УДК 681.5.015

КОМПЕНСАЦІЯ КОЛИВАЛЬНОГО ХАРАКТЕРУ ПЕРЕХІДНИХ ПРОЦЕСІВ В СИСТЕМАХ НЕЙРОКЕРУВАННЯ

Щокін В.П., *д.т.н., завідувач кафедри ЕПЕМ, професор,*
Щокіна О.В., *старший викладач кафедри ЕКіУП*
ДВНЗ «Криворізький національний університет»,
Shchokin@rambler.ru

Анотація. *В статті розглянуті теоретичні основи синтезу адаптивних асимптотично-стійких авторегресійних систем реалізованих на базі різницевих рівнянь, в яких поєднано одночасне розв'язування задач забезпечення стійкості і мінімізації функціоналу якості.*
Ключові слова: *авторегресійні системи, функціонал якості, стійкість.*

INDEMNIFICATION OF SWAYING CHARACTER TRANSITIONAL PROCESSES IN SYSTEMS OF NEURAL NETWORKS FOR CONTROL

Shchokin V., *D.Sc. (Engineering), professor,*
Shchokina O., *teacher*
State Institution of Higher Education «Kryvyi Rih National University»
Shchokin@rambler.ru

Abstract. *Theoretical bases of synthesis of the adaptive asymptotically-steady autoregressive systems realized on the base of difference equalizations are considered in the article. The simultaneous decision of tasks providing of stability and minimization functional quality were combined.*
Keywords*: autoregressive systems, functional quality, stability.*

Постановка проблеми. У значній кількості систем нейрокерування бажаний стан об'єкта керування формується шляхом комбінації фактичного стану об'єкта (y[i], y[i-1]., y[i-(n-1)]) з бажаним значенням r[i+1] на його виході. Таким чином, за умови мінімальних похибок в роботі нейроемуляторів, завжди у фіксованих дискретах буде підтримуватись рівність бажаних r[i] і фактичних значень y[i] на виході об'єкта керування (ОК). Але виконання цієї умови не гарантує отримання еталонного виду перехідного процесу за межами кортежів y[i]=r[i], де буде спостерігатись коливальний характер перехідних процесів ОК високого порядку (рис. 1).

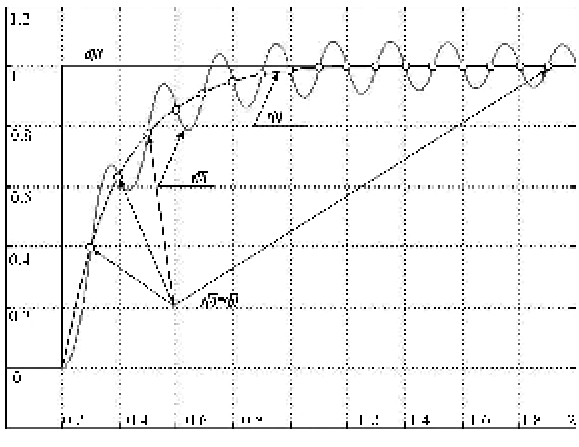

Рис. 1. Перехідний процес вихідної координати об'єкту y(t), поєднаний з перехідним процесом еталонної моделі r[t]

Розглянемо систему безпосереднього інверсного нейрокерування об'єктом другого порядку з еталонною передаточною функцією у вигляді аперіодичної ланки. В якості емулятора зворотної динаміки використана ШНМ Adaline з лінійно-регресійним алгоритмом навчання. ШНМ інверсної динаміки апроксимує наступну функцію

$$u[i-1] = f_{\text{ŽÄ}}(y[i], y[i-1], y[i-2], .u[i-2]) . \quad (1)$$

Результати експериментів з інтервалом дискретності 0.1с. підтверджують, що умова y[i]=r[i] виконується, це чітко видно за збігами фактичних і бажаних виходів системи. При цьому спостерігається коливальний характер перехідних процесів за межами дискретів.

Аналіз останніх джерел досліджень. Великого значення в розв’язанні проблеми забезпечення відповідних статичних та динамічних характеристик ОК з немодельованою динамікою мають роботи авторів: Галушкіна О.І., Круглова В.В., Лозинського А.О., Осовського С., Терехова В.О., Тюкіна І.Ю., Ускова А.О. Проведений аналіз дозволив зробити аргументовані висновки, що проблема усунення коливального характеру перехідних процесів ОК високого порядку, за відсутності відповідних математичних моделей, методів та засобів оперативного визначення динамічного стану ОК, може бути вирішена шляхом модифікації алгоритмів нейрокерування.

У [1] висвітлена загальноприйнята термінологія, яка використовується при моделюванні систем на базі різницевих рівнянь та приведені характеристики основних класів різницевих моделей. Відповідно до теоретичних положень, наведених в [1], модель виду:

$$y_i = a + \sum_{k=1}^{p} b_k y_{i-k} + \sum_{j=0}^{q} g_j x_{i-j} + e \ , \quad (2)$$

називають загальною моделлю ADL(p,q) (autoregressive distributed lag) з однією незалежною змінною.

Часткові випадки загальної моделі (2) класифікують таким чином:

1. Модель ADL(1,1):

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + g_0 x_0 + g_1 x_{t-1} + e \ . \quad (3)$$

2. Модель розподіленого лага ADL(0,q), або AR(0,q) – модель без лагів критичної змінної.
3. Модель лінійного фільтра:

$$x_t = e_t + \Psi_t e_{t-1} + \dots \ . \quad (4)$$

4. AR-модель. Дану модель отримують із загальної структури ADL при накладенні обмеження $g_i = 0$, тобто AR(p)=ADL(p,0):

$$y_t = a + \sum_{k=1}^{p} b_k y_{t-k} + e_t \ . \quad (5)$$

У даних моделей змінна в лівій частині залежить тільки від власних лагів.

5. Модель MA(q) (усічена модель лінійного фільтра) має такий вигляд:

$$x_t = e_t - \sum_{i=1}^{q} q_i e_{t-i} \ , \quad (6)$$

6. Модель ARI(p,d) має вигляд:

$$e_t = \bar{j}(B) x_t = j(B)(1-B)^d x_t \ . \quad (7)$$

7. Модель ARIMA(p,d,q) має вигляд:

$$\bar{j}(B) x_t = q(B) e_t \ . \quad (8)$$

Моделі дискретних стохастичних процесів прийнято [2] записувати у вигляді вихідного сигналу фільтра з невизначеною передаточною функцією H(z). Зазвичай вводять припущення, що сигнал збурення є білим шумом e(n), а передаточна функція має вигляд:

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_q z^{-q}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_p z^{-p}} \ . \quad (9)$$

Зв'язок вхідного u(n) і вихідного y(n) сигналів в моделях дискретних стохастичних процесів (фільтрів) з передаточною функцією (9) прийнято [2] описувати модифікованим різницевим рівнянням:

$$y(t) = \sum_{l=0}^{q} g_l z(t-l) - \sum_{k=1}^{p} b_k y(t-k) \quad (10)$$

де $z(\cdot)$ – незалежна змінна (регресор).

Різницеве рівняння (10) характеризує авторегресійні процеси $\sum_{k=1}^{p} b_k y(t-k)$ (AR(p)-модель з розподіленим лагом залежної (критеріальної) змінної) з ковзним середнім (MA(q)-модель з розподіленим лагом регресора) $\sum_{l=0}^{q} g_l z\,(t-l)$, або ARMA-процеси (AutoRegressive with Moving Average).

Необхідно зазначити, що у сучасній науковій літературі [3] при висвітленні питань нейрокерування, а саме в описах методів синтезу структур нейроідентифікації динаміки об'єктів керування, використовують таку інтерпретацію апроксимуючих властивостей ШНМ:

$$\begin{aligned}&\hat{y}(k+1) = F(u_k, z^{-1}u_k, ..., z^{-m}u_k; \hat{y}_k,\\ &z^{-1}\hat{y}_k, ..., z^{-n}\hat{y}_k; w_i^{(l)})\end{aligned}, \quad (11)$$

де в якості вектора стану ШНМ приймають вектор:

$$\begin{aligned}&col\left(y, z^{-1}\hat{y}, ..., z^{-n}\hat{y}\right) =\\ &= col\left(\hat{x}_n(k), \hat{x}_{n-1}(k), ..., \hat{x}_1(k)\right)\end{aligned}, \quad (12)$$

де z^{-1} – оператор зсуву.

Результатом ідентифікації динамічної моделі реального об'єкта управління, в сенсі наближення функцій виходу $\hat{y}(t)$ і $y(t)$ з точністю до похибки навчання нейронної мережі $\hat{e}(t) = y(t) - \hat{y}(t)$, є параметрично синтезовані, згідно з певним алгоритмом, значення вагових коефіцієнтів синоптичних зв'язків $w_i^{(l)}$ в шарах ШНМ $l = \overline{1,K}$ з оцінкою вектора стану об'єкта, який прийнято [3] описувати параметрично недовизначеним нелінійним диференційним рівнянням виду:

$$\begin{aligned}&y(k+1) = f[y(k), y(k-1), ..., y(k-n+1);\\ &u(k), ..., u(k-m+1)]\end{aligned}. \quad (13)$$

Формулювання цілей статті. Співставлення рівнянь (10) та (13) дозволяє довести, що параметрично недовизначене нелінійне диференційне рівняння (13) є узагальненою формою рівняння дискретного фільтра (10), якщо врахувати, що вагові коефіцієнти $b_k (k = 0,1.., N)$ та $a_k (k = 0,1., N)$ можуть бути визначені на базі застосування апроксимуючих властивостей нейромереж.

Відповідно до вищевикладеного ціллю статі є висвітлення розробленої методики усунення коливального характеру перехідних процесів (рис. 1) при використанні систем нейрокерування шляхом застосування авторегресійних структур з регуляризацією.

Основний матеріал статті. Запишемо дискретну ARMA-модель з розподіленим лагом порядку (0,q) (MA(q)) для еталонного значення $y^*(t)$ вихідної координати об'єкта керування $y(t)$ (desired):

$$y^*[i] = a + \sum_{j=0}^{q} g_j x[i-j] + e\,[i]. \quad (14)$$

Розглянемо кінцеві різниці:

$$\Delta y[i] = m(1-B) = m\left(y^*[i] - y[i-1]\right), \quad (15)$$

$$\Delta^2 y[i] = m\left(y^*[i] - 2y[i-1] + y[i-2]\right), \quad (16)$$

$$\Delta^3 y[i] = m\left(y^*[i] - 3y[i-1] + 3y[i-2] - y[i-3]\right). \quad (17)$$

Кінцева різниця порядку m має вид:

$$\Delta^m y[i] = m\left(\Delta^{m-1} y^*[i] - \Delta^{m-1} y[i-1]\right),\ i = 0...n-m, \quad (18)$$

де m – коефіцієнт регуляризації ARMABiS-структури.

Виключивши з (15-17) еталонну величину $y^*(t)$, отримаємо дискретні адаптивні структури моделей ADL, що характеризують адаптивні ARMA-процеси:

- адаптивна структура моделі ADL (1,1)

$$y[i] = mg_0x[i] + mg_1x[i-1] + (1-m)y[i-1] + me[i],$$

- адаптивна структура моделі ADL (2,2)

$$\begin{aligned} y[i] &= mg_0x[i] + mg_1x[i-1] + mg_2x[i-2] + \\ &+2(1-m)y[i-1] - (1-m)y[i-2] + me[i] \end{aligned},$$

- адаптивна структура моделі ADL (3,3)

$$\begin{aligned} y[i] &= mg_0x[i] + mg_1x[i-1] + mg_2x[i-2] + mg_3x[i-3] + \\ &+3(1-m)y[i-1] - 3(1-m)y[i-2] + (1-m)y[i-3] + me[i] \end{aligned}$$

Відповідно до вищенаведених структур синтезуємо загальний вид адаптивної структури моделей ADL (p,q):

$$\begin{aligned} y[i] &= m\sum_{j=0}^{q} g_j x[i-j] + (1-m)\cdot \\ &\left(\left[\sum_{j=1}^{p-1}(-1)^{j+1}\cdot p\cdot y[i-j]\right] + (-1)^{p+1}\cdot y[i-p]\right) \end{aligned} \tag{19}$$

З метою надання адаптивних властивостей ADL-моделям розроблено [4] метод адаптації вагових коефіцієнтів $g_0, g_1, g_2 ... g_n$ на базі модифікованого градієнтного методу мінімізації квадратичного функціонала

$$J(e_u) = 0,5e_u^T e_u \ . \tag{20}$$

Оскільки відсутня явна залежність вектора e_u і функції $J(e_u)$ від вагових коефіцієнтів $g_0, g_1, g_2 ... g_n$, помилка e_u у процедурі адаптації моделі (19) перераховується в узагальнені помилки $d^{(\mathbf{1})}$, які явно залежать від значень $g_0 ... g_\mathbf{1}$. При цьому адаптація вагових коефіцієнтів моделі (19) на кроці [i+1] проводиться відповідно до наступного шаблону:

$$g_j[i+1] = g_j[i] - hq^{(i-j)}[i]\Lambda^{(j)}[i], \tag{21}$$

де $q^{(i-j)}$ – розподілений лаг регресора, h - швидкість настроювання

$$\Lambda^{(j)}[i] = col\left(\frac{\partial J}{\partial q_1^{(i-j)}}, ..., \frac{\partial J}{\partial q_{n_j}^{(i-j)}}\right) = -e_u[i], \tag{22}$$

отже,

$$g_j[i] = g_j[i-1] + h\cdot e_u[i]\cdot q[i-j-1],\ j = 0,1...\mathbf{l},\ l > 0 . \tag{23}$$

Адаптаційна помилка $e_u[i]$ визначається як різниця еталонного значення і фактичного виходу моделі на i-ої ітерації.

З урахуванням адаптивних властивостей моделі (19), які забезпечуються нейроморфним настроюванням вагових коефіцієнтів $g_0, g_1, g_2 ... g_n$ дискретні адаптивні структури моделей ADL(p,q), що характеризують адаптивні ARMA-процеси скорочено будемо називати ARMABiS (AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems).

Розглянемо реалізацію моделі ADL(1,1) з урахуванням запропонованої методики нейроморфної адаптації ARMA-моделей.
$y[i] = mg_0x[i] + mg_1x[i-1] + me[i] + (1-m)y[i-1]$ Комп'ютерне дослідження проводиться за структурою адаптивного керування з еталонною моделлю (рис. 2). Структура нейроморфного ARMABiS-регулятора відповідає синтезованому рівнянню (19). Час дискретизації 0,01с, коефіцієнт регуляризації ARMABiS-структури $m = 0,8$, швидкість настроювання вагових коефіцієнтів g, $h = 0,05$. В якості об'єкта керування обрано нестаціонарну структуру другого порядку. Еталонною моделлю є аперіодична ланка з T=0,5с.

Нестаціонарність об'єкта моделювалась зміною параметрів об'єкту керування під час моделювання.

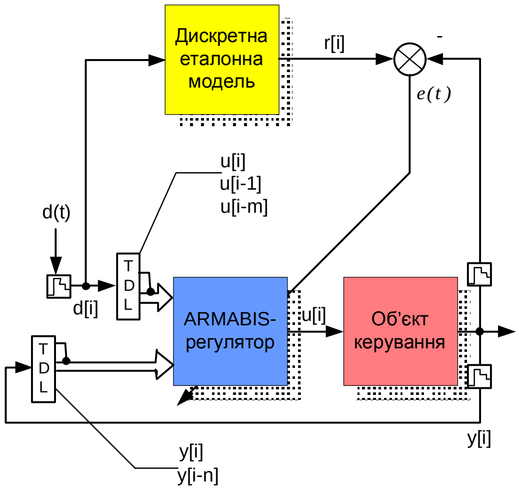

Рис. 2. Структурна схема системи адаптивного керування з еталонною моделлю

Результати розрахунків графіків перехідних процесів в класичній системі безпосереднього інверсного нейрокерування та системі безпосереднього інверсного нейрокерування з ARMABIS-моделлю наведені на рис. 3, 4.

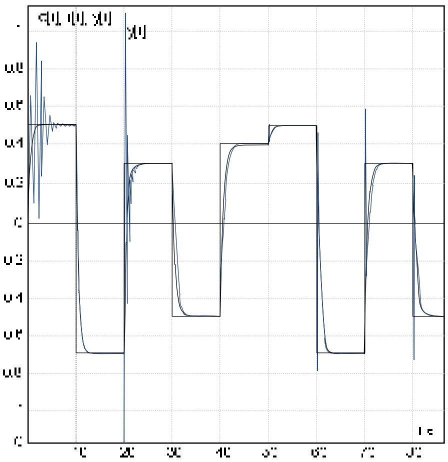

Рис. 3. Перехідні процеси вихідної координати об'єкту y[i] в класичній системі безпосереднього інверсного нейрокерування

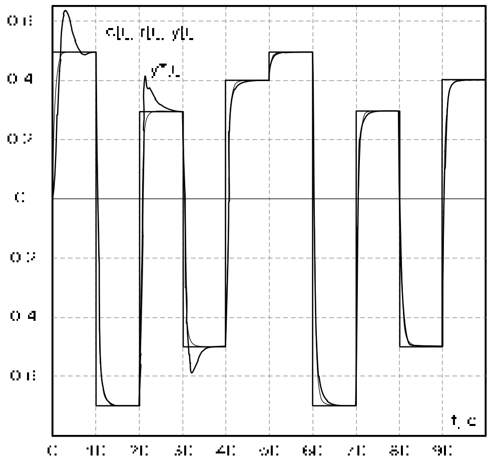

Рис. 4. Перехідні процеси вихідної координати об'єкту y[i] в системі інверсного нейрокерування з ARMABIS-моделлю

Аналіз перехідних процесів свідчить про підвищення якості адаптації регулятора в системі керування з еталонною моделлю при застосуванні розробленої структури ARMABiS-моделі в порівнянні з класичним нейрорегулятором на базі Adaline-структури. Настроювання ARMABiS-структури носить монотонний характер (рис. 4) з перерегулюванням не більше 10 %, статична похибка відсутня, інтегральна похибка на 60 % менша в порівнянні з класичною системою нейрокерування (рис. 3).

Висновки. Відповідно з вищевикладеним розроблена ARMABIS-модель за структурою ADL(p,q) володіє адаптивними властивостями за рахунок настроювання вагових коефіцієнтів регресійного лага $g_0, g_1, g_2 .. g_n$ на базі модифікованого градієнтного методу мінімізації квадратичного функціонала, а умова стійкості забезпечується настроюванням вагових коефіцієнтів критеріального лага відповідно до умови стійкості [2]. Використання ARMABIS-моделі в системах нейрокерування дозволяє уникнути коливальної складової перехідних процесів.

Список літератури

1. Елисеева И. И. Эконометрика / И. И. Елисеева. – М. : Финансы и статистика, 2001. – 360 с.
2. Хитрик М. С. Динамика управления ракет с бортовыми цифровыми вычислительными машинами / М. С. Хитрик, С. М. Федоров. – М. : Машиностроение, 1976. – 370 с.
3. Нейроинформатика / А. Н. Горбань, В. Л. Дунин-Барковский, А. Н. Кирдин и др. – Новосибирск : Наука; Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296 с.
4. Щокін В. П. Адаптивне керування агломераційним комплексом на основі авторегресійних структур з регуляризацією: автореф. дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.07 / В. П. Щокін : ДВНЗ «Криворізький національний університет» – Кривий Ріг : 2012. – 40 с.

References

1. Eliseeva I. I. Ekonometrika [Econometrics] / I. I. Eliseeva. – M. : Finansy i Statistika [Moscow: Publishing house "Finances and Statistics"], 2001. – 360 p.
2. Khitrik M. S. Dinamika upravleniya raket s bortovymi cifrovymi vychislitel'nymi mashinami [Missile with on-board digital computers dynamics control] / M. S. Khitrik, S. M. Fedorov. – M. : Mashinostroenie [Moscow: Publishing house "Mechanical Engineering"], 1976. – 370 p.
3. Neyroinformatika [Neuroinformatics] / A. N. Gorban', V. L. Dunin-Barkovskiy, A. N. Kirdin et al. – Novosibirsk: Nauka; Sibirskoe predpriyatie RAN [Novosibirsk: Publishing house "Science"; Siberian company RAS], 1998. – 296 p.
4. Shchokin V. P. Adaptyvne keruvannia ahlomeratsiinym kompleksom na osnovi avtorehresiinykh struktur z rehuliaryzatsiieiu [Agglomeration complex adaptive control based on autoregressive structures with regularization]: author. thesis ... Dr. techn. Science: 05.13.07 / Vadym Petrovych Shchokin: DVNZ «Kryvorizkyi natsionalnyi universytet» [State institution of higher education «Kryvyi Rih National University»]. – Kryvyi Rih : 2012. – 40 p.

Стаття надійшла до редакції 02.04.2013.

Відомості про авторів:

Щокін В. П., доктор технічних наук, завідувач кафедри ЕПЕМ, професор**,** ДВНЗ «Криворізький національний університет».

Щокіна О. В., старший викладач кафедри ЕКіУП ДВНЗ «Криворізький національний університет».

Україна, 50026, Кривий Ріг, вул. XXII партз'їзду 11.