

Wykorzystanie sieci neuronowych w aproksymacji charakterystyk materiałowych na przykładzie optymalizacji dławika bocznikowego

Streszczenie. W pracy zaprezentowano wykorzystanie sieci neuronowych w aproksymacji nieliniowych charakterystyk: stratności, mocy biernej i magnesowania blachy elektrotechnicznej na przykładzie optymalizacji dławika bocznikowego. W funkcji celu przyjmuje się różne kryteria w zależności od wykonywanej optymalizacji konstrukcji. W artykule zaprezentowano opis funkcji celu uwarunkowanej na minimalizację wagi urządzenia oraz funkcję celu uwarunkowaną na minimalizację kosztów części aktywnych.

Abstract. The paper presents use of neural networks for approximation of nonlinear characteristics: losses, reactive power and magnetizing electrical sheet on the example of a shunt reactor optimization. In order to adopt the function of various criteria depending on their design optimization. The objective function is conditioned to minimize the weight of the unit and to minimize the cost of the active part of the unit. (**The use of neural networks in the approximation of material characteristics on the example of a shunt reactor optimization**).

Słowa kluczowe: optymalizacja, sieci neuronowe, dławik bocznikowy, transformator.

Keywords: optimization, neural networks, shunt reactor, transformer.

doi:10.12915/pe.2014.01.65

Wprowadzenie

Dławik bocznikowy zbudowany jest z kolumn konstrukcji plasterkowej z nawiniętymi na nich uzwojeniami. W pracy przedstawiono metodę optymalizacji konstrukcji dławika 1 fazowego bocznikowego, przeznaczonego do pracy w zespole 3 fazowym. W optymalizacji wykorzystany został algorytm minimalizacji kierunkowej wykorzystujący aproksymację charakterystyk materiałowych z użyciem sieci neuronowych. Sieci neuronowe wykorzystano do aproksymacji nieliniowych charakterystyk: stratności, mocy biernej i magnesowania blachy elektrotechnicznej.

W funkcji celu przyjmuje się różne kryteria w zależności od wykonywanej optymalizacji konstrukcji dławika. W artykule zaprezentowano opis funkcji celu uwarunkowanej na minimalizację kosztów części aktywnych urządzenia. Optymalizacja tego typu jest zazwyczaj wykonywana dla urządzeń o dużej sprawności, które na ogół pracują dorywczo i w których można pominąć koszt kapitalizacji od wydzielanych w tym urządzeniu strat. Do urządzeń tego typu można zaliczyć dławiki bocznikowe, które włączane są dorywczo do systemu energetycznego, celem kompensacji mocy biernej pojemnościowej w stanach nieobciążonego lub słabo obciążonego systemu. W funkcji celu przyjęto średnią cenę jednostkową miedzi użytej do wykonania uzwojenia, blachy elektrotechnicznej użytej na rdzeń oraz materiałów konstrukcyjnych i oleju w relacji do materiałów części aktywnej.

Optymalizacja z funkcją celu uwarunkowaną na minimum kosztów budowy urządzenia (elementów czynnych)

Przyjmuje się, że funkcja celu jest odwzorowaniem punktu n -wymiarowej przestrzeni zmiennych decyzyjnych w jednowymiarową przestrzeń rzeczywistą oceny jakości. Warunkiem koniecznym, jaki funkcja ta musi spełniać, jest warunek aby wymienione odwzorowanie to było jednoznaczne.

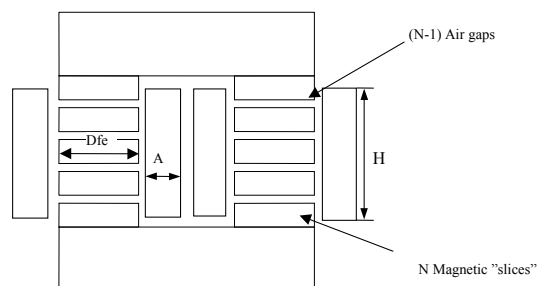
Powszechnie stosowaną miarą jakości rozwiązania technicznego jest (w zależności od przyjętych kryteriów): minimum masy urządzenia, minimum kosztów budowy urządzenia.

a) Minimum masy urządzenia:

W minimalizacji ukierunkowanej na minimalizację masy urządzenia funkcja celu, w której uwzględniona została masa uzwojenia dławika dwukolumnowego, o uzwojeniu

symetrycznie rozłożonym na dwóch kolumnach ($V_{Cu1} \cdot \rho_{Cu} = V_{Cu2} \cdot \rho_{Cu}$) można zapisać:

$$(1) \quad F = G_{Fe} + G_{Cu} = 2 \cdot \pi \cdot H \cdot \frac{(D_{max} + D_{min})}{2} \cdot A \cdot \xi_{Cu} \cdot \rho_{Cu} + \rho_{Fe} \left(2 \cdot \xi_{Fe} \cdot \frac{\pi \cdot D_{Fe}^2}{4} \cdot \left(H - \sum_{i=1}^{N-1} \delta_i / 2 \right) + \beta \cdot \xi_{Fe} \cdot \frac{\pi \cdot D_{Fe}^2}{4} \right) \cdot 2 \cdot \left([D_{Fe} + 2 \cdot A + 2\Delta A_1 + \Delta A_2] + \Delta L_j \right)$$



Rys. 1. Główne ograniczenia geometryczne dławika w procesie optymalizacji

gdzie: G_{Fe} – masa rdzenia, G_{Cu} – masa uzwojenia, D_{max} – zewnętrzna (maksymalna) średnica uzwojenia, D_{min} – wewnętrzna (minimalna) średnica uzwojenia, ξ_{Cu} – współczynnik wypełnienia uzwojenia miedzią, ρ_{Cu} – ciężar właściwy uzwojenia, $\xi_{Fe} = \xi_{Fe1} \cdot \xi_{Fe2}$, ξ_{Fe1} – współczynnik wypełnienia (uwzględnia izolację między blachami), ξ_{Fe2} – współczynnik wypełnienia (uwzględnia schodkowanie), β – stosunek B_j/B_k , (indukcji w jarzmie do indukacji w kolumnie), ΔL_j – naddatek = średnicy rdzenia, ΔA_1 – odstęp uzwojeń od rdzenia, ΔA_2 – odstęp uzwojeń od siebie, N – liczba pakietów dzielonego rdzenia, H – wysokość uzwojenia, A – szerokość uzwojenia.

b) Minimum kosztów budowy urządzenia:

Optymalizację przeprowadza się jako minimalizację kosztów elementów czynnych, biorących udział w przenoszeniu pola elektromagnetycznego lub poddanych określone obciążeniu prądowemu.

Koszt wykonania jednostki dławika można przedstawić wzorem:

$$(2) \quad K_d = C_{Cu} G_{Cu} + C_{Fe} G_{Fe} + C_k (dk_{Cu} G_{Cu} + dk_{Fe} G_{Fe})$$

gdzie: C_{Cu} - średnia cena kilograma wykonanego uzwojenia, G_{Cu} - masa uzwojenia, C_{Fe} - średnia cena kg wykonanego rdzenia, G_{Fe} - masa rdzenia, C_k - średnia cena jednostkowa oleju, materiałów konstrukcyjnych, dk_{Cu} , dk_{Fe} - współczynniki wyznaczane doświadczalnie.

Istotnym parametrem w optymalizacji, determinującym powyższą funkcję celu jest parametr określający zapotrzebowanie na moc bierną w danym punkcie węzłowym układu energetycznego. Zazwyczaj zapotrzebowanie to jest znane i dławik optymalizowany jest przy danej, jednoznacznie określonej mocy biernej S sieci, będącej tym samym znamionową mocą pozorną dławika. Jednocześnie zakłada się liniowość indukcyjności dławika w funkcji prądu $L = f(I)$.

Ograniczenia przestrzeni zmiennych decyzyjnych

Biorąc pod uwagę fizyczną interpretację składowych wektora zmiennych decyzyjnych (zmiennych niezależnych), stwierdza się, że wszystkie jego składowe muszą być dodatnie.

Dławik bocznikowy projektuje się na określoną moc bierną. Moc tą można przedstawić wzorem:

$$(3) \quad \begin{aligned} S_N &= e \cdot \Theta_c \cdot 10^{-6} = \frac{2 \cdot \pi}{\sqrt{2}} \cdot f \cdot B_m \cdot S_{Fe} \cdot I_N \cdot z \\ &= 4,44 \cdot f \cdot B_m \cdot \frac{\pi \cdot D_{Fe}^2}{4} \xi_{Fe} \cdot \frac{I_N}{S_{Cu}} \cdot S_{Cu} \cdot z = \\ &= 3,48 \cdot \xi_{Fe} \cdot \zeta_{Cu} \cdot 2 \cdot A \cdot D_{Fe}^2 \cdot H \cdot j \cdot B_m \cdot f \end{aligned}$$

gdzie: S_N - moc znamionowa (dla dławika w przybliżeniu równa mocy biernej),

Θ_c - przepływ całkowity uzwojenia, e - siła elektromotoryczna, f - częstotliwość, B_m - indukcja maksymalna, S_{Fe} - przekrój żelaza, I_N - prąd znamionowy, z - liczba zwojów.

Wielkości konstrukcyjne traktowane jako zmienne niezależne, a spełniające funkcję celu można obliczyć wychodząc z mocy biernej lub energii zawartej w polu magnetycznym w poszczególnych częściach rdzenia, w tym również w materiałach niemagnetycznych (przekładki, olej).

W obiekcie jakim jest dławik - zmiennymi niezależnymi, będącymi argumentami funkcji są następujące zmienne konstrukcyjne:

D_{Fe} - zastępcza średnica kolumny, H - wysokość uzwojenia (średnia), A - grubość uzwojenia (średnia), j - gęstość prądu, B_K - indukcja w kolumnie (w środku pakietu), B_j - indukcja w jarzmach. Indukcję tą w optymalizacji przyjmuje się często równą indukcji w kolumnie.

Zadawane parametry eksploatacyjne:

S_N - moc znamionowa pozorna, G_{Fe} - masa rdzenia, G_{Cu} - masa uzwojenia.

Szczelinę między plasterkami dzielonego rdzenia dławika można policzyć (przy danym prądzie i zadanej liczbie plasterków) z wartości chwilowej przepływu.

Aproksymacja charakterystyk materiałowych z wykorzystaniem sieci neuronowych

W optymalizacji wykorzystano do aproksymacji charakterystyk sieci typu feedforward. Są to struktury, w

których istnieje ściśle określony kierunek przepływu sygnałów - od pewnego ustalonego wejścia, na którym podaje się sieci sygnały będące danymi wejściowymi, precyzującymi zadania, które mają być rozwiązywane, do wyjścia, na którym sieć podaje ustalone rozwiązanie. W sieci tej zastosowano trzy warstwy neuronów: wejściową, środkową i wyjściową.

W środowisku Matlab definicja sieci neuronowej składa się z kolejnych etapów: definiowania struktury sieci, uczenia sieci oraz etapu jej użycia.

W pierwszym etapie obejmującym proces definiowania parametrów sieci, określona została liczba neuronów w danych warstwach, przyjęty został kształt funkcji opisującej neuron w warstwie, zdefiniowany został algorytm uczenia na podstawie odpowiedzi uzyskanej z funkcji sklejanych na zadane wymuszenie oraz przyjęta została liczba epok uczenia uzależniona od uzyskanego błędu na wyjściu.

Przed uczeniem sieci dla każdego wejścia neuronu inicjalizuje się odpowiednie wagi (weight) oraz progi (bias) działania neuronu. W procesie uczenia sieci neuronowych wykorzystano funkcje sklejane nieliniowej krzywej indukcji w funkcji natężenia pola magnetycznego $B_m=f(H)$, jednostkowej mocy biernej w funkcji indukcji maksymalnej $S_{var}=f(B_m)$, bazując na materiałowych danych katalogowych.

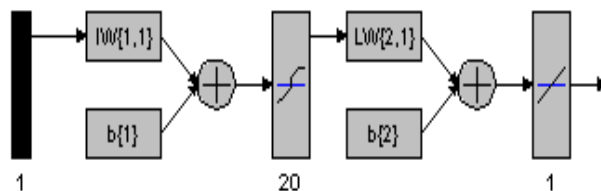
W etapie drugim odbywa się proces uczenia sieci, w którym następuje dopasowanie wag neuronów. Powyższa sieć neuronowa wykorzystywała sigmoidalną funkcję aktywacji dla neuronu tzw. „tansig”. Ostatnia warstwa sieci składała się z liniowej funkcji transferu tzw. „purelin”. Jeśli ostatnia warstwa wielowarstwowej sieci miałaby sigmoidalną funkcję dla neuronów, wtedy wyjście sieci jest ograniczone do małych wartości. Z tego powodu zdecydowano się na liniowe funkcje w warstwie wyjściowej neuronów w sieci, a tym samym mogą one przyjmować dowolne wartości.

W ostatnim etapie wykorzystano nauczoną sieć w celu predykcji wymaganych charakterystyk w głównym algorytmie optymalizacji struktury urządzenia czyli wyznaczenia wartości wyjściowych dla określonych wejść.

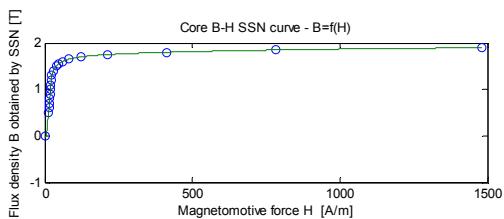
Algorytm optymalizujący w każdym kroku iteracyjnym sprawdzał wartość poziomu indukcji na podstawie odpowiedzi sieci neuronowej przez zadanie natężenia pola magnetycznego H ustawionego na wejściu sieci.

Prawidłowe odpowiedzi uzyskane za pomocą sieci neuronowej otrzymano po 1000 epokach. Aby otrzymać prawidłowy poziom wyuczenia sieci neuronowej należało wygenerować z użyciem rzeczywistej charakterystyki materiałowej (wykorzystując aproksymację funkcjami sklejanyimi) 1481 par (wektorów) uczących sieć (wektory wejścia/wyjścia). Topologia sieci neuronowej (20 neuronów w środkowej warstwie) została przedstawiona na rysunku 2.

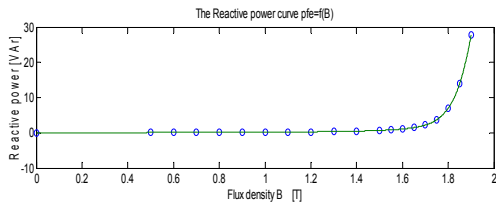
Efektom wyuczenia sieci neuronowej są krzywe aproksymujące $B=f(H)$ danej sieci neuronowej, które przedstawiono na rysunku 3. Rysunki 4 i 5 przedstawiają podobne krzywe dla mocy jednostkowej biernej $S_{var}=f(B)$ oraz stratności jednostkowej $P_{fe}=f(B)$ sieci neuronowej. Wyuczone sieci neuronowe następnie zostały wykorzystane w algorytmie optymalizacyjnym.



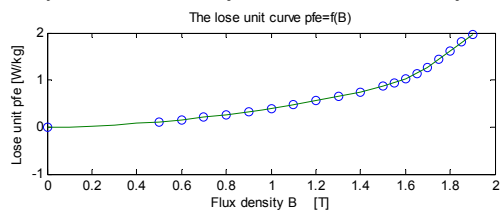
Rys. 2. Topologia sieci neuronowej (warstwa środkowa zbudowana z 20 neuronów). Neurony mają w warstwie środkowej sigmoidalną funkcję aktywacji



Rys. 3. Krzywa aproksymująca $B=f(H)$ dla blachy elektrotechnicznej ET-41 sieci neuronowej



Rys. 4. Krzywa aproksymująca mocy bierniej jednostkowej $S_{var}=f(B)$ dla blachy elektrotechnicznej ET-41 sieci neuronowej

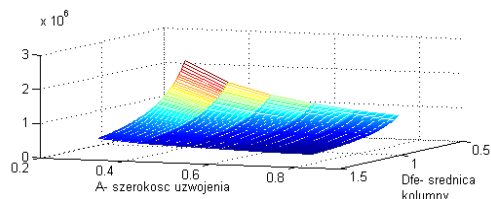


Rys. 5. Krzywa aproksymująca stratności jednostkowej $P_{Fe}=f(B)$ dla blachy elektrotechnicznej ET-41 sieci neuronowej

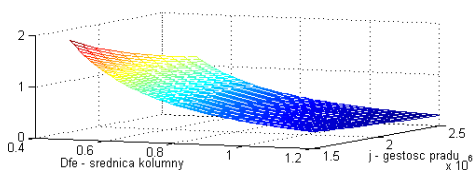
W wyniku optymalizacji, przy zadanych 12 ograniczeniach prostych (6 ograniczeń górnych, 6 ograniczeń dolnych parametrów), jednym ograniczeniu nierównościowym (uwzględniającym maksymalny dopuszczalny stosunek przekroju żelaza do przekroju miedzi), jednym ograniczeniu równościowym – wymuszającym utrzymanie określonej mocy dławika bocznikowego, otrzymano parametry stanowiące podstawę do budowy konstrukcji dławika w zależności od zmiennych niezależnych.

Wybrane rozkłady gęstości prądu i indukcji magnetycznej w rdzeniu w funkcji zmiennych niezależnych otrzymane w wyniku optymalizacji

Rozkład gęstości prądu w funkcji zmiennych niezależnych średnicy rdzenia i wysokości uzwojenia przedstawiony został na rysunku 6. Rozkład indukcji magnetycznej w rdzeniu w funkcji zmiennych niezależnych średnicy rdzenia i gęstości prądu przedstawiony został na rysunku 7.



Rys. 6. Rozkład średniej gęstości prądu w przekroju uzwojenia uzyskany przy zmianie zmiennych niezależnych: średnicy rdzenia i wysokości uzwojenia



Rys. 7. Rozkład indukcji magnetycznej B uzyskany przy zmianie zmiennych niezależnych: średnicy rdzenia i gęstości prądu

Ceny materiałów aktywnych przedstawiono w tabeli 1, a przykładowe parametry konstrukcyjne uzyskane w następstwie optymalizacji zaprezentowano w tabeli 2.

Tabela 1. Koszt jednostkowy materiałów

Materiał	Koszt materiału [PLN/kg]
Blacha transformatorowa	9,4
Materiał nawojowy	30,36
Materiały konstrukcyjne	5,94

Tabela 2. Uzyskane parametry konstrukcyjne w wyniku optymalizacji

Parametr	Wartość
Średnica rdzenia	0.495 [m]
Wysokość kolumny	1.699 [m]
Szerokość uzwojenia	0.2475 [m]
Indukcja magnetyczna	1,595 [T]
Szczelina międzylasterkowa	0.3 [m]
Gęstość prądu	2.83e6 [A/m ²]
Koszt materiałów aktywnych	272 096 [PLN]

Podsumowanie

Sieci neuronowe mogą być stosowane w ogólnym przypadku jako aproksymator funkcji.

W pracy zaprezentowano podejście, w którym zastosowano sieć neuronową w aproksymacji nieliniowych charakterystyk materiałowych na potrzeby algorytmu optymalizacyjnego. Efektem wyczerpania sieci neuronowej są krzywe aproksymujące $B=f(H)$ danej sieci neuronowej oraz krzywe dla mocy bierniej jednostkowej $S_{var}=f(B)$ i stratności jednostkowej $P_{Fe}=f(B)$ sieci neuronowej. Wyczerpane sieci neuronowe następnie zostały wykorzystane w głównym algorytmie optymalizacyjnym.

LITERATURA

- [1] Kozak Yu., Melnyk B., Stakhiv P., Simplification of Optimization Process during Mathematical Models Creation, *Przegląd Elektrotechniczny*, Nr. 12/2008, 281-283.
- [2] Elrazaz Z., Al-Ohaly A.A., Optimal coordination of shunt reactors to enhance system performance at light load operation', *IEEE Proceedings-C*, Vol.140, No.4, July1993.
- [3] Schmidt E., Hamberger P., Design Optimization of Power Transformers, Part 2 - Eddy Current Analyses for Tank Wall and Core Clamping Parts, *Power System Technology, PowerCon 2004*, vol. 2, pp. 1375 - 1380, 2004
- [4] Georgilakis P.S., Hatzigiorgiou N.D., Doulamis N.D., Doulamis A.D., Kollias S.D., Prediction of Iron Losses of Wound Transformers Based on Artificial Neural Networks, *Elsevier Science Journal – Neurocomputing-* 23, pp. 15-19, July 1998.
- [5] Georgilakis P.S., Tsili M.A., Souflaris A.T., A heuristic solution to the transformer manufacturing cost optimization problem, *Journal of materials processing technology*, vol. 181, pp. 260-266, 2007.
- [6] Amoiralis E.I., Georgilakis P.S., Tsili M.A., Kladas A.G., Global transformer optimization method using evolutionary design and numerical field computation, *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 45, pp. 1720-1723, 2009.
- [7] Drzymala A., European Union Foreign Direct Investment Outflows to ASEAN countries, *Comparative Economic Research. Central And Eastern Europe*, vol. 16, pp. 5-19, 2013.
- [8] Takahashi N., Kitamura T., Horii M., Takehara J., Optimal design of tank shield model of transformer, *IEEE Trans. Magn.*, vol. 36, no. 4, pp. 1089– 1093, Jul. 2000.

Autorzy: dr inż. Paweł Drzymala, Politechnika Łódzka, Instytut Mechatroniki i Systemów Informatycznych, Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, E-mail: pawel.drzymala@p.lodz.pl; dr inż. Henryk Welfle, Politechnika Łódzka, Instytut Mechatroniki i Systemów Informatycznych, Stefanowskiego 18/22, 90-924 Łódź, E-mail: henryk.welfle@p.lodz.pl.