

MODELLING OF MOMENT OF FRICTION UNDER INCREASING LOAD USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Krzysztof Gocman, Tadeusz Kaldowski

Military University of Technology
Faculty of Mechanical Engineering
Gen. S. Kaliskiego 2, 00-908 Warsaw, Poland
tel. +48 22 6839140
e-mail: k.gocman@wme.wat.edu.pl; dziekan@wme.wat.edu.pl

Abstract

Searching models of tribological quantities taking into account every processes proceeded in friction pairs is one of the most important problem in present tribology. Existing models of wear and friction are unfortunately imperfect – they do not reflect every occurrences proceeded in tribological pairs, especially in case of boundary friction. Complicated and nonlinear nature of friction processes force researching of non-analytical models. In view of their properties, the artificial neural networks (ANN) could become very useful instruments.

The results preliminary tests on influence of load and rotational speed on moment of friction are presented in this paper. Tests were carried out under increasing load and at the range of rotational speed 500 – 1500 rpm. The analysis of results was elaborated and run of moment of friction on base of artificial neural network was modeled. The different kinds of ANN and different training algorithms were applied to obtain the best quality of built models. In particular the schema of the friction, the moment of the friction in a load function for selected rotational speeds, the structure of the GRNN network, composition experimental data and results of the modelling are illustrated in the paper.

Keywords: tribology, boundary friction, lubricity, modeling of tribological processes, artificial neural networks

MODELOWANIE PRZEBIEGU MOMENTU TARCIA POD NARASTAJĄCYM OBCIĄŻENIEM Z WYKORZYSTANIEM SZTUCZNYCH SIECI NEURONOWYCH

Streszczenie

Modelowanie wielkości tribologicznych, uwzględniające wszystkie procesy zachodzące w węźle tarcia jest jednym z najważniejszych zadań współczesnej tribologii. Istniejące modele zużycia i tarcia są niestety niedoskonałe – nie odzwierciedlają one wszystkich zjawisk zachodzących w węźle tarcia, zwłaszcza w wypadku występowania tarcia granicznego. Złożony i nieliniowy charakter procesów zachodzących w węźle tarcia wymusza poszukiwanie modeli innych niż analityczne. Ze względu na swoje właściwości, bardzo użytecznym narzędziem mogą stać się sztuczne sieci neuronowe (SSN).

W artykule przedstawiono wstępne wyniki badań wpływu obciążenia i prędkości obrotowej na przebieg momentu tarcia. Badania przeprowadzone zostały przy obciążeniu narastającym płynnie w czasie testu, w zakresie prędkości obrotowych od 500 do 1500 obr/min. Po przeprowadzonej analizie wyników badań, na bazie sztucznych sieci neuronowych zbudowany został model przebiegu momentu tarcia. W czasie modelowania wykorzystano różne rodzaje sieci neuronowych oraz zastosowano różne algorytmy uczące, aby uzyskać jak najlepszą jakość budowanego modelu. W szczególności schemat węzła tarcia, moment tarcia w funkcji obciążenia dla wybranych prędkości obrotowych, struktura sieci GRNN, zestawienie danych eksperymentalnych i wyników modelowania są zilustrowane w artykule.

Słowa kluczowe: tribologia, tarcie graniczne, smarność, modelowanie procesów tribologicznych, sztuczne sieci neuronowe

1. Wstęp

Poszukiwanie modeli wielkości tribologicznych takich jak zużycie, współczynnik tarcia, uwzględniających wszystkie procesy zachodzące w węźle tarcia jest jednym z najważniejszych problemów współczesnej tribologii. Mimo, że powszechnie znane są poszczególne modele tarcia i mechanizmy zużycia nie jesteśmy w stanie przewidzieć wartości konkretnych wielkości charakteryzujących pracę węzła tarcia. Co więcej, istniejące modele tarcia i zużycia są niestety niedoskonałe – nie obejmują wszystkich procesów zachodzących w węźle tarcia, zwłaszcza w wypadku występowania tarcia granicznego [1]. Skomplikowany i nieliniowy charakter procesów tarciovych wymusza poszukiwanie innych niż analityczne modeli, pozwalających na przykład na predykcję przebiegu momentu tarcia lub wielkości zużycia. Z uwagi na swoje właściwości, bardzo użytecznym narzędziem do modelowania mogą stać się sztuczne sieci neuronowe. W odróżnieniu od istniejących obecnie modeli pozwalają one na analizę wieloparametrową zwłaszcza wobec występujących w takiej sytuacji trudności wykrywania tradycyjnymi metodami wpływu pojedynczych parametrów a także interakcji między nimi [2].

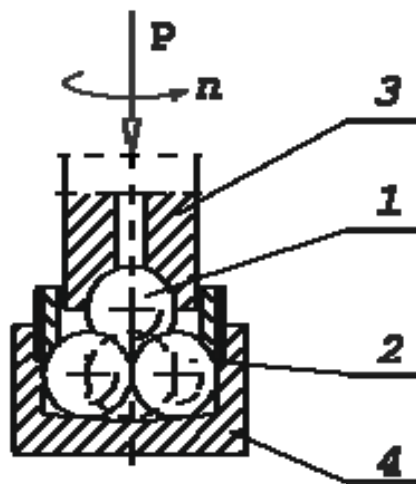
Ponieważ sztuczne sieci neuronowe okazały się dobrymi modelami zużycia [5] autorzy podjęli próbę zamodelowania przebiegu momentu tarcia generowanego w węźle aparatu czterokulowego pod płynnie narastającym obciążeniem w zależności od prędkości obrotowej.

2. Zakres i metodyka badań

Opis stanowiska badawczego. Badania zostały przeprowadzone na aparacie czterokulowym T-02. Tester ten służy do oceny właściwości smarowości olejów i smarów plastycznych.

Podstawowymi parametrami charakteryzującymi węzeł tarcia aparatu czterokulowego (Rys.1) są [4]:

- styk: skoncentrowany, punktowy, potrójny, utworzony przez powierzchnie czterech kulek o średnicy $\frac{1}{2}$,
- rodzaj ruchu: ślizgowy o stałych prędkościach ścinania 0,02-0,77m/s odpowiadających 50 do 2000 obr/min górnej kulki,
- obciążenie styku: zmieniane od 0 do 7848N (800kG) – może narastać w sposób ciągły z prędkością 408,8N/s,
- sposób smarowania: zanurzeniowy lub przez jednorazowe nakładanie próbki badanego środka smarowego (około 8ml smaru lub oleju).



Rys. 1. Schemat węzła tarcia

1 – górna kulka, 2 – dolne kulki, 3 – wrzeciono, 4 – uchwyt kulek dolnych

Fig. 1. Scheme of tribological pair

1 – upper ball, 2 – lower balls, 3 – spindle, 4 – grip of lower balls

Metodyka badawcza. Badania przy obciążeniu narastającym w czasie biegu zostały przeprowadzone według własnej metodyki, w oparciu o metodę wyznaczania obciążenia zacierającego P_t zawartą w normie PN-76/C-04147 [4] przy wykorzystaniu tylko jednego środka smarnego – oleju Antykol TS120. Parametrami charakteryzującymi wykorzystaną metodę są:

- czas: zdeterminowany zatarciem lub zespawaniem kulek,
- obciążenie: wzrastające płynnie w czasie biegu badawczego z prędkością 408,8N/s od 0N do zatarcia lub zespawania kulek,
- prędkość obrotowa: realizowana według tabeli 1.

Tab. 1. Zestawienie stosowanych prędkości obrotowych
Tab. 1. Rotational speed composition

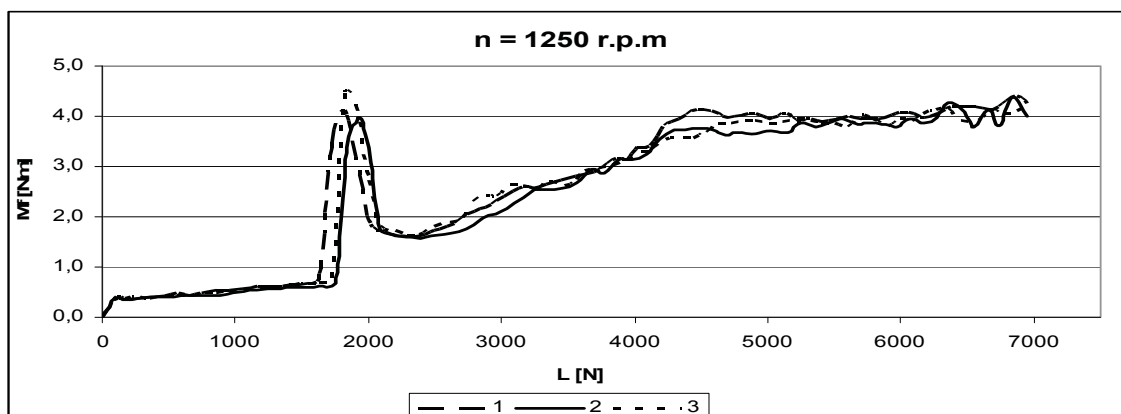
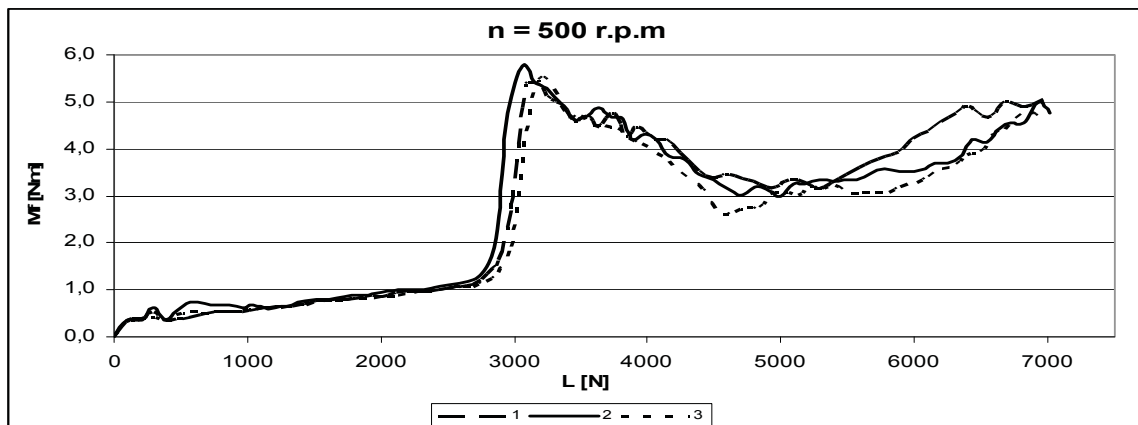
rotational speed [rpm]	500	750	1000	1250	1500
------------------------	-----	-----	------	------	------

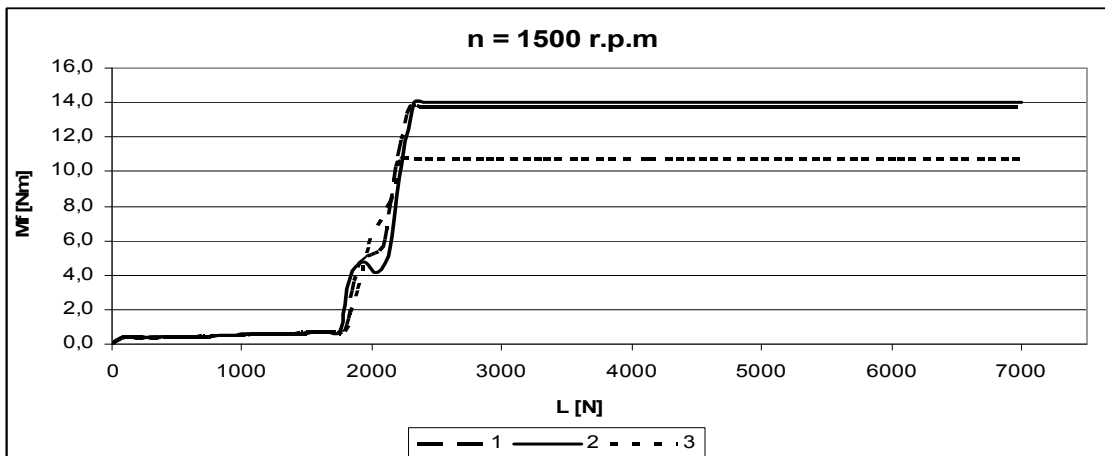
W czasie badań rejestrowano następujące wielkości:

- opory ruchu (moment tarcia),
- temperaturę środka smarnego,
- parametry otoczenia: temperaturę, ciśnienie atmosferyczne, wilgotność powietrza.

3. Wyniki badań

Wybrane wyniki badań przedstawiono na poniższych wykresach (moment tarcia M_t w funkcji obciążenia dla poszczególnych prędkości obrotowych n). Każdy eksperyment powtarzano trzy razy.





Rys. 2. Moment tarcia w funkcji obciążenia dla wybranych prędkości obrotowych
 Fig. 2. Moment of friction as a function of load for selected rotational speed

4. Model neuronowy

Na podstawie uzyskanych wyników badań podjęto próbę modelowania przebiegu momentu tarcia za pomocą sztucznych sieci neuronowych. Są one narzędziem opracowanym z wykorzystaniem wiedzy na temat budowy i funkcjonowania neuronowych sieci biologicznych, których głównym zadaniem jest przetwarzanie i analiza informacji. Jako narzędzie budowy i analizy modeli wykorzystano pakiet STATISTICA Neural Networks 6.0 PL.

Strukturę SSN stanowi zespół połączonych ze sobą neuronów, które są elementami przetwarzającymi zbiór sygnałów wejściowych w sygnał wyjściowy. Budowa modelu neuronowego wymaga przeprowadzenia procesu uczenia, w trakcie którego następuje dobór wartości wag i parametrów sieci zgodnie z przyjętym kryterium minimalizacji błęd popełnianego przez sieć. O jakości sieci decyduje jej zdolność do generalizacji tzn. zdolność do prawidłowego przewidywania – odtwarzania z danego zakresu danych z możliwie małym (akceptowalnym) błędem [3].

Metodyka modelowania. Zbiór uzyskanych wyników badań został podzielony na trzy grupy: uczące, walidacyjne i testujące. Zbiór uczący składał się z wektorów biorących udział w modyfikowaniu wartości wag połączeń neuronów sieci. Po prezentacji każdej epoki uczącej nastąpiło obliczenie błędu uczenia sieci. Następnie na wejście podawane były sygnały wektorów należących do zbioru walidacyjnego i obliczano błąd walidacji. Po zakończeniu procesu uczenia model poddawany był testowaniu w celu określenia jego zdolności do generalizacji. Należy mieć na uwadze, że dane wykorzystane do testowania sieci nie były wcześniej przez nią „widziane” i nie brały udziału w uczeniu sieci, a co za tym idzie w modyfikacji wag połączeń neuronów.

Stworzone modele neuronowe zawierały dwa sygnały wejściowe: obciążenie i prędkość obrotowa i jeden wyjściowy – moment tarcia.

Typy użytych sieci i metody ich uczenia. W czasie poszukiwania najbardziej odpowiedniego modelu testowano następujące rodzaje sieci neuronowych:

- sieci wielowarstwowe perceptronowe (MLP),
- sieci radialne (RBF),
- sieci realizujące regresję uogólnioną (GRNN).

Do każdego typu sieci przyporządkowane są różne algorytmy uczące:

- metoda wstecznej propagacji błędów (BP) – sieci MLP,
- metoda gradientów sprzężonych (CG) – sieci MLP,
- metoda Lavenberga-Marquarda (LM) – sieci MLP,
- metoda Quasi-Newtona (QN) – sieci MLP,

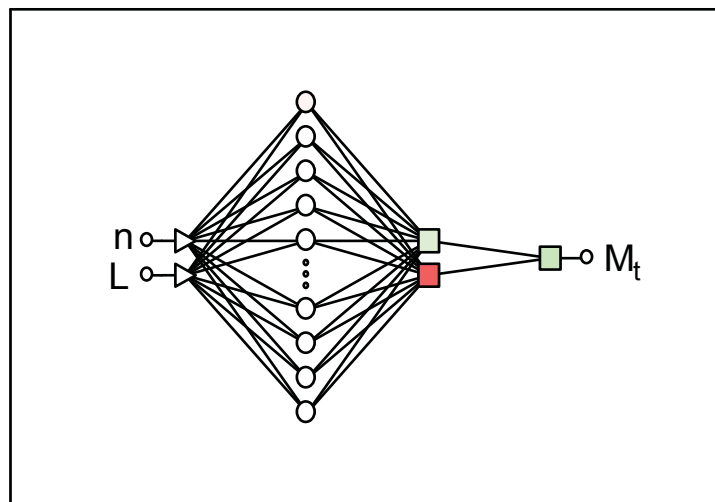
- metoda próbkowania (SS) – sieci RBF, GRNN,
- metoda K-średnich (KM) – sieci RBF.

Wyniki modelowania. Przeanalizowano wiele modeli, głównie pod kątem ich zróżnicowania (rodzaj sieci, struktura), zastosowanych algorytmów uczących i innych parametrów takich jak: prędkość uczenia, liczba epok uczących. Jako rezultat otrzymano wiele różnych modeli, które lepiej lub gorzej prognozowały przebieg momentu tarcia. Najlepsze uzyskane sieci umieszczone są w tabeli 2.

Tab. 2. Podsumowanie najlepszych modeli
Tab. 2. Summary of the best models

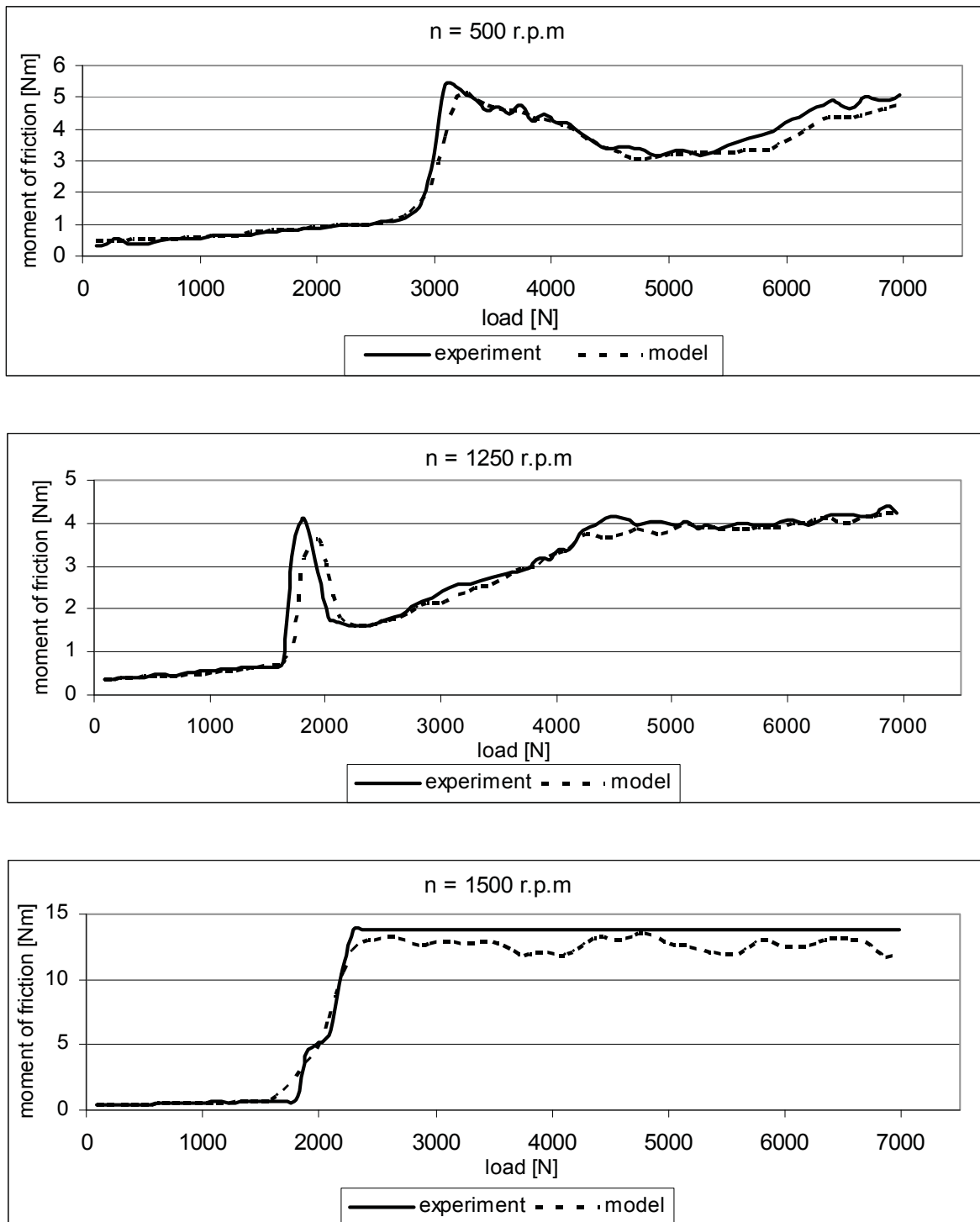
	type	teach. error	verify. error	test. error	teaching methods	deviation quotient	correlation
1	GRNN 2:2-540-2-1:1	0,041	0,054	0,045	SS	0,181	0,984
2	GRNN 2:2-540-2-1:1	0,043	0,053	0,044	SS	0,183	0,983
3	RBF 2:2-81-1:1	0,044	0,053	0,059	KM,KN,PI	0,188	0,982
4	MLP 2:2-9-8-1:1	0,041	0,044	0,045	BP100,CG20,CG104	0,189	0,982

Uzyskane modele cechują się dobrą jakością, o czym świadczą niskie wartości ilorazu odchyień i wysoka wartość współczynnika korelacji. Najlepszymi modelami okazały się sieci realizujące regresję uogólnioną GRNN, chociaż sieci perceptronowe MLP i radialne RBF nieznacznie odbiegają jakością od najlepszych modeli. Błąd testowy popełniany przez modele GRNN kształtuje się poniżej 5%, dla pozostałych sieci nieznacznie przekracza tą wartość. Biorąc pod uwagę wszystkie parametry charakteryzujące jakość sieci ostateczny model wybrano spośród sieci GRNN. Minimalnie lepszymi parametrami odznacza się sieć nr 1. Jest to sieć o czterech warstwach: wejściowej, wyjściowej i dwóch warstwach ukrytych (warstwa radialna – 540 neuronów i warstwa regresyjna – 2 neurony). Sieć ta uczona była w jednej epoce uczącej przy użyciu metody próbkowania SS. Struktura najlepszej sieci przedstawiona jest na rysunku 3.



Rys. 3. Struktura sieci GRNN
Fig. 3. Scheme of GRNN network

Wyniki modelowania porównano z danymi uzyskanymi w wyniku eksperymentu. Wybrane przebiegi momentu tarcia w funkcji obciążenia zestawiono na poniższych wykresach.



Rys. 4. Zestawienie danych eksperymentalnych i wyników modelowania
Fig. 4. Comparison of experiment and modeling results

Uzyskane modele cechują się wysoką jakością. Sieć w bardzo dobrym stopniu odwzorowuje przebieg momentu tarcia w funkcji obciążenia – charakter krzywych, maksimum momentu tarcia oraz moment przzerwania warstwy smarującej (objawiający się nagłym wzrostem momentu tarcia) są podobne dla danych eksperymentalnych i wyników modelowania.

5. Wnioski

Przeprowadzone badania wskazują na możliwość stosowania sieci neuronowych jako modeli predykcyjnych w procesach tribologicznych. Analiza dowiodła, że najlepszymi modelami przebiegu momentu tarcia są sieci GRNN (choć modele RBF i MLP nie odbiegają znacznie jakością). Uzyskane modele, o dość prostej budowie (z uwagi na licznosc zbioru uczącego) wykazywały błąd testowy poniżej 5%, co w wypadku badań tribologicznych można uznać za bardzo dobry wynik. W celu uzyskania jeszcze lepszych modeli należałoby przeprowadzić więcej badań, aby znacznie poszerzyć zbiór uczący sieci, zwłaszcza w punktach, w których zależności są silnie nieliniowe. W kolejnym etapie należałoby porównać uzyskane wyniki z obecnie istniejącymi modelami.

6. Literatura

- [1] Kałdoński, T., *Tribologia i płyny eksploatacyjne. Cz. I, Wybrane problemy tribologii.* Warszawa 1995.
- [2] Trzos, M., *Modele neuronowe do prognozowania właściwości przeciwzużyciowych olejów smarnych,* Tribologia 2004 nr 4, s.273-283, 2004.
- [3] Tadeusiewicz, R., Lula, P., Wójtowicz P., *Sieci neuronowe,* Materiał kursowy.
- [4] Polskie Normy: PN-76/C-04147, PN-83/M-86452, PN-77/C-96080.
- [5] Giemza, B., Gocman, K., Kałdoński, T., *Neural networks model of wear under boundary lubrication,* International Tribology Conference Austrib 2006, Brisbane, Australia, 2006.

