XV Krajowa Konferencja Automatyki

Tom I

KKA 2005

Redaktorzy:
Zdzisław Bubnicki
Roman Kulikowski
Janusz Kacprzyk

XV Krajowa Konferencja Automatyki
Tom I

Redaktorzy:
Zdzisław BUBNICKI
Roman KULIKOWSKI
Janusz KACPRZYK

ORGANIZATOR
Komitet Automatyki i Robotyki Polskiej Akademii Nauk
Instytut Badań Systemowych Polskiej Akademii Nauk

WSPÓŁORGANIZATORZY
Politechnika Warszawska
Przemysłowy Instytut Automatyki i Pomiarów
Polskie Stowarzyszenie Pomiarów, Automatyki i Robotyki

ORGANIZATOR

Komitet Automatyki i Robotyki Polskiej Akademii Nauk
Instytut Badań Systemowych Polskiej Akademii Nauk

WSPÓŁORGANIZATORZY

Politechnika Warszawska
Przemysłowy Instytut Automatyki i Pomiarów
Polskie Stowarzyszenie Pomiarów, Automatyki i Robotyki

KOMITET PROGRAMOWY

Przewodniczący	Zdzisław BUBNICKI
Zastępca Przewodniczącego	Roman KULIKOWSKI

CZŁONKOWIE

Stanisław BAŃKA	Michał BIAŁKO
Mikołaj BUSŁOWICZ	Władysław FINDEISEN
Ryszard GESSING	Henryk GÓRECKI
Jakub GUTENBAUM	Jerzy JÓZEFCZYK
Stanisław KACZANOWSKI	Tadeusz KACZOREK
Janusz KACPRZYK	Jerzy KLAMKA
Józef KORBICZ	Zbigniew KOWALSKI
Krzysztof KOZŁOWSKI	Juliusz L. KULIKOWSKI
Krzysztof KUŹMIŃSKI	Kazimierz MALANOWSKI
Krzysztof MALINOWSKI	Wojciech MITKOWSKI
Antoni NIEDERLIŃSKI	Władysław PEŁCZEWSKI
Tadeusz PUCHAŁKA	Leszek RUTKOWSKI
Stanisław SKOCZOWSKI	Roman SŁOWIŃSKI
Jerzy ŚWIĄTEK	Andrzej ŚWIERNIAK
Ryszard TADEUSIEWICZ	Piotr TATJEWSKI
Krzysztof TCHOŃ	Leszek TRYBUS
Jan WĘGLARZ	Andrzej P. WIERZBICKI

KOMITET ORGANIZACYJNY

Przewodniczący	Roman KULIKOWSKI
Zastępcy Przewodniczącego	Janusz KACPRZYK
	Stanisław KACZANOWSKI
	Tadeusz KACZOREK
	Krzysztof MALINOWSKI
Członkowie	Roman OSTROWSKI
	Tadeusz PUCHAŁKA
	Dariusz WAGNER
Sekretarze naukowi	Jan STUDZIŃSKI
	Jan W. OWSIŃSKI

ISBN 83-89475-00-6

Druk: ARGRAF, Warszawa

STEROWANIE OPTYMALNE I ADAPTACYJNE

REGULACJA PREDYKCYJNA WYBRANEJ KLASY OBIEKTÓW NIELINIOWYCH Z OGRANICZENIAMI WEJŚĆ

Stefan DOMEK

Politechnika Szczecińska, Wydział Elektryczny
ul. Sikorskiego 37, 70-313 Szczecin, e-mail:domek@ps.pl

Streszczenie: W pracy proponuje się zastosowanie zmodyfikowanej metody dynamicznej linearyzacji do regulacji predykcyjnej wybranej klasy obiektów nieliniowych w wersji bez ograniczeń i z ograniczeniami sygnałów. Proponowane podejście pozwala na iteracyjne określenie optymalnego sterowania z wykorzystaniem wyłącznie metody programowania kwadratowego lub w szczególnych przypadkach metody analitycznej, a tym samym znacznie upraszcza i przyśpiesza obliczenia. Proponowany algorytm może być stosowany do regulacji szybkich obiektów i realizowany na typowym sprzęcie automatyki.

Słowa kluczowe: Nieliniowa regulacja predykcyjna, systemy LTV, modele Hammerstein'a

1. WSTĘP

Algorytmy sterowania wykorzystujące zasadę predykcji, ze względu na swe korzystne właściwości, cieszą się od kilkudziesięciu lat dużym zainteresowaniem projektantów i użytkowników systemów automatyki przemysłowej [2, 11, 15, 18]. W ostatnich latach podjęto liczne próby, zarówno teoretyczne jak i praktyczne, opracowania metod regulacji predykcyjnej mogących skutecznie sterować obiektami nieliniowymi [3, 12, 15]. Synteza algorytmów regulacji predykcyjnej dla obiektów nieliniowych, oznaczanych w literaturze skrótem NMPC, prowadzi w ogólności do bardzo złożonego problemu programowania nieliniowego, który w celu wyznaczenia bieżącego sterowania musi być rozwiązywany w każdym kroku próbkowania.

Na skutek złożoności numerycznej takiego zadania, szczególnie istotnej w przypadku regulacji procesów relatywnie szybkich w obecności ograniczeń sygnałów, brak jak dotąd skutecznych metod gwarantujących osiągalność optymalnych rozwiązań w krótkim czasie. Mimo ogromnego postępu w zakresie analizy i syntezy metod nieliniowej regulacji predykcyjnej, w dalszym ciągu wiele zagadnień zarówno teoretycznych, jak i praktycznych nie jest rozwiązanych, a większość propozycji stanowią metody suboptymalnej regulacji NMPC [1, 4, 9, 14].

Jednym z przykładów takiej metody jest zastosowanie dynamicznej linearyzacji wokół zmieniającego się na horyzoncie predykcji stanu procesu. Użycie w każdym kroku obliczeń lokalnego, liniowego modelu pozwala aproksymować wyjście stacjonarnego procesu nieliniowego (*nonlinear time invariant system*, NLTI) wyjściem procesu liniowego, ale zmiennego w czasie (*linear time variant system*, LTV). Mimo, iż metoda ta jest relatywnie szybka, wymaga jednak w każdym kroku iteracyjnego poszukiwania optymalnego sterowania [1, 8, 19].

W pracy proponuje się zastosowanie metody dynamicznej linearyzacji do regulacji predykcyjnej wybranej klasy obiektów nieliniowych. Proponowane podejście pozwala określić iteracyjnie suboptymalne sterowanie poprzez użycie metody programowania kwadratowego (w przypadku z ograniczeniami) lub metody analitycznej. Jeśli przyjęcie modelu NLTI jest dla regulowanego obiektu zbyt daleko idące, proponuje się uzupełnić sygnał sterujący wyliczany przez omawiany algorytm o sygnał pomocniczy wypraco-wywany w strukturze Model Following Control (MFC) [16, 17].

2. OPIS ALGORYTMU

Rozważmy proces sterowany sygnałem przedziałami stałym, który po dyskretyzacji daje się opisać równaniami

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f\big(x(k),u(k)\big)+h\big(x(k),w(k)\big) \\ y(k) &= g\big(x(k)\big)+v(k) \end{aligned} \qquad (1)$$

gdzie: $x(k)\in R^n$ oznacza wektor stanu, $u(k)\in R^m$ wektor sterowań, $y(k)\in R^p$ wektor wyjść, $w(k)\in R^m$ zakłócenia stanu, $v(k)\in R^p$ szum wyjściowy.

W przypadku liniowym model (1) można zapisać w postaci macierzowej

$$\begin{bmatrix} x_p(k+1) \\ x_w(k+1) \\ x_v(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_p & C_w & 0 \\ 0 & A_w & 0 \\ 0 & 0 & A_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p(k) \\ x_w(k) \\ x_v(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_p \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(k)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} C_p & 0 & C_v \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p(k) & x_w(k) & x_v(k) \end{bmatrix}^T \qquad (2)$$

z modelami zakłóceń i szumu

$$\begin{aligned} x_w(k+1) &= A_w x_w(k) \\ w(k) &= C_w x_w(k) \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} x_v(k+1) &= A_v x_v(k) \\ v(k) &= C_v x_v(k) \end{aligned} \tag{4}$$

co w zwartej postaci sprowadza się do znanej zależności

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned} \tag{5}$$

Spośród obiektów nieliniowych (1), szeroką klasę stanowią procesy, które dają się zapisać w postaci zbliżonej do (5), z macierzami zmiennymi w czasie (LTV)

$$\begin{aligned} x(k+1) &= A(x(k))x(k) + B(x(k),u(k))u(k) \\ y(k) &= C(x(k))x(k) \end{aligned} \tag{6}$$

Oznaczając dla uproszczenia

$$A(x(k)) = A_k, \quad B(x(k),u(k)) = B_k, \quad C(x(k)) = C_k \tag{7}$$

można dla obiektów (6) wyznaczyć predykcję wektorów stanu oraz wyjścia według zależności [6, 8]

$$\underline{X}(k) = \begin{bmatrix} x(k+N_1 \mid k) \\ \vdots \\ x(k+N_2 \mid k) \end{bmatrix} = \mathbf{E}(k)\Delta\underline{U}(k) + \underline{X}^{past}(k) \tag{8}$$

$$\underline{Y}(k) = \begin{bmatrix} y(k+N_1 \mid k) \\ \vdots \\ y(k+N_2 \mid k) \end{bmatrix} = \mathbf{C}(k)\underline{X}(k) \tag{9}$$

gdzie
$$\begin{aligned} \Delta\underline{U}(k) &= [\Delta u(k \mid k) \ \cdots \ \Delta u(k+N_u-1 \mid k)]^T \\ \Delta u(k+j \mid k) &= 0 \quad \text{dla} \quad j \geq N_u \end{aligned} \tag{10}$$

$$\underline{X}^{past}(k) = \begin{bmatrix} \prod_{i=0}^{N_1-1} A_{k+i} \\ \vdots \\ \prod_{i=0}^{N_2-1} A_{k+i} \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} \sum_{j=0}^{N_1-1}\prod_{i=1}^{j} A_{k-1+i} \\ \vdots \\ \sum_{j=0}^{N_2-1}\prod_{i=1}^{j} A_{k-1+i} \end{bmatrix} B_{k-1}u(k-1) \tag{11}$$

$$\underline{Y}^{past}(k) = \begin{bmatrix} y^{past}(k+N_1 \mid k) \\ \vdots \\ y^{past}(k+N_2 \mid k) \end{bmatrix} = \mathbf{C}(k)\underline{X}^{past}(k) \tag{12}$$

$$\mathbf{C}(k) = \begin{bmatrix} C_{k+N_1} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & C_{k+N_2} \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\prod_{j=l}^{n} A_i = \begin{cases} A_n A_{n-1} \cdots A_l & \text{dla} \quad l \leq n \\ I & \text{dla} \quad l > n \end{cases} \tag{14}$$

$$\begin{aligned} &\mathbf{E}(k) = [O_{pq}] \\ &\qquad p = 1,2,\cdots,N_2-N_1+1 \\ &\qquad q = 1,2,\cdots N_u \end{aligned} \tag{15}$$

$$O_{pq} = \begin{cases} \sum_{j=0}^{N_1+p-q-1}\left[\prod_{i=1}^{j} A_{k-1+i}\right] B_{k-1+q} & \text{dla} \quad N_1+p-q-1 \geq 0 \\ 0 & \text{dla} \quad N_1+p-q-1 < 0 \end{cases}$$

Wprowadzając, analogicznie jak w przypadku liniowych algorytmów predykcyjnych, wskaźnik jakości określany na skończonych horyzontach predykcji i sterowania

$$J(k) = \left\|\underline{Y}(k) - \underline{Y}^r(k)\right\|_{\mathbf{M}}^2 + \left\|\Delta\underline{U}(k)\right\|_{\mathbf{L}}^2 \tag{16}$$

gdzie **M** i **L** oznaczają diagonalne macierze wagowe, a $\underline{Y}^r(k)$ przyszłe, znane na horyzoncie predykcji wartości zadane można wyznaczyć następującą wartość optymalnego wektora przyszłych sterowań [8]

$$\begin{aligned} &\Delta\underline{U}^{opt}(k) = \\ &= \left(\mathbf{E}^T\mathbf{C}^T(k)\mathbf{M}\mathbf{C}\mathbf{E}(k) + \mathbf{L}\right)^{-1}\mathbf{E}^T\mathbf{C}^T(k)\mathbf{M} \cdot \\ &\cdot \left(\underline{Y}^r(k) - \underline{Y}^{past}(k)\right) \end{aligned} \tag{17}$$

Mimo, iż wektor $\Delta\underline{U}^{opt}(k)$ jest optymalny dla rozważanego procesu (6) to jednak równanie (17) nie może być w chwili k rozwiązane ze względu na zależność macierzy $\mathbf{CE}(k)$ i wektora $\underline{Y}^{past}(k)$ od przyszłych wartości wektorów stanu i wejść, nieznanych w chwili wyznaczania sterowania. Dlatego w literaturze proponuje się wyznaczanie suboptymalnego sterowania na drodze iteracyjnej

$$\begin{gathered} X(k), \quad \Delta\underline{U}_i^{opt}(k+j \mid k) \\ \downarrow \\ A_{k,i}, B_{k,i}, C_{k,i}, \quad \underline{X}_i(k+1 \mid k) \\ \vdots \\ A_{(k+j),i}, B_{(k+j),i}, C_{(k+j),i}, \quad \underline{X}_i(k+j \mid k) \\ \downarrow \\ \mathbf{C}_i, \quad \mathbf{E}_i, \quad \underline{Y}_i^{past}(k) \\ \downarrow \\ \Delta\underline{U}_{i+1}^{opt}(k+j \mid k) \end{gathered} \tag{18}$$

przy czym jako wartość startową wektora sterowania dla $i=0$ proponuje się przyjmować wartość wyznaczoną w poprzednim kroku próbkowania $\Delta\underline{U}_0^{opt}(k+j \mid k) := \Delta\underline{U}^{opt}(k+j \mid k-1)$ natomiast kończyć procedurę jeśli różnica wektorów określonych w dwóch kolejnych krokach iteracji jest wystarczająco mała [6]:

$$\begin{aligned} &\max\left|\underline{X}_{i+1}(k+j \mid k) - \underline{X}_i(k+j \mid k)\right| \leq \delta_x \\ &j = N_1, N_1+1, \cdots, N_2 \end{aligned}$$

$$\max\left|\underline{\Delta U}^{opt}_{i+1}(k+j\,|\,k)-\underline{\Delta U}^{opt}_{i}(k+j\,|\,k)\right|\le\delta_u \quad (19)$$
$$j=0,1,\cdots,N_u-1$$

gdzie i oznacza krok iteracji, natomiast δ_x, δ_u limity dobrane dla zatrzymania procedury iteracyjnego poszukiwania rozwiązania.

W przypadku występowania typowych ograniczeń wejść:

$$\begin{aligned} U_{\min} &\le \underline{U}(k) \le U_{\max} \\ \Delta U_{\min} &\le \underline{\Delta U}(k) \le \Delta U_{\max} \end{aligned} \quad (20)$$

proponuje się postępowanie analogiczne: w każdym kroku na podstawie zależności (18) oraz (11)–(15) wyznacza się macierz dynamiki $\mathbf{C}_0\mathbf{E}_0(k)$ i wektor $\underline{Y}^{past}_0(k)$. Następnie rozwiązując numerycznie zadanie optymalizacji kwadratowej dla kryterium (16) z ograniczeniami (20), wyznacza się wektor szukanych przyrostów sterowań $\underline{\Delta U}^{opt}_i(k)$. Zadanie powtarza się, zgodnie z procedurą iteracyjną (18), do czasu spełnienia warunków (19).

Algorytm iteracyjny jest w obu przypadkach relatywnie efektywny obliczeniowo, jednak trudno określić warunki jego zbieżności [1, 8].

3. PRZYPADEK SZCZEGÓLNY

Powyżej podano ogólny sposób wyznaczenia optymalnego sterowania, dla szerokiej klasy obiektów nieliniowych (7). W praktyce przemysłowej często uzasadnione jest przyjęcie modelu obiektu o strukturze kaskadowej obejmującej nieliniową część statyczną i liniową część dynamiczną (tzw. model Hammerstein'a) [7]. Takie modele są łatwe do zidentyfikowania i rekomendowane w literaturze do modelowania wielu nieliniowych procesów przemysłowych, np. procesu neutralizacji pH lub procesów elektrotermicznych [4, 5, 13]. Równocześnie, co jest bardzo ważne z praktycznego punktu widzenia, model Hammerstein'a w naturalny sposób pozwala uwzględnić ograniczenia sygnału sterującego, poprzez włączenie ich do nieliniowej części statycznej modelu.

Biorąc pod uwagę zależności (6) i (7) dla modelu Hammerstein'a można napisać:

$$\begin{aligned} A_k &= const = A \\ B_k &= B(u(k)) \\ C_k &= const = C \end{aligned} \quad (21)$$

Macierz $B(u)$ opisuje statyczną nieliniowość wejściową modelu, a także może opisywać ograniczenia sygnału sterującego. W takim przypadku można przyjąć

$$B_k = B_k^* \cdot N(u) \quad (22)$$

gdzie $B_k^* = B^*(u_s(k))$ oznacza nieliniowość obiektu, natomiast $N(u)$ oznacza funkcję aproksymującą ograniczenia sterowania

$$u_s(k) \approx N(u)\cdot u(k) \quad (23)$$

Na przykład dla ograniczeń amplitudowych na poziomie $\pm\alpha$ [10]

$$u_s(k) = sat(u(k),\alpha) =$$
$$= \begin{cases} -\alpha & dla \quad u(k) < -\alpha \\ u(k) & dla \quad -\alpha \le u(k) \le +\alpha \\ +\alpha & dla \quad u(k) > +\alpha \end{cases} \quad (24)$$

można przyjąć funkcję aproksymującą sigmoidalną lub funkcję tangensa hiperbolicznego. W podobny sposób można dobrać funkcje aproksymujące inne rodzaje ograniczeń nałożonych na sterowanie [6, 19].

Przyjęcie modelu (6) z macierzami (21) i/lub (22) prowadzi do znaczącego uproszczenia zależności (8)–(15). Tym samym bardzo upraszcza się końcowa zależność na optymalne sterowanie predykcyjne (17). W dalszym ciągu jednak wyznaczenie suboptymalnego sterowania $\underline{\Delta U}^{opt}(k)$, ze względu na występowanie w zależności (15) wartości B_{k-1+q}, wymaga procedury iteracyjnej. Tym razem jednak nie jest potrzebne relaksacyjne znajdowanie jednokrokowej predykcji wektora stanu i macierzy stanu, jak w zależności (18).

Aby wyliczyć analitycznie wartość wektora sterowania (17) w pracy proponuje się wykorzystać wektor odrzuconej (niewykorzystywanej) w poprzednim kroku części wektora wejść (10), określany w literaturze jako *"the tail"* (ogon) [11, 15]:

$$\underline{\Delta U}(k-1) = \left[\Delta u(k-1\,|\,k-1) \quad , \quad \underline{\Delta U}_{tail}(k-1)\right]^T$$

$$\underline{\Delta U}_{tail}(k) = \begin{bmatrix} \Delta u(k\,|\,k-1) \\ \vdots \\ \Delta u(k-1+N_u-1\,|\,k-1) \end{bmatrix} \quad (25)$$

uzupełniony na horyzont sterowania w kroku k

$$\underline{\Delta U}_t(k) = \begin{bmatrix} \underline{\Delta U}_{tail}(k-1) \\ \Delta u(k+N_u-1\,|\,k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta u(k\,|\,k-1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_u-2\,|\,k-1) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

W ten sposób przed rozpoczęciem obliczeń znane są przybliżone wartości macierzy wejściowej obiektu B_k na całym horyzoncie predykcji i możliwe jest, po uprzednim wyliczeniu macierzy (15), analityczne wyznaczenie suboptymalnego sterowania.
Ze względu na uwarunkowania numeryczne, zamiast zależności (17), sterowanie w kroku k proponuje się wyznaczać ze wzoru

$$\begin{bmatrix} S_{\mathbf{M}}\mathbf{CE}(k) \\ S_{\mathbf{L}} \end{bmatrix} \underline{\Delta U}^{opt}(k) = \begin{bmatrix} S_{\mathbf{M}}\left(\underline{Y}^r(k) - \underline{Y}^{past}(k)\right) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (27)$$

przy czym macierze $S_{\mathbf{M}}$, $S_{\mathbf{L}}$ określone zależnością

$$S_M^T S_M = \mathbf{M} \qquad S_L^T S_L = \mathbf{L} \qquad (28)$$

określić można stosując znane algorytmy numeryczne [11]. Zgodnie z zasadą ruchomego horyzontu w każdym kroku wykorzystuje się jedynie pierwszy element wektora sterowań.

4. PODSUMOWANIE

W pracy zaproponowano zastosowanie algorytmu predykcyjnego z dynamiczną linearyzacją modelu wzdłuż przewidywanej trajektorii wektora stanu na horyzoncie predykcji do regulacji wybranej klasy obiektów nieliniowych z ograniczeniami wejść. Proponowane podejście pozwala określić suboptymalne sterowanie poprzez iteracyjne użycie metody programowania kwadratowego lub metody analitycznej. Można wykazać, że wyznaczony na podstawie zależności (27), (28) wektor $\underline{\Delta U}^{opt}(k)$ w przypadku pełnej zgodności modelu (6) z regulowanym obiektem i braku zakłóceń, jest wektorem sterowań optymalnych [15]. W przypadku gdy przyjęcie liniowego, ale zmiennego w czasie (LTV) modelu Hammerstein'a jest dla regulowanego obiektu zbyt daleko idące, proponuje się włączyć omawiany algorytm do struktury Model Following Control omawianej m.in. w pracach [16, 17].

PREDICTIVE CONTROL FOR A CLASS OF NONLINEAR PROCESSES WITH INPUT CONSTRAINTS

Abstract: The paper describes a model predictive control algorithm for a class of nonlinear processes with input constraints. The method utilizes a dynamic linearization around the predicted state and control signal and allows for control constraints through including appropriate approximating functions into the model input matrix.The proposed control technique yields an explicit optimal control law that can be solved analytically. This reduces the computations and allows the controller to deal with models of systems with fast dynamics.

Literatura

[1] Blet N., Megias D., Serrano J., De Prada C. (2002) Nonlinear MPC versus MPC using on-line linearisation – comparative study, *Proc. 15th Triennial World Congress, Barcelona.*

[2] Camacho E. F., Bordons C. (1995) Model predictive control in the process industry. Advances in industrial control. Springer Verlag.

[3] Chen H., Algöwer F. (1998) A quasi-infinite horizon nonlinear model predictive control scheme with guaranteed stability. *Automatica*, **34**.

[4] Domek S. (1998) Indirect adaptive CRHPC algorithm for systems of the Hammerstein form. Proc. *17th IASTED Int. Conf. on Modeling, Identification and Control, Grindelwald.*

[5] Domek S. (1999) Applying non-linear predictive algorithms to control of electroheating processes. *Proc. European Control Conference, Karlsruhe.*

[6] Domek S., Tarasiejski L. (2004) Nonlinear model predictive algorithm for control nonaffine systems. *Proc. 15th Int. Conf. on Systems Science, Wrocław.*

[7] Esref Eskinat S. H. J., Luyben W. L. (1991) Use of Hammerstein models in identification of nonlinear systems. *AIChE*, **37**.

[8] Grimble M. J., Ordys A. W. (2001) Nonlinear predictive control for manufacturing and robotic applications. *Proc. 7th IEEE Conf. on Methods and Models in Automation and Robotics,* Międzyzdroje.

[9] Kouvaritakis B., Cannon M., Rossiter J. A. (2000) Removing the need for QP in constrained predictive control. *Proc. ADCHEM 2000*, Pisa.

[10] Królikowski A. (2004) *Sterowanie adaptacyjne z ograniczeniami sygnału sterującego.* Wydawnictwo Politechniki Poznańskiej, Poznań.

[11] Maciejowski J. M. (2002) *Predictive Control with Constraints.* Prentice Hall.

[12] Michalska H., Mayne D. (1993) Robust receding horizon control of constrained nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, **38**.

[13] M'sahli F., Abdennour R. B., Ksouri M. (2002) Nonlinear model-based predictive control using a generalised Hammerstein model and its application to a semi-batch reactor. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 20.

[14] Muhta R.K., Cluett W.R., Penlidis A. (1997) Nonlinear model-based predictive control of control nonaffine systems. *Automatica*, **33**, 5.

[15] Rossiter J. A. (2003) Model based predictive control. A practical approach. CRC Press.

[16] Skoczowski S., Domek S.(2000) PID Robust Model Following Control, in: *Digital Control 2000: Past, Present and Future of PID Control,* Eds.: J. Quevedo, T. Escobet, IFAC Proceedings Volumes, Elsevier.

[17] Skoczowski S., Domek S. (2001) Robust model following control system, in: *Intelligent Components and Instruments for Control Applications 2000,* Ed.: A. T. Casucci, IFAC Proceedings Volumes, Elsevier.

[18] Tatjewski P. (2002) *Sterowanie zaawansowane obiektów przemysłowych. Struktury i algorytmy.* Akademicka Oficyna Wydawnicza Exit.

[19] Youssef A., Ordys A., Grimble M. (2004) Nonlinear predictive control for fast constrained systems. *Proc. 10th IEEE Conf. on Methods and Models in Automation and Robotics*, Międzyzdroje.

Instytut Badań Systemowych
Polskiej Akademii Nauk

ISBN 83-89475-02-2