotechnika i Technologie Kosmiczne Politechniki Warszawskiej
z dnia 17.09.2024 r.

Autor: **mgr inż. RAFAŁ SIKORSKI**

Tytuł: **Opracowanie metod monitorowania i kontroli procesu elektroerozyjnego drążenia mikrootworów**

Zawartość recenzji:	str.
1. Charakterystyka zagadnienia naukowo-badawczego podjętego w rozprawie	1
2. Ocena zawartości rozprawy	2
2.1. Układ pracy i forma prezentacji uzyskanych wyników	2
2.2. Analiza źródeł literaturowych z oceną stanu wiedzy i zastosowań w przemyśle	4
2.3. Rozwiązanie postawionego zagadnienia, użyta metodyka i przyjęte założenia	5
2.4. Elementy oryginalne rozprawy i przydatność dla nauk inżynieryjno-technicznych	13
2.5. Uwagi i pytania merytoryczne	15
3. Wniosek końcowy	17
Załącznik: wykaz uwag szczegółowych i usterek redakcyjnych	18

1. Charakterystyka zagadnienia naukowo-badawczego podjętego w rozprawie

Rozprawa doktorska mgr. inż. Rafała Sikorskiego, napisana pod kierunkiem dr. hab. inż. Krzysztofa Siwka, profesora uczelni, przy promotorstwie pomocniczym dr. inż. Bartosza Chabera, dotyczy aktualnego i ważnego z praktycznego punktu widzenia problemu kontroli procesu drążenia elektroerozyjnego (EDM), w szczególności z użyciem elektrod w postaci cienkościennych rurek (FHD). Technika ta wykorzystywana jest między innymi w obróbce tzw. „superstopów”. Ze względu na dynamikę procesu, w tym niejednostajność przebiegu drążenia otworu i zależność od wielu czynników, do kontroli tak złożonego procesu poszukiwane są obecnie metody wykorzystujące techniki uczenia maszynowego. Od metod oczekuje się zdolności do klasyfikacji i identyfikacji charakterystycznych etapów obróbki, ale również detekcji anomalii i awarii. W pracy zaproponowano szereg oryginalnych rozwiązań począwszy od doboru systemu pomiarowego prądów i napięć, synchronizację z danymi rejestrowanymi przez maszynę, a także wybór i przetestowanie metod uczenia maszynowego (ML) i głębokiego uczenia (DL) do automatycznej klasyfikacji impulsów oraz rozpoznawania kluczowych zmian w poszczególnych fazach drążenia, w tym zakończenia formowania otworu, a także występowania nieprawidłowości. Celowość podjętych prac jest bardzo zasadna. W pierwszym rzędzie uzyskuje się odejście od tradycyjnych metod bazujących na wartościach progowych przebiegów napięć i prądów, których skuteczność jest wadliwa w przypadku procesu zależnego od wielu uwarunkowań. Ponadto dzięki

automatycznej klasyfikacji i identyfikacji otrzymuje się nowe możliwości zastosowań zaproponowanych metod do automatyzacji kontroli i monitorowania procesu drażenia otworu w czasie rzeczywistym, a w konsekwencji nawet od uzyskania systemu korekcji i podtrzymania ciągłości w trakcie drażenia.

Świadomość Doktoranta dotycząca znaczenia podjętych prac wyraża się w jasno postawionej tezie, w której autor stwierdza, iż **„zastosowanie opracowanego innowacyjnego podejścia wykorzystującego analizę sygnałów elektrycznych EDM oraz metody ML i DL do wykrywania przebiecia i anomalii w drażeniu otworów wentylacyjnych metodą elektroerozyjną FHD umożliwia dokładną kontrolę procesu oraz wykrywanie przebiecia z wysoką dokładnością niedostępną dla innych rozwiązań”**. Teza pracy jest precyzyjna i następnie konsekwentnie weryfikowana poprzez postawione cele badawcze, do których należą: a) opracowanie metod akwizycji oraz przetwarzania danych pomiarowych procesu drażenia FHD, b) analiza procesu drażenia otworów wentylacyjnych w procesie FHD oraz identyfikacja możliwych do monitorowania parametrów najlepiej oddających prawidłowość przebiegu oraz etapy procesu drażenia, c) poznanie właściwości wytypowanych sygnałów rejestrowanych w czasie drażenia oraz określenie istotnych zmian ich przebiegów w zależności od etapu procesu, d) przetestowanie różnych metod ML i DL owocujące zbudowaniem funkcjonalnych modeli pozwalających na automatyczną klasyfikację impulsów, e) analiza statystyczna wyodrębnionych i sklasyfikowanych impulsów oraz ewaluacja zmienności ich liczebności w zależności od etapu procesu, f) zbadanie wydajności różnych podejść i wyłonienie najlepszego rozwiązania do kontroli fazy procesu, w tym wykrycia przebiecia otworu, w oparciu o odczyty z czujników z użyciem podejścia DL, g) eksperymentalne testy potwierdzające skuteczność zbudowanego podejścia kontroli procesu, h) opracowanie algorytmu wykrywania błędów i anomalii procesu FHD w oparciu o sygnały elektryczne i metody ML i DL.

Podsumowując, tematyka rozprawy jest aktualna i ważna zarówno z naukowego, jak i technicznego punktu widzenia i wpisuje się w obszary badawcze dyscypliny naukowej automatyka, elektronika, elektrotechnika i technologie kosmiczne. Zawartość rozprawy pozwala stwierdzić z dużym przekonaniem, iż zagadnienie badawcze zostało jasno sformułowane.

2. Ocena zawartości rozprawy

2.1. Układ pracy i forma prezentacji uzyskanych wyników

Recenzowana rozprawa jest obszerna, liczy 228 stron i zawiera: streszczenie, wykaz ważniejszych skrótów i oznaczeń, a także 8 rozdziałów, obejmujących cel i tezę pracy, wstęp uzasadniający wagę problemu badawczego, przegląd literatury z syntetyczną oceną obecnego stanu wiedzy, następnie opis badań eksperymentalnych, opis opracowanej metody rozpoznawania przebiecia otworu oraz wykrywania anomalii procesu FHD, a także podsumowanie przeprowadzonych prac badawczych z odniesieniem do postawionych celów badawczych, jak również rekomendację dalszych prac i bibliografię.

W rozdziale 1 przedstawiono zarys pracy oraz sformułowano tezę rozprawy oraz cele badawcze. Rozdział 2 stanowi uzasadnienie podjętych badań w świetle problematyki zagadnienia elektroerozyjnego drażenia otworów (EDM) z użyciem elektrod w postaci cienkościennych rurek (FHD/EDD). W rozdziale tym Autor wprowadza również podstawowe parametry procesu, które w następnych etapach pracy będzie wykorzystywał w zaproponowanych rozwiązaniach. Ponadto zwraca uwagę na typowe usterki występujące w procesie stopniowego formowania zakończenia otworu, które

mogą prowadzić do tzw. „overdrillingu” i uszkodzenia przeciwległej ścianki, a także „double-drillingu” i ponownego rozwiercania i wreszcie do „scarfingu”, kiedy trafia częściowo w przestrzeń odlewu a częściowo w ścianki materiału. Jednocześnie autor podkreśla wysokie wymagania procesu obróbki tzw. „superstopów” (superalloy) oraz wagę poprawnego wykrywania przebicia otworu i eliminacji usterek dla procesu produkcyjnego otworów chłodzących w przemyśle lotniczym, a w szczególności turbin silników odrzutowych.

W rozdziale 3 zawarto przegląd literatury, który objął najważniejsze zagadnienia odnoszące się do treści rozprawy, w tym nie tylko zagadnienia związane bezpośrednio z procesem drążenia elektroerozyjnego, ale również dotyczące technik przetwarzania danych i sygnałów oraz uczenia maszynowego i głębokiego uczenia służących optymalizacji procesu drążenia i wykrywaniu anomalii.

Rozdział 4 obejmuje badania eksperymentalne procesu FHD polegające na wykonaniu szeregu drążeń z wykorzystaniem elektrodrażarki numerycznej pozwalającej na ustawienie zadanych parametrów pracy. Doktorant opracował układ pomiarowy i w przemyślny sposób zebrał niezbędną bazę danych testowych dla późniejszej weryfikacji opracowanych metod. Zastosował przy tym różne warianty parametrów drążenia reprezentujące nastawy optymalne oraz tzw. drążenie agresywne, niepoprawne nastawy maszyny czy ograniczony przepływ dielektryka przez elektrodę lub drążenie z wygiętą elektrodą. W ten sposób zebrano reprezentatywny zbiór danych uczących odwzorowujących warunki produkcyjne. Ponadto w rozdziale tym na podstawie własnych danych pomiarowych Doktorant zweryfikował podawane w literaturze sposoby detekcji przełomu i formowania otworu wykorzystujące tzw. podejście niskoczęstotliwościowe, tj. bazujące na uśrednianiu sekwencji impulsów napięcia i prądu elektrody z całego procesu drążenia oraz ich synchronizacji z danymi pomiarowymi z maszyny, wykazując przy tym ograniczenia w możliwościach zastosowania tych metod.

Rozdział 5 zawiera opis szeregu badań, które doprowadziły Doktoranta do opracowania narzędzi rozpoznawania przebicia otworu i anomalii procesu elektroerozyjnego drążenia. Autor w sposób chronologiczny i skrupulatny przechodzi przez kolejne etapy badań opisując wyniki zarówno prób, które doprowadziły go do rozwiązania problemu, ale również tych, które nie przyniosły oczekiwanych rezultatów. Wśród opisanych podejść Autor ustanawia dwa główne nurty tj. badania przebiegu procesu drążenia w tzw. makroskali oraz mikroskali. W pierwszym podejściu obiektem badań i źródłem potencjalnej informacji o fazie procesu są analizy czasowe napięcia i prądu elektrod z całego procesu drążenia, często uśredniane i synchronizowane z sygnałami ze sterownika maszyny. Następnie Doktorant zwraca swoją uwagę na możliwości wykorzystania charakteru pojedynczych impulsów FHD w trakcie procesu drążenia. Metoda ta w odróżnieniu do analizy przebiegów uśrednionych reprezentuje analizę w skali mikro. W obrębie tego kierunku badań zaprezentowano szereg ciekawych rozwiązań, do których należą: automatyczna selekcja impulsów metodami klastrowania, klasyfikatory impulsów oparte o uczenie maszynowe i głębokie uczenie, analiza liczebności klas impulsów, klasyfikatory przebicia otworu oparte o uczenie maszynowe i głębokie uczenie z użyciem zestawów sygnałów napięcia i prądu, klasyfikatory przebicia otworu z wykorzystaniem klasyfikatora impulsów i zmienności liczebności klas impulsów w trakcie drążenia, a także testy walidacyjne i wydajnościowe. Dodatkowym elementem jest algorytm identyfikacji anomalii procesu drążenia.

W rozdziale 6 Doktorant podsumował syntetycznie przeprowadzone badania i uzyskane rezultaty, natomiast w rozdziale 7 zawarł rekomendacje dalszych kierunków badań. Rozdział 8 stanowi bogata bibliografia rozprawy.

Podsumowanie układu pracy:

Układ pracy jest właściwy i w sposób jednoznaczny dotyczy podjętej tematyki. Kolejność rozdziałów jest wprowadzona w sposób chronologiczny i prowadzi przez kolejne etapy badań prowadzonych w pracy. Dobór rysunków, schematów i tabel we właściwy sposób uzupełnia opis uzyskanych wyników. Poprawność redakcyjna rozprawy jest bardzo dobra. Obszerność rozprawy wynika nie z braku zwięzłości Autora, lecz ze złożoności problemu i z zakresu wykonanych prac badawczych.

2.2. Analiza źródeł literaturowych z oceną stanu wiedzy i zastosowań w przemyśle

Na uwagę zasługuje wyjątkowo szeroki dobór literatury obejmujący łącznie 324 pozycje. Sama lista bibliograficzna obejmuje 36 stron maszynopisu.

W przeglądzie literatury uwzględniono zagadnienia wykrywania przebiecia otworu w procesie FHD i metody detekcji zakończenia drążenia otworu. Przedstawiono analizę kształtu charakterystycznych przebiegów sygnałów napięć i prądów z uwzględnieniem normalnego wyładowania (tzw. impulsy normalne lub normalne termicznie), a także wyładowania łukowego, oraz stanów zwarcia i obwodu otwartego. Następnie przedstawiono aktualne osiągnięcia w optymalizacji procesu elektroerozyjnego drążenia otworów z wykorzystaniem uczenia maszynowego (ML) oraz głębokiego uczenia (DL). Wymieniono również klasyczne metody stosowane przy wykrywaniu przełomu wykorzystujące między innymi monitorowanie ciśnienia w płynie roboczym płukania elektrody, analizę widma sygnału napięcia i prądu elektrody i prędkość posuwu elektrody. Zwrócono uwagę, że metody wykrywania początkowej fazy przełomu nie dostarczają pełnej informacji o detekcji zakończenia otworu. Dlatego w dalszej części analizy literaturowej uwzględniono metody detekcji przebiecia otworu i zakończenia drążenia wykorzystujące analizę charakterystyk przebiegów napięć i prądów elektrod. Szczególny fragment przeglądu literatury poświęcono metodom diagnostyki procesu drążenia z wykorzystaniem uczenia maszynowego (ML), w którym ujęto zagadnienia: akwizycji danych i wykorzystania wielu źródeł danych, wstępnego przetwarzania sygnałów w dziedzinie czasu, częstotliwości oraz w połączonej dziedzinie czasu i częstotliwości, a także ekstrakcji cech procesu przez zastosowanie wrapperów lub filtrów. Odrębny fragment przeglądu literatury poświęcono modelom klasyfikacyjnym do rozpoznawania stanów procesu, które wykorzystują między innym metodę k najbliższych sąsiadów (kNN), metody oparte o sztuczne sieci neuronowe (ANN) i ich modyfikacje, drzewa decyzyjne, probabilistyczne modele graficzne (PGM). Następny fragment przeglądu literatury poświęcono metodom diagnostyki z wykorzystaniem głębokiego uczenia (DL), to jest bazującego na „głębokich”, wielowarstwowych sieciach neuronowych, podkreślając ich lepsze zdolności do reprezentacji abstrakcyjnej, większej odporności na wariacje danych i zmniejszenia udziału czynnika ludzkiego w procesie wyodrębniania cech w porównaniu do klasycznych metod uczenia maszynowego. Autor omawia najważniejsze cechy technik głębokiego uczenia opartych na autoenkoderach (AE), na sieciach głębokich przekonań (DBN), konwolucyjnych sieciach neuronowych (CNN), rekurencyjnych sieciach neuronowych (RNN) oraz modyfikacjach tych metod jak np. resztkowa sieć neuronowa (ResNet). W kolejnym podrozdziale analizy literaturowej Autor przechodzi do problematyki wykrywania anomalii z uwzględnieniem metod klasyfikacji jednoklasowej oraz metod estymacji gęstości i modeli probabilistycznych. Wyszczególnia przy tym autoenkodery (AE), autoenkodery probabilistyczne (VAE), generatywne sieci przeciwników GAN, klastrowanie prototypowe, analizę składowych główny (PCA), klasyfikatory jednoklasowe oparte na jądrze oraz oparte na głębokim

uczeniu. Przegląd literatury zakończony jest podsumowaniem ukierunkowanym na wykrywania przebiega otworu w procesie drażenia elektroerozyjnego FHD.

Podsumowanie analizy źródeł literaturowych:

Większość cytowanej literatury to pozycje stosunkowo nowe opublikowane po 2000 roku. Doktorant odniósł się też do pozycji literaturowych mających znaczący wkład w rozwój metod klastrowania danych, a także metod interpolacji opublikowanych w latach 70 - tych i 90 - tych ubiegłego stulecia. Mnogość literatury wynika z zakresu zagadnień badawczych omawianych w pracy odnoszących się głównie do problematyki drażenia elektroerozyjnego, ale również do metod uczenia maszynowego, głębokiego uczenia, sieci neuronowych, wykorzystania autoenkoderów, a także przetwarzania sygnałów.

Dobór szerokiej listy bibliograficznej wskazuje, że Doktorant ma bardzo dobre rozeznanie w tematyce rozprawy. Przy tym analiza literaturowa przeprowadzona jest w sposób właściwy i syntetyczny, z podkreśleniem osiągnięć zaprezentowanych w cytowanych pracach, ale również z krytyczną oceną ograniczeń możliwości ich zastosowania w zakresie postawionego problemu badawczego. Styl i zakres analizy literaturowej świadczą o tym, że Doktorant jest dojrzałym i skrupulatnym badaczem, który ma świadomość powagi oceny aktualnego stanu wiedzy w rzetelności prac badawczych.

2.3. Rozwiązanie postawionego zagadnienia, użyta metodyka i przyjęte założenia

Doktorant formułuje precyzyjny cel badań jakim jest opracowanie narzędzia do monitorowania i kontroli procesu drażenia otworów FHD w oparciu o narzędzia uczenia maszynowego i głębokiego uczenia. Biorąc pod uwagę określone przez doktoranta zadania badawcze oraz ich realizację zaprezentowaną w rozprawie można z dużym przekonaniem stwierdzić, iż użyta metodyka i przyjęte założenia są dobrane właściwie i wyczerpująco odnoszą się do wielu aspektów, z którymi zmierzył się Doktorant podczas badań.

Testy drażeń eksperymentalnych wykonano na specjalnych zestawach płytek wykonanych ze stopu niklowo chromowego wykorzystywanego powszechnie w technologiach silników lotniczych, przy czym konstrukcja płytek tworzyła wnękę, co miało odwzorowywać odlew wewnętrznego kanału wentylacyjnego elementów turbiny. W celu rejestracji przebiegów prądu i napięcia zbudowano specjalistyczny system akwizycji danych i sygnałów oparty o wyspecjalizowane karty pomiarowe wysokiej częstotliwości zintegrowane w dedykowanej aplikacji opracowanej w środowisku LabView. W badaniach ujęto również parametry procesu rejestrowane przez sterownik elektrodrażarki. Przy czym zaproponowano modyfikację testowego układu pomiarowego. W pierwszym podejściu wykorzystano kartę oscyloskopową z pasmem przepustowym 100MHz i częstotliwością próbkowania 1GS/s i rozdzielczości 8-bitowej. Pozwoliło to na określenie najlepszej częstotliwości próbkowania sygnałów pozyskiwanych z różnicowej sondy napięciowej i sondy prądowej. Przeanalizowano przypadki częstotliwości próbkowania od 10MS/s do 200kS/s, przy czym poprawnie zwrócono uwagę na utratę odwzorowania wartości szczytowych w amplitudzie sygnału prądu oraz konieczność ujęcia przesunięcia czasowego startu rejestracji czy różnicy czasów impulsu i czasu bezimpulsowego w okresie impulsu.

Po określeniu minimalnej częstotliwości pomiarowej zmodyfikowano układ pomiarowy zastępując dwukanałową kartę oscyloskopową wielokanałową kartą wejściową posiadającą 32 wejścia napięciowe o częstotliwości próbkowania do 2MS/s oraz

rozdzielczości 16-bitowej, a także 48 wejść cyfrowych TLL. Dzięki temu możliwe było zrealizowanie akwizycji danych bezpośrednio z maszyny do wspólnego systemu pomiarowego przy zapewnieniu izolacji galwanicznej, a przede wszystkim z zachowaniem synchronizacji zegarów maszyny i układu pomiarowego. Rozwiązanie to Doktorant wykorzystał w badaniach przy jednej z metod identyfikacji impulsów.

Warto podkreślić, że przy wyborze parametrów drążenia przyjęto parametry zbliżone do parametrów produkcyjnych z uwzględnieniem parametrów obrazujących różne warianty wierceń: normalne (optymalne), agresywne oraz błędne. Ponadto każdy kolejny otwór wykonywany był elektrodą o zmiennej długości, która ulegała skracaniu z każdym kolejnym wierceniem, co jest naturalne w procesie produkcyjnym. Pomiedzy grupami drążeń wykonywana była zmiana elektrod. Każdy otwór wiercony był w nowej pozycji na płycie w procesie tzw. wierszowania. Wykonano wiercenia z elektrodą prostopadłą do płytek oraz z orientacją kątową elektrody pod kątem 45° . W konsekwencji uzyskano zestawy danych uczących o dużej ilości danych odpowiadających różnym warunkom drążenia. Można stwierdzić, że przy zastosowanym podejściu zapewniono odwzorowanie faktycznego przebiegu procesu w warunkach produkcyjnych, a także zebrano dane uczące o cechach jakościowych pozwalających na szkolenie sieci neuronowych z generalizacją całej populacji. Należy dodać, że w sposób zamierzony i świadomy przyjęta liczba uczących drążeń testowych nie była znacząca, przez co Autor chciał uzyskać możliwość zweryfikowania zastosowania opracowywanych metod kontroli procesu bazując na relatywnie małej liczbie otworów testowych.

Przeprowadzono również eksperymenty pomiarowe reprezentujące intencjonalnie wprowadzone usterki. Zasymulowano wiercenia odwzorowujące uszkodzenie któregoś z elementów maszyny lub wiercenia z niepoprawnymi nastawami maszyny. Ponadto przeprowadzono serię wierceń z ograniczonym przepływem dielektryka przez elektrodę, z wygiętą elektrodą oraz zasymulowano zjawisko „scarfingu”. Wszystkie te przypadki mogą wystąpić w rzeczywistym procesie produkcyjnym.

Następnie Doktorant przeszedł do szczegółowej analizy czasowej prądów i napięć elektrody w poszczególnych etapach drążenia. Wykazał ważny problem detekcji przełomu i następnie zakończenia formowania otworu na podstawie bezpośredniej obserwacji sygnałów napięcia i prądu w skali makro, jako sekwencji impulsów EDM w całym procesie drążenia. Jest to jeden z kluczowych etapów rozprawy, w którym Autor wykazuje się dogłębną wiedzą na temat procesu drążenia. Na podstawie literatury wprowadza założenie o zmianie częstotliwości występowania różnych rodzajów impulsów w fazie przełomu i dalej po uformowaniu otworu. Spodziewa się, że w fazie przełomu liczba wyładowań normalnych, łukowych i zwarć będą maleć, a liczba wystąpień otwartego obwodu będzie wzrastać. Aby wykorzystać to założenie dokonuje wygładzania przebiegów napięć i prądu poprzez operację średniej arytmetycznej w przyjętym oknie uśredniania. W przypadku zakładanej zmiany liczby impulsów daje to widoczne zmiany w przebiegach wartości uśrednionych. W rezultacie uzyskuje się potencjalne możliwości identyfikacji wystąpienia przełomu. Jednakże Doktorant konsekwentnie zwraca uwagę, że choć uzyskane sygnały uśrednione dają pewne możliwości interpretacyjne, to duża zmienność procesu powoduje problemem z ustaleniem wartości progowej na potrzeby detekcji. Na poparcie wagi tego problemu Autor przytacza przykład zastosowania uśredniania dla sygnałów napięcia i prądu z innego eksperymentu wiercenia, w którym w fazie wiercenia wystąpiły zmiany wartości uśrednionych napięcia i prądu, które mogłyby zostać błędnie zinterpretowane jak faza przełomu.

Dlatego w następnej kolejności Doktorant zwraca swoją uwagę na możliwości wykorzystania charakteru pojedynczych impulsów FHD w trakcie procesu drążenia.

Koresponduje przy tym do wiedzy literaturowej o zmianie charakteru generowanych impulsów w poszczególnych etapach drążenia. Dokonuje klasyfikacji impulsów na tzw. normalne, generowane podczas przełamania dielektrycznego oraz anormalne, reprezentujące wyładowania łukowe, zwarcia oraz impulsy obwodu otwartego. Zwraca uwagę, że w przypadku „agresywnych” nastaw parametrów maszyny, występują wszystkie rodzaje impulsów jak dla pracy normalnej, ale ze względu na większe obciążenie cyklu zmienia się ich częstotliwość, przez co skraca się czas drążenia. Dla podkreślenia zmienności oraz probabilistycznego charakteru generacji impulsów wykorzystuje obrazy ciągłej transformacji falkowej.

Doktorant zajął się również problemem synchronizacji zarejestrowanych sygnałów napięcia i prądu elektrody oraz danych zarejestrowanych przez sterownik maszyny, takich jak napięcie szczeliny czy przemieszczanie się wrzeciona. Na potrzeby synchronizacji najpierw zastosowano mechanizm uśredniania, odrębnie dla pomiarów napięcia i prądu oraz dla sygnałów z maszyny. Następnie w pierwszej kolejności dokonano downsamplingu do wspólnej częstotliwości próbkowania, a następnie interpolacji metodą krzywych sklepanych Akima. Synchronizację uzyskano przez przesuwanie wielokrotnie sygnałów i wyznaczanie korelacji metodą Persona. Na podstawie literatury jako wartości kryterialne z punktu widzenia monitorowania procesu drążenia Autor uznał wartości zmienności napięcia oraz zmienności przemieszczenia w osi Z, liczone jako pochodne tych wartości, a także bezwzględne położenie wrzeciona. Na podstawie własnych przykładów danych pomiarowych Autor prezentuje możliwości zastosowania zsynchronizowanych danych z systemu pomiarowego i z maszyny, przy czym krytycznie odnosi się do możliwości ich zastosowania w warunkach dużej zmienności procesu.

W konkluzji wskazał, iż ze względu na znaczną zmienność procesu, wykorzystanie tzw. danych niskoczęstotliwościowych tj. uzyskanych poprzez uśrednianie pomiaru napięcia i prądu elektrody lub zsynchronizowanych danych z maszyny, nie daje w pełni zadowalających rezultatów. W konsekwencji Doktorant obrał drogę poszukiwania sposobu detekcji wykrywania przełomu i całkowitego przebicia otworu na podstawie analizy charakteru poszczególnych impulsów występujących w różnych etapach procesu.

Głównym osiągnięciem rozprawy jest opracowanie narzędzi zautomatyzowanej analizy impulsów procesu FHD służących rozpoznawaniu przebicia i anomalii procesu. Ze względu na to, że podstawą metody jest charakter pojedynczych impulsów, metoda ta, w odróżnieniu do analizy przebiegów uśrednionych, reprezentuje analizę w skali mikro. Pierwszym problemem z jakim zmierzył się Doktorant był podział przebiegów czasowych napięcia i prądu elektrody na poszczególne impulsy. W tym celu wypróbowano możliwość wykorzystania przedziału czasu wyznaczonego granicami czasów impulsu i czasów bezimpulsowych. W pierwszym rzędzie Doktorant zajął się możliwością wykorzystania konfiguracji układu pomiarowego z kartą oscyloskopową pomiaru napięcia i prądu elektrody, tj. niezależnie od pomiarów sterownika maszyny. Napotkał wtedy na problem przesunięcia czasowego wynikającego z braku synchronizacji podstawy czasu maszyny i układu pomiarowego. Z problemem tym Doktorant poradził sobie tworząc dwa wzorcowe impulsy napięcia oraz algorytm wyszukujący w całej sekwencji fragmentów przebiegów o najlepszej korelacji do przebiegów wzorcowych. Algorytm zapamiętywał numery próbek dla początków fragmentów o największym współczynniku korelacji, następnie wycinał okno pomiarowe o zadanej szerokości zawierające wyselekcjonowany impuls. W rezultacie zidentyfikowano prawdziwe długości okresu impulsów EDM oraz przesunięcie podstawy czasu pomiędzy systemem pomiarowym a systemem maszyny. Pozwoliło to wdrożyć

algorytm kompensacji przesunięcia czasowego i uzyskać selekcję impulsów odpowiadających rzeczywistym okresom impulsów. Jednocześnie wskazano, że w przypadku zastosowania zmodyfikowanego układu pomiarowego z wielokanałową kartą pomiarową, problem identyfikacji impulsów jest wyeliminowany dzięki synchronicznej rejestracji zarówno napięć i prądów elektrody jak i prostokątnego sygnału sterującego generatorem impulsów EDM.

Pokonawszy problem selekcji impulsów Doktorant przeszedł do rozwiązania problemu podziału wyselekcjonowanych impulsów na kategorie odpowiadające poszczególnym typom wyładowań. Choć nie jest to wymienione wprost, to na podstawie rozdziału 4.5 wywnioskować można, że w pierwszym rzędzie może chodzić o cztery podstawowe kategorie reprezentujące wyładowania normalne oraz łukowe, obwodu otwartego i zwarciove, lub o siedem bardziej szczegółowych kategorii, w tym cztery impulsy normalne reprezentujące wyładowania spowodowane przełamaniem dielektrycznym bez opóźnienia, impuls pojedynczy z opóźnieniem zapłonu, przebiecie po połowie okresu, przebiecie podczas wzrostu napięcia, a także trzy rodzaje impulsów anormalnych: wyładowanie łukowe, impulsy obwodu otwartego, impulsy zwarciove. Ze względu na mnogość danych wejściowych zaproponowano metodę nienadzorowanego uczenia w postaci analizy skupień, tzw. klastrowania. Zastosowano dwie metody klastrowania: analizę k-średnich oraz grupowanie aglomeracyjne. Metody klastrowania przeanalizowano na danych surowych oraz poddanych standaryzacji i normalizacji. Klastrowaniu poddano przebiegi napięcia, przebiegi prądu oraz połączone przebiegi napięcia i prądu. Doktorant omawia poszczególne rezultaty analizy klastrowej wskazując na problemy z poprawną klasyfikacją impulsów przy klastrowaniu z użyciem danych surowych, kiedy algorytm faworyzował maksymalną amplitudę prądu, a w rezultacie wystąpił problem zakwalifikowania wyładowań łukowych i zwańc do tej samej kategorii. Następnie Doktorant przedstawił ciekawą analizę redukcji wymiarowości danych wejściowych z użyciem algorytmu składowych głównych (PCA), co prowadzi do wyselekcjonowania danych reprezentujących istotne informacje, a w konsekwencji pozwala na redukcję obliczeń, ale również „łatwiejsze” klastrowanie z bardziej wyraźnymi granicami, bez nakładania się zbiorów. Zastosowanie redukcji danych metodą PCA poprawiło jakość klastrowania bazującego na kształcie przebiegów. Uzyskano 9 klas, przy czym algorytm nie radził sobie z odróżnieniem wyładowań łukowych i zwańc. Zwrócono przy tym uwagę, że klastrowanie aglomeracyjne cechuje powtarzalność wyników, natomiast algorytm k-średnich może zwracać różne wyniki za każdym wywołaniem. W rezultacie zaproponowano alternatywny sposób redukcji wymiaru danych do PCA z użyciem autoenkodera. Algorytm k-średnich dla danych zredukowanych przez autoenkoder w sposób jednoznaczny dokonywał podziału na 9 klas z wyraźnymi granicami podzbiorów.

Po tym Doktorant przechodzi do dyskusji nad wyborem odpowiedniej liczby klas impulsów. W wyniku analizy miary sylwetki dla różnej liczby klastrów od 3 do 11 dochodzi do wniosku, że podział na 9 klastrów jest optymalny. Ponadto wykazuje, że w przypadku danych zredukowanych autoenkoderem wyniki klastrowania charakteryzuje niewielka liczba ujemnych współczynników sylwetki, w porównaniu do wyników z użyciem danych surowych lub zredukowanych za pomocą PCA. Świadczy to, o prawidłowej klasyfikacji impulsów z użyciem danych zredukowanych za pomocą autoenkodera. Podział na kategorie impulsów został potwierdzony również z użyciem klastrowania hierarchicznego.

W rezultacie Doktorant otrzymał automatyczne narzędzie klasyfikacji impulsów na 9 klas (kategorii): wyładowania łukowe, obwody otwarte, wyładowania zwarciove, impuls podwójny z opóźnieniem, impuls pojedynczy z opóźnieniem, impuls z opóźnieniem

i podtrzymaniem prądu, impuls pojedynczy na końcu okresu impulsu, impuls zachodzący od początku okresu do końca czasu impulsowego z przepływem prądu o mniejszej amplitudzie, obwód otwarty z narastaniem napięcia, co oznacza impuls w poprzednim cyklu. Otrzymano skuteczność klasyfikacji na poziomie 99%. Ponadto odnotowano znaczną zmienność impulsów w porównaniu do dostępnych danych literaturowych.

Doktorant podaje, iż zastosował opracowany proces klastrowania również dla tzw. agresywnych parametrów drażenia tj. o krótszych czasach impulsowych i bezimpulsowych, łącznie 60 μ s, i otrzymał podobne rezultaty klastrowania, przy czym liczebność klas była większa ze względu krótszy okres cyklu.

Zidentyfikowane klasy impulsów Doktorant wykorzystał następnie do nadzorowanego uczenia klasyfikatora impulsów. Tworząc narzędzie automatycznego klasyfikatora impulsów przetestowano podejście wykorzystujące zarówno uczenie maszynowe jak i głębokie uczenie. Do uczenia zastosowano dane pochodzące z różnych drażeń reprezentujących różne warunki procesu drażenia, w tym z elektrodami o różnej długości. Wydzielono 70% losowo wybranych danych jako dane uczące, 30% jako dane testowe. Co ważne do danych testowych oprócz losowo wybranych impulsów, włączono również zestawy danych z całych przebiegów drażeń. Skuteczność klasyfikacji zbadano w odniesieniu do przebiegów samego napięcia, samego prądu oraz połączonych przebiegów napięcia i prądu. Wykazano, że najlepszą dokładność klasyfikacji niezależnie od metody osiągnęto stosując połączone przebiegi napięcia i prądu. Niekiedy drobne polepszenie dokładności klasyfikacji przynosiła operacja normalizacji i standaryzowania. Co ważne nie była konieczna redukcja wymiaru danych jak w przypadku narzędzia klastrowania. W rezultacie Doktorant przedstawił szerokie wyniki dokładności klasyfikacji impulsów różnymi metodami na podstawie danych walidacyjnych. Spośród metod klasycznych wyszczególnił metodę SVM jako metodę pozwalającą na uzyskanie 98,8% dokładności klasyfikacji. Natomiast wśród głębokich sieci wyróżnił głębokie jednowymiarowe konwolucyjne sieci CNN 1D. Dla klasyfikatora na sieci CNN 1D otrzymał dokładność klasyfikacji na poziomie 99,61%, uznając rezultat za bardzo zadawalający. Należy podkreślić, że Doktorant podał, iż proces uczenia przeprowadzony został również dla drażeń testowych o różnych parametrach pracy maszyny i uzyskano zbliżone dokładności klasyfikacji.

Mając przygotowany i wytrenowany klasyfikator impulsów Doktorant przeszedł do wykorzystania go w analizie zmienności charakteru impulsów FHD. Dokonał analizy rozkładu liczebności poszczególnych 9 kategorii impulsów dla drażeń testowych z parametrami normalnymi podając jednocześnie interpretację fizyczną uzyskanych rezultatów dla relatywnie większego obciążenia cyklu (60/40 μ s) i mniejszej częstotliwości sygnału sterującego EDM. Analizy liczebności przeprowadził również dla drażeń z nastawami agresywnymi (mniejsze obciążenie cyklu 30/30 μ s, większa częstotliwość sygnału sterującego EDM oraz mniejsze napięcie szczeliny). Oprócz liczebności poszczególnych klas Doktorant zaprezentował również możliwości wykorzystania analizy zmienności wybranych parametrów jak rozkład prądów maksymalnych oraz rozkład energii pojedynczego impulsu w poszczególnych klasach, podając również interpretację uzyskanych wyników w relacji do parametrów procesu.

Po opracowaniu analizy rozkładu liczebności Doktorant formułuje kolejne ważne pytanie o skorelowanie zmienności liczebności poszczególnych klas impulsów z etapami procesu drażenia. Jest to bardzo zasadne zadanie, bo niesie możliwość identyfikacji poszczególnych etapów drażenia na podstawie zmian liczebności poszczególnych klas impulsów. W tym celu Doktorant przedstawia analizy zmian liczebności poszczególnych klas impulsów w trakcie przebiegu procesu drażenia. Dla ułatwienia interpretacji przechodzi na średnią kroczącą liczebności poszczególnych klas impulsów wyrażającą

co 1ms procentowy udział impulsów danej kategorii z okna uśredniania równego 3000 poprzednich okresów EDM (dla nastaw optymalnych przy okresie 100 μ s jest to średnia z ostatnich 0.3s). Doktorant zauważył potencjał tak przygotowanych przebiegów do detekcji przebicia otworu, ze względu na zauważalne zmiany w liczebności poszczególnych kategorii impulsów w szacowanym momencie przebicia otworu. Podaje również, że dla wielu drażeń zaobserwowano powtarzalne trendy zmienności liczebności poszczególnych kategorii wyładowań. Zauważył również, że średnia energia impulsów zwiększa się wraz z pogłębianiem otworu, ale po zakończeniu formowania otworu widoczny jest znaczny spadek energii impulsów. Tę obserwację wskazuje również jako potencjalne dane wejściowe do klasyfikatora przebicia.

W rezultacie Doktorant podkreśla tezę o możliwości zastosowania zmienności liczebności różnych klas impulsów do detekcji przebicia i przechodzi do opracowania klasyfikatora opartego na głębokim uczeniu do rozpoznania momentu przebicia. Przyjął przy tym dwa podejścia. W pierwszym podejściu zakłada, że klasyfikator mógłby być zdolny do wyekstrahowania z danych surowych, tj. z sygnałów napięcia i prądu elektrody, sekwencji o istotnych cechach, które pozwoliłyby podjąć decyzję, czy dana sekwencja reprezentuje drażenie czy już uformowanie otworu. W drugim podejściu rozważa wykorzystanie opracowanego wcześniej klasyfikatora impulsów, który dostarczyłby informacji liczebnościach poszczególnych kategorii impulsów w trakcie procesu drażenia.

W przypadku pierwszego podejścia Doktorant podjął próbę zastosowania klasycznych sieci uczących zastosowanych do sygnałów napięcia i prądu, jednak otrzymane rezultaty dokładności klasyfikacji na poziomie 87% nie były zadowalające. Dlatego podjął kolejną próbę z wykorzystaniem głębokich sieci CNN. Idąc śladem doniesień literaturowych o skuteczności wykorzystania sieci konwolucyjnych 2D do rozpoznawania wzorców map i obrazów dokonał przetworzenia sygnałów napięcia i prądu do formy dwuwymiarowej. Wykorzystał przy tym reprezentację czasowo - częstotliwościową uzyskaną na podstawie ciągłej transformaty falkowej oraz macierz Grama i macierz przejść Markova. W ten sposób dane uczące nie były podawane w formie bezpośrednich sygnałów napięcia i prądu, lecz w formie macierzy, obrazów dwuwymiarowych. Ze względu na złożoność obliczeniową, konieczność budowania złożonych sieci CNN 2D zdolnych do rozpoznawania obrazów, przy jednoczesnym wymaganiu potencjalnej implementacji metody w trybie online, Doktorant podjął decyzję o porzuceniu tej drogi. W następnym kroku zajął się badaniami wykorzystania głębokich sieci konwolucyjnych CNN 1D. Ze względu na wcześniejsze doświadczenia zdobyte przy klasyfikacji impulsów wykorzystano łączone przebiegi napięcia i prądu. Przeprowadzono próby określenia sekwencji zestawów danych wejściowych napięcia i prądu gwarantujących wysoką dokładność klasyfikacji. Na bazie sygnałów testowych wyznaczono, że zastosowanie danych z 40ms procesu pozwala uzyskać 100% dokładność klasyfikacji przebicia. Jednak po walidacji algorytmu z wykorzystaniem przebiegów z wszystkich wierceń zdecydowano zwiększyć wymagane zakres danych wejściowych do 50ms, kosztem nieznacznego powiększenia złożoności obliczeniowej. W rezultacie uzyskano stabilny klasyfikator przebicia z dokładnością klasyfikacji 100% bazujący na sekwencjach sygnałów napięcia i prądu. Doktorant wspominał również, iż zaimplementował opracowaną metodę korzystając z samego przebiegu napięcia. Podaje, iż dla osiągnięcia zadowalających wyników należało dodać dodatkową warstwę konwolucyjną, ale ze względu na redukcję wymiaru danych w wyniku wykorzystania tylko napięcia, złożoność obliczeń nie uległa zmianie. Informacja ta jest istotna z punktu widzenia rozważań potencjalnego wdrożenia w warunkach produkcyjnych.

Następnie dla podejścia opartego na sekwencji sygnałów napięcia i prądu przeprowadzono testy wydajnościowe różnych wariantów sieci. Cel został jasno postawiony i obejmował określenie złożoności obliczeń i szacowanego czasu inferencji sieci dla pakietu danych w zależności od jego rozmiarów. Badania przeprowadzono przy obliczeniach sekwencyjnych z użyciem procesora głównego oraz przy przetwarzaniu równoległym z użyciem procesora graficznego. Testy miały za zadanie wyznaczyć średni czas przypadający na przetworzenie jednej paczki danych o różnych rozmiarach. Dla klasyfikatora opartego na sieci CNN 1D i rekomendowanej paczki 50ms danych z procesu drażenia, uzyskano pełną dokładność klasyfikacji przebiega i zadawalający czas inferencji 1.181ms i to tylko na podstawie obliczeń sekwencyjnych z użyciem samego procesora. Jak podsumowuje Autor, oznacza to, że wykrywanie przebiega może być wielokrotnie sprawdzane w trakcie procesu drażenia i to szybciej niż zapis danych prowadzonych przez sterownik maszyny. Skuteczność opracowanego klasyfikatora przebiega sprawdzono poprzez k-krotny sprawdzian krzyżowy dla sieci CNN 1D oraz 50ms paczek danych samego napięcia. Osiągnięto 100% klasyfikację przebiega. Następnie model został „doutuczony” z zastosowaniem całego zestawu danych uczących. Dla w pełni wytrenowanego modelu osiągnięto 100% dokładności. Sprawdzono jego skuteczność na danych testowych. Opisano także szczegółowo budowę sieci CNN 1D klasyfikatora, a także przedstawiono wykresy dokładności uczenia i wartości funkcji straty dla danych uczących i walidujących. Dokonano również inferencji z wykorzystaniem danych walidacyjnych z całych wierceń. Dodano dodatkowe uwarunkowania decyzyjne polegające na wystawianiu flagi o przebiegu dopiero po przekroczeniu 98% prawdopodobieństwa identyfikacji stanu przebiega oraz po zaobserwowaniu trzech kolejnych identyfikacji przebiega. W rezultacie pozwoliło to na prawidłowe wykrywanie przebiega, a przesunięcie czasowe wykrycia przebiega w stosunku do szacowanego momentu przebiega było niewielkie, maksymalne 200ms, średnio 56.6ms. Autor jednocześnie zauważa, że przy prędkości przesuwania elektrody 0.65mm/s uzyskane przesunięcie czasowe jest na tyle krótkie, że zagrożenie tzw. „overdrillingiem” jest zminimalizowane.

W drugim podejściu do opracowania klasyfikatora wykrywania przebiega Doktorant wykorzystał wcześniej opracowany klasyfikator impulsów. Za ideę posłużyły mu obserwacje zmian liczebności poszczególnych kategorii impulsów oraz zmiany średniej energii impulsów w trakcie fazy przebiega. Proces wykrywania przebiega rozpoczyna akwizycja danych surowych napięcia i prądu oraz ich segmentacja na impulsy, a następnie oznaczenie impulsów według kategorii (przypisanie etykiety impulsom). W poprzednich rozdziałach poświęconych klastrowaniu danych Doktorant wskazał możliwości automatycznego podziału impulsów na 9 klas. Jednakże ze względu na perspektywę implementacji rozwiązania Doktorant wskazał na konieczność zapewnienia terminowości klasyfikacji. Postawiono wymaganie przetwarzania danych co cykl EDM, co w praktyce oznacza konieczność zapewnienia czasu inferencji poniżej 100 μ s dla nastaw normalnych, a nawet krócej tj. 60 μ s dla nastaw drażenia agresywnego. W związku z tym konieczne było zoptymalizowanie klasyfikatora impulsów. Po pierwsze zbadano macierz korelacji pomiędzy wyłonionymi 9 kategoriami impulsów. Ze względu na korelację występowania niektórych typów impulsów uproszczono analizę do wykrywania czterech typów impulsów: obwody otwarte (wcześniej kategorie 1 i 8), zwarcia (kategoria 2), wyładowania łukowe (kategoria 0), impulsy normalne (wcześniej kategorie od 3 do 7). Zmniejszenie liczby kategorii klasyfikatora z 9 do 4 wpłynęło znacznie na uproszczenie klasyfikatora. Jednocześnie dokładność klasyfikatora impulsów spadła niewiele ze 100% na 99,40%. Zyskano jednak możliwość spełnienia kryterium terminowości klasyfikacji impulsów. Uproszczony model klasyfikatora impulsów na 4 kategorie impulsów został poddany testom wydajnościowym. Określono średni czas

przypadający na klasyfikację pojedynczego impulsu. Wykazano, że nawet stosując przetwarzania tylko za pomocą procesora głównego, bez równoległych obliczeń z użyciem procesora graficznego, maksymalny czas inferencji pojedynczego impulsu w żadnym z testów nie przekroczył 35 μ s. Dowiedziono, że opracowana modyfikacja klasyfikatora impulsów jest w stanie dokonać klasyfikacji w trakcie cyklu impulsu EDM, który wynosił 100 μ s dla drążenia normalnego oraz 60 μ s dla drążenia agresywnego. Po klasyfikacji impulsów na 4 kategorie wyznaczono przebiegi średniej kroczącej liczebności impulsów w poszczególnych kategoriach. Autor dodał też, że zaniechał wykorzystania średniej energii impulsów jako danej wejściowej dla klasyfikatora przebiecia. Wyznaczone przebiegi zmienności liczebności impulsów w poszczególnych kategoriach zostały podzielone na mniejsze pakiety, aktualizowane co 5ms. Tak przygotowane dane używano jako dane uczące klasyfikator przebiecia. Klasyfikator oparto na dwóch sieciach głębokiego uczenia: rekurencyjnej o długiej pamięci krótkotrwałej LSTM oraz konwolucyjno-rekurencyjnej CNN-GRU. Lepsze wyniki uzyskano za pomocą sieci CNN - GRU. Po procesie uczenia modele klasyfikatora przebiecia testowane były na pełnych przebiegach drążenia. W etapie walidacji w modelu wprowadzono redukcję chwilowego zwiększenia prawdopodobieństw wykrycia przebiecia. Końcowy model klasyfikatora przebiecia wykorzystującego klasyfikator impulsów charakteryzowało 100% klasyfikacja przebiecia i terminowość wykrycia maksymalnie na poziomie 115ms, średnio 33ms. Jest to lepszy rezultat niż w przypadku klasyfikatora przebiecia opartego na danych surowych (200ms, średnio 56,6ms).

W końcowej fazie Doktorant przeprowadził testy opracowanych modeli klasyfikatorów przebiecia w walidacyjnych testach drążenia otworów przelotowych. W tym celu zaimplementował opracowane algorytmy na platformie LabView z kartą wielokanałową integrującą układ pomiarowy ze sterownikiem elektrodrążarki. W momencie wykrycia przebiecia otworu system generował sygnał sterujący do sterownika maszyny, który powodował zatrzymanie wiercenia, zapobiegając tym samym zjawisku „overdrillingu”. W wyniku procesu walidacji wprowadzono niezbędne modyfikacje. Wykonano serię 20 wierceń sprawdzających poprawność i terminowość wykrywania. W drążeniach eksperymentalnych osiągnięto następujące rezultaty: poprawność wykrywania przebiecia otworu 100%, brak zjawiska „overdrillingu”, brak przedwczesnego wykrywania przebiecia, co mogłoby owocować otworem o niepełnej średnicy. Doktorant sformułował również wnioski porównawcze pomiędzy rozwiązaniem opartym na sieciach LSTM a sieciach CNN-GRU, wskazując lepszą powtarzalność i terminowość wykrywania przebiecia przez klasyfikator modelu CNN-GRU, a także zmniejszoną złożoność obliczeniową. Ponadto uzyskane wyniki porównano z wynikami metod innych badaczy na świecie i wykazano, że opracowany klasyfikator szybciej identyfikuje przebiecie, z jednoczesnym pełnym uformowaniem otworu, przez co zmniejsza się zagrożenie „overdrillingu”, ale też zmniejsza się czas obróbki pojedynczego otworu, co przy mnogości otworów może mieć również pozytywny skutek ekonomiczny.

Przeprowadzone eksperymenty walidacyjne potwierdziły tezę rozprawy o możliwości opracowania narzędzia do detekcji przebiecia bazującego na sygnałach napięci i prądu oraz wykorzystującego głębokie uczenie.

Na koniec Doktorant zajął się możliwością opracowania algorytmu identyfikacji anomalii procesu FHD. W tym celu wykorzystano zbiór danych pomiarowych z intencjonalnie przeprowadzonych wierceń z niezgodnościami obróbki, które zawierały: niepoprawne nastawy parametrów wiercenia, wiercenie z wygiętą elektrodą, ograniczenie przepływu dielektryka i zjawisko „scarfingu”. Okazało się, że w przebiegi napięć i prądów w zasymulowanych niezgodnościach wiercenia nie różnią się znacząco od przebiegów podczas normalnego procesu drążenia. Jedynie wiercenia o błędnych

nastawach wykazywały wyraźne różnice ze względu na znaczne obciążenie cyklu i niewielkie napięcie szczeliny. W pierwszym podejściu Doktorant przeanalizował podejście w skali makro tj. obserwacji całego procesu drążenia. W tym celu wykorzystał analizę tzw. krzywych palenia.

Biorąc jednak pod uwagę pozytywne wyniki identyfikacji przebiccia otworu uzyskane za pomocą pakietów danych surowych oraz za pomocą klasyfikatora impulsów, Doktorant podjął próbę wykorzystania podobnych technik na potrzeby detekcji anomalii. W pierwszym etapie podjęto próbę zastosowania klasycznych metod wykorzystujących uczenie maszynowe. Przebadano zastosowanie do tego celu lasów losowych, sieci OC - SVM. Jednak uzyskane rezultaty nie spełniały oczekiwań dokładności sformułowanych w rozprawie. Dlatego w kolejnym etapie zastosowano podejście rekurencyjne oparte o metody głębokiego uczenia. W pierwszym podejściu zastosowano wielowarstwowy autoenkoder. Niestety model ten obciążony był złożonością budowy. Występowała też znaczna grupa pakietów danych anormalnych, które odznaczały się błędem rekonstrukcji danych w zakresie błędów rekonstrukcji danych poprawnych. Wzorem poprzednich osiągnięć Doktorant podjął próbę wykorzystania sieci konwolucyjnych CNN AE. Odnotowano, iż już na etapie uczenia autoenkoder oparty o sieci konwolucyjne dawał lepsze rezultaty, między innymi mniejsze błędy rekonstrukcji. W rezultacie algorytm rozpoznawania anomalii osiągał bardzo dobre wyniki. Ponad 99,48% wszystkich danych walidacyjnych reprezentujących anomalia w procesie drążenia została rozpoznana prawidłowo.

Podsumowanie rozwiązania postawionego zadania badawczego:

Sposób rozwiązania poszczególnych zadań badawczych wskazuje na bardzo dobre opanowanie i zrozumienie zagadnienia. Doktorant wykazał się dużą wiedzą, nie tylko teoretyczną, ale również praktyczną, czego potwierdzeniem jest zrealizowany zakres badań i analiz, a także eksperymenty i implementacja systemu na rzeczywistym stanowisku elektrodrążarki. Zadania badawcze charakteryzują się jasną chronologią i prowadzą do udowodnienia postawionej tezy. Za wyjątkowe należy uznać skrupulatność w prowadzeniu badań i ocenie wyników z uwzględnieniem różnych podejść do rozwiązania problemu. Doktorant odnosił się zarówno do możliwości wykorzystania bezpośrednich danych surowych napięcia i prądu jak i do opracowanych wielkości kryterialnych, jak na przykład liczebność impulsów poszczególnych klas. W drodze badawczej do opracowania klasyfikatorów przebiccia otworu czy klasyfikatorów anomalii konsekwentnie sprawdzał najpierw rezultaty z użyciem klasycznego uczenia maszynowego, a następnie głębokiego uczenia. I wreszcie uzyskane rezultaty krytycznie oceniał w odniesieniu do wiedzy literaturowej i osiągnięć innych badaczy, a także pod kątem ich potencjalnego wpływu na proces produkcyjny.

2.4. Elementy oryginalne rozprawy i przydatność dla nauk inżynierjno-technicznych

Za najważniejszy dorobek własny i oryginalne osiągnięcia naukowe Autora rozprawy uważam:

1. Syntetyczne opracowanie i przedstawienie złożonych zagadnień dotyczących problematyki elektroerozyjnego drążenia z użyciem techniki FHD.
2. Wykonanie szeregu drążeń eksperymentalnych z uwzględnieniem różnych uwarunkowań procesu i obciążenia cyklu, jak również obejmujących intencjonalnie wprowadzone anomalie procesu np. z ograniczonym przepływem dielektryka przez

- elektrodę, z wygiętą elektrodą oraz ze zjawiskiem „scarfingu”. Jest to wartościowa baza danych testowych i walidacyjnych, która w dobie idei otwartych zasobów nauki ma duży potencjał dla rozwoju współpracy z innymi ośrodkami.
3. Opracowanie dedykowanego układu pomiarowego pozwalającego na synchroniczną rejestrację sygnałów napięcia i prądu oraz sygnałów z maszyny, co w rezultacie przyniosło jedno z możliwych praktycznych zastosowań do identyfikacji impulsów.
 4. Rozszerzenie stanu wiedzy o charakterze generowanych impulsów występujących w poszczególnych fazach drażenia między innymi pod względem zmienności impulsów.
 5. Opracowanie metody selekcji impulsów wyłącznie na podstawie sygnałów napięcia i prądu elektrody w przypadku braku dostępności sygnału sterującego z maszyny.
 6. Opracowanie metody identyfikacji klas impulsów z użyciem analizy skupień w połączeniu z algorytmem składowych głównych lub w połączeniu z autoenkoderem. Uzyskano skuteczność klasyfikacji na poziomie 99%.
 7. Opracowanie automatycznego klasyfikatora impulsów zarówno w oparciu o uczenie maszynowe (sieci SVM, dokładność klasyfikacji 98,8%) oraz z wykorzystaniem głębokiego uczenia (sieci CNN 1D, dokładność klasyfikacji 99,61%).
 8. Badania i analizy zmienności liczebności impulsów oraz średniej energii poszczególnych klas impulsów w trakcie postępowania procesu drażenia.
 9. Badanie i ocena możliwości zastosowania dwuwymiarowych reprezentacji sekwencji sygnału napięcia i prądu elektrody na potrzeby identyfikacji fazy przebiccia otworu przy wykorzystaniu sieci konwolucyjnych CNN 2D.
 10. Opracowanie metody identyfikacji przebiccia z zastosowaniem danych surowych sekwencji połączonego sygnału napięcia i prądu przy użyciu sieci konwolucyjnych CNN 1D (dokładność klasyfikacji 100%, terminowość wykrycia maksymalnie 200ms, średnio 56.6ms).
 11. Opracowanie klasyfikatora przebiccia w oparciu o opracowany klasyfikator impulsów oraz sieci konwolucyjno-rekurencyjnej CNN-GRU (100% klasyfikacja przebiccia, terminowość wykrycia maksymalnie 115ms, średnio 33ms, inferencja na poziomie 35 μ s tj. krócej niż okres impulsu).
 12. Implementacja opracowanego klasyfikatora przebiccia na platformie LabView współpracującej ze sterownikiem maszyny, w wyniku czego system po detekcji przebiccia otworu generował sygnał sterujący do sterownika maszyny, który powodował zatrzymanie wiercenia zapobiegając tym samym zjawisku „overdrillingu”.
 13. Opracowanie algorytmu detekcji anomalii z wykorzystaniem sieci konwolucyjnych CNN AE.

Podsumowując należy stwierdzić, że rozprawa stanowi oryginalne rozwiązanie problemu naukowego. Dzięki połączeniu technik pomiaru, przetwarzania danych i sygnałów oraz inteligencji obliczeniowej uzyskano rozwiązania, które w sposób istotny przyczyniają się do rozwoju nauk inżynierjno-technicznych.

Jednocześnie należy podkreślić przydatność uzyskanych rozwiązań dla rozwoju automatyzacji procesu drażenia oraz ich potencjalnych zastosowań w innych gałęziach obróbki mechanicznej. Opracowane rozwiązania spełniają wygórowane kryteria dokładności i terminowości decyzji, oczekiwane w warunkach produkcyjnych.

Należy mieć również na uwadze potencjalne korzyściach ekonomiczne wynikające z usprawnienia procesu diagnostyki w kosztowym procesie drażenia FHD.

2.5. Uwagi i pytania merytoryczne

Przedstawione poniżej uwagi i pytania merytoryczne mają charakter dyskusyjny oraz porządkujący i nie kwestionują zasadniczych wyników rozprawy oraz oryginalnych osiągnięć Autora.

1. Brakuje głębszego komentarza do zestawów parametrów procesu drażenia podanych w rozdziale 4.2 w Tabeli 3 na stronie 79. Czytelnik sam musi dochodzić konfiguracji parametrów procesu, za pomocą których Autor kreuje uwarunkowania normalne, agresywne i błędne, tj. czas impulsu T_{on} , czas bezimpulsowy T_{off} , z których wynika obciążenie cyklu, a także prąd impulsu I_p , oraz ciśnienie płukania P_f . Z korzyścią dla pracy byłoby krótkie rozwinięcie określeń „agresywne”, „błędne” w kontekście interpretacji fizycznej skutków parametrów procesu, jak na przykład gromadzenie się zanieczyszczeń przy zbyt krótkim czasie bezimpulsowym, usuwanie zbyt dużej ilości materiały przy długich czasach impulsu, czy znaczeniu ciśnienia płukania dla usuwania zanieczyszczeń. Wartościowe byłoby również podkreślenie terminów obciążenia cyklu oraz częstotliwości sygnału sterującego EDM, które są wykorzystywane w późniejszych etapach przy ocenie terminowości opracowanych rozwiązań. Pomocna byłaby legenda oznaczeń użytych w nagłówkach tabeli i ujednolicenie oznaczeń stosowanych w pracy. Wpłynęłoby to pozytywnie na spójność pracy. Na przykład w podrozdziale 2.3.1 autor wymienia te parametry jako parametry sterowane przez współczesne elektrodrażarki. Podobnie w rozdziale 5.1.4 Autor interpretuje uzyskane wyniki liczebności poszczególnych klas impulsów korespondując do nastaw parametrów drażenia.
2. Wybór częstotliwości próbkowania dokonano dla prostopadłego ułożenia elektrody. Doktorant sam stwierdza, „że zastosowanie zbyt małej częstotliwości próbkowania będzie prowadziło do potencjalnej utraty istotnych informacji jak np. brak możliwości niezawodnego rejestrowania prawdziwej maksymalnej amplitudy poszczególnych wartości maksimów prądowych” Czy Doktorant zadał sobie pytanie czy wybór częstotliwości próbkowania nie powinien być przeanalizowany również dla wierceń z anomaliami procesu drażenia. Może zastosowanie wyższej częstotliwości próbkowania dla wiercenia przy słabym przepływie dielektryka lub wygiętej elektrodzie pozwoliłoby odnaleźć w sygnałach komponenty charakterystyczne dla tych warunków wiercenia lub skłaniające do poszukiwania metod analizy sygnałów umożliwiających wcześniejszą detekcję tych anomalii.
3. W pracy zastosowano układ pomiarowy z wykorzystaniem specjalistycznych kart pomiarowych, sond pomiarowych oraz dedykowanego oprogramowania sterującego. W pracy zabrakło komentarza dotyczącego możliwości zastosowania tego układu w warunkach produkcyjnych. Czy Doktorant rozważał możliwości zintegrowania wykorzystanego układu z elektrodrażarką, jakie są koszty takiego układu pomiarowego w stosunku do kosztów elektrodrażarki i czy nie będzie konieczne poszukiwanie odpowiednika produkcyjnego układu pomiarowego zintegrowanego z oprogramowaniem maszyny. Czy Doktorant nie dostrzega w tym obszarze pewnego wyzwania dla wdrożenia?
4. Fragment pracy opisujący wprowadzoną operację wygładzania napięć i prądów z wykorzystaniem operacji uśredniania jest przedstawiony w sposób nie do końca poprawny. Autor używa na przykład określenia „długość kanału” lub „na początku i na końcu kanału”, co należy rozumieć jako określenia dotyczące raczej kanału pomiarowego, tj. wektora próbek sygnału napięcia lub prądu. Pada też informacja „przetestowano wygładzanie przebiegów z różnych okresów”, które w pierwszym

odczytanie sugerowałoby zastosowanie wygładzania wybranych fragmentów tj. okresów czasowych sygnałów. Z korzyścią dla pracy byłoby wprowadzenie pojęcia okna uśredniania. Na jakiej podstawie wybrano ostatecznie okno uśredniania 80ms, 20 000 próbek, tym bardziej, że w rozdziale 4.6 dotyczącym synchronizacji danych z maszyny Autor podaje, iż używa 25 000 próbek.

5. W rozdziale 5.1.1 autor przedstawia analityczną metodę określenia wartości przesunięcia czasowego selekcji impulsów, podając, że „przesunięcie czasowe wynikało z braku synchronizacji podstawy czasu maszyny oraz układu pomiarowego”. Zabrakło jednak wyraźnego wskazania, że problem ten dotyczy „układu pomiarowego 1” z niezależną kartą oscyloskopową. Ponieważ nie ma o tym mowy, to w trakcie zapoznawania się ze sposobem, w jaki Doktorant radzi sobie w sposób analityczny z wyznaczeniem prawdziwej długości okresu EDM i wreszcie określeniem przesunięcia zegarów obu systemów, nie sposób uwolnić się od pytania, po co jest to robione, skoro do dyspozycji jest sterowniczy sygnał prostokątny TTL podawany na tranzystorowy układ generatora iskier EDM. Dopiero na końcu tego podrozdziału Autor prezentuje rezultat osiągnięty za pomocą „układu pomiarowego 2”, w którym zbocza rosnące i opadające prostokątnego sygnału sterującego jednoznacznie identyfikują impulsy.
6. W rozdziale 5.1.2 poświęconym klastrowaniu dyskusja nad potencjalnym wyborem liczby klas reprezentujących impulsy powinna odbyć się na początku rozdziału. Czytelnik intuicyjnie wraca do rozdziału 4.5 i samodzielnie zakłada, że celem klastrowania może być podział na wyłonione 7 typów impulsów. Ustanowienie takich ram potencjalnej liczby klas przed rozpoczęciem analiz klastrowych ułatwiłoby interpretację otrzymanych wyników, kiedy Autor otrzymuje odpowiednio 7 klas (z redukcją wymiaru danych z zastosowaniem PCA) oraz 9 klas (z redukcją wymiaru danych z autoenkoderem). Co do zasady liczba klastrow nie powinna być mniejsza od interesujących typów impulsów. Zabrakło elementów dyskusji nad redukcją liczby klas, tym bardziej że w praktycznej realizacji Doktorant zdecydował się na redukcję do 4 klas.
7. W analizach rozkładu liczebności impulsów w poszczególnych klasach zaprezentowanych w rozdziale 5.1.4 przedstawiono charakterystyki rozkładu dla nastaw optymalnych i agresywnych. Nie ujęto rozkładów dla nastaw błędnych (zestaw #3). Dlaczego? Przedstawiono rozkład prądów maksymalnych i energii pojedynczych impulsów, ale nie podano dla jakiego zestawu nastaw drażenia został wykonany. Czy rozkład dotyczy wszystkich danych testowych z różnymi parametrami nastaw drażenia czy jest to przykład dla zestawu nastaw optymalnych?
8. W analizach zmian liczebności klas impulsów w funkcji czasu Autor wprowadza oś czasu wyrażoną w paczkach. Dla drażeń z parametrami optymalnymi oznacza to rozdzielczość 10ms. Wydaje się, że z korzyścią dla pracy byłoby pozostanie przy osi czasu wyrażonej w sekundach, nie w paczkach. Tym bardziej, że dla drażeń agresywnych przy większej częstotliwości sygnału EDM paczka oznaczać będzie 8ms. Oś czasu wyrażona w sekundach ułatwiłaby interpretację etapów procesu oraz powiązanie z charakterystyką przebiegów czasowych przedstawioną w rozdziale 4.4. Zresztą przy analizie średniej kroczącej liczebności poszczególnych klas impulsów Autor wraca do zastosowania na rysunkach jednak osi czasu.
9. W badaniach klasyfikatora impulsów Autor zarekomendował wyznaczanie średniej kroczącej liczebności impulsów lub średniej energii impulsów co 1ms z okna 3000 poprzednich okresów EDM, co przy okresie równym 100μs stanowi 300ms. Proszę o wyjaśnienia rekomendacji wyznaczania tych przebiegów w przypadku uproszczonego klasyfikatora impulsów do 4 klas. Na rysunku 83 podano: bufor uśredniania 500ms,

rozdzielczość co 5ms. Natomiast w informacji do rysunku 87 podano, że bufor wynosił 251ms.

3. Wniosek końcowy

Zawartości pracy wskazuje, że Doktorant posiada wszechstronną wiedzę teoretyczną w omawianej dyscyplinie i wykazuje umiejętności samodzielnego prowadzenia pracy naukowej.

Sformułowany problem badawczy oraz postawiony cel rozprawy jest w pełni uzasadniony. Zastosowane metody badawcze charakteryzuje umiejętne połączenie narzędzi analitycznych i eksperymentalnych, co pozwoliło w pełni zrealizować cel pracy. W rezultacie osiągnięte rozwiązania udowadniają postawioną tezę.

Należy również dodać, że zakres zrealizowanych zadań badawczych, a także sposób dyskusji i prezentacji wyników, skrupulatność w ocenie rezultatów oraz konsekwentne odniesienie zarówno do obecnego stanu wiedzy jak i praktycznych wymogów produkcyjnych są przejawem dojrzałego warsztatu badawczego Doktoranta.

Stwierdzam, że recenzowana rozprawa doktorska opracowana przez mgr. inż. Rafała Sikorskiego spełnia wymagania stawiane rozprawom doktorskim w rozumieniu ustawy z dnia 20 lipca 2018 Prawo o szkolnictwie wyższym i nauce (Dz.U. 2018, poz.1668, z późn. zm.). Stawiam wniosek o dopuszczenie rozprawy doktorskiej mgr. inż. Rafała Sikorskiego pt. „Opracowanie metod monitorowania i kontroli procesu elektroerozyjnego drażenia mikrootworów” do publicznej obrony i dalszych etapów postępowania przewidzianych w przewodzie doktorskim w dyscyplinie automatyka, elektronika, elektrotechnika i technologie kosmiczne.

Biorąc pod uwagę poziom merytoryczny opracowania, zakres wykonanych badań i osiągnięte wyniki, a także uzasadniony potencjał wdrożeniowy i znaczenie rozprawy dla rozwoju nauk inżynieryjno-technicznych, oceniam rozprawę jako wybitnie dobrą i stawiam wniosek o wyróżnienie rozprawy.

Romek Sikorski

Załącznik: wykaz uwag szczegółowych i usterek redakcyjnych

Jak na rozmiar rozprawy, łącznie 228 stron, oraz zakres omawianych zagadnień, w pracy wystąpiła pewna liczba nieścisłości i usterek redakcyjnych. **Z całym przekonaniem stwierdzam, iż nie wpływają one moją na ogólną bardzo wysoką ocenę rozprawy.** Jedynie dla porządku przedstawiono poniżej niektóre z zauważonych usterek redakcyjnych oraz komentarze do treści pracy, mając nadzieję, iż będą one przyczynkiem do podniesienia jakości kolejnych opracowań naukowych Autora. **Na zamieszczone poniżej uwagi i komentarze redakcyjne nie oczekuję odpowiedzi.**

1. [Rozdział 2.1, str. 23]. Błędne odniesienie do numeru rysunku. Jest: „Jak pokazuje rysunek 3, temperatura TED uległa podwojeniu ...”. Wzrost temperatury pracy kolejnych generacji silników przedstawiono na rysunku 2, a nie 3. W tym miejscu powinno być odwołanie do rysunku 2.
2. [Rozdział 2.2, str. 26]. Błąd interpunkcyjny. Jest: „Pomiędzy elektrodą, a obiektem (...)”. Powinno być „Pomiędzy elektrodą a obiektem ...”
3. [Rozdział 2.3.1, Rysunek 11]. Oznaczenia parametrów impulsu na rysunku zaczerpnięto bezpośrednio z pracy [48], natomiast w treści pracy przy opisie parametrów zastosowano inne oznaczenia, które następnie używano konsekwentnie w pracy. Zamiast tłumaczyć w tekście oznaczenia odnoszące się do zaczerpniętego rysunku z korzyścią dla pracy byłoby wykonanie własnego rysunku z oznaczeniami konsekwentnie przyjętymi w pracy. Tym bardziej, że autor używa własnych przebiegów impulsów np. w rozdziale 4.4 przy analizie czasowej poszczególnych etapów drażenia oraz w rozdziale 5.1.1.
4. [Rozdział 3.1., tytuł podrozdziału]. W tytule podrozdziału, ale również w wielu miejscach pracy, Autor stosuje „skrótową” terminologię na określenie detekcji zakończenia drażenia otworu. Jako przykłady można podać określenia występujące w pracy: „wykrywanie przebicia” (najczęściej), „wykrywanie przebicia elektrody” (jeden raz), „wykrywanie przebicia otworu” (jeden raz). Z korzyścią dla pracy byłoby przyjęcie jednolitego określenia. Wydaje się, że najbardziej trafne byłoby pełne określenie „wykrywanie przebicia otworu”. Chyba najbardziej mylące jest użyte w tytule podrozdziału 3.1 określenie „wykrywanie przebicia elektrody”, które sugeruje bardziej przebicie samych ścianek elektrody rurkowej niż przebicie otworu.
5. [Rozdział 4.1, str. 77, Rys 23]. Fragment rysunku z oknem aplikacji jest zupełnie nieczytelny.
6. [Rozdział 4. 2, str. 82]. W treści jest „Ilość” otworów, powinno być liczba otworów.
7. [Rysunek 31, str. 86]. W podpisie rysunku jest „napięcie i prąd drażenia otworu” - zbyt żargonowe określenie, lepiej napięcie i prąd elektrody.
8. [Str. 89]. Jest „(...) ilość wyładowań normalnych (...)”, „(...) ilość wystąpień otwartego obwodu (...)”, powinno być liczba. W wielu miejscach pracy przy opisywaniu wielkości policzalnych Autor stosuje określenie „ilość”.
9. [Rysunek 34, str. 90]. W podpisie rysunku jest „wygładzone przebiegi napięcia i prąd otworu” – zbyt żargonowe określenie, należy unikać.
10. [Rysunek 34, str. 90]. Po omówieniu w tekście znaczenia rezultatów uśredniania na możliwość detekcji poszczególnych faz drażenia z korzyścią dla opisu byłoby zamieszczenie na rysunku 34 oznaczeń poszczególnych etapów proces tak, jak jest to na rysunku 31 (oznaczenia I-VI). Zrozumiałe jest, że na rysunku 32 wykorzystanie tych oznaczeń nie było jeszcze możliwe.

11. [Rysunek 38, st. 96]. W podpisie rysunku „Zaobserwowane typy impulsów anomalnych (...)”, powinno być anormalnych, w korespondencji do nazewnictwa użytego w rozdziale.
12. [Str. 98]. Jest „(...) okres T wynosił $100\mu\text{sm}$ (...)”, powinno być: $100\mu\text{s}$.
13. [Str. 110]. Jest „grupowanie aglomeratywne”, powinno być raczej aglomeracyjne.
14. [Str. 117]. Jest „autoenkodera o dużej ilości połączeń”, powinno być liczbie połączeń.
15. [Str. 121]. Niepotrzebna forma osobowa mnoga „z pomocą autoenkodera otrzymaliśmy”, powinno być bezosobowo otrzymano.
16. [Str. 123, Rysunek 61]. W podpisie rysunku jest „dla różnych ilości klastrów”, powinno być dla różnej liczby klastrów.
17. [Str. 143, Rysunek 75 oraz w tekście]. Jest „średnia krocząca ilości wystąpień kategorii impulsów”, powinno być średnia krocząca liczebności poszczególnych kategorii impulsów.
18. [Str. 149]. Wydaje się, że poprawnie powinno być Pole Kątowe Grama, tak jak macierz Grama.
19. [Str. 153]. Jest „(...) czasu potrzebnego do inferencji podczas prowadzenia drażenia”, powinno być nieco precyzyjniej „do inferencji sieci podczas prowadzenia drażenia”.
20. [Str. 163, Rysunek 87]. W podpisie rysunku brak informacji doprecyzowujących, że prezentują one przykłady zmian liczebności w 4 kategoriach impulsów dla dwóch różnych numerów drażeń. Czytelnik wychodząc z rytmu opisu spogląda na rysunek i zastanawia się skąd 8 rysunków dla 4 kategorii.
21. [Str. 165, Rysunek 88]. Model wykrywania przebiccia zupełnie nieczytelny.
22. [Str. 172]. Niepotrzebna forma osobowa „W niniejszym rozdziale dokonam opisu (...)”, zwyczajowo bezosobowo dokonano.
23. [Str. 173, Rysunek 95]. Rysunek zawiera dwa wykresy. Czytelnik doszukuje się opisu dwóch rysunków. Skoro są to przykładowe wiercenia testowe, lepiej byłoby je zestawić wszystkie na jednym rysunku lub oznaczyć rysunki jako (a), (b) i uzupełnić podpis rysunku.
24. [Str. 177]. Jest „Akie modele najpierw się uczą (...)”, powinno być raczej „Takie modele”.