

Zastosowanie obserwatorów z ruchomym oknem MHE do estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem sprężystym

Streszczenie. W artykule przedstawiono koncepcję zastosowania estymatora z ruchomym oknem (MHE – moving horizon estimation) do estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem sprężystym. We wstępie przedstawiono problematykę estymacji zmiennych stanu w rozpatrywanym napędzie. Po zaprezentowaniu modelu matematycznego obiektu badań omówiono budowę oraz zasadę działania estymatorów z ruchomym oknem. Właściwości estymatora przebadano w pętli otwartej. Analizowano wpływ przyjętej postaci wektora wag na dokładność estymacji zmiennych stanu. Sprawdzono również odporność estymatora na zmiany parametrów napędu.

Abstract. In the paper the application of the moving horizon estimation to reconstruction of the state variables of the drive system with flexible joint is discussed. In the introduction the short survey of the commonly used methods for estimation of the considered system state is presented. Then the mathematical model of the two-mass drive system and used control structure are demonstrated. Next, the moving horizon estimation algorithm is discussed in detail. The estimator is tested in open-loop system. The influence of the weight vector to the accuracy of the reconstruction of the system state variable is investigated. The robustness of the estimator to the parameter changes of the drive system is also tested.

(Application of the moving horizon estimation MHE to the mechanical state estimation in drive with elastic coupling).

Słowa kluczowe: estymator z ruchomym oknem, napęd z połączeniem sprężystym, estymacja zmiennych stanu.

Keywords: moving horizon estimation, drive with elastic coupling, mechanical state estimation

Wstęp

Zaawansowane struktury sterowania napędu z połączeniem sprężystym takie jak: układ z regulatorem PI/PID z dodatkowymi sprzężeniami zwrotnym [1], regulatory stanu [2], regulatory predykcyjne [3], regulatory ślizgowe [4], algorytmy FDC [5] umożliwiają efektywne tłumienie drgań skrętnych. Wymagają one jednak informacji o niemierzalnych zmiennych stanu układu: momentu skrętnego, prędkości maszyny roboczej, momentu obciążenia i czasami jego pochodnych [5]. W tym celu stosuje się różne układy odtwarzania zmiennych które ogólnie można podzielić na metody algebraiczne [6]-[8], oparte na sztucznej inteligencji [9],[10], bądź będące połączeniem obu podejść (metody hybrydowe) [11]-[13]. W pierwszej grupie wyróżnić można zastosowanie prostych symulatorów zmiennych stanu [6] obserwatorów Luenbergera [7] i filtrów Kalmana [8]. Do drugiej grupy można zaliczyć sztuczne sieci neuronowych [9] i systemy neuronowo rozmyte [10]. Metody hybrydowe bazują na połączeniu układów algorytmicznych z możliwościami aproksymacji dowolnej nieliniowości jaką oferują sieci rozmyte czy neuronowe. Wyróżnić tu można hybrydowy Filtr Kalmana [11], Rozmyty Filtr Kalmana [12], czy rozmyty obserwator Luenbergera [13].

Jedną z nowych metod odtwarzania zmiennych stanu jest estymator z ruchomym oknem MHE (moving horizon estimation) [14],[15]. Algorytm ten należy do grupy zaawansowanych metod estymacji bazujących na wyznaczaniu minimum funkcji celu w oknie składającym się z przeszłych próbek (mierzonych i estymowanych) [16],[17]. W procesie optymalizacji, podczas której poszukiwana jest najlepsza (w sensie zdefiniowanego kryterium) wartość estymaty można uwzględnić ograniczenia jakie nakładane są na wartości zmiennych stanu np. masa nie może być mniejsza od zera. Pozwala to na dokładniejsze wyznaczenie wartości poszczególnych zmiennych stanu [18],[19]. Metoda ta, ze względu na bieżącą optymalizację punktu pracy stosowana jest głównie w chemii i petrochemii [18]-[20]. W klasycznym algorytmie MHE można wyróżnić trzy składowe: pierwszą jest estymacja aktualnego wektora stanu, drugą, z racji występowania w funkcji celu przeszłych estymat jest filtracja, trzecią jest predykcja przyszłych wartości poszukiwanego wektora stanu. Estymatory MHE znajdują często zastosowanie do monitorowania i

diagnostyki stanu procesu. Pomimo rozwoju różnych metod optymalizacji i predykcji metoda ta jest nadal złożona obliczeniowo i wymaga, przy dłuższych oknach predykcji długiego czasu na wyznaczenie minimum funkcji a tym samym wektora zmiennych stanu.

W obszarze napędów elektrycznych, zgodnie z najlepszą wiedzą autorów, brak jest prac opisujących zastosowanie algorytmu MHE do estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem sprężystym.

Model matematyczny układu dwumasowego oraz struktura sterowania

W literaturze znaleźć można wiele różnych modeli napędu z połączeniem sprężystym. W niniejszej pracy wykorzystano model z bezinercyjnym połączeniem sprężystym opisany poniższymi równaniami [21]:

$$(1a) \quad \frac{d}{dt} \omega_1 = \frac{1}{T_1} (m_e - m_s)$$

$$(1b) \quad \frac{d}{dt} \omega_2 = \frac{1}{T_2} (m_s - m_L)$$

$$(1c) \quad \frac{d}{dt} m_s = \frac{1}{T_c} (\omega_1 - \omega_2)$$

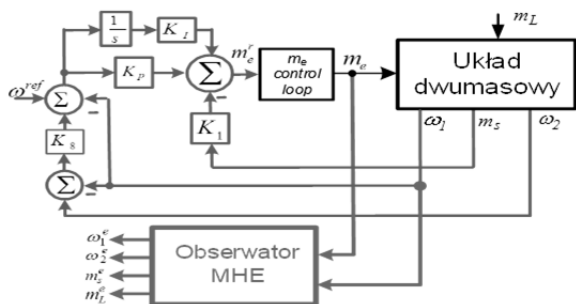
gdzie: m_e – moment elektromagnetyczny, ω_1 – prędkość silnika, ω_2 – prędkość maszyny obciążającej, m_s – moment skrętny, m_L – moment obciążenia, T_1 – mechaniczna stała czasowa silnika, T_2 – mechaniczna stała czasowa maszyny obciążającej (roboczej), T_c – stała czasowa elementu sprężystego. Wartości znamionowe parametrów układu wynosiły ($T_1=T_2=203\text{ms}$, $T_c=1.2\text{ms}$).

Na rys. 1. przedstawiono analizowaną strukturę sterowania. Wymaga on informacji o niemierzalnych zmiennych stanu układu napędowego. Nastawy regulatora dobrano zgodnie z zależnościami przedstawionymi w [1]:

$$(2) \quad k_8 = \frac{1}{\omega_0^2 T_2 T_c} - 1; \quad k_1 = \frac{T_1 (4 \xi_0^2 - k_8)}{T_2 (1 + k_8)}$$

$$K_I = \omega_0^4 T_1 T_2 T_c; \quad K_P = 4 \xi_0 \omega_0^3 T_1 T_2 T_c$$

gdzie: k_1 – wsp. sprzężenia od momentu skrętnego, K_P – wzmacnienie regulatora, K_I – Wzmocnienie w torze całkowania, ξ_0 – żądany współczynnik tłumienia ω_0 – żądana pulsacja rezonansowa.



Rys. 1. Struktura sterowania.

Estymator z ruchomym oknem

Rozważmy dyskretny system dynamiczny opisany równaniami stanu:

$$(3) \quad \begin{aligned} x_{t+1} &= Ax_t + Bu_t + \zeta_t \\ y_t &= Cx_t + \eta_t \end{aligned}$$

gdzie: $x_t \in \mathbb{R}^{n_x}$, $u_t \in \mathbb{R}^{n_u}$, $y_t \in \mathbb{R}^{n_y}$, są wektorami stanu, wejść i wyjść mierzalnych. $\zeta_t \in \mathbb{R}^{n_x}$ są niemodelowanymi zakłóceniami systemowymi, $\eta_t \in \mathbb{R}^{n_y}$ są zakłóceniami sygnałów wyjściowych, t jest dyskretnym indeksem czasu.

MHE jest rekurencyjnym algorytmem estymacji zmiennych stanu rozpatrywanym na skończonym oknie danych. Problem wyznaczenia stanu rozpatrywany jest w każdej chwili czasu $t = N, N+1, \dots$, z uwzględnieniem historycznych wartości estymaty wektora stanu $x_{t-N}, x_{t-N+1}, \dots, x_t$ na podstawie wstępnej estymaty $\bar{x}_{t-N,t}$ i na podstawie wektora informacji wejściowych $J_t = \text{col}(y_{t-N}, \dots, y_t, u_{t-N}, \dots, u_t)$, gdzie $N+1$ jest szerokością okna. Dla każdej chwili czasowej liniowy problem estymatora z ruchomym oknem [22] jest formułowany jako:

$$(4a) \quad J(\hat{x}_{t-N,t}, \bar{x}_{t-N,t}, I_t) = \|y_{t-N,t} - \hat{y}_{t-N,t}\|^2 + \alpha \|\hat{x}_{t-N,t} - \bar{x}_{t-N,t}\|^2$$

Z uwzględnieniem:

$$(4b) \quad \hat{x}_{i+1,t} = A\hat{x}_{i,t} + Bu_{i,t}, \quad i = t-N, \dots, t-1$$

$$(4c) \quad \hat{y}_{i,t} = C\hat{x}_{i,t}, \quad i = t-N, \dots, t$$

gdzie:

$$\alpha \geq 0, y_{t-N} = \text{col}(y_{t-N}, \dots, y_t), \hat{y}_{t-N} = \text{col}(\hat{y}_{t-N}, \dots, \hat{y}_t).$$

W równaniu (4c) $\hat{x}_{i+1,t}$ jest predykcją wektora stanu. Aby ograniczyć wpływ niestabilnej dynamiki obiektu, lub niedokładności wyznaczenia modelu proponuje się wprowadzenie korekcji przewidywanej wartości wektora stanu z wykorzystaniem obserwatora Luenbergera, bądź filtru Kalmana [22],[23] w równaniu (4b). Po uwzględnieniu powyższego założenia problem wyznaczenia estymaty stanu z wykorzystaniem obserwatora z ruchomym oknem można przedstawić w postaci:

$$(5a) \quad J(\hat{x}_{t-N,t}, \bar{x}_{t-N,t}, I_t) = \|W(y_{t-N,t} - \hat{y}_{t-N,t})\|^2 + \alpha \|\hat{x}_{t-N,t} - \bar{x}_{t-N,t}\|^2$$

Z uwzględnieniem:

$$(5b) \quad \hat{x}_{i+1,t} = A\hat{x}_{i,t} + Bu_{i,t} + L(y_{i,t} - \hat{y}_{i,t}), \quad i = t-N, \dots, t-1$$

$$(5c) \quad \hat{y}_{i,t} = C\hat{x}_{i,t}, \quad i = t-N, \dots, t$$

gdzie: $W \in \mathbb{R}^{n_x \times (N+1)n_y}$ jest macierzą wag różnicujących wpływ poszczególnych próbek historycznych na wartość funkcji celu, $L \in \mathbb{R}^{n_x \times n_y}$ jest macierzą wzmocnień obserwatora.

Wartość optymalnej sekwencji estymowanego wektora stanu, która minimalizuje funkcję (5), można oznaczyć przez $\hat{x}_{t-N,t}^o$. Na tej podstawie predyktowany stan z równania (3b) można zapisać jako:

$$(6a) \quad \bar{x}_{t-N,t} = A\hat{x}_{t-N,t-1}^o + Bu_{t-N-1} + L(y_{t-N-1} - \hat{y}_{t-N-1,t-1}^o)$$

$$(6b) \quad \hat{y}_{t-N-1,t-1}^o = C\hat{x}_{t-N-1,t-1}^o, \quad i = t-N, \dots, t$$

Dla celów estymacji zmiennych stanu model napędu (1) należy przekształcić do postaci (3) oraz wektor stanu rozszerzyć o moment obciążenia.

$$(7a) \quad x^e = \begin{bmatrix} \omega_1^e \\ \omega_2^e \\ m_s^e \\ m_L^e \end{bmatrix}; A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{-1}{T_1} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T_2} & \frac{-1}{T_2} \\ \frac{1}{T_c} & \frac{-1}{T_c} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$(7b) \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{T_1} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Powyższy model został poddany dyskretyzacji z czasem $T_s = 1ms$ i ekstrapolacją zerowego rzędu.

Postać funkcji celu, która minimalizowana jest w każdym kroku estymacji można przedstawić jako:

$$(8a) \quad J = (\Omega_1^N - C \cdot X^N) W (\Omega_1^N - C \cdot X^N)^T + \alpha (X^N - \bar{X}^N) \cdot (X^N - \bar{X}^N)^T$$

$$(8b) \quad x_{i+1}^e = Ax_i^e + Bm_{e,i} + L(\omega_{li} - C \cdot x_i^e)$$

$$(8c) \quad \Omega_1^N = [\omega_1(i-N) \quad \omega_1(i-N+1) \quad \dots \quad \omega_1(i)]^T$$

$$(8d) \quad X^N = [x^e(i-N) \quad x^e(i-N+1) \quad \dots \quad x^e(i)]^T$$

$$(8e) \quad \bar{X}^N = [x^e(i-N-1) \quad x^e(i-N) \quad \dots \quad x^e(i-1)]^T$$

gdzie: Ω_1^N – wektor sygnałów wyjściowych zdefiniowanych na horyzoncie N , X^N – wektor zmiennych stanu zdefiniowany na horyzoncie okna N , \bar{X}^N – wektor predyktowanych z poprzedniego kroku obliczeniowego zmiennych stanu zdefiniowany na horyzoncie okna N , W – macierz wagowa różnicująca wpływ poszczególnych próbek historycznych na wartość funkcji celu.

Wynik badań

Badania przeprowadzono w programie Matlab-Simulink. Obserwator zapisany został jako S-funkcja typu drugiego. Jako procedurę minimalizacji wykorzystano algorytm gradientowy bez ograniczeń. W badaniach przeprowadzono analizę wpływu macierzy wagowej W , oraz zmian parametrów mechanicznych napędu na błąd estymacji. Algorytm badania był następujący: W pierwszej chwili następowała skokowa zmiana prędkości zadanej do wartości 0.2 prędkości znamionowej. Następnie po jej ustaleniu w czasie 0.4s następowało przyłożenie znamionowego momentu obciążenia. Całość symulacji trwała 0.8s. Na wejścia obserwatora wprowadzono zakłócenia o amplitudzie 0.2%.

Do rozważań przyjęto okno czasowe o długości trzech próbek historycznych ($N=3$), natomiast wsp. $\alpha=100$. Wartość wektora wzmocnień obserwatora dobrano z wykorzystaniem algorytmu filtru Kalmana przy kowariancji błędu $Q=\text{diag}(1, 20, 300, 50000)$ co po obliczeniu wzmocnień Kalmana dało wektor postaci $L=[1.055; 17.064; -76.89; -318.28]$. Aby pokazać wpływ wag W wybrano zestaw czterech wartości: $W_1=\text{Diag}(1 \ 1 \ 1 \ 1)$, $W_2=\text{Diag}(0.25 \ 0.5 \ 0.75 \ 1)$, $W_3=\text{Diag}(1 \ 0.75 \ 0.5 \ 0.25)$, $W_4=\text{Diag}(1.45 \ 1.55 \ 1.48 \ 0.0001)$.

Pierwsza macierz zakłada równorzędne oddziaływanie poszczególnych wyjść w oknie na wartość funkcji celu, druga zakłada że wartości historyczne są mniej ważne niż wartości aktualne, trzecia macierz wagowa zakłada, że wartości historyczne są ważniejsze. Ostatnia macierz została dobrana z wykorzystaniem algorytmu przeszukiwania zbioru. Do oceny działania algorytmu wykorzystano wskaźnik postaci:

$$(9) \quad \Delta(x(i)) = \frac{\sum_{k=1}^K (\delta(x(i)))}{K}$$

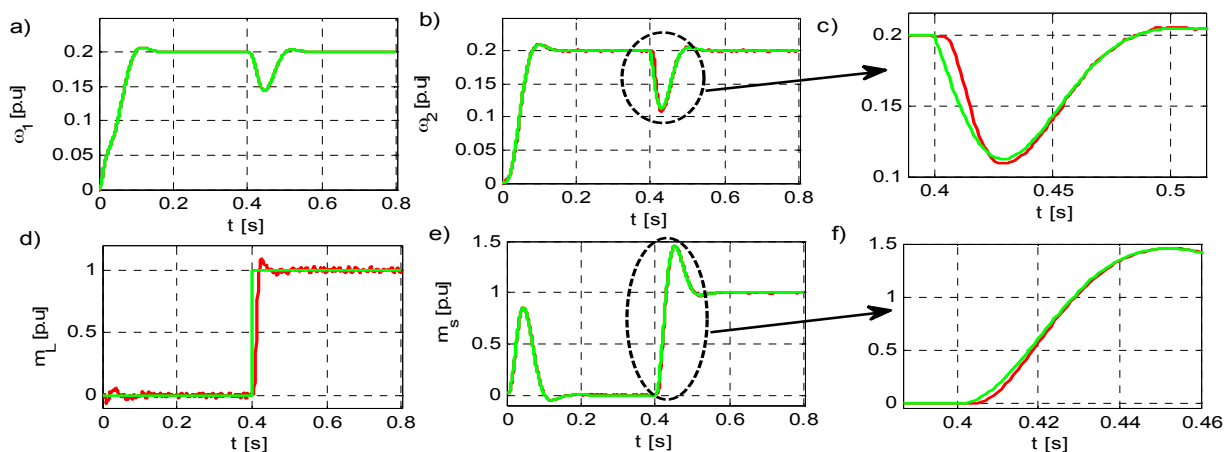
gdzie: K – ilość próbek, $x(i)$ oznacza daną zmienną stanu. δ – moduł błędu estymacji:

$$(10) \quad \delta(x_i) = |x(i) - x^e(i)|$$

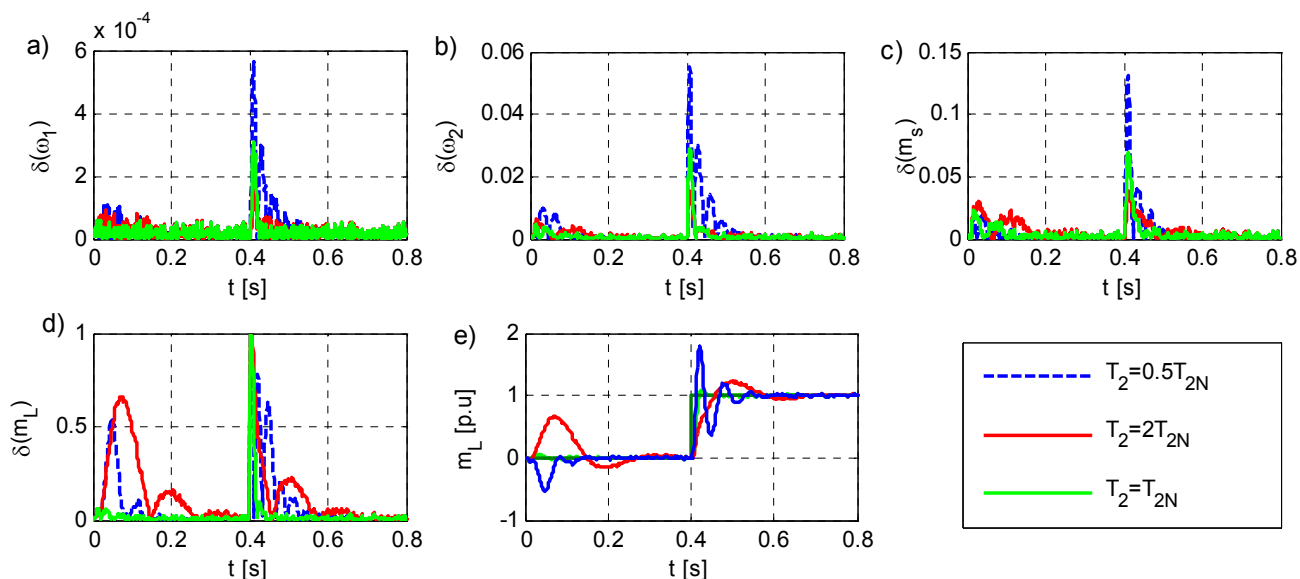
Wyniki zestawiono w Tab. 1. Dla ułatwienia analizy uzyskanych wyników zastosowano różną skalę kolorystyczną, gdzie zielony oznacza najlepszą wartość, natomiast czerwony najslabsza.

Tabela 1. Porównanie błędów estymacji poszczególnych zmiennych stanu dla różnych wartości macierzy wagowej W .

	$\Delta(\omega_1) 10^{-5}$	$\Delta(\omega_2) 10^{-3}$	$\Delta(m_s) 10^{-3}$	$\Delta(m_L) 10^{-3}$
W_1	7.0075	2.5532	15.67	38.626
W_2	7.0146	2.5519	15.67	38.623
W_3	7.0139	2.5436	15.55	38.572
W_4	7.0151	2.5414	15.51	38.556



Rys. 2. Przebiegi rzeczywistych (kolor zielony) i estymowanych zmiennych stanu (czerwony) dla estymatora z ruchomym oknem z wagami W_4 , gdzie a) prędkość silnika napędowego, b),c) prędkość obciążenia, d) moment obciążenia, e),f) moment skrzętny



Rys. 3. Błędy estymacji zmiennych stanu przy różnych wartościach mechanicznej stałej czasowej maszyny roboczej: a) prędkości silnika napędowego, b) prędkości maszyny roboczej, c) momentu skrzętnego, d) momentu obciążenia, e) przebiegi estymowanego momentu obciążenia dla różnych mechanicznych stałych czasowych.

Z uzyskanych wyników widać, że najgorszym rozwiązaniem jest zastosowanie macierzy o stałych wartościach. Natomiast uwypuklenie próbek historycznych prowadzi do zmniejszenia się błędu estymacji. Jest to związane z większym 'wygładzaniem' estymowanego wektora. Natomiast aktualne pomiary są uwzględniane w drugim członie funkcji celu, która ma znacznie większą wagę nad pierwszym składnikiem (8) Na rys. 2. przedstawiono czasowe przebiegi uzyskane przy W_4 . Jak widać estymowane zmienne stanu są doprowadzane bardzo szybko do wartości rzeczywistych. Szum pomiarowy nie jest przenoszony na estymowany wektor stanu.

Kolejno sprawdzono wpływ zmiany wartości mechanicznej stałej czasowej maszyny roboczej na działanie obserwatora z ruchomym oknem. Algorytm badania był identyczny jak w poprzednim przypadku. Błędy estymacji wartości przedstawiono na rys. 3. Jak widać największy wpływ na estymowaną wartość ma niedoszacowanie mechanicznej stałej czasowej maszyny roboczej. Wówczas występują największe błędy estymacji wszystkich zmiennych stanu. W przypadku przeszacowania wartości T_2 w przebiegach zmiennych stanu widoczne jest zmniejszenie się błędu estymacji (poza momentem obciążenia).

Podsumowanie

W artykule przedstawiono badania związane z zastosowaniem obserwatorów z ruchomym oknem do estymacji mechanicznych zmiennych stanu napędu elektrycznego z połączeniem sprężystym. Przeprowadzono analizę wpływu macierzy wagowej W na błąd estymacji zmiennych stanu. Sprawdzono również odporność estymatora na zmianę mechanicznej stałej czasowej maszyny roboczej. Na podstawie przeprowadzonych badań można sformułować następujące wnioski końcowe:

- zastosowanie estymatora MHE umożliwia estymację zmiennych stanu z połączeniem sprężystym;
- badany estymator zapewnia lepszą jakość estymacji niż powszechnie stosowane metody algorytmiczne ze względu na uwzględnienie w procesie wyznaczania estymaty próbek historycznych i ograniczenie zmiennych stanu;
- zastosowanie algorytmu MHE wymaga znacznie większych nakładów obliczeniowych niż klasyczne metody algorytmiczne;
- dokładność estymacji w znacznym stopniu zależy od długości okna jak również od przyjętego wektora wag co komplikuje strojenie estymatora;
- zmiana parametrów obiektu w badanym zakresie nie powoduje utraty stabilności estymatora.

W ramach dalszych prac przeprowadzone zostaną badania związane z wpływem długości okna predykcji na jakość estymacji i złożoność obliczeniową algorytmu. Planowana jest również weryfikacja eksperymentalna badanego estymatora.

Praca finansowana przez Narodowe Centrum Nauki w ramach projektu „Odporna estymacja zmiennych stanu i parametrów napędu z połączeniem sprężystym” UMO-2011/01/B/ST7/03500 (2011-2014)

LITERATURA

- [1] Szabat K., Orłowska-Kowalska T., Vibration Suppression in Two-Mass Drive System using PI Speed Controller and Additional Feedbacks – Comparative Study, *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, 54 (2007) 2, 1193-1206,
- [2] Wróbel K., Struktura sterowania układem trójmasowym z regulatorem stanu, *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej. Studia i Materiały*. 2013, nr 33, s. 367-375.
- [3] Serkies P., Szabat K., "Application of the MPC controller to the Position Control of the Two-Mass Drive System", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol 60 (2013) no. 9, 3679 – 3688

- [4] Vittek J., Ryvkin S., Decomposed sliding mode control of the drive with interior permanent magnet synchronous motor and flexible coupling, *Mathematical Problems in Engineering* 2013.
- [5] Serkies P., Szabat K., Dodds S., Sterowanie napędem dwumasowym bazujące na metodzie FDC z ograniczeniami zmiennych stanu, *Przegląd Elektrotechniczny* 89 (2013), no.12, 60-63
- [6] Hori Y., Sawada H., Chun Y., "Slow resonance ratio control for vibration suppression and disturbance rejection in torsional system", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 46 (1999), 1, 162-168
- [7] Tran Van T., Analiza właściwości dynamicznych obserwatora Luenbergera dla układu napędowego z połączeniem sprężystym, *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej. Studia i Materiały*. 2011, nr 31, s. 366-377.
- [8] Szabat K., Orłowska-Kowalska T., Application of the Kalman filters to the high-performance drive system with elastic coupling, *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, 59 (2012), 11 4226-4235
- [9] Orłowska-Kowalska T., Kaminski M., "Application of the OBD method for optimization of neural state variable estimators of the two-mass drive system", *Neurocomputing*, 72 (2009), 13–15, 3034-3045.
- [10] Kamiński M., Tran-Van T., Szabat K., Optymalizacja struktur neuronowo-rozmytych estymatorów zmiennych stanu układu dwumasowego, *Przegląd Elektrotechniczny* 87 (2013),
- [11] Serkies P., Szabat K., Fuzzy adaptive Kalman filter for the drive system with an elastic coupling, *Archives of Electrical Engineering* 62 (2013) 2, 251-265
- [12] Drózd K. Szabat K., Adaptacyjne sterowanie układu dwumasowego z wykorzystaniem rozmytego filtra Kalmana, *Przegląd Elektrotechniczny* 90 (2014), 6, 40-44.
- [13] Szabat K., Tran-Va T., Kaminski M., A Modified Fuzzy Luenberger Observer For a Two-Mass Drive System, *IEEE Trans. on Industrial Informatics Early Access*
- [14] Thomas Y. A., Linear quadratic optimal estimation and control with receding horizon. *Electron. Lett.*, 11(1975), 19-21,
- [15] Rawlings J. B., Bakshi B. R., Particle filtering and moving horizon estimation. *Computers & Chemical Engineering* 30 (2006), 10, 1529-1541.
- [16] Michalska H., Mayne D. Q., Moving horizon observers and observer-based control., *IEEE Transactions Automatic Control* 40(1995) 6, 995-1006
- [17] Rao C. V., Rawlings J. B., Lee J. H., Constrained linear state estimation—a moving horizon approach. *Automatica* 37 (2001) 10, 1619-1628.
- [18] Farina M., Ferrari-Trecate G., Scattolini R.. Distributed moving horizon estimation for linear constrained systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 55 (2010) 11, 2462-2475.
- [19] Kühl P., Diehl M., Kraus T., Schlöder J. P., Bock H. G., A real-time algorithm for moving horizon state and parameter estimation. *Computers & che. engin.*, 35 (2011) 1, 71-83.
- [20] Küpper A., Wirsching L., Diehl M., Schlöder J. P., Bock H. G., Engell S.. Online identification of adsorption isotherms in SMB processes via efficient moving horizon state and parameter estimation. *Computers & Chem Engin.* 34 (2010) 12, 1969-1983.
- [21] Szabat K., „Struktury sterowania elektrycznych układów napędowych z połączeniem sprężystym”, Wrocław: *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej* 61, 2008.
- [22] Sui D. Johansen T. A. Feng L., Linear moving horizon estimation with pre-estimating observer. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 55 (2010) 10, 2363-2368
- [23] Poloni T., Rohal'-Ilkiv B., Johansen T. A., Parallel numerical optimization for fast adaptive nonlinear moving horizon estimation. *10th IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, 2013 40-47.

Autorzy: dr inż. Piotr Józef Serkies,

E-mail: piotr.serkies@pwr.wroc.pl

dr hab. inż. Krzysztof Szabat, prof. PWR.

E-mail: krzysztof.szabat@pwr.wroc.pl,

Politechnika Wroclawska, Katedra Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych, 50-372 Wrocław, ul. Smoluchowskiego 19