Tạp chí Tin học và Điều khiển học T. 11, S. 2 (1995) (16 - 26)

LỌC VÀ NHẬN DẠNG THÍCH NGHI TRONG BÀI TOÁN ĐIỀU KHIỂN HỆ NGẪU NHIÊN

VŨ NHƯ LÂN, VŨ CHẤN HƯNG & HOÀNG HỒNG SƠN

Viện Công nghệ thông tin

Summary. A new adaptive approach based on the principle of separating the discrete measuring functionals is suggested.

I. - I. MỞ ĐẦU

Điều khiển thích nghi có một vai trò hết sức to lớn trong các ứng dụng điều khiển đòi hỏi độ chính xác cao, như điều khiển vật bay, điều khiển công nghệ sinh học, các quá trình lên men trong điều kiện hết sức đặc biệt của môi trường, điều khiển lò phản ứng, điều khiển Robot ...

Khó khăn chủ yếu trong bài toán điều khiển thích nghi là vấn đề nhận dạng mô hình tức thời của đối tượng điều khiển - Trong đó có trạng thái - Thông số và bậc hoặc cấu trúc mô hình. Trong điều kiện tồn tại các yếu tố bất định, bài toán điều khiển thích nghi trở nên phức tạp hơn và việc nhận dạng mô hình trở nên tinh tế hơn.

Trong số bài toán lọc trạng thái và nhận dạng tham số, người ta đặc biệt quan tâm đến bài toán ngược dùng để lý giải các kết quả thực nghiệm và dựng lại trạng thái bị nhiễu loạn của hệ động lực. Một trong những khó khăn chính xuất hiện khi giải các bài toán này là tính không chỉnh của các bài toán [5].

Hiện nay có nhiều phương pháp để giải bài toán ngược, kể cả các bài toán ngược không chỉnh. Nhưng nhìn chung các phương pháp đó chỉ nhằm giải các bài toán ngược tiền định, tức là các bài toán không tính đến các yếu tố bất định trong quá trình, cũng như sai số ngẫu nhiên trong đo đạc, quan sát.

Bài báo này đề cập đến một hướng mới nhất hiện nay mang tính đột phá tổng quát nhằm mở rộng phạm vi giải các bài toán ngược lọc trạng thái và xác định tham số trong điều kiện tác động của các yếu tố bất định có cấu trúc xác suất của bài toán điều khiển. Xây dựng công thức tổng quát của lý thuyết nhiễu loạn nhỏ làm cơ sở cho hệ nhận dạng các thông số dựa trên các phương trình lọc tối ưu trạng thái hệ thống và chỉ ra rằng đối với bài toán lọc thích nghi thông thường, hệ phương trình nhận dạng với số bậc tối thiểu cần thiết có thể được xây dựng nhờ nguyên lý tách các phiếm hàm đo rời rạc. Điều này cho phép tách bài toán lọc thích nghi ra làm hai bài toán riêng biệt là lọc trạng thái và ước lượng các biến phân thông số, nhờ đó có thể giảm đáng kể khối lượng tính toán và giải quyết được khó khăn về tính không chỉnh của bài toán lọc thích nghi tối ưu. Các kết quả thu được qua nhiều năm nghiên cứu đã phản ánh sự thành công của hướng nghiên cứu rất quan trọng hiện nay trên thế giới trong điều khiển thích nghi.

II. – MÔ HÌNH MARCHUC CƠ BẢN [1]

Giả sử một quá trình hoặc hệ thống $\varphi(x)$ thoả mãn phương trình Marchuc

$$L\varphi(x) = q(x), \ \varphi(0) = \varphi_0, \tag{1}$$

ở đây L là toán tử tuyến tính

$q(x)$- phân bố nguồn trong môi trường

x-tập hợp các biến của bài toán (như các tọa độ không - Thời gian, năng lượng, hướng vận tốc ...)

φ, q- Các hàm thực.

Trên thực tế, các đại lượng quan sát có biểu diễn

$$J_p[\varphi] = (\varphi, q) \tag{2}$$

với $(\varphi, q) = \int_D \varphi(x)q(x)dx$ là tích vô hướng trong không gian Hilbert của các hàm $p(x)$ đặc trưng cho quá trình (ví dụ đặc trưng của thiết bị đo).

Giá trị J_p có thể thu được bằng hai cách: hoặc giải (1) xác định J_p theo (2) hoặc giải phương trình liên hợp tìm φ_p^*

$$L^*\varphi_p^* = p(x) \tag{3}$$

và xác định $J_p[\varphi] = J_q[\varphi_p^*] = (\varphi_p^*, q)$; L^* là toán tử liên hợp của L được xác định theo biểu thức $(g, Lh) = (h, L^*g)$; $\forall g, h \in \mathcal{H}$.

Bài toán ngược đặt ra là xác định toán tử L thông qua phiếm hàm đo J_p. Đây là bài toán không chỉnh. Để vượt qua khó khăn có tính chất nguyên tắc của bài toán không chỉnh, theo G.I Marchuc phải thiết lập ngay từ đầu biến phân của phiếm hàm đo với độ lệch (sai số) của các thông số nhằm sử dụng tối đa thông tin thu được từ các thiết bị đo.

Giả sử tính chất của môi trường thay đổi $L' = L + \delta L$, δL-biến phân của L, do vậy φ cũng thay đổi

$$\varphi(x) \to \varphi'(x), \ J_p[\varphi] \to J_p' = J_p + \delta J_p. \tag{4}$$

Định lý 1 [1]. *Giả sử φ' là nghiệm của phương trình (1) với $L = L'$, φ_p^* là nghiệm của phương trình (3) với $L^* = L^{*\prime}$. Khi đó giữa biến phân δL và δJ_p xác định theo (4), tồn tại quan hệ*

$$\delta J_p = -(\varphi_p^*, \delta L\varphi') \tag{5a}$$

$$\text{hoặc } \delta J_p = -(\varphi, \delta L^* \varphi_p^{*\prime}). \tag{5b}$$

trên thực tế từ giả thiết nhiễu loạn δL (hoặc δL^*) đủ nhỏ, thay vì (5), sẽ có quan hệ sau

$$\delta J_p = -(\varphi_p^*, \delta L\varphi) = -(\varphi, \delta L^* \varphi_p^*). \tag{6}$$

Đây chính là công thức nhiễu loạn nhỏ do Marchuc thu được.

Giả sử ta có tập các kết quả đo J_{p_i}, $i = \overline{1, M}$. Khi đó từ (6):

$$(\varphi_{p_i}^*, \delta L\varphi) = -\delta J_{p_i}, \ \overline{1, M}. \tag{7}$$

Toán tử L được biết chính xác đến các thông số

$$L = \sum_{x=1}^{m} [\alpha_x A_x + B_x(\beta_x) C_x] \tag{8}$$

ở đây A_x, B_x, C_x là các toán tử tuyến tính cơ bản (vi phân tích phân...), α_x, β_x là các hệ số chuưa biết.

Áp dụng định lý 1, thu được

Hệ quả 1. Công thức nhiễu loạn nhỏ cho bài toán (1), (7) và (8) là

$$\sum_{x=1}^{m} [(\varphi_{p_i}^*, \delta\alpha_x A_x \varphi) + (B_x^* \varphi_{p_i}^*, \delta\beta_x C_x \varphi)] = -\delta J_{p_i} \tag{9}$$

$$\delta\alpha_x = \alpha'_x - \alpha_x, \ \delta\beta_x = \beta'_x - \beta_x.$$

III. - TỔNG QUÁT HOÁ ĐỊNH LÝ 1 [3,4]

Trên thực tế kết quả quuan sát luân bị sai lệch vì nhiễu, do vậy thực chất thay vì (2), phải có

$$Z_p[\varphi] = J_p[\varphi] + \xi \tag{10}$$

với đại lượng ξ là đại lượng đặc trưng cho sai số quan sát thường mang tính ngẫu nhiên.

Nếu ký hiệu $\delta Z_p = Z_p[\varphi'] - J_p[\varphi]$, nhận được

Định lý 2. *trong điều kiện của định lý 1 với giả thiết (10), đẳng thức sau đây là đúng*

$$\begin{aligned} -\delta Z_p &= (\varphi_p^*, \delta L\varphi') + \xi \\ &= (\varphi, \delta L^* \varphi_p^{*\prime}) + \xi. \end{aligned} \tag{11}$$

Định lý 2 có thể chứng minh bằng phương pháp đã chứng minh định lý 1 nếu tính đến dạng cụ thể (10) của Z_p [2]. Nếu giả thiết nhiễu loạn nhỏ cơ bản, nếu có một dãy các kết quả đo

$$Z_{p_i}[\varphi] = J_{p_i}[\varphi] + \xi_i, \ i = \overline{1, M} \tag{13}$$

với ξ_i là quá trình ngẫu nhiên nào đó thì

Hệ quả 2. Công thức nhiễu loạn nhỏ tổng quát cho bài toán ngược (1), (8), (13) có dạng

$$\delta Z_{p_i} = \sum_{x=1}^{m} [(\varphi_{p_i}^*, \delta\alpha_x A_x \varphi) + (B_x^* \varphi_{p_i}^*, \delta\beta_x C_x \varphi)] + \xi_i, \ i = \overline{i, M} \tag{14}$$

IV. – LỌC THÍCH NGHI TỐI ƯU

Giả sử hệ thống chịu tác động bởi hệ thống ngạu nhiên. khi đó thay vì (1), ta có [10]

$$L\tilde{\varphi} = \tilde{q}(x), \ \tilde{\varphi}(0) = \tilde{\varphi}_0 \tag{15}$$

với $\tilde{q}(x) = \tilde{q}(x, w)$, $\tilde{\varphi}(0) = \tilde{\varphi}(0, w)$, $w \in \Omega$ không gian các sự kiện cơ bản, $\Omega, \mathcal{A}, P)$ - không gian xáx suất nào đó.

Đối với hệ (15), có các quan sát

$$Y(x) = M(x)\tilde{\varphi}(x) + v(x), \ x \in D \tag{16}$$

với $v(x) = v(x, w)$ – nhiễu trong quan sát.

Cần dựng lại trạng thái $\tilde{\varphi}$ của hệ (15) thông qua tập quan sát (16) trong điều kiện biết không chính xác toán tử L (và có thể cả $\tilde{q}$, $\tilde{\varphi}_0$, H, v).

Đây là bài toán lọc thích nghi tối ưu. Để giải bài toán lọc thích nghi, có thể sử dụng nguyên lý sau:

Nếu có các phương pháp nhận dạng có thể làm việc trong điều kiện biết không chính xác các biến trạng thái thì hệ thống đã được nhận dạng có thể sử dụng để ước lượng các biến trạng thái. Nguyên lý trên hợp lý vì thông thường các biến trạng thái thay đổi nhanh hơn các thông số hệ thống.

Như vậy bài toán lọc thích nghi chính là bài toán ngược, nhằm sử dụng trạng thái nhiễu loạn khi biết không chính xác toán tử mô tả hệ thống. Sự khác biệt giữa bài toán ngược và bài toán lọc thích nghi tối ưu chỉ là hình thức mô tả các thông tin cho biết: hoặc là tập các phiếm hàm đo (13) hoặc là tập các quan sát (16). Vì vậy phương pháp Marchuc là phương pháp hữu hiệu nhất hiện nay giải bài toán thích nghi (15) (16).

Để đơn giản, trước hết giả thiết rằng ngoài (16), còn có tập các phiếm hàm J_p hay Z_p.

Định lý 3. *Giả sử $\widetilde{\varphi}_\gamma$ là nghiệm của bài toán (15), $\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma$ là nghiệm của bài toán lọc với $\gamma = \overline{\gamma}$. Khi đó, nếu δL và $\delta L\varepsilon_\gamma$ đủ nhỏ, trong đó $\varepsilon_\gamma = \widetilde{\varphi}_\gamma - \hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma$, thì quan hệ giữa δL và $\delta \hat{J}_p$, $\delta \hat{J}_p = J'_p - \hat{J}_p$ thỏa mãn đẳng thức sau*

$$\delta \hat{J}_p = -(\varphi_p^*, \delta L\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma) + \eta,\ \eta = J_p[\varepsilon_\gamma] = (\varepsilon_\gamma, P) \tag{17}$$

lưu ý rằng $\hat{J}_p = J_p[\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma]$.

Còn quan hệ giữa δL và $\delta \hat{Z}_p$, $\delta \hat{Z}_p = Z' - \hat{J}_p$ có dạng

$$\delta \hat{Z}_p = -(\varphi_p^*, \delta L\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma) + z,\ z = \eta + \xi. \tag{18}$$

Đây là kết quả hoàn toàn mới được các tác giả [4,6,7] chứng minh như sau (ví dụ trường hợp chưa có điều khiển).

Giả sử $\widetilde{\varphi}$, $\widetilde{\varphi}'$ là nghiệm của (15) tương ứng với toán tử L và L', $J_p = (\widetilde{\varphi}, p)$. Áp dụng định lý 1 thu được công thức nhiễu loạn nhỏ cho δL

$$\delta J_p[\widetilde{\varphi}] = -(\varphi_p^*, \delta L\widetilde{\varphi}) = -(\widetilde{\varphi}, \delta L^* \varphi_p^*). \tag{19}$$

Trong trường hợp tiền định khi $\widetilde{q}$, φ_0 cho biết với $\gamma = \overline{\gamma}$, $\widetilde{\varphi}_\gamma$ có thể tính được từ (15). Tuy nhiên khi $\widetilde{q}$, φ_0 là ngẫu nhiên, $\widetilde{\varphi}_\gamma(x)$ là trường ngẫu nhiên và do đó cả hai vế (19) không thể tính được với $\gamma = \overline{\gamma}$.

Để vượt qua khó khăn này, sử dụng nguyên lý nêu trên. Giả sử nhận dạng được gần đúng mô hình hệ thống với $\gamma = \overline{\gamma}$. Theo nguyên lý này, mô hình nhận dạng sẽ được sử dụng để ước lượng biến trạng thái $\widetilde{\varphi}_\gamma$. Ký hiệu $\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma$ là lời giải của bài toán lọc với $\gamma = \overline{\gamma}$. Khi đó

$$J_p[\widetilde{\varphi}_\gamma] = (\widetilde{\varphi}_\gamma, P) = (\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma + \varepsilon_\gamma, P) = (P, \hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma) + (p, \varepsilon_\gamma) = J_p(\hat{\widetilde{\varphi}}_\gamma) + J_p(\varepsilon_\gamma) = \hat{J}_p + J_p(\varepsilon):$$

Từ phương trình liên hợp (3) ứng với (15)

$$J_p[\varepsilon] = (p, \varepsilon) = (L^* \varphi_p^*, \varepsilon) + \varphi_p^*, L\varepsilon).$$

Còn từ (19)

$$\delta J_p = (\widetilde{\varphi}, \delta L^* \varphi_p^*) = (\varphi_p^*, \delta L \widetilde{\varphi}) = (\varphi_p^*, (L' - L)\widetilde{\varphi}).$$

Theo định nghiã δJ_p và J_p ta thay

$$-\delta J_p = -(J_p' - J_p) = -(J_p' - (\hat{J}_p + J_p[\varepsilon]) = -(J_p' - \hat{J}_p) + J_p[\varepsilon]$$

và từ đó thu được

$$\begin{aligned} J_p' - \hat{J}_p &= J_p[\varepsilon] + (\varphi_p^*, \delta L \widetilde{\varphi}) = J_p[\varepsilon] + (\varphi_p^*, \delta(\hat{\widetilde{\varphi}} + \varepsilon)) \\ &= -(\varphi_p^*, \delta L \hat{\widetilde{\varphi}}) + J_p[\varepsilon] - (\varphi_p^*, (L' - L)\varepsilon) \end{aligned}$$

khi $(L' - L)$ đủ nhỏ

$$J_p' - \hat{J}_p = -(\varphi_p^*, \delta L \hat{\widetilde{\varphi}}) + P, \varepsilon_\gamma).$$

Công thức cuối cùng chứng minh công thức (17). Bằng cách tương tự, có thể chứng minh được tính đúng đắn của phương trình (18) trong trường hợp phiếm hàm đo có sai số.

Công thức (17) (18) được gọi là công thức nhiễu loạn nhỏ tổng quát cho bài toán ngược ứng với bài toán lọc thích nghi, (17) (18) được gọi là hệ phương trình nhận dạng.

Các phương pháp giải bài toán lọc thích nghi hiện nay, ví dụ phương pháp hàm hợp lý cực đại, bình phương cực tiểu tổng quát, lọc Kalman mở rộng, tìm kiếm ngẫu nhiên ... thường dẫn đến bài toán ước lượng phi tuyến phức tạp kèm theo đòi hỏi cao về thông tin tiên nghiệm.

Phân tích thuật toán nêu trên thấy rõ rằng, thuật toán đó được đơn giản hoá nhờ tách bài toán lọc thích nghi ban đầu thành hai bài toán độc lập: Nhận ang δL và lọc $\widetilde{\varphi}$.

Quá trình tách đó thực hiện được nhờ có hệ quan sát trạng thái (16) và tập các phiếm hàm (13) mà nó thường không có trong bài toán lọc thích nghi từ trước tới nay. Vì vậy cách duy nhất có thể chấp nhận được là phải xây dựng tập các phiếm hàm đo (13) từ hệ quan sát (16).

Giả sử, ta chỉ có quan hệ (16). Dựa vào tập các hàm $P_i'(x)$, $i = \overline{1, M}$, $x \in D$ và xác định

$$\begin{aligned} Z_i = \int P_i'(x) Y(x) dx = \int P_i'(x) H(x) \widetilde{\varphi}(x) dx + \int P_i'(x) v(x) dx = (\widetilde{\varphi}, P_i) + \xi_i \\ = J_i[\widetilde{\varphi}] + \xi_i, \ i = \overline{1, M} \end{aligned} \tag{20a}$$

$$P_i(x) = P_i'(x) H(x), \ \xi_i = \int P_i'(x) v(x) dx \tag{20b}$$

Nếu $y(x)$ là quan sát chính xác, $Y(x) = H(x)\widetilde{\varphi}(x)$ thì $\xi_i = 0$ và $Z_i[\widetilde{\varphi}] = J_i[\widetilde{\varphi}] = (\widetilde{\varphi}, P - i)$. Bằng cách như vậy có thể thu được tập các phiếm hàm (Z_i) (hay (J_i)) có dạng (13) và biến phân δL có thể tìm được từ hệ phương trình (17) - (18).

Thông thường nên chọn $M = n$, n là các thông số cần được xác định. Việc chọn tập các hàm $P_i'(x)$ tối ưu là bài toán rất quan trọng liên quan đến lý thuyết quy hoạch thực nghiệm tối ưu. Có thể làm giầu thông tin về δL bằng các dùng khai triển trực giao hàm tương quan của $Y(x), R_y(x, x')$ sẽ là hàm riêng tương ứng với λ_i-giá trị riêng của $R_y(x, x')$ trong khai triển trực giao và Z_i sẽ là "toạ độ" của trường ngẫu nhiên $Y(x)$. những tọa độ đó là những phiếm hàm độc lập với nhau (chính xác hơn là không tương quan với nhau) và do đó sẽ mang lượng thông tin lớn nhất về δL.

Hệ nhận dạng có số phương trình tối thiểu cần thiết có thể chọn như sau: kí hiệu $M_1 = \max$ (m : số các tọa độ độc lập).

$$M = \begin{cases} n & \text{nếu } n \le M_1, \\ M_1, & \text{nếu} n > M_1. \end{cases} \tag{21}$$

biểu thức (21) có thể chứng minh dựa trên tính độc lập của các phiếm hàm được xây dựng và số các thông số cần xác định.

V. - THUẬT TOÁN

Chọn tập $(P_i'(x))^{M_1}$ và xây dựng tập các phiếm hàm theo (20). đặt $\partial = 0$ và trên cơ sở thông tin tiên nghiệm về γ chọn giá trị xấp xỉγ^∂.

Bước 1. Giải bài toán lọc tối uu (15), (16) với $\gamma = \gamma^\partial$. Nghiệm của nó là cặp $(\hat{\widetilde{\varphi}}, P^\partial)$ trong đó P^∂ là ma trận sai số của φ^∂.
Bước 2. Xây dựng hệ phương trình (17) (18) trên cơ sở M phiếm hàmJ_{p_i}, $i = \overline{1, M}$. Cần giải M phương trình liên hợp (3) với $P = P_i$, $i = \overline{1, M}$ và tính các đặc trưng thống kê của quá trình ngẫu nhiên (ξ_i).
Bước 3. Giải bài toán nhận dạng (17) (18) bằng một trong những thuật toán lọc với nhiễu có tương quan. Lời giải là $\delta\gamma^\partial$.
Bước 4. Giá trị mới của véc tơ thông số tính theo công thức $\gamma^{\partial+1} = \gamma^\partial + \delta\gamma^\partial$. Nếu $|\gamma^{\partial+1} - \gamma^\partial| \le \varepsilon$ với $\varepsilon > 0$ là giá trị đủ nhỏ chọn trước, chấp nhận $\hat{\gamma} = \gamma^{\partial+1}$ và giải lại bài toán lọc với $\gamma = \hat{\gamma}$, sau đó dùng thuật toán. Trong trường hợp ngược lại, quay về bước 1 và lặp lại thuật toán từ đầu với $\gamma = \gamma^{\partial+1}$.

Sự hội tụ của thuật toán được chứng minh ở [8].

VI. - MÔ PHỎNG TRÊN PC - MATLAB

Giả sử cần phải lọc trạng thái hệ thống sau

$$x_{i+1} = ax_i = w_{i+1}$$
$$y_{i+1} = Hx_{i+1} = v_{i+1}, \; i = 0, ..., k+1 \tag{22}$$

ở đây a, x_0, (w_i), (v_i) là độc lập với

$$E(w_i) = E(v_i) = E(x_0) = 0$$
$$E(a) = \bar{a}, \; E(w_i, w_j) = q_i\delta_{ij}, \; E(v_i, v_j) = r_i\delta_{ij}$$
$$E(a - \bar{a})^2 = \sigma a^2.$$

Sử dụng thuật toán thích nghi trên để lọc (x_i).

Đặt $\partial = 0$, $a^0 = \bar{a}$

Bước 1. Giải bài toán lọc (15) (16) bằng lọc Kalman-nghiệm của nó là cặp $(\hat{x}^\partial, P_i^\partial)$
Bước 2. Chọn $P_j'(i)$, $j = \overline{1, M}$ chẳng hạn theo công thức

$$P_j'(i) = 1, \; i = 2j-1, 2j$$
$$P_j'(i) = 0, \; i \neq 2j-1, \; 2j$$

Khi đó (20) cho

$$Z_j = \sum_{i=1}^{K} P_j(i)x_i + \xi_j$$
$$P_j(i) = P_j'(H), \; \xi_j = \sum_{i=1}^{K} P_j(i)\vartheta(i).$$

Phương trình liên hợp (3) có dạng

$$x^*_{p_j,i} = a^\partial x^*_{p_j,i+1} + P_j(i), \; i = k, k-1, ..., 1$$
$$\text{với} x^*_{p_j,i+1} = 0, \; \forall j = \overline{1, M}(23)$$

Hệ phương trình nhận dạng (18) sẽ là

$$\delta Z_j = \sum_{i=1}^{K} x^*_{p_j,i}\hat{x}^\partial_{i-1})\delta a + \eta_j, \; j = \overline{1, M}$$
$$\eta_j = H(\varepsilon^\partial_{2j-1} + \varepsilon^\partial_{2j}) + v_{2j-1} + v_{2j}, \; \varepsilon^\partial_j = x^\partial_j - \hat{x}^\partial_j$$

Ma trận tương quan K_ς của (ς_j) được tính theo giả thiết $x_i^\vartheta \approx x_i$. Đặt

$$\phi(i,j) = \cap_{l=j+1}^{i}(1 - K_{i+l}H)$$

$\phi(i,j) = 1$, K_i-hệ số ảnh hưởng lọc Kalman ở bước 1. Khi đó

$$K\varepsilon(i,j) = \phi(i,j)P_j^\vartheta$$
$$K_{\varepsilon v}(i,j) = \begin{cases} -\phi(i,j)K_j, & i \geq J \\ 0, & i < j. \end{cases}$$

Bước 3. Sau khi giải (23) và tính K_ς, bài toán nhận dạng (24) có thể tính bằng bộ lọc xấp xỉ dạng Markov. Nghiệm của nó là ước lượng tối ưu $\delta\hat{a}$ của δa.

Bước 4. Tính $a^{\vartheta+1} = a^\vartheta + \delta\hat{a}$. Nếu $|\delta\hat{a}a| \leq \varepsilon$ dừng thuật toán sau khi giải bài toán lọc với $a = a^{\vartheta+1}$ còn không - lặp lại thuật toán với $a = a^{\vartheta+1}$

Tính toán được tiến hành với $a^* = 0.9$, $\overline{a} = 0.4$, $x_0 = 0.296$, $q_i = r_i = 0.5$, $H = 1$, $\sigma_a^2 = 1$, $K = 6$, $M = 3$, $\varepsilon = 0.01$. Kết quả tính toán cho ở bảng 1:

$\hat{x}^*$-ước lượng tối ưu của x tính theo lọc Kalman với $a = a^*$

$\hat{x}^\vartheta$-ước lượng tối ưu của x tính theo lọc Kalman với $a = a^\vartheta$

Bảng 1

i	1	1	2	3	4	5	67
x	1.452	1.201	1.497	1.893	0.965	0.684	
y	1.593	1.313	3.004	2.012	0.165	1.227	
x^1	0.906	0.859	1.727	1.378	0.350	0.705	
x^2	1.086	1.107	2.074	1.281	0.686	0.922	
x^3	1.112	1.145	2.134	1.893	0.740	0.963	
x^4	1.128	1.163	2.171	1.938	0.774	0.989	
x^5	1.137	1.183	2.195	1.965	0.793	1.004	
x^6	1.145	1.194	2.216	1.988	0.809	1.018	
x^7	1.152	1.204	2.232	2.007	0.823	1.030	
x^*	1.153	1.207	2.235	2.012	0.828	1.033	
a^i	0.756	0.810	0.844	0.864	0.881	0.896	0.905
P_i	1.085	0.331	0.206	0.130	0.082	0.042	0.009

Như vậy chỉ sau 6 bước lặp - Kết quả đã được hội tụ. Nhanh hơn so với phương pháp bình phương cực tiểu thông thường gấp nhiều lần.

VII. – KẾT LUẬN

Trong bài báo các tác giả đã mở rộng đáng kể khả năng giải bài toán ngược của điều khiển thích nghi trong điều kiện thiếu thông tin khi có các yếu tố bất định mang tính ngẫu nhiên của môi trường, trong đo đạc cũng như các tác động ngẫu nhiên lên bản thân hệ thống. Đã thu được công thức cơ bản và công thức tổng quát của lý thuyết nhiễu loạn nhỏ làm cơ sở xây dựng hệ phương trình nhận dạng tham số và dựng lại trạng thái bị nhiễu loạn của hệ thống lọc (lọc trạng thái).

Với bài toán lọc thích nghi, đã xây được tập các phiếm hàm đo rời rạc và trên cơ sở đó thiết laan p hệ phương trình nhận dạng dựa trên phương pháp hàm liên hợp mà Marchuc đề xuất [1]. Ưu thế của phương pháp này so với các phương pháp lọc thích nghi hiện có thể thể ở:

1) Vì Z_i là tích phân của γ nên Z_i rất nhạy cảm với những thay đổi nhỏcủa $\delta\gamma$ (độ lệch γ so với γ^*). Do vậy giá trị nhỏ $\delta\gamma$ vẫn dẫn đến độ lệch giữa Z_i', và Z_i, (17) (18) cho phép tìm γ^*. Trong khi đó tập quan sát (16) phản ánh tính động của hệ thống và nên dùng để lọc quá trình.

2) Vì ξ_i xác định theo (20), thực chất là phép tính làm tròn $v(x)$, cho nên nếu biết cách chọn $P_i'(x)$ hợp lý, thì sai số ξ_i có thể xấp xỉ (với độ chính xác cao) kỳ vọng toán học của $v(x)$ mà trong thực tế có thể coi bằng 0. Điều này làm giảm ảnh hưởngcủa sai số ngẫu nhiên trong đo đạc và nâng độ chính xác của ước lượng γ.

3) Tập các phiếm hàm đo đạc (20) là rời rạc với M có thể nhỏ tối thiểu, hệ phương trình nhận dạng (17) (18) là tuyến tính do đó bài toán nhận dạng các thông số chưa biết γ trở nên đơn giản hơn nhiều (từ quan điểm tính toán) so với các phương pháp hiện hành.

4) Tốc độ hội tụ cao, không bị ảnh hưởng bởi tính không chỉnh ở bài toán lọc thích nghi.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. G.I. Marchuk Mehtods of computational mathematics, Nauka, Moscow 1990 (in Russian).
2. N.T. Loan & H.H Son, Adaptive parameter identification method in controlled contamination industries systems, Proc. 5^{th} Wold Filtration Congress, v. 3, 221-229, Acropolis, Nice, France 1990.

3. P.H. Thoa, A new parameter estimation method for self-tuning adaptive control, preprints of IEEE International workshop on Intelligent Motion Control, Istanbul, Turkey 1990.
4. V.N. Lan & D.T. Phu, Identification of systems, Proc. NCSR of Vietnam, V. 4, 2, 1992, 27-39.
5. V.N Lan, Estimation of continuous system from discrete singular noisy observation vie regularizing and decomposing, Proc. NCSR of Vietnam, V. 4, 2, 1992, 47-53.
6. P.H. Thoa & H.H. Son, System parameter identification based on variational method and filtering theory, Report in IFAC/IFORS Symposium on identification and system parameter estimation, Budapest, Hungary, July 1991, 8-13.
7. V.C. Hung & H.H. Son, Parameter and order estimation of linear system based on variational method, Proc. 16^{th} National symposium on theoretical phisicies, Samson, Thanh Hoa, 1991.
8. H.H. Son & O. Talagrand On convergence of variational algorithm for adaptive system parameter identification using adjoint technique, Laboratoire de Meteorologie Dynamique, Parix (edex, France) 1992.
9. H.H. Son & P.H. Thoa, Self-tuning adaptive control based on a new parameter estimation method, Proc. IFAC Symposium on intelligent and adaptive control-Singapore, 1991.
10. V.N. Lan, D.T. Phu & H.H. Son, Two-stages identification of linear dynamic systems using the conjugate operator model 10^{th} - IFAC Symposium on system identification 4-6 July 1994, Copenhagen, Denmark.

Trung tâm Khoa học tự nhiên
và Công nghệ Quốc gia
Viện Công nghệ thông tin