

STEROWANIE NIECAŁKOWITEGO RZĘDU PARĄ ANTAGONISTYCZNYCH MIĘŚNI PNEUMATYCZNYCH

STEFAN DOMEK, KRZYSZTOF JAROSZEWSKI, ARTUR KOBYŁKIEWICZ

*Katedra Automatyki Przemysłowej i Robotyki,
Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny w Szczecinie
e-mail: stefan.domek@zut.edu.pl, krzysztof.jaroszewski@zut.edu.pl, artur.kobylkiewicz@zut.edu.pl*

Streszczenie. Znana od drugiej połowy XX w. dyskretna różnica niecałkowitego rzędu Grünwalda-Letnikova pozwala o wiele dokładniej opisywać różne zjawiska i procesy. Może również posłużyć do opracowania nowych, efektywnych algorytmów sterowania takimi procesami. W artykule dokonano syntezy nowego, wielowymiarowego algorytmu predykcyjnego sterowania niecałkowitego rzędu w przestrzeni stanu oraz pokazano wyniki przykładowych badań symulacyjnych proponowanego algorytmu w układzie sterowania parą antagonistycznych mięśni pneumatycznych manipulatora o jednym stopniu swobody.

1. WSTĘP

Efektywność układów regulacji procesów nieliniowych zależy w dużym stopniu od jakości modelu wykorzystanego do syntezy lub strojenia regulatora. Niestety w praktyce przemysłowej zarówno wybór adekwatnego modelu nieliniowego, jak i jego parametryzacja są bardzo trudne. Dlatego ciągle poszukuje się modeli procesów nieliniowych o stosunkowo prostej strukturze, które jednak umożliwią syntezę regulatora zapewniającego wystarczająco dobrą jakość sterowania [2].

Jedną z bardziej efektywnych metod opisu rzeczywistych właściwości wielu procesów przemysłowych, w tym o parametrach rozłożonych, wydaje się być opis za pomocą pochodnej niecałkowitego (ułamkowego) rzędu. Wiele przykładów możliwych zastosowań takiego opisu można znaleźć w literaturze [1, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11]. Na przykład modelowanie makroskopowych właściwości różnych polimerów i gumy oraz materiałów o skomplikowanej strukturze mikroskopowej, częstotliwościowych właściwości izolatorów gumowych, zjawisk relaksacji dielektryków organicznych takich jak polimery semikrystaliczne, ruchu ciał w obecności dużych sił tarcia, przebiegu procesów elektrochemicznych oraz wymiany informacji w sieciach rozległych. Model dynamiczny niecałkowitego rzędu z powodzeniem zastosowano do opisanego wybranych procesów elektrodynamicznych i elektrotermicznych. Podobnie dobre efekty uzyskano przy modelowaniu za pomocą układów ułamkowego rzędu pary antagonistycznych mięśni pneumatycznych w manipulatorze 1-DOF.

W artykule zaproponowano wykorzystanie modelu niecałkowitego rzędu w przestrzeni stanu do syntezy nowego algorytmu sterowania predykcyjnego. Następnie, na drodze badań symulacyjnych, przetestowano przydatność proponowanego algorytmu do sterowania parą antagonistycznych mięśni pneumatycznych w manipulatorze o jednym stopniu swobody. Do badań wykorzystano modele transmitancyjne mięśni wyznaczone w pracy [4].

2. MODELE DYNAMICZNE NIECAŁKOWITEGO RZĘDU

Ogólnie znany dyskretny nieliniowy model procesu całkowego rzędu w przestrzeni stanu ma postać:

$$x(t+1) = f(x(t), u(t)) \quad (1)$$

$$y(t) = g(x(t)) \quad (2)$$

gdzie $x(t) \in \mathcal{R}^{n \times 1}$, $u(t) \in \mathcal{R}^{m \times 1}$, $y(t) \in \mathcal{R}^{p \times 1}$ oznaczają odpowiednio wektory stanu, wejścia i wyjścia w dyskretnych chwilach czasu $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$. Wzór (1) można zapisać używając tzw. wstecznej różnicy dyskretnego I rzędu stanu $x(t)$:

$$\Delta^1 x(t) = x(t) - x(t-1) \quad (3)$$

jako

$$\Delta^1 x(t+1) = f_d(x(t), u(t)) \quad (4)$$

gdzie

$$f_d(x(t), u(t)) = f(x(t), u(t)) - x(t) \quad (5)$$

Przyjmując teraz definicję wstecznej różnicy dyskretnego niecałkowego, rzeczywistego rzędu α wektora stanu $x(t)$, bazującą na definicji Grünwalda-Letnikova [10]:

$$\Delta^\alpha x(t) = \sum_{i=0}^t (-1)^i \binom{\alpha}{i} x(t-i), \quad n-1 < \alpha \leq n \in \{1, 2, 3, \dots\} \quad (6)$$

$$\binom{\alpha}{i} = \begin{cases} 1 & \text{dla } i = 0 \\ \frac{\alpha(\alpha-1)\dots(\alpha-i+1)}{i!} & \text{dla } i = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (7)$$

i dodatkowo dopuszczając różne rzędy różnic wstecznych dla poszczególnych zmiennych stanu wektora stanu $x(t)$, definicję (6) można zapisać w uogólnionej postaci:

$$\Delta^Y x(t+1) = [\Delta^{\alpha_1} x_1(t+1) \quad \dots \quad \Delta^{\alpha_n} x_n(t+1)]^T \quad (8)$$

Wtedy, definiując analogicznie do równania (4) uogólniony model nieliniowego procesu niecałkowego rzędu w przestrzeni stanu:

$$\Delta^Y x(t+1) = f_d(x(t), u(t)) \quad (9)$$

na podstawie równań (6), (7) i (9) otrzymuje się:

$$x(t+1) = f_d(x(t), u(t)) - \sum_{i=1}^{t+1} (-1)^i Y_i x(t+1-i) \quad (10)$$

$$Y_i = \text{diag} \left[\binom{\alpha_1}{i} \quad \dots \quad \binom{\alpha_n}{i} \right] \quad (11)$$

Należy zauważyć, że model (10) w szczególnym przypadku może opisywać właściwości liniowego procesu niecałkowego rzędu. Analogicznie do modelu całkowego rzędu (1) – (5), dla którego ogólnie znana wersja liniowa ma postać:

$$x(t+1) = \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}u(t) \quad (12)$$

$$y(t) = \mathbf{C}x(t) \quad (13)$$

z równaniem stanu (12) zapisanym inaczej jako:

$$\Delta^1 x(t+1) = \mathbf{A}_d x(t) + \mathbf{B}u(t) \quad (14)$$

gdzie

$$\mathbf{A}_d = \mathbf{A} - \mathbf{I}_n \quad (15)$$

($\mathbf{I}_n \in \mathcal{R}^{n \times n}$ – macierz jednostkowa), można biorąc pod uwagę zależności (4), (9) i (14) zapisać uogólniony model liniowego procesu niecałkowitego rzędu w przestrzeni stanu w postaci:

$$\Delta^Y x(t+1) = \mathbf{A}_d x(t) + \mathbf{B}u(t) \quad (16)$$

czyli inaczej

$$x(t+1) = \mathbf{A}_d x(t) + \mathbf{B}u(t) - \sum_{i=1}^{t+1} (-1)^i \mathbf{Y}_i x(t+1-i) \quad (17)$$

Dodać też należy, że ze względów praktycznych w realizacjach numerycznych najczęściej stosuje się sumowanie ograniczone do skończonej liczby składników, równej L [10]. W takim przypadku wzór (6) na wsteczną różnicę niecałkowitego rzędu α przyjmuje postać:

$$\Delta^\alpha x(t) = \sum_{i=0}^L (-1)^i \binom{\alpha}{i} x(t-i) \quad (18)$$

3. SYNTEZA REGULATORA PREDYKCYJNEGO NIECAŁKOWITEGO RZĘDU

Regulacja predykcyjna jest jedną z bardziej efektywnych i częściej stosowanych w przemyśle, zwłaszcza w przypadku procesów wielowymiarowych i nieliniowych, metod regulacji wykorzystujących bezpośrednio model procesu [2]. Polega ona w ogólności na wyznaczaniu w każdej chwili czasu t przyszłych wartości sterowań $u(t+j|t)$ w horyzoncie sterowania od $j=0$ do $j=N_u-1$, tak aby zminimalizować różnice między wartościami referencyjnymi $y^r(t+j|t)$ i wartościami przewidywanymi $y(t+j|t)$ w horyzoncie predykcji od $j=N_1$ do $j=N_2$. Efekt niedopasowania modelu do procesu i wpływ niemierzalnych zakłóceń minimalizuje się przez podawanie na wejściu rzeczywistego obiektu tylko pierwszej wartości sterowania $u(t|t)$ i powtarzanie w każdym kroku całej procedury – tzw. zasada ruchomego horyzontu [2, 3]. Dla celów wyznaczenia sterowania $u(t)$ przyjmuje się kwadratowy wskaźnik jakości w skończonym horyzoncie w ogólnej postaci macierzowej:

$$J(t) = [Y(t)_\rightarrow - Y^r(t)_\rightarrow]^T \mathbf{M} [Y(t)_\rightarrow - Y^r(t)_\rightarrow] + [\Delta \hat{U}(t)_\rightarrow]^T \mathbf{L} [\Delta \hat{U}(t)_\rightarrow] \quad (19)$$

gdzie

$$Y^r(t)_\rightarrow = \begin{bmatrix} y^r(t+N_1|t) \\ y^r(t+N_1+1|t) \\ \vdots \\ y^r(t+N_2|t) \end{bmatrix} \quad (20)$$

oznacza wektor trajektorii referencyjnej, który startuje zawsze od aktualnej wartości sygnału wyjściowego obiektu i ma kształt wygładzonego sygnału wartości zadanej,

$$Y(t)_{\rightarrow} = \begin{bmatrix} y(t + N_1|t) \\ y(t + N_1 + 1|t) \\ \vdots \\ y(t + N_2|t) \end{bmatrix} \quad (21)$$

oznacza wektor predykcji wyjścia, natomiast wektor przyrostów sterowań odniesionych do składowej ustalonej na chwilę $t - 1$ przyjmuje postać:

$$\Delta_0 U(t)_{\rightarrow} = [\Delta_0 u(t|t) \quad \Delta_0 u(t + 1|t) \quad \cdots \quad \Delta_0 u(t + N_u - 1|t)]^T \quad (22)$$

$$\Delta_0 u(t + j|t) = u(t + j|t) - u(t - 1), \quad 0 \leq j \leq N_u - 1 \quad (23)$$

z dodatkowym założeniem:

$$\Delta u_0(t + j|t) = 0 \quad \text{dla} \quad N_u \leq j \leq N_2 - 1 \quad (24)$$

Macierze wagowe w kryterium (19) w praktyce najczęściej przyjmuje się jako:

$$\mathbf{M} = \mathbf{I}_{p \cdot (N_2 - N_1 + 1)}, \quad \mathbf{L} = \lambda \cdot \mathbf{I}_{m \cdot N_u} \quad (25)$$

W celu wyznaczenia optymalnego sterowania należy wyznaczyć zależność wektora predykcji wyjścia procesu (17) od wektora przyszłych sterowań (22). Dla procesu opisanego modelem (16) można napisać rozwiązanie [10]:

$$x(t) = \Phi^Y(t)x(0) + \sum_{i=0}^{t-1} \Phi^Y(i)\mathbf{B}u(t - i - 1), \quad t = 1, 2, \dots \quad (26)$$

gdzie macierz $\Phi^Y(t)$ jest określona zależnością rekurencyjną

$$\Phi^Y(t + 1) = (\mathbf{A}_d + \mathbf{Y}_1)\Phi^Y(t) - \sum_{i=2}^{t+1} (-1)^i \mathbf{Y}_i \Phi^Y(t - i + 1), \quad i = 2, 3, \dots \quad (27)$$

przy czym

$$\Phi^Y(1) = (\mathbf{A}_d + \mathbf{Y}_1), \quad \Phi^Y(0) = \mathbf{I}_n \quad (28)$$

Stąd, uwzględniając zależności (13) i (26) oraz zakładając dla uproszczenia $\mathbf{D} = 0$, można w chwili t wyznaczyć predykcję sygnału wyjściowego na chwilę $t + j$ w postaci:

$$y(t + j|t) = \mathbf{C}[\Phi^Y(j)x(t) + \sum_{i=0}^{j-1} \Phi^Y(j - i - 1)\mathbf{B}u(t + i)] \quad (29)$$

Na tej podstawie predykcja składowej swobodnej odpowiedzi procesu wynosi:

$$y^0(t + j|t) = \mathbf{C}[\Phi^Y(j)x(t) + \sum_{i=0}^{j-1} \Phi^Y(i)\mathbf{B}u(t - i)] \quad (30)$$

a składowa wymuszona

$$y^c(t + j|t) = \mathbf{C}[\sum_{i=0}^{j-1} \Phi^Y(j - i - 1)\mathbf{B}\sum_{l=0}^i \Delta u(t + l)] \quad (31)$$

Zapisując przyszłe wartości składowej swobodnej (30) w horyzoncie predykcji w postaci wektora:

$$Y^0(t)_{\rightarrow} = \begin{bmatrix} y^0(t + N_1|t) \\ y^0(t + N_1 + 1|t) \\ \vdots \\ y^0(t + N_2|t) \end{bmatrix} = \underline{\mathbf{C}} \left(\begin{bmatrix} \Phi^Y(N_1) \\ \vdots \\ \Phi^Y(N_2) \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{N_1-1} \Phi^Y(i) \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_2-1} \Phi^Y(i) \end{bmatrix} \mathbf{B}u(t-1) \right) \quad (32)$$

można na podstawie równań (29) i (31) napisać wektor predykcji wyjścia (21) w postaci:

$$Y(t)_{\rightarrow} = \mathbf{E} \Delta_0 U(t)_{\rightarrow} + Y^0(t)_{\rightarrow} \quad (33)$$

gdzie tzw. macierz dynamiki procesu $\mathbf{E} \in \mathcal{R}^{n \cdot (N_2 - N_1 + 1) \times n \cdot N_u}$ dana jest wyrażeniem [3]:

$$\mathbf{E} = \underline{\mathbf{C}} \cdot \begin{bmatrix} \sum_{i=0}^{N_1-1} \Phi^Y(i) & \dots & \dots & \dots & \mathbf{0}_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \dots & \mathbf{A}_d + \mathbf{Y}_1 & \mathbf{I}_n & \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_u-1} \Phi^Y(i) & \dots & \dots & \mathbf{A}_d + \mathbf{Y}_1 & \mathbf{I}_n \\ \sum_{i=0}^{N_u} \Phi^Y(i) & \dots & \dots & \dots & \mathbf{A}_d + \mathbf{Y}_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_2-1} \Phi^Y(i) & \dots & \dots & \dots & \sum_{i=0}^{N_2 - N_u} \Phi^Y(i) \end{bmatrix} \cdot \underline{\mathbf{B}} \quad (34)$$

natomiast macierze blokowe $\underline{\mathbf{B}} \in \mathcal{R}^{n \cdot N_u \times m \cdot N_u}$ oraz $\underline{\mathbf{C}} \in \mathcal{R}^{p \cdot (N_2 - N_1 + 1) \times n \cdot (N_2 - N_1 + 1)}$ odpowiednio:

$$\underline{\mathbf{B}} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{B} \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\underline{\mathbf{C}} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{C} \end{bmatrix}$$

Stąd na podstawie (19) i (33) optymalne sterowanie można wyznaczyć w postaci:

$$\Delta U_{opt}(t)_{\rightarrow} = (\mathbf{E}^T \mathbf{M} \mathbf{E} + \mathbf{L})^{-1} \mathbf{E}^T \mathbf{M} [Y^r(t)_{\rightarrow} - Y^0(t)_{\rightarrow}] \quad (36)$$

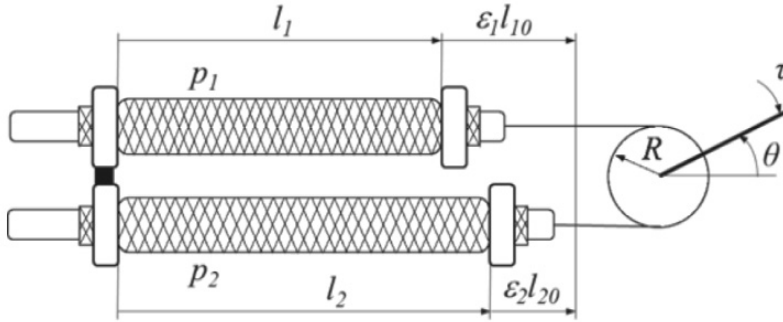
Warto zauważyć, że wzór (36) jest podobny do wzoru na sterowanie predykcyjne całkowego rzędu [2]. Różnica polega na innym sposobie wyznaczania macierzy dynamiki (34) oraz wektora składowej swobodnej (32).

4. PARA ANTAGONISTYCZNYCH MIĘŚNI PNEUMATYCZNYCH

Wprowadzony algorytm predykcyjny niecałkowego rzędu (36) przetestowano na drodze symulacji, badając jego przydatność do sterowania parą antagonistycznych mięśni pneumatycznych. Mięśnie pneumatyczne znajdują coraz szersze zastosowanie w robotyce. Charakteryzują się niską wagą, płynnym ruchem, dużą elastycznością, możliwością generowania dużych sił i relatywnie niską ceną, a tym samym dużym obszarem stosowalności, w tym w środowiskach niebezpiecznych. Są również przedmiotem badań w wielu ośrodkach akademickich zajmujących się robotyką. W bardzo dużym uproszczeniu można je rozpatrywać jako sprężynę o regulowanym współczynniku sprężystości, chociaż ich właściwości dynamiczne zbliżone są bardziej do właściwości układów o stałych rozłożonych.

Z tego m.in. powodu klasyczne analityczne modele dynamiczne całkowitego rzędu nie są wystarczająco dokładne dla syntezy układów sterowania siłownikami wykorzystującymi takie mięśnie, a jedną z możliwości jest zastosowanie opisanych wcześniej modeli ułamkowego rzędu [9].

W artykule wykorzystano modele transmitancyjne siłownika zbudowanego z pary antagonistycznych mięśni pneumatycznych, wyznaczone w pracy [4]. Schemat badanego tam siłownika pokazano na rys.1.



Rys.1. Siłownik z parą antagonistycznych mięśni pneumatycznych [4]

Zależność statyczną względnego skrócenia pojedynczego mięśnia pneumatycznego $\varepsilon = \frac{l_0 - l}{l_0}$ od ciśnienia p opisać można wzorem:

$$f(p, \varepsilon) = \frac{\pi r_0^2}{\sin^2 \alpha_0} p (3(1 - \gamma \varepsilon)^2 \cos^2 \alpha_0 - 1) \quad (37)$$

gdzie r_0 oznacza nominalny promień przekroju mięśnia, α_0 kąt włókien opłotu mięśnia, a γ współczynnik korekcyjny związany z odkształceniem kształtu końcowych fragmentów cylindrycznego mięśnia ($\gamma = 1.25 \div 1.35$). Na podstawie (37) można napisać wzór na moment wytwarzany przez siłownik:

$$\tau = \kappa_1(p_1 - p_2) + \kappa_2(p_1 - p_2)\theta^2 - \kappa_3(p_1 + p_2)\theta \quad (38)$$

$$\kappa_1 = \frac{\pi r_0^2}{\sin^2 \alpha_0} p (3(1 - \gamma \varepsilon_0)^2 \cos^2 \alpha_0 - 1), \quad \kappa_2 = \frac{3\pi r_0^2 R^3 \gamma^2}{\tan^2 \alpha_0}, \quad \kappa_3 = \frac{6\pi r_0^2 R^2 \gamma}{\tan^2 \alpha_0} (1 - \gamma \varepsilon_0) \quad (39)$$

natomiast dynamikę siłownika opisuje nieliniowa zależność:

$$M\ddot{\theta}(t) + \tau_{gravity}(\theta(t)) = \Delta\tau(\theta) - \tau_{friction}(\theta(t), \dot{\theta}(t)) \quad (40)$$

We wspomnianej pracy [4] wyznaczono dwa liniowe modele dynamiki dla siłownika o parametrach $M = 0.0024$ [Nm²], $l_0 = 0.15$ [m], $m = 0.08$ [kg]:

– model ułamkowego rzędu:

$$G_\alpha(s) = \frac{1}{C_2 s^{(\alpha_2 + \alpha_1)} + C_1 s^{\alpha_1 + 1}}, \quad \{\alpha_1 \quad \alpha_2\} = \{0.69 \quad 1.41\} \quad (41)$$

oraz model rzędu całkowitego:

$$G(s) = \frac{1}{(sT_1 + 1)(sT_2 + 1) \left(\frac{1}{\omega_0^2} s^2 + \frac{2\xi}{\omega_0} s + 1 \right)} \quad (42)$$

$$T_1 = 10^{-6}[\text{s}], \quad T_2 = 0.02[\text{s}], \quad \xi = 0.12, \quad \omega_0 = 34.0 \left[\frac{1}{\text{s}} \right]$$

Przyjmując ten sam okres próbkowania $T_p = 0.01$ [s], w niniejszej pracy wyznaczono odpowiednie modele dyskretne w przestrzeni stanu:

– model ułamkowy (41):

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} -0.0459 & -0.0077 \\ -8.4399 & 0.4098 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.00004178 \\ 0.007680 \end{bmatrix} \quad (43)$$

$$\mathbf{C} = [1098.9011 \quad 0], \quad \{\alpha_1 \quad \alpha_2\} = \{0.69 \quad 1.41\}$$

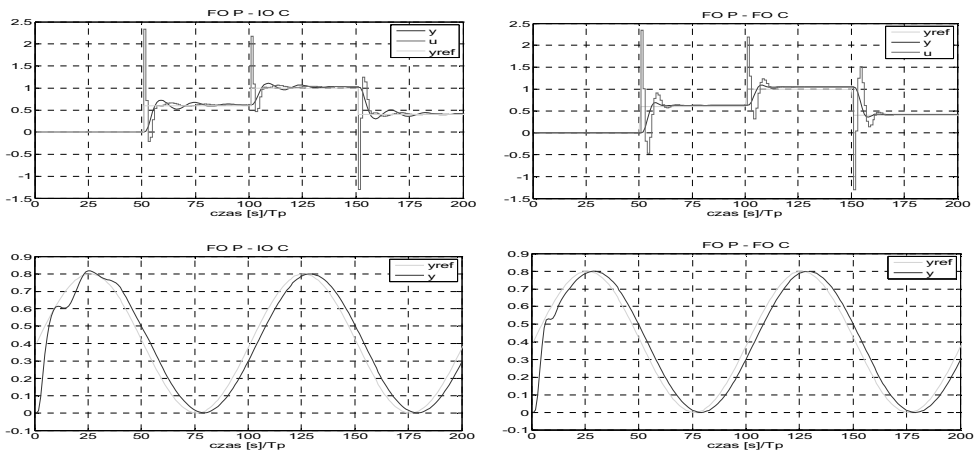
oraz model całkowego rzędu (42)

$$\mathbf{A}_d = \begin{bmatrix} -1.135 \cdot 10^{-5} & -0.001154 & -6.894 \cdot 10^{-5} & -3.859 \cdot 10^{-6} \\ 0.0008457 & 0.08602 & -0.04313 & -0.00628 \\ 0.0215 & 2.187 & 0.8678 & -0.02157 \\ 0.03694 & 3.758 & 2.437 & 0.9789 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 4.129 \cdot 10^{-7} \\ 0.000672 \\ 0.002308 \\ 0.00226 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 9.346] \quad (44)$$

$$\{\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \alpha_3 \quad \alpha_4\} = \{1 \quad 1 \quad 1 \quad 1\}$$

Dla tak wyznaczonych modeli dokonano syntezy regulatorów predykcyjnych (36), przyjmując jednakowe parametry $N = 6$, $N_u = 2$, $\mu = 1$, $\lambda = 0.1$ oraz $L = 50$. Na rys.2 pokazano znormalizowane odpowiedzi układu na skokowe i sinusoidalne zmiany wartości zadanej. Widać, że zaproponowany algorytm predykcyjny niecałkowego rzędu zapewnia lepszą jakość sterowania.



Rys.2. Przebiegi regulacji pary mięśni pneumatycznych regulatorami predykcyjnymi całkowego i niecałkowego rzędu (FOP – obiekt ułamkowego rzędu, IOC, FOC – regulator, odpowiednio: całkowego i ułamkowego rzędu)

5. PODSUMOWANIE

Regulacja predykcyjna, z powodzeniem stosowana w automatyzacji złożonych procesów technologicznych, jako jedna z nielicznych wykorzystuje bezpośrednio model regulowanego procesu. Jej skuteczność w głównym stopniu zależy od zgodności modelu i regulowanego obiektu. Ponieważ wiele rzeczywistych procesów wykazuje właściwości, które dobrze modelują modele ułamkowego rzędu, zastosowanie ich do syntezy regulatora predykcyjnego powinno przynieść poprawę jakości sterowania.

W pracy dokonano syntezy nowego algorytmu predykcyjnego sterowania niecałkowitego rzędu w przestrzeni stanu oraz pokazano wyniki badań symulacyjnych proponowanego regulatora zastosowanego do sterowania parą antagonistycznych mięśni pneumatycznych. Wyniki potwierdzają skuteczność proponowanego algorytmu. Obecnie prowadzone są szerokie badania symulacyjne i laboratoryjne mające na celu określenie obszaru możliwych zastosowań regulacji predykcyjnej ułamkowego rzędu w przemyśle.

LITERATURA

1. Chen Y., Vinagre B. M., Podlubny I.: Continued fraction expansion approaches to discretizing fractional order derivatives - an expository review. "Nonlinear Dynamics" 2004, 38 (1-4), p. 155-170.
2. Domek S.: Odporna regulacja predykcyjna procesów nieliniowych. Szczecin: Wyd. Pol. Szczec., 2006.
3. Domek S., Jaroszewski K.: Model predictive controller for fractional order systems. In: A. Grzech, P. Świątek, J. Drapała (Eds): Advances in System Science, Computer Science. Warszawa: EXIT, 2010, s. 9-18.
4. Jezierski E., Ostalczyk P.: Fractional-order mathematical model of pneumatic muscle drive for robotic applications. In: K. R. Kozłowski (Ed.): Robot Motion and Control 2009, LNCIS 396. Berlin Heidelberg : Springer-Verlag, 2009, p. 113-122.
5. Kaczorek T.: Positive 2D fractional linear systems. COMPEL: "Int. Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering" 2009, Vol. 28, No. 2, p. 341-352.
6. Lorenz A., Kasturiarachi A.: The theory and application of fractional derivatives. The Annual Meeting of the The Mathematical Association of America - MathFest, 2009.
7. Mäkilä P. M., Partington J. R.: On linear models for nonlinear systems. "Automatica" 2003, 39, p. 1-13.
8. Ostalczyk P.: The non-integer difference of the discrete-time function and its application to the control system synthesis. "Int. J. Syst. Sci." 2000, Vol. 31, No. 12, p. 1551-1561.
9. Reynolds D. B., Repperger D. W., Phillips C. A., Bandry G.: Modeling the dynamic characteristics of pneumatic muscle. "Annals of Biomedical Engineering" 2003, 31 (3), p. 310-317.
10. Sierociuk D.: Estymacja i sterowanie dyskretnych układów dynamicznych ułamkowego rzędu opisanych w przestrzeni stanu. Rozprawa doktorska. Warszawa: Pol. Warsz., 2007.
11. Xue D., Chen Y.: A comparative introduction of four fractional order controllers. In: Proc. 4th IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation, Shanghai, 2002, p. 3228-3235.

NON-INTEGGER ORDER CONTROL SYSTEM OF ANTAGONISTIC PNEUMATIC MUSCLES PAIR

Summary. The well-known since the second half of the twentieth century the Grünwald-Letnikov discrete non-integer order difference, allows a much more precisely describe various phenomena, including distributed systems with the increasingly popular in technique, so-called pneumatic muscles. In the paper synthesis of the multi-dimensional prediction algorithm for the objects described in the state space by the dynamic non-integer order model and its usage for control of the antagonistic pneumatic muscles pair with one degree of freedom manipulator were discussed.

