

Porównanie wybranych algorytmów estymacji zmiennych stanu napędu dwumasowego

Streszczenie. W referacie przedstawiono analizę porównawczą wybranych metod estymacji mechanicznych zmiennych stanu napędu elektrycznego z połączeniem elastycznym. We wstępie przedstawiono krótko problematykę sterowania napędami dwumasowymi oraz scharakteryzowano metody estymacji niedostępnych pomiarowo zmiennych stanu. W kolejnym rozdziale przedstawiono model matematyczny obiektu badań oraz strukturę sterowania. Następnie w trzech następnych rozdziałach przedstawiono wybrane do badań algorytmy estymacji: Obserwator Luenbergera, Filtr Kalmana oraz estymator z ruchomym oknem. W kolejnych rozdziałach przedstawiono symulacyjne i eksperymentalne wyniki porównawcze obrazujące jakość estymacji w różnych stanach pracy. Całość pracy podsumowano w ostatnim rozdziale.

Abstract. The paper presents a comparative analysis of selected methods of estimating the mechanical state variables of an electric drive with a flexible joint. In the introduction, the issues of controlling dual mass drives are briefly presented and the methods of estimating the state variables that are not available in measurement are characterized. The next chapter presents the mathematical model of the research object and the control structure. Then, the next three chapters present the estimation algorithm selected for research: Luenberger Observer, Kalman Filter and the estimator with a moving window. The following chapters present simulation and experimental comparative results showing the quality of estimation in various operating states. The work is summarized in the last chapter. (**Comparison of selected state variable estimation algorithms in dual-mass drive**).

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

Problematyka estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem elastycznym rozwinęła się wraz z rozwojem nowoczesnych metod sterowania tą grupą napędów [1]–[10]. Pierwotnie w najprostszych rozwiązaniach wystarczała informacja o prędkości silnika napędowego oraz odpowiednio zmodyfikowane nastawy regulatora *PI* [2]. Jednak właściwości dynamiczne takiego układu regulacji prędkości były bardzo słabe. Kolejnym etapem było dodanie do węzła moment informacji o aktualnej amplitudzie momentu skrętnego [3],[4], taka struktura charakteryzowała się już lepszymi właściwościami dynamicznymi. Kolejnym etapem było dodanie informacji o prędkości obciążenia [2],[5]. W takich układach można już dowolnie kształtować dynamikę napędu. Kolejnym krokiem w układach regulacji prędkości i położenia napędu z połączeniem sprężystym było wprowadzenie zaawansowanych struktur sterowania takich jak sterowanie *FDC* [6], sterowanie ślizgowe [7], rozmyte adaptacyjne [8], czy predykcyjne [9],[10]. Wszystkie te metody aby umożliwić dowolne kształtowanie dynamiki napędu wymagają informacji o niemierzalnych zmiennych stanu. W związku z tym, aby umożliwić ich poprawną pracę podejmowane są kolejne próby udoskonalania metod wyznaczania niemierzalnych zmiennych stanu napędu z połączeniem elastycznym.

Pierwotnie do wyznaczenia amplitudy momentu skrętnego wykorzystywano prosty estymator bazujący bezpośrednio na odwróconym równaniu (1a) [4]. Jednak po odwróceniu tego równania występuje pochodna prędkości, co przy jej pomiarze za pomocą enkoderów inkrementalnych prowadzi do bardzo dużych szumów, które należy filtrować. Co za tym idzie sygnał z takiego estymatora jest dość opóźniony względem rzeczywistego przebiegu momentu skrętnego. Kolejnym podstawowym rozwiązaniem jest zastosowanie obserwatora Luenbergera [2]. Obserwator ten jest bardzo często używany z racji swojej prostoty i łatwości strojenia wynikającej bezpośrednio z teorii serowania [2]. Jednak jego właściwości dynamiczne są dość znacznie ograniczone przez szумы pomiarowe oraz przez dokładność wyznaczenia parametrów obiektu [2]. Istnieją jednak metody pozwalające na ograniczenie tej wrażliwości [20]

Kolejnym rozwiązaniem spotykanym w literaturze jest zastosowanie Filtru Kalmana [11]. Układ ten posiada znacznie lepsze właściwości dynamiczne, jednak cechuje się dużą trudnością w strojeniu z racji braku analitycznych równań pozwalających na wyznaczenie macierzy kowariancji.

Odrębną grupę stanowią układy estymacji bazujące na metodach sztucznej inteligencji [13] – [16]. Wyróżnić tu możemy estymatory neuronowe [13],[14] i neuronowo rozmyte [15],[16]. Zaletą tych rozwiązań jest możliwość aproksymacji dowolnych nieliniowości takich jak tarcie czy luz. Jednak do przygotowania takiego estymatora niezbędna jest wiedza eksperta, który zbierze próbki z obiektu, dobierze strukturę sieci i przeprowadzi jej uczenie i sprawdzenie.

Istnieje również możliwość połączenia zalet obu tych metod i przygotowanie estymatora bazującego na układach liniowych z dodatkowym mechanizmem adaptacji bazującej na układach rozmytych [17],[18]. Właściwości dynamiczne takiego obserwatora zmieniają się wraz z punktem pracy pozwalając na niwelację nieuwzględnionych w liniowym modelu nieliniowości, bądź na adaptacji błędu wyznaczenia mechanicznej stałej czasowej maszyny roboczej [18].

Ostatnią grupą algorytmów wykorzystywanych do estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem elastycznym jest wykorzystanie zaawansowanych algorytmów estymacji takich jak nieliniowy rozszerzony filtr Kalmana [19], również jego rozmyta modyfikację [21], czy algorytmy bazujące na estymatorach z ruchomym oknem [22] (*MHE*). Metody te są zaawansowane obliczeniowo, jednak pozwalają na poprawę właściwości dynamicznych napędu.

W niniejszej pracy porównane zostaną właściwości dynamiczne trzech wybranych obserwatorów. Odpowiednio obserwatora Luenbergera, Filtru Kalmana, oraz obserwatora z ruchomym oknem. Poniższe porównanie pozwoli na ocenę jakie korzyści ma zastosowanie zaawansowanej struktury estymatora z ruchomym oknem na tle klasycznych rozwiązań. Aby to pokazać przeprowadzone zostaną badania symulacyjne, jak również eksperymentalne.

Model matematyczny układu dwumasowego oraz struktura sterowania

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

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

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

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

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 sprzężystego. Wartości znamionowe parametrów układu, które zostały przyjęte do rozważań, wynosiły: $T_1=T_2=203\text{ms}$, $T_c=1,2\text{ms}$. Wartości te są zgodne z parametrami rzeczywistego napędu wykorzystywanego do badań eksperymentalnych.

Na rys. 1. przedstawiono analizowaną strukturę sterowania w postaci regulatora stanu. Wymaga on informacji o niemierzalnych zmiennych stanu układu napędowego. Nastawy regulatora dobrano zgodnie z zależnościami przedstawionymi w [2]:

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

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

gdzie: k_1 – wsp. sprzężenia od momentu skrętnego, k_8 – wsp. sprzężenia od różnicy prędkości silnika napędowego i obciążenia, K_P – wzmacnienie regulatora, K_I – wzmacnienie w torze całkowania, ξ_0 – żądany współczynnik tłumienia ω_0 – żądana pulsacja rezonansowa. W zależności od wybranego wariantu sterowania sprzężenie zwrotne może się odbywać albo przez wybrany estymator (badania w strukturze zamkniętej), albo bezpośrednio z wektora stanu napędu (badania w strukturze otwartej).

Obserwator Luenbergera

Dla liniowego systemu opisanego równaniami stanu obserwator Luenbergera pełnego rzędu ma postać:

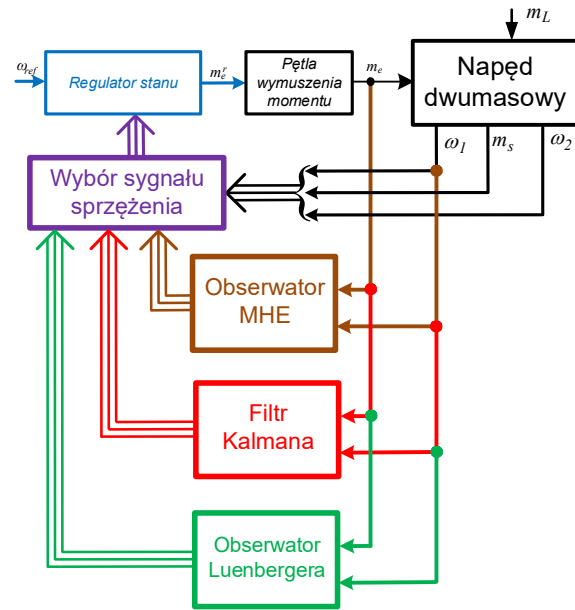
$$(3) \quad \frac{d}{dt} \mathbf{x}^{\text{Le}} = \mathbf{A} \mathbf{x}^{\text{Le}} + \mathbf{B} u + \mathbf{K} (\mathbf{y} - \mathbf{y}^{\text{Le}})$$

$$\mathbf{y}^{\text{Le}} = \mathbf{C} \mathbf{x}^{\text{Le}}$$

gdzie: $u=m_e$, $y=\omega_1$, $\mathbf{x}^{\text{Le}}=[\omega_1, \omega_2, m_s, m_L]$.

Macierz obserwatora można przedstawić w następującej formie:

$$(4) \quad \mathbf{x}^{\text{Le}} = \begin{bmatrix} \omega_1^{\text{Le}} \\ \omega_2^{\text{Le}} \\ m_s^{\text{Le}} \\ m_L^{\text{Le}} \end{bmatrix} \quad \mathbf{A}^{\text{L}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{1}{T_1} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{T_2} & -\frac{1}{T_2} \\ \frac{1}{T_c} & -\frac{1}{T_c} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{B}^{\text{L}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{T_1} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T \quad \mathbf{C}^{\text{L}} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T$$



Rys. 1. Struktura sterowania.

Macierz wzmacnień obserwatora ma postać:

$$(5) \quad \mathbf{K}^{\text{L}} = \begin{bmatrix} \frac{q_1}{T_1} & \frac{q_2}{T_2} & \frac{q_3}{T_c} & q_4 \end{bmatrix}$$

Wykorzystując formułę:

$$(6) \quad p(s) = \det(s\mathbf{I} - (\mathbf{A} - \mathbf{K}\mathbf{C}))$$

równanie charakterystyczne obserwatora można zapisać w postaci równania:

$$(7) \quad p(s) = s^4 + s^3 \frac{q_1}{T_1} + s^2 \left(\frac{1}{T_2 T_c} - \frac{1 - q_2}{T_1 T_c} \right) + s \left(\frac{q_1 + q_3}{T_1 T_2 T_c} \right) - \left(\frac{q_4}{T_1 T_2 T_c} \right)$$

Równanie (7) porównywane jest następnie z wielomianem odniesienia w postaci iloczynu dwóch członów oscylacyjnych:

$$(8) \quad s^4 + s^3 (4ap) + s^2 (2p^2 + 4a^2 p^2) + s (4ap^3) + (p^4)$$

Finalnie porównując równania (7) i (8) otrzymujemy szukane współczynniki obserwatora:

$$(9) \quad \begin{aligned} q_1 &= 4apT_1 \\ q_2 &= \frac{T_1}{T_2} + 1 - T_1 T_c (4a^2 + 2)p^2 \\ q_3 &= 4apT_1 (T_2 T_c p^2 - 1) \\ q_4 &= -4ap^4 T_1 T_2 T_c \end{aligned}$$

Gdzie: a – wsp. tłumienia obserwatora, p – miara szybkości.

Liniowy filtr Kalmana

Algorytm estymacji jest iteracyjny i odbywa się w następujących krokach:

- 1) Obliczenie predyktora:

$$(10a) \quad \mathbf{x}^{\text{K}}(k+1/k) = \mathbf{A}^{\text{F}}(k) \mathbf{x}^{\text{K}}(k/k) + \mathbf{B}^{\text{F}}(k) \mathbf{u}(k)$$
- 2) Estymacja macierzy kowariancji błędu:

$$(10b) \quad \mathbf{P}(k+1/k) = \mathbf{A}^{\text{F}}(k) \mathbf{P}(k/k) \mathbf{A}^{\text{FT}}(k) + \mathbf{Q}^{\text{F}}(k)$$
- 3) Obliczenie wzmacnienia filtru Kalmana:

$$(10c) \quad \mathbf{K}^{\text{K}}(k+1) = \mathbf{P}(k+1/k) \mathbf{C}^{\text{FT}}(k+1)^T \cdot [\mathbf{C}^{\text{F}}(k+1/k) \mathbf{P}(k+1/k) \mathbf{C}^{\text{FT}}(k+1/k) + \mathbf{R}^{\text{F}}(k)]^{-1}$$
- 4) Wyznaczenie estymaty wektora stanu:

$$(10d) \quad \mathbf{x}^{\text{K}}(k+1/k+1) = \mathbf{x}^{\text{K}}(k+1/k) + \mathbf{K}^{\text{K}}(k+1) [\mathbf{y}(k+1) - \mathbf{C}^{\text{F}}(k+1) \mathbf{x}^{\text{K}}(k+1/k)]$$
- 5) Obliczenie macierzy kowariancji błędu estymaty

$$(10e) \mathbf{P}(k+1/k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}^K(k+1)]\mathbf{C}^F(k+1)\mathbf{P}(k+1/k) \\ 6) \text{ Powrót do pierwszego kroku.}$$

Model wykorzystywany w estymatorze przyjmuje postać (4).

Model ten poddany został dyskretyzacji z krokiem $T_s^F=0.5\text{ms}$. Wartości macierzy kowariancji \mathbf{Q}^F i \mathbf{R}^F zostały wyznaczone za pomocą algorytmu hybrydowego.

Proponowana procedura optymalizacji w pierwszej kolejności, aby znaleźć punkt startowy w pobliżu globalnego minimum funkcji, wykorzystywała algorytm genetyczny. W drugim kroku, wartość znaleziona uprzednio, traktowana była jako wartość startowa algorytmu przeszukiwania zbiorów. Procedura optymalizacji w obu krokach wykorzystywała następującą funkcję:

$$(11) \min_{\text{diag}(\mathbf{Q}^F), (\mathbf{R}^F)} \left\{ \left(\sum_{j=1}^n \left(\omega_1^e - \omega_1 \right) \right) \cdot \left(\sum_{j=1}^n \left(\omega_2^e - \omega_2 \right) \right) \right\} \\ \left\{ \left(\sum_{j=1}^n \left(m_s^e - m_s \right) \right) \cdot \left(\sum_{j=1}^n \left(m_L^e - m_L \right) \right) \right\}$$

Użycie wskaźnika iloczynowego zapewniło brak konieczności doboru wag poszczególnych składników. Algorytm genetyczny startował z przypadkowymi wagami i wykonał 20 iteracji po których uzyskano wartość wskaźnika (11) na poziomie $4,44 \cdot 10^{-8}$ znajdując punkt startowy o wartości

[2; 1,2; 1,128; 3,25; 14,78]. W drugim kroku algorytm przeszukiwania zbiorów po wykonaniu 47 iteracji uzyskał wartość funkcji celu na poziomie $2,74 \cdot 10^{-8}$ znajdując końcowe wartości poszukiwanych parametrów filtra.

Estymator z ruchomym oknem

Rozważmy dyskretny system dynamiczny opisany równaniami stanu:

$$(12) \begin{aligned} x_{t+1} &= Ax_t + Bu_t + \zeta_t \\ y_t &= Cx_t + \eta_t \end{aligned}$$

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 $t = \mathbf{N}, \mathbf{N} + 1, \dots$, 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 $\mathbf{I}_t = \text{col}(y_{t-N}, \dots, y_t, u_{t-N}, \dots, u_t)$, gdzie $\mathbf{N} + 1$ jest szerokością okna. Dla każdej chwili czasowej liniowy problem estymatora z ruchomym oknem [23] jest formułowany jako:

$$(13a) J(\hat{x}_{t-N,t}, \bar{x}_{t-N,t}, \mathbf{I}_t) = \|y_{t-N,t} - \hat{y}_{t-N,t}\|^2 \\ + \alpha \|\hat{x}_{t-N,t} - \bar{x}_{t-N,t}\|^2$$

Z uwzględnieniem:

$$(13b) \hat{x}_{t+1,t} = A\hat{x}_{t,t} + Bu_{t,t}, \quad i = t - N, \dots, t - 1$$

$$(13c) \hat{y}_{i,t} = C\hat{x}_{i,t}, \quad i = t - N, \dots, t$$

gdzie:

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

W równaniu (13c) $\hat{x}_{t+1,t}$ 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 filtra Kalmana [23],[24] w równaniu (13b). Po uwzględnieniu powyższego założenia problem wyznaczenia estymaty stanu z wykorzystaniem obserwatora z ruchomym oknem można przedstawić w postaci:

$$(14a) J(\hat{x}_{t-N,t}, \bar{x}_{t-N,t}, \mathbf{I}_t) = \|W(y_{t-N,t} - \hat{y}_{t-N,t})\|^2 \\ + \alpha \|\hat{x}_{t-N,t} - \bar{x}_{t-N,t}\|^2$$

Z uwzględnieniem:

$$(14b) \hat{x}_{i+1,t} = A\hat{x}_{i,t} + Bu_{i,t} + L(y_{i,t} - \hat{y}_{i,t}), \\ i = t - N, \dots, t - 1$$

$$(14c) \hat{y}_{i,t} = C\hat{x}_{i,t}, \quad i = t - N, \dots, t$$

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 (14), można oznaczyć przez $\hat{x}_{t-N,t}^o$. Na tej podstawie predyktowany stan z równania (3b) można zapisać jako:

$$(15a) \bar{x}_{t-N,t} = A\hat{x}_{t-N,t-1}^o + Bu_{t-N-1} + \\ L(y_{t-N-1} - \hat{y}_{t-N-1,t-1}^o)$$

$$(15b) \hat{y}_{t-N-1,t-1}^o = C\hat{x}_{t-N-1,t-1}^o, \quad i = t - N, \dots, t$$

Dla celów estymacji zmiennych stanu model napędu (1) należy przekształcić do postaci (3) oraz wektor stanu rozszerzyć o moment obciążenia do postaci [2].

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

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

$$(16a) J = (\Omega_1^N - C \cdot X^N) \mathbf{W} (\Omega_1^N - C \cdot X^N)^T \\ + \alpha (X^N - \bar{X}^N) \cdot (X^N - \bar{X}^N)^T$$

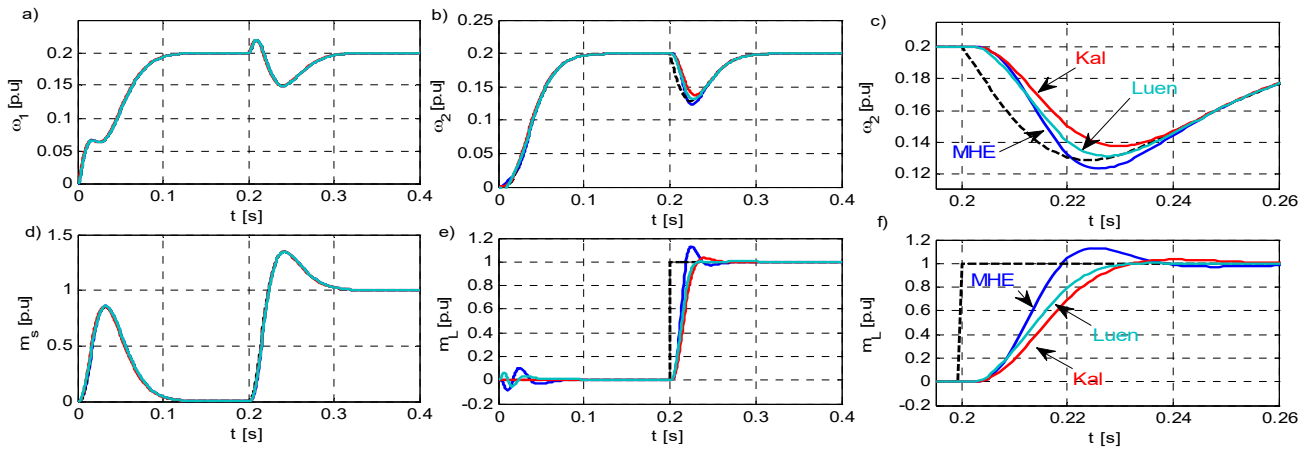
$$(16b) x_{i+1}^e = Ax_i^e + Bm_{e_i} + L(\omega_{li} - C \cdot x_i^e)$$

$$(16c) \Omega_1^N = [\omega_1(i-N) \quad \omega_1(i-N+1) \quad \dots \quad \omega_1(i)]^T$$

$$(16d) X^N = [x^e(i-N) \quad x^e(i-N+1) \quad \dots \quad x^e(i)]^T$$

$$(16e) \bar{X}^N = [x^e(i-N-1) \quad x^e(i-N) \quad \dots \quad x^e(i-1)]^T$$

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 , \mathbf{W} – macierz wagowa różnicująca wpływ poszczególnych próbek historycznych na wartość funkcji celu. Do badań przyjęto $N=3$; $\alpha=800$; $W = \text{diag}([1,447; 1,549; 1,483; 0,0001])$, $K = [1,054 \quad 17,063 \quad -76,893 \quad -318,279]$.



Rys. 2. Przebiegi mierzonych i estymowanych zmiennych stanu w strukturze otwartej: a) prędkość silnika napędowego, b), c) prędkość obciążenia, d) moment skrętny, e), f) moment obciążenia.

Badania symulacyjne

Badania przeprowadzono w programie Matlab-Simulink. Obserwatory zostały zamodelowane jako S-funkcja typu drugiego bądź zbudowane z bloków simulinka. Algorytm badań zakładał rozruch napędu do prędkości równej 0.25 prędkości znamionowej a następnie załączenie momentu obciążenia. Do oceny działania estymatorów wykorzystano wskaźniki postaci:

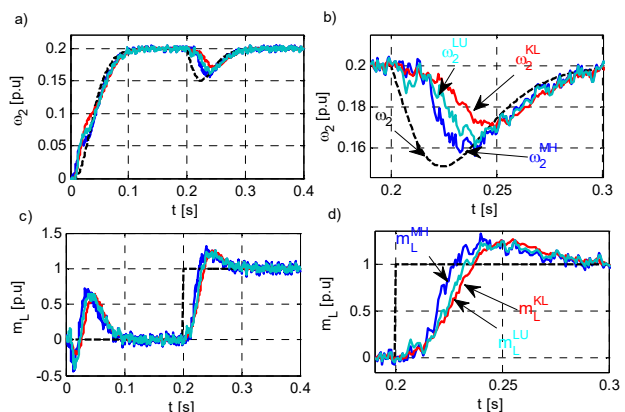
$$(17) \quad \Delta(x(i)) = \frac{\sum_{k=1}^K (x(i) - x^e(i))}{K}$$

gdzie: K – ilość próbek, $x(i)$ oznacza daną zmienną stanu, x^e – estymowana zmienna stanu. Regulator nastrojony został dla pulsacji rezonansowej $\omega_0=90\text{rad/s}$, przy jednostkowym współczynniku tłumienia. Obserwator Luenbergera nastrojony został przy uwzględnieniu trzykrotnie większej prędkości od układu sterowania ($p=3$).

W pierwszej kolejności przebadano działanie układu dla znamionowych parametrów napędu przy braku zakłóceń pomiarowych. Uzyskane wyniki przedstawiono na rys. 2. Jak widać wszystkie rozpatrywane algorytmy estymują zmienną stanu poprawnie. Estymator z ruchomym oknem charakteryzuje się największym przelotem przy estymacji momentu obciążenia, jednak cechuje się również największą dynamiką estymacji momentu obciążenia.

Kolejno przebadano działanie rozpatrywanych struktur w różnych warunkach pracy. Do rozważań przyjęto: znamionowe parametry układu bez dodatkowych szumów na wejściu estymatora, wprowadzenie szumu o amplitudzie wynikającej z rozdzielczości przetworników A/C (przyjęto rozdzielczość 12bitów), wariant trzeci w którym występował szum pomiarowy oraz o 50% zwiększona stała mechaniczna maszyny roboczej i o 25% zwiększona stała sprężystości. Wartości wskaźników jakości estymacji zebrano w Tab. 1. Natomiast na rys. 3. przedstawiono przebiegi estymowanej prędkości obciążenia oraz momentu obciążenia dla trzeciego przypadku.

Aby ułatwić analizę uzyskanych wyników w tabeli zastosowano skalę kolorystyczną w której kolor zielony oznacza najmniejszy błąd, a kolor czerwony największy. W przypadku znamionowych parametrów Obserwator Luenbergera z racji analitycznego nastrojenia pozwala na uzyskanie najmniejszych uchybów estymacji. Jednak w przypadku pojawienia się szumów pomiarowych estymator ten traci swoje właściwości. W przypadku pojawienia się szumu najlepsze właściwości posiada Filtr Kalmana.



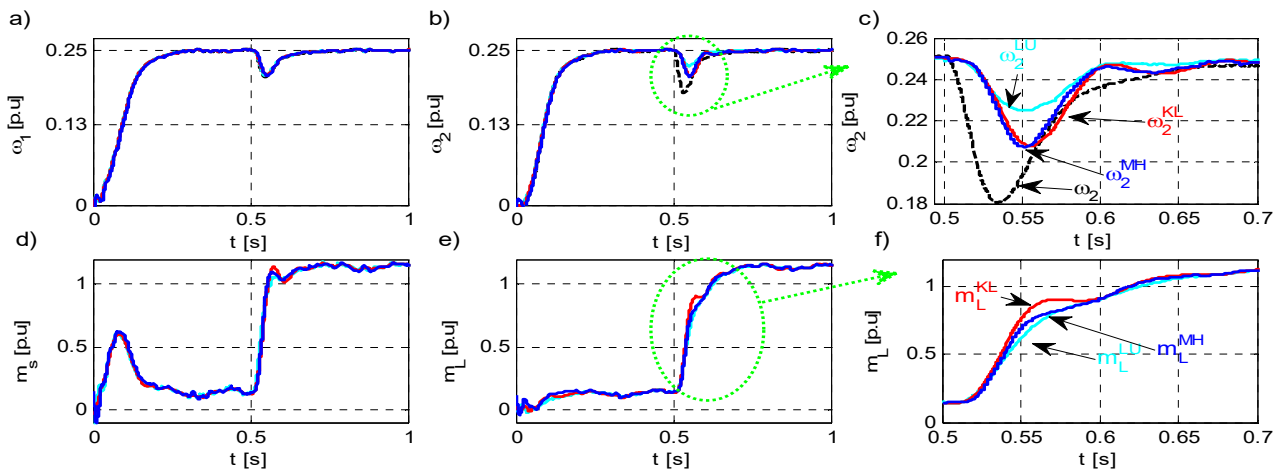
Rys. 3. Przebiegi prędkości (a,b) i momentu (c,d) obciążenia dla wariantu trzeciego.

W ostatnim przypadku kolejne zmienną stanu są estymowane z różną jakością. Jak widać na rys. 3. w przebiegu momentu obciążenia pojawia się błąd w stanach dynamicznych (rys. 3. c). Jego wartość w zasadzie jest identyczna dla wszystkich estymatorów. Natomiast na rys. 3.b widać wyraźnie najmniejszy błąd estymacji w przypadku załączenia momentu obciążenia.

Tab. 1. Wartości wskaźników jakości estymacji.

Uchyb [-]					Estymator	Uwagi
ω_1 10^{-5}	ω_2 10^{-3}	m_s 10^{-3}	m_l 10^{-3}	Σ_e 10^{-3}		
1,26	1,29	4,71	42,84	48,86	Luen	Znamionowe, bez szumu
67,7	1,99	5,78	43,59	52,04	Kal	
1,10	1,60	5,06	43,27	49,95	MHE	
11,7	3,00	11,8	65,99	80,96	Luen	Znamionowe z szumem
72,0	2,70	10,27	55,40	69,10	Kal	
13,0	3,32	12,56	76,21	92,24	MHE	
12,6	6,96	16,05	157,7	180,9	Luen	$T_2=1.5T_{2N}$ $T_c=1.25T_{cN}$ szum
95,2	7,58	14,93	148,1	171,6	Kal	
13,4	6,32	14,95	159,2	180,7	MHE	

Kolejno sprawdzono jak rozpatrywane estymatory wpływają na jakość regulacji układu sterowania (estymator wpięty w pętlę sprzężenia zwrotnego). Jako wskaźnik jakości regulacji wykorzystano kryterium $ITAE$. Uzyskane wyniki zestawiono w tab. 2.



Rys. 4. Przebiegi mierzonych i estymowanych zmiennych stanu w strukturze otwartej uzyskane na stanowisku badawczym: a) prędkość silnika napędowego, b),c) prędkość obciążenia, d) moment skrętny, e),f) moment obciążenia.

Tab. 2. Wpływ estymatorów na jakość układu regulacji.

Sprzężenie	Bezpoś.	Luen	Kal	MHE
ITAE	1,263	1,321	1,365	1,305

Jak widać w przypadku układów w których estymowana wartość jest wykorzystana jako sprzężenie zwrotne najmniejszy wpływ na jakość sterowania ma estymator z ruchomym oknem pogorszenie o około 3.3%. Największe opóźnienie wnosi natomiast filtr Kalmana (pogorszenie o 8%).

Badania eksperymentalne

Badania eksperymentalne przeprowadzone zostały na stanowisku zbudowanym z silnikami prądu stałego o mocy 0.5kW, które połączone były ze sobą długim wałem. Silnik napędowy zasilany był z przekształtnika pracującego w konfiguracji mostka H. Mostek sterowany był przez sprzętowy modulator szerokości impulsów o częstotliwości nośnej 13kHz. Prędkość silnika napędowego mierzona była przez enkoder inkrementalny KUBLERA o rozdzielczości 30000 impulsów na obrót. Prąd mierzony był przez przetworniki hallotronowe firmy LEM.

Algorytm sterowania oraz rozpatrywane estymatory zaimplementowany został na karcie szybkiego prototypowania DS1103. Struktura obliczana była z krokiem 1 ms. Z tym samym krokiem obliczane były: obserwator Luenbergera i filtr Kalmana. Estymator MHE obliczany był z krokiem 2 ms.

Badanie polegało na rozruchu napędu do prędkości 0.25 a następnie w chwili $t=0.5$ s następowało załączenie znamionowego momentu obciążenia. Uzyskane przebiegi przedstawiono na rys. 4. Jak widać wszystkie układy prawidłowo estymują wartości zmiennych stanu.

W Tab. 3. Zestawiono średnie błędy estymacji prędkości silnika napędowego i maszyny roboczej.

Tab. 3. Wartości wskaźników jakości estymacji w badaniach eksperymentalnych.

Uchyb [-]		Estymator
$\omega_1 \cdot 10^{-4}$	$\omega_2 \cdot 10^{-3}$	
5,078	4,1	Luenberger
5,703	3,4	Kalman
11,0	3,3	MHE

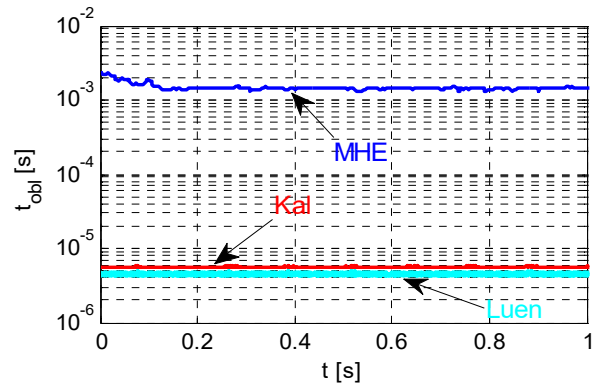
Porównując uzyskane wyniki z wynikami w Tab. 1. dla przypadku z szumami można zauważyć, że jakość estymacji prędkości obciążenia uzyskana przez estymator z ruchomym oknem jest praktycznie taka sama, natomiast

pozostałe dwa układy pogorszyły swoją jakość estymacji. W przypadku estymacji prędkości silnika napędowego wszystkie estymatory pogorszyły jakość estymacji. Ponieważ estymator z ruchomym oknem jest zaawansowany obliczeniowo na rys. 5. przedstawiono czasy obliczeń algorytmów estymacji.

Średnie czasy obliczeń rozpatrywanych zestawiono w Tab. 4. Jak widać złożoność obserwatora z ruchomym oknem jest o trzy rzędy większa od pozostałych rozpatrywanych estymatorów.

Tab. 4. Średnie czasy obliczeń rozpatrywanych estymatorów

Estymator	Luen	Kal	MHE
t_{obl}^{sr}	$4,44 \cdot 10^{-6}$	$5,58 \cdot 10^{-6}$	$1,41 \cdot 10^{-3}$



Rys. 5. Czasy obliczeń badanych estymatorów na karcie DS1103

Podsumowanie

W pracy przedstawiono analizę porównawczą wybranych metod estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem elastycznym. Z przeprowadzonych rozważań można sformułować następujące wnioski:

- Każdy z estymatorów omawianych w niniejszej pracy umożliwia estymację wektora stanu układu dwumasowego.
- Na podstawie badań symulacyjnych można stwierdzić, że najmniejsze błędy estymacji uzyskać można wykorzystując filtr Kalmana oraz estymator z ruchomym oknem. W przypadku obserwatora Luenbergera zwiększanie jego miary szybkości powoduje znaczne wzmacnianie szumów pomiarowych w stanach statycznych, natomiast w przypadku niskiej wartości miary

szybkości jego dokładność w stanach dynamicznych jest niewystarczająca.

- Na podstawie przeprowadzonych badań poszczególnych estymatorów w strukturze zamkniętej należy stwierdzić że każdy z nich działał prawidłowo. Najmniejsze błędy estymacji zmiennych stanu zapewnia estymator MHE.
- Do działania najnowszych struktur regulacji, współpracujących z estymatorami bazującymi na skomplikowanych operacjach matematycznych jakim jest estymator z ruchomym oknem, potrzebne są zaawansowane jednostki mikroprocesorowe, które umożliwiają wykonywanie wielu obliczeń w obrębie jednego kroku próbkowania. Ich zastosowanie natomiast umożliwi uzyskanie wysokich wyników estymacji a co za tym idzie regulacji wybranych struktur.

Autorzy: dr. hab. inż. Piotr Serkies, prof. uczelni

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

prof. dr hab. inż. Krzysztof Szabat

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

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

LITERATURA

- [1] Zhang G., Furusho J., "Speed control of two-inertia system by PI/PID control," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 47, no. 3, pp. 603-609, 2000.
- [2] SZABAT K., Struktury sterowania elektrycznych układów napędowych z połączeniem sprężystym. Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej nr 61, Wrocław 2008.
- [3] Buja G.S., Menis R., Valla M.I., "Disturbance Torque Estimation In A Sensorless Dc Drive," *IEEE Transaction On Industrial Electronic*, vol. 42, no. 4, pp. 351-357, 1995.
- [4] Sugiura K., Hori Y., "Vibration Suppression In 2- And 3-Mass System Based On The Feedback Of Imperfect Derivative Of The Estimated Torsional Torque," *IEEE Transaction On Industrial Electronics*, vol. 43, no. 2, pp. 56-64, 1996.
- [5] Pacas J., John A., Eutebach T., "Automatic identification and damping of torsional vibrations in high-dynamic-drives," in *IEEE Internat. Symp. on Industrial Electronics ISIE*, Pueblo, 2000.
- [6] 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
- [7] 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.
- [8] Knychas S. Szabat K., Adaptacyjny układ sterowania z rekurencyjnymi regulatorami rozmytymi dla układu napędowego o zmiennych parametrach, *Przegląd Elektrotechniczny* 89 (2013), 6, 155-158
- [9] 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
- [10] C.Wang, M. Yang, W. Zheng, J. Long, D.Xu, "Vibration Suppression with Shaft Torque Limitation Using Explicit MPC-PI Switching Control in elastic drive systems" *Trans. on Industrial Electronics* Vol. pp., No., pp Early Access
- [11] 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.
- [12] Caux S., Carriere S., Fadel M., Sareni B., Motion Control of Elastic Joint Based on Kalman Optimization with Evolutionary Algorithm, *IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 2009. IAS 2009.
- [13] 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
- [14] Kaminski M., Orłowska-Kowalska T., FPGA realization of the neural speed estimator for the drive system with elastic coupling, *35th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics*, 2009. IECON '09.
- [15] Kamiński M., Tran-Van T., Szabat K., Optymalizacja struktur neuronowo-rozmytych estymatorów zmiennych stanu układu dwumasowego, *Przegląd Elektrotechniczny* 87 (2013),
- [16] Kamiński M., Tran-Van T., Szabat K., Rozmyte estymatory mechanicznych zmiennych stanu układu napędowego z połączeniem sprężystym, *Prace Naukowe Instytutu Maszyn, Napędów i Pomiarów Elektrycznych Politechniki Wrocławskiej. Studia i Materiały*. 2011, nr 31, s. 211-221.
- [17] 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
- [18] 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
- [19] 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
- [20] Zawiaślak R., Weryfikacja wrażliwości obserwatora zredukowanego z kompensacją nieliniowości na niedokładną identyfikację parametrów silnika bezszczotkowego, *Przegląd Elektrotechniczny*, 2020, R. 96, nr 7, s. 97–102
- [21] Drózd K. Zastosowanie zmodyfikowanego rozmytego filtra Kalmana w sterowaniu adaptacyjnym układu dwumasowego. *Poznan University of Technology Academic Journals. Electrical Engineering*. 2015, nr 84, s. 63-70.
- [22] Serkies P., Szabat K., Zastosowanie obserwatorów z ruchomym oknem MHE do estymacji zmiennych stanu napędu z połączeniem sprężystym, *Przegląd Elektrotechniczny*. 2015, R. 91, nr 2, s. 175-178.
- [23] Rao C. V., Rawlings J. B., Lee J. H., Constrained linear state estimation—a moving horizon approach. *Automatica* 37 (2001) 10, 1619-1628.
- [24] 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