

doi:10.15199/48.2025.03.25

Porównanie dokładności odtwarzania prędkości kątowej silnika prądu stałego z wykorzystaniem obserwatora Luenbergera oraz sztucznej sieci neuronowej

Streszczenie. Artykuł przedstawia porównanie dokładności odtwarzania prędkości kątowej silnika prądu stałego z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej oraz obserwatora Luenbergera. Przedstawiono wyniki symulacji komputerowych z silnikiem prądu stałego. Model symulacyjny został zaprojektowany w programie Matlab Simulink. Symulacje przeprowadzono dla modelu zawierającego silnik prądu stałego oraz sztuczną sieć neuronową. Zaprezentowano wyniki symulacji komputerowej.

Abstract. : In the paper the comparison of the accuracy of estimating the angular velocity of a DC motor using a Luenberger observer and an artificial neural network are presented. The results of simulation of DC motor were presented. The simulation model was designed in Matlab Simulink. Simulations were performed for a model containing a DC motor and an artificial neural network. The results of computer simulation are presented. (**Comparison of the accuracy of estimating the angular velocity of a DC motor using a Luenberger observer and an artificial neural network**)

Słowa kluczowe: sieci neuronowe, silnik prądu stałego, estymacja prędkości, obserwator Luenbergera

Keywords: neural networks, DC motor, velocity estimation, Luenberger observer

Wstęp

Celem niniejszej pracy jest porównanie dokładności odtwarzania prędkości kątowej silnika prądu stałego z wykorzystaniem sztucznej sieci neuronowej oraz obserwatora Luenbergera. Najczęściej potrzeba odtwarzania prędkości w układach elektromechanicznych pojawia się w przypadku, gdy pomiar jest utrudniony lub niemożliwy ze względu na trudne warunki pracy, do których zaliczyć można między innymi wysoką temperaturę, wysoką wilgotność, zapylenie lub silne wibracje [6], [7], [8], [9], [10]. Rozwiązaniem problemu pomiaru prędkości w układzie elektromechanicznym jest wykorzystanie bezczujnikowych algorytmów opierających się na zależnościach matematycznych, które na podstawie mierzonych napięć zasilających oraz prądów fazowych badanego silnika odtwarzają jego prędkość. Obserwator Luenbergera i sztuczne sieci neuronowe to dwa różne narzędzia stosowane w dziedzinie sterowania, modelowania i estymacji stanów. Mają one odmienną naturę, mechanizmy działania oraz zastosowania. W kolejnych akapitach opisano porównanie tych dwóch technik w różnych aspektach.

Obserwator Luenbergera wykorzystuje technikę opartą na modelu matematycznym systemu dynamicznego. Zakłada się, że dynamika systemu jest dokładnie znana, a problemem jest tylko brak dostępu do pełnych informacji o stanie systemu. Dzięki temu możliwym jest przewidywanie przyszłych stanów na podstawie aktualnych wejść i wyjść. Obserwator Luenbergera wymaga zdefiniowania macierzy stanu i wyjścia, a jego działanie opiera się na rozwiązaniach równań różniczkowych. Najlepiej sprawdza się w systemach liniowych i stacjonarnych, gdzie model matematyczny jest dobrze znany. Obserwator Luenbergera służy głównie do estymacji wektora stanu w sytuacjach, gdy część zmiennych nie jest bezpośrednio dostępna pomiarowo. Jedną z głównych zalet jest możliwość pracy w czasie rzeczywistym oraz implementowanie w systemy sterowania czasu rzeczywistego.

Sztuczna sieć neuronowa to narzędzie, które jest inspirowane działaniem biologicznych neuronów, uczy się na podstawie danych, tworząc nieliniowe odwzorowania między wejściami, a wyjściami [1], [3]. Sztuczne sieci

neuronowe wymagają danych pozyskanych w procesie uczenia, uczą się odwzorowań na podstawie zestawów danych treningowych. Mogą modelować zarówno systemy liniowe jak i nieliniowe [2]. Są bardziej elastyczne w porównaniu do obserwatora Luenbergera, gdyż mogą modelować systemy liniowe, jak i złożone, nieliniowe dynamiki, bez konieczności znajomości dokładnych równań systemu. Sztuczne sieci neuronowe stosuje się w systemach, gdzie wymagane są duże ilości danych treningowych. Główną zaletą sztucznych sieci neuronowych jest możliwość działania adaptacyjnego. W trakcie działania mogą się dostosowywać do zmieniających warunków na podstawie nowych danych [4], [5].

Budowa modeli symulacyjnych

Modele symulacyjne silnika prądu stałego, obserwatora Luenbergera oraz sztucznej sieci neuronowej powstały na podstawie modeli matematycznych. Model matematyczny silnika prądu stałego z magnesami trwałymi został przedstawiony według poniższych zależności.

$$(1) \quad \frac{di}{dt} = \frac{1}{L}(U - R \cdot i - E)$$

$$(2) \quad \frac{d\omega_m}{dt} = \frac{1}{J}(M_e - M_{obc} - B \cdot \omega_m)$$

$$(3) \quad E = k_v \cdot \omega$$

$$(4) \quad M_e = k_m \cdot i$$

gdzie: i - prąd silnika, U - napięcie zasilające silnik, R - rezystancja uzwojeń silnika, L - indukcyjność uzwojeń silnika, E - indukowana siła elektromotoryczna, ω_m - prędkość kątowa silnika, M_e - moment elektromagnetyczny, M_{obc} - moment obciążenia, B - tarcie w łożyskach silnika, J - moment bezwładności wału, k_v - stała napięciowa silnika, k_m - stała momentowa silnika.

Na podstawie powyższego modelu matematycznego silnika prądu stałego z magnesami trwałymi zbudowano model symulacyjny przedstawiony na rysunku 1.

W pracy wykorzystano obserwator Luenbergera, który został zaprojektowany w programie Matlab SIMULINK. W skrypcie zaimplementowano parametry silnika do obliczenia macierzy stanu obiektu. Obliczono parametry zidentyfikowane oraz obliczono macierze stanu obiektu

zidentyfikowanego. Kolejno sprawdzono obserwowalność i sterowalność obiektu i wyznaczono bieguny obserwatora. Na podstawie wyznaczonych współczynników wyznaczono procentowy błąd odtwarzania. Obliczone współczynniki macierzy stanu zaimplementowano do modelu symulacyjnego z silnikiem prądu stałego.

Klasyczny obserwator Luenbergera można przedstawić według poniższych zależności [11], [12]:

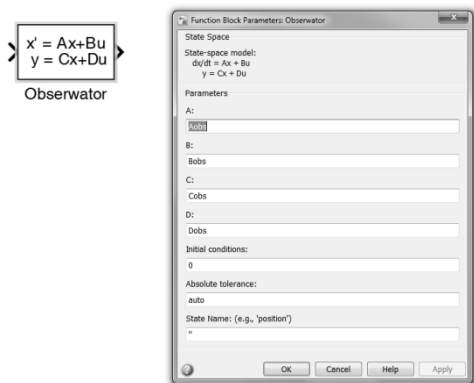
$$(5) \quad \frac{d}{dx} \hat{x}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K[y(t) - \hat{y}(t)],$$

$$(6) \quad \hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$$

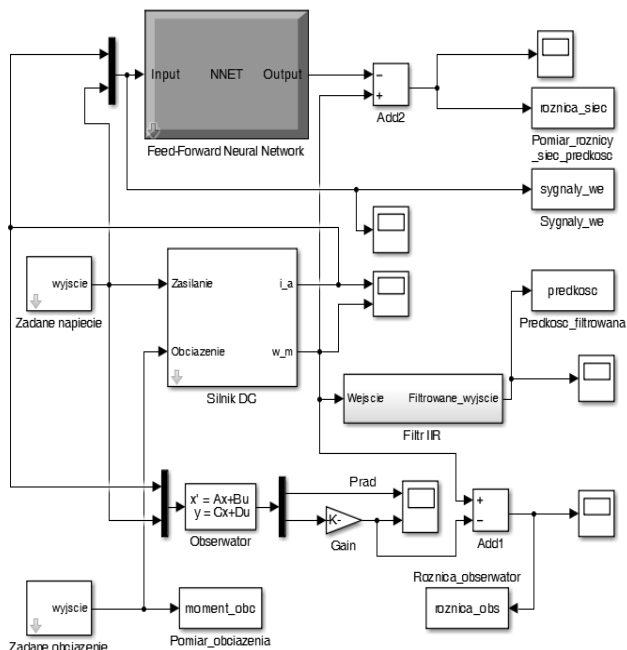
gdzie: $u(t)$ - wektor wejścia, $x(t)$ - wektor stanu, $y(t)$ - wektor wyjścia, A - macierz stanu, B - macierz wejścia, C - macierz wyjścia, K - macierz wzmacnień.



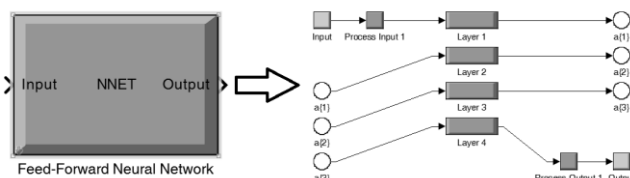
Rys. 1. Model symulacyjny silnika prądu stałego.



Rys. 2. Implementacja obserwatora Luenbergera w blok symulacyjny programu Matlab SIMULINK.



Rys. 3. Model symulacyjny silnika prądu stałego, bloku sztucznej sieci neuronowej oraz obserwatora Luenbergera.



Rys. 4. Model symulacyjny sztucznej sieci neuronowej przygotowany w programie Matlab SIMULINK.

Zastosowanie nowoczesnych jednostek obliczeniowych SoC umożliwia wykorzystanie sieci neuronowych pracujących jako estymator prędkości silnika w układzie elektromechanicznym. W algorytmach bezczujnikowego pomiaru prędkości silników elektrycznych sztuczne sieci neuronowe zyskują coraz większą popularność, ze względu na uniwersalność, odporność na zakłócenia oraz elastyczność przy zmianie konfiguracji układu elektromechanicznego.

Kompletny model symulacyjny przedstawiony na rysunku 3 został przygotowany z wykorzystaniem programu Matlab SIMULINK. Model symulacyjny został przygotowany przy następujących założeniach:

- wszystkie symulacje zostaną przeprowadzone z wykorzystaniem takich samych parametrów modelu silnika oraz bloków peryferyjnych,
- wszystkie symulacje przeprowadzone zostaną z wykorzystaniem tej samej charakterystyki prędkości zadanej oraz momentu obciążenia,
- uruchomienie symulacji komputerowej będzie odbywało się z wykorzystaniem takich samych parametrów konfiguracyjnych,
- wszystkie symulacje zostaną przeprowadzone w czasie 10 sekund.

W skład modelu symulacyjnego wchodziły bloki:

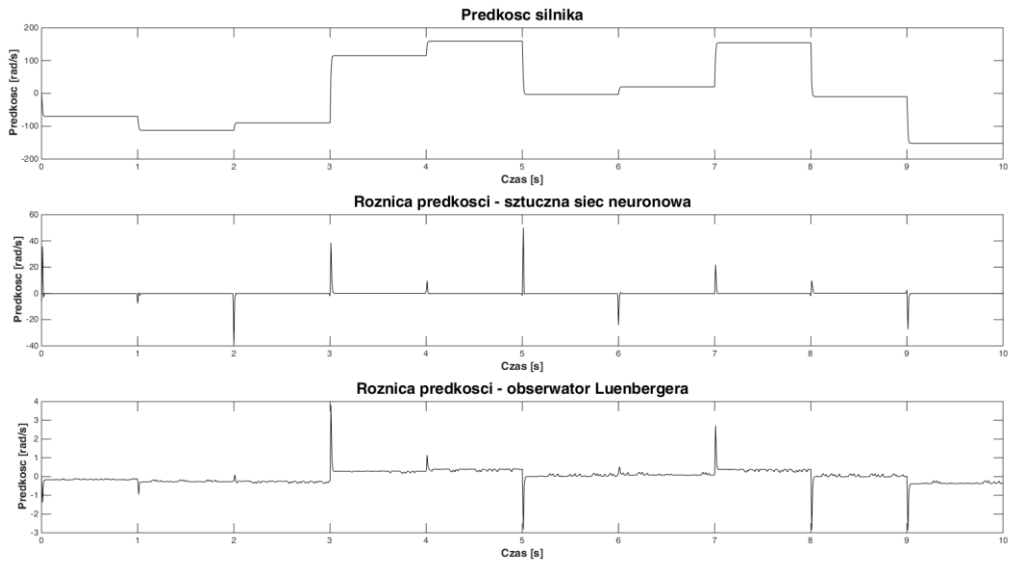
- blok, dzięki któremu zadawane było napięcie zasilające silnik,
- blok zadający moment obciążenia,
- model silnika prądu stałego z magnesami trwałymi,
- bloki archiwizujące dane.

Symulacja modelu jest inicjowana skryptem napisanym w programie Matlab, w którym zdefiniowane są parametry silnika oraz wylizowane parametry obserwatora Luenbergera. W modelu nadmiarowo dodano bloki prezentujące przebiegi czasowe, które były wykorzystywane podczas testów.

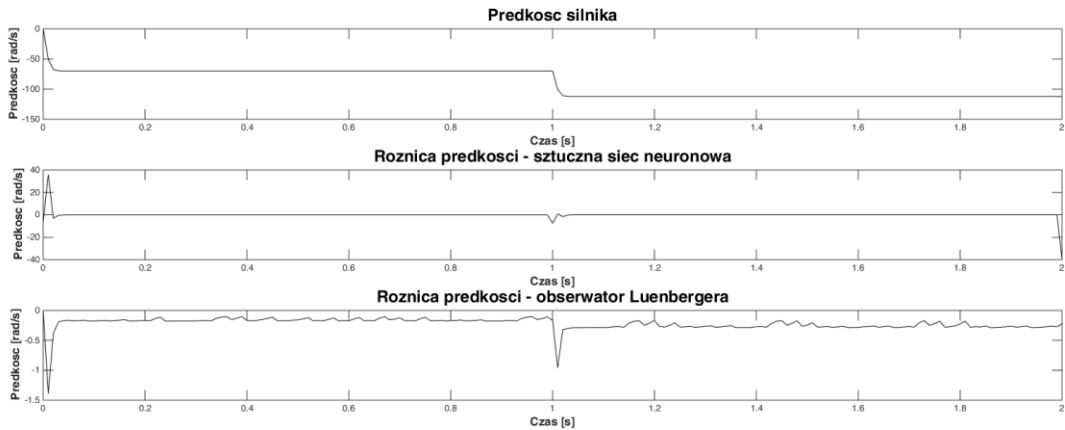
Symulację komputerową pomyślnie uruchomiono wywołując skrypt w programie Matlab. Zadaniem skryptu było również zebranie danych pomiarowych niezbędnych do procesu uczenia sztucznej sieci neuronowej.

Badania

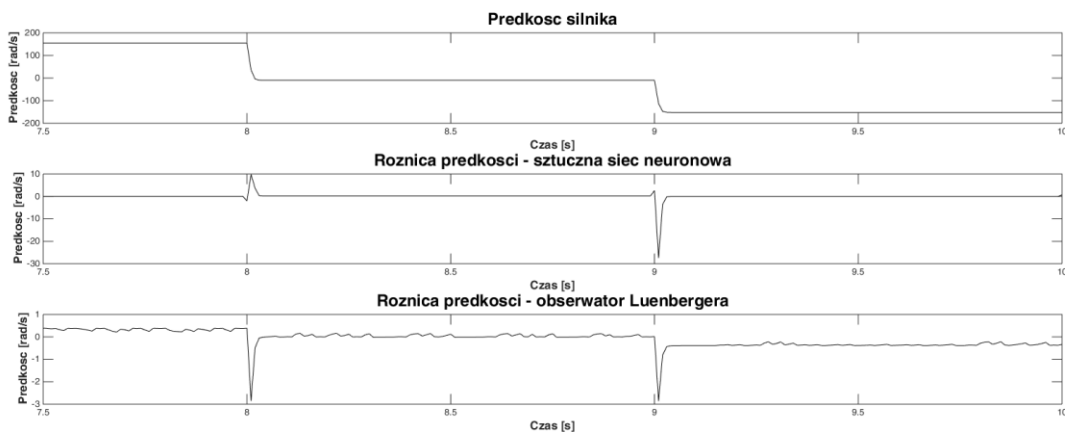
Korzystając z modelu symulacyjnego przedstawionego na rysunku 3 wykonano symulacje komputerowe sztucznej sieci neuronowej oraz obserwatora Luenbergera, których zadaniem było na podstawie prądu i napięcia zadanego silnika prądu stałego odtworzenie prędkości kątowej silnika prądu stałego z magnesami trwałymi. Sztuczna sieć neuronowa w konfiguracji jednokierunkowej prostej zawiera kolejno 42, 24, 8 neuronów na warstwach ukrytych. Wykonano uczenie sieci z wykorzystaniem narzędzi programu Matlab. Założeniem pracy jest dobór parametrów sieci dla uzyskania zadowalającej odpowiedzi w postaci prędkości kątowej silnika prądu stałego z magnesami trwałymi. Zakłada się, iż zmiany nie ulegnie ilość warstw ukrytych, ilość neuronów dla każdej warstwy oraz rodzaj sieci neuronowej. Wyniki symulacji komputerowych zaprezentowano na poniższych rysunkach.



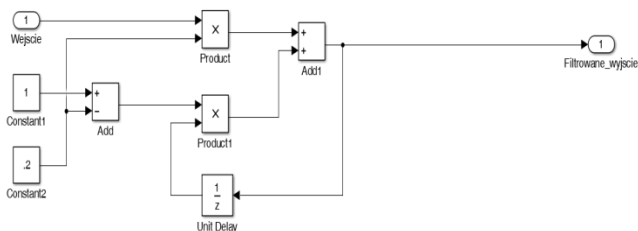
Rys. 5. Prędkość mierzona w symulacji oraz różnice prędkości mierzonej w symulacji, a prędkością odtworzoną przez obserwator Luenbergera i sztuczną sieć neuronową.



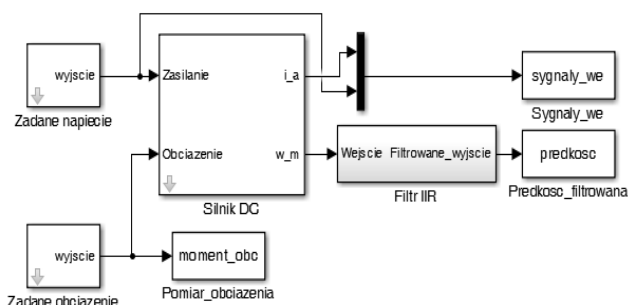
Rys. 6. Fragment z rysunku 5 prezentujący prędkość mierzoną w symulacji oraz różnice prędkości mierzonej w symulacji, a prędkością odtworzoną przez obserwator Luenbergera i sztuczną sieć neuronową w czasie od 0 do 2 sekundy.



Rys. 7. Fragment z rysunku 5 prezentujący prędkość mierzoną w symulacji oraz różnice prędkości mierzonej w symulacji, a prędkością odtworzoną przez obserwator Luenbergera i sztuczną sieć neuronową w czasie od 7,5 do 10 sekundy.



Rys. 8. Budowa wewnętrzna bloku filtrującego dane wejściowe.



Rys. 9. Model wykorzystany do przygotowania danych niezbędnych w procesie uczenia sztucznej sieci neuronowej.

Tabela 1. Parametry silnika prądu stałego

Nazwa parametru	Wartość
Napięcie zasilające	35 V
Prąd znamionowy	27 A
Prędkość maksymalna	3200 obr/min
Rezystancja stojana	0,56 Ω
Indukcyjność stojana	0,9 mH
Moment napędowy maksymalny	2,83 Nm
Moment bezwładności	0,000145 kg·m ²
Stała momentowa	0,105 Nm/A
Stała napięciowa	11 V/ 1000 obr/min

Podsumowanie i wnioski

Model symulacyjny z silnikiem prądu stałego został poprawnie utworzony oraz uruchomiony. Został on zbudowany z wykorzystaniem bloków programu Matlab SIMULINK. W skład modelu symulacyjnego wchodził model silnika prądu stałego z magnesami trwałymi, model sztucznej sieci neuronowej, model obserwatora Luenbergera oraz bloki służące do zadawania napięcia i momentu obciążenia. W symulacji wykorzystano bloki do prezentacji oraz archiwizacji danych uzyskanych po przeprowadzeniu symulacji komputerowej. Silnik prądu stałego został zasilony z bloku zadającego zmienne napięcie, dzięki czemu otrzymano zmienną wartość prędkości kątownej silnika. Zmienna wartość napięcia zasilania, prądu silnika oraz prędkości kątownej zostały wykorzystane w procesie uczenia sztucznej sieci neuronowej. Zebrane dane zostały wykorzystane w procesie uczenia. Uczenie sieci neuronowej odbywało się w programie Matlab Simulink. W trakcie uczenia wykorzystano możliwość pracy równoległej dzięki któremu można wykorzystać równoległy proces obliczeń numerycznych co znacznie skraca czas uczenia sztucznej sieci neuronowej.

Estymator neuronowy do odtworzenia parametrów, które są wykorzystywane w układach regulacji został oparty na sztucznej sieci neuronowej. Przed przystąpieniem do budowy estymatora neuronowego określono topologię sztucznej sieci neuronowej, liczbę warstw sieci, liczbę neuronów na poszczególnych warstwach oraz funkcję aktywacji wraz z metodą uczenia.

W pracy wykorzystano jednokierunkową prostą sieć neuronową, która zawierała kolejno 42, 24, 8 neuronów na warstwach ukrytych. Głównym założeniem przy projektowaniu sztucznej sieci neuronowej było możliwie niskie skomplikowanie budowy wewnętrznej, gdyż planowana jest implementacja w rzeczywisty układ SoC. Z uwagi na powyższe nie wykorzystano sieci kaskadowej, której budowa jest znacznie bardziej skomplikowana w porównaniu do sieci jednokierunkowej prostej. Sieć neuronowa jednokierunkowa prosta poprawnie odtwarzała prędkość kątową, a dodatkowo wykonano symulacje które potwierdziły, iż zwiększanie ilości warstw oraz ilości neuronów nie wpływa na poprawę jakości odtwarzanej prędkości kątownej silnika prądu stałego z magnesami trwałymi.

Symulacja komputerowa pokazuje, iż sieć neuronowa gorzej reaguje na zmiany dynamiczne prędkości, wartości różnicy prędkości są większe. Obserwator Luenbergera lepiej odtwarza prędkość kątową przy dynamicznych zmianach prędkości. Przyglądając się bliżej wykresom można zauważyć, iż w momencie ustabilizowania się prędkości sieć neuronowa odtwarza prędkość z większą dokładnością w porównaniu do obserwatora Luenbergera.

Autorzy: dr hab. inż. Andrzej Popenda prof. PCz., dr inż. Marcjjan Nowak, Politechnika Częstochowska, Wydział Elektryczny, Instytut Elektroenergetyki, Al. Armii Krajowej 17, 42-200 Częstochowa, E-mail: andrzej.popenda@pcz.pl, marcjjan.nowak@pcz.pl

LITERATURA

- [1] Dubey, S.R.; Chakraborty, S.; Roy, S.K.; Mukherjee, S.; Singh, S.K.; Chaudhuri, B.B. DiffGrad: An Optimization Method for Convolutional Neural Networks. IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst. 2020, 31, 4500–4511
- [2] Glinka T., Jakubiec M., *Silniki elektryczne z magnesami trwałymi umieszczonymi na wirniku*, Zeszyty Problemowe – Maszyny Elektryczne, Nr 71/2005, Komel, Katowice 2005.
- [3] Hagan M. T., Demuth H. B., Beale M. H., De Jesús O., *Neural Network Design, 2nd Edition*, 2014.
- [4] Nowak M., Popenda A.: *Wpływ konfiguracji sieci neuronowej na estymację prędkości silnika PMSM*, Przegląd elektrotechniczny, 02/2023.
- [5] Orłowska - Kowalska T.: *Bezczujnikowe układy napędowe z silnikami indukcyjnymi*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, Wrocław 2003.
- [6] Popenda A.: *Modelowanie i symulacja dynamicznych stanów pracy układów napędowych do reaktorów polimeryzacji z silnikami indukcyjnymi specjalnego wykonania*, Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa 2011.
- [7] Popenda A., Lis M., Nowak M., Blecharz Krzysztof, *Mathematical Modelling of Drive System with an Elastic Coupling Based on Formal Analogy between the Transmission Shaft and the Electric Transmission Line*, Energies, 2020.
- [8] Rusek A.: *Stany dynamiczne układów napędowych z silnikami indukcyjnymi specjalnego wykonania*, Wydawnictwo Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa 2012.
- [9] Rusek A., *Schemat zastępczy indukcyjnego silnika asynchronicznego specjalnego wykonania do pracy w układzie napędowym reaktora polimeryzacji z uwzględnieniem straty mocy w wielkogabarytowym łożysku ślizgowym z węglików spiekanych*, Międzynarodowe Sympozjum Maszyn Elektrycznych SME, Szczecin 2011.
- [10] Szabat K., Tran-Van T., Kamiński M., *A Modified Fuzzy Luenberger Observer For a Two-Mass Drive System*, DOI 10.1109/TII.2014.2327912, IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014.
- [11] Wróbel, K., Śleszycki, K., Szabat, K., Katsura, S. *Application of Multilayer Observer for a Drive System with Flexibility*. Energies 2021, 14, 8479. <https://doi.org/10.3390/en14248479>.
- [12] You, J.; Wu, W.; Wang, Y. *An Adaptive Luenberger Observer for Speed-Sensorless Estimation of Induction Machines*, 2018