

АЛГОРИТМ НАСТРОЮВАННЯ БАЗИ ПРАВИЛ НЕЙРОНЕЧІТКИХ ЕМУЛЯТОРІВ ЗВОРОТНОЇ ДИНАМІКИ ОБ'ЄКТІВ АВТОМАТИЗАЦІЇ

Щокін В.П., канд. техн. наук, доц.
Криворізький технічний університет

В статті наведено нове вирішення науково-прикладної проблеми синтезу інтелектуальних систем автоматичного управління нелінійними динамічними об'єктами, які перебувають під дією неконтрольованих випадкових зовнішніх збурень, що дає змогу проводити ефективне управління з заданими показниками якості та гарантованою стійкістю замкнутої системи.

In the article a new decision is resulted of the scientifically applied problem of synthesis of the intellectual systems of automatic control nonlinear dynamic objects, which are under the action of uncontrolled casual external indignations of, which enables to conduct an effective management with the set indexes of quality and assured firmness of the closed system.

В якості об'єкту дослідження прийнято ТП спікання агломерату. Агломераційний процес, з точки зору автоматизації, розглядається нами як взаємопов'язана технологічна система, яка перебуває під дією випадкових збурень. При синтезі асимптотичностійкої адаптивної системи керування повинна вирішуватись задача забезпечення стійкості системи і максимізації цільової функції [1].

Проведений аналіз [1] принципів синтезу і результатів функціонування традиційних АСУ ТП агломерації дозволив зробити висновок про те, що синтез адаптивних структур пов'язаний із проблемою порушення умов узгодження керування і флуктуації, невизначених на етапі синтезу параметрів об'єкта. Механізм підтримки заданих показників якості управління при зміні схемно-режимних умов функціонування системи відсутній. Крім того, складність математичної моделі ТП приводить до неможливості прямого контролю ряду параметрів вектору стану об'єкта.

Теоретичний аналіз методології синтезу інтелектуальних САК [1] дозволив зробити висновок, що розробка та впровадження гібридних інтелектуальних систем управління, які використовують динамічну базу знань для перетворення концептуальних понять, дозволить зафіксувати, шляхом інтелектуального підстроювання параметрів си-

стеми, задані показники якості при дії на об'єкт неконтрольованих зовнішніх збурень.

Постановка задачі. В задачі оптимального керування ТП процесом агломерації в якості вхідних образів обрано набір контрольованих параметрів об'єкта (продуктивність агломашини; частка заліза, руди, вапна і вуглецю в залізорудній частині шихти; вміст повернення в шихті; вологість шихти; енергетичні параметри об'єкта, до складу якого входить електромеханічне устаткування, живильна мережа і т. ін.), вихідний код визначає керуючі впливи (вологість шихти; кількість повернення; витрата газу; розрідження в загальному газопроводі; швидкість аглострічки).

Вирішення глобальних задач автоматичного керування покладено на гібридну САК, яка повинна реалізовувати складне багатомірне функціональне перетворення вхідного вектора згідно заданого адаптивного алгоритму функціонування.

Розроблена структура інтелектуальної САК нижнього рівня [1] вміщує адаптивну нейронечітку систему, котра виконує функції емулятора інверсної динаміки об'єктів керування.

З метою забезпечення заданих показників якості керування та зниження вимог до обчислювальних ресурсів при підтримці адаптивних властивостей системи необхідно розробити комплекс апаратно-програмного забезпечення інтелектуальної САК, орієнтований на оперативне коригування структури бази продукційних правил нейронечітких емуляторів (ННЕ) зворотної динаміки об'єктів керування. Відомі розробки адаптаційних алгоритмів [2, 3] функціонують в режимі накопичення похибки і є доволі складними з точки зору реалізації на базі мікропроцесорних пристроїв, отже питання синтезу блоків корегування структури бази правил ННЕ невирішене.

Узагальнена система нечіткої ідентифікації ТП. Розглядається нечітка модель узагальненого багаторівневого ТП, яка побудована за принципом розгрупування вхідних впливів для створення ієрархічної структури дерева висновку.

Загальний вид елементарної системи A :

$$y = f(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n), \quad (1)$$

де $x_i, i = \overline{1, n}$ - n -вимірний вектор яким представлені контрольовані параметри ТП; y - характеристичний параметр динамічного стану ТП.

Подібний вид системи A з багаторівневим представленням експертних знань застосовується для термінальних вершин та кореня де-

рева. Дана структура дозволяє проводити урахування випадкових змін в ТП по мірі накопичення знань про об'єкт у режимі on-line.

В якості базової структури емулятору обрана мережа Ванга-Менделя з модифікованою формою алгоритму адаптації [1].

Робота розробленого алгоритму ґрунтується на теорії розподілу частоти дискретизації і частоти навчання [1]. В теорії систем управління з дискретним часом [2] визначено, що період дискретизації T зазвичай обирається згідно наступного емпіричного правила: значення $2\pi/T$ повинно перевищувати максимальну частоту системи.

В традиційних адаптивних системах управління параметри коригуються один раз за кожен період дискретизації, таким чином частота дискретизації і частота корегування не розділяється.

При раціональному навчанні нейроморфних структур базовий темп роботи системи керування розподіляється на додаткові діапазони навчальних ітерацій з умовою, що період дискретизації значно перевищує час, який затрачено на проведення однієї навчальної ітерації.

Аналітичне конструювання закону адаптації нейронечітких елементів систем автоматичного керування. З метою аналітичного конструювання закону адаптації нейронечіткого емулятору визначено [1] функціональну оцінку якості (E), яка підлягає мінімізації

$$E = 1/2e^2(t+1) \quad (2)$$

На базі алгоритму настроювання ваг (найшвидший спуск) для прихованого шару нейронечіткої мережі, рівняння для визначення корекції синоптичних зв'язків має класичний вид

$$\Delta w_{ji}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{ji}(t) \quad (3)$$

Якщо визначити вихід k -го нейрону шару через $O(k)$, і провести додаткові перетворення (6), отримуємо аналітичний закон корегування параметрів функцій приналежності нейронечіткого емулятору:

$$\Delta w_{kj}(t+1) = -\eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{kj}(t), \quad (4)$$

де

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)} O(k)(1-O(k)) \frac{1}{\sum_{k=1}^M \left[\prod_{j=1}^N w_{ji}^k \right]} \sum_{k=1}^M v_k \left[\prod_{j=1}^N w_{ji}^k \right] \quad (5)$$

де N - кількість нейронів вхідного шару; M - кількість нейронів другого шару; v_k - ваги синаптичних зв'язків, що не підлягають настроюванню; $e(t+1)$ - похибка керування.

Визначення оцінки якобіану системи $\frac{\partial y(t+1)}{\partial u(t)}$ проводиться при використанні нейронечіткого емулятору об'єкта керування.

Алгоритм функціонування ІНСАК.

1. При старті з першої пари даних $\langle x_1, y_1 \rangle$ створюється перший кластер із центром $c_1 = x_1$. Приймається, що $w_1 = y_1$ й потужність множини $L_1 = 1$.

Позначимо граничну евклідову відстань між вектором x і центром c_i , при якому дані будуть трактуватися як приналежні до створеного кластера, символом r .

2. Після зчитування k -ої навчальної пари $\langle x_k, y_k \rangle$ розраховуються відстані між вектором x_k і всіма існуючими центрами $\|x_k - c_l\|$ для $l = 1, 2, \dots, M$. Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| > r$, то створюється новий кластер

$$c_{M+1}(k) = x_k, \quad (6)$$

$$w_{M+1}(k) = y_k, \quad (7)$$

$$L_{M+1}(k) = 1. \quad (8)$$

Параметри створених до цього кластерів не змінюються: $w_l(k) = w_l(k-1)$, $L_l(k) = L_l(k-1)$ для $l = 1, 2, \dots, M$.

Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| \leq r$, то дані включаються в l_k -й кластер, параметри якого уточнюються відповідно з модифікованим адаптивним алгоритмом настроювання параметрів нейронечіткої мережі Ванга-Менделя [1]:

$$w_{l_k}(k) = \frac{[w_{l_k}(k-1) + y_k]}{2} \quad (9)$$

$$L_{l_k}(k) = L_{l_k}(k-1) + 1 \quad (10)$$

$$c_{l_k}(k) = \frac{c_{l_k}(k-1) + x_k}{2} \quad (11)$$

3. Розраховується вихід системи згідно результуючої функції, котра апроксимує вхідні дані системи [2].

4. В період часу Td_Σ проводиться накопичення інтегральної похибки функціонування системи і динамічне настроювання параметрів нейроморфної структури Ванга-Менделя згідно розробленого методу.

5. Система переводиться на виконання шагів 1-4 за умови збільшення інтегральної похибки керування.

Результати імітаційного моделювання. Аналіз ефективності запропонованого методу аналітичного конструювання інтелектуальних систем управління з нечіткими і нейронними структурами проведено на імітаційній моделі АСК дозуванням руди у аглошихту.

Базова структура інтелектуальної гібридної системи автоматичного управління складними ТП (рис.1) включає наступні функціональні вузли: FNK – нейронечіткий контролер (fuzzy-neural controller), який функціонує на базі копії продукційних правил і логічного висновку нейронечіткого емулятору зворотної динаміки об'єкту; FNN1 – нейронечіткий емулятор зворотної динаміки об'єкту, який функціонує з урахуванням ефекту різномовності рухів; DO – динамічний об'єкт керування з нелінійною структурою і зовнішніми збуреннями що не контролюються; FNN2 – емулятор якобіану системи, який функціонує на базі адаптивного алгоритму самоорганізації нечіткої нейронмережі Ванга-Менделя; ВА – блок адаптації параметрів продукційних правил на базі умов забезпечення адаптаційних властивостей системи, заданого закону керування та мінімізації інтегрального критерію якості керування.

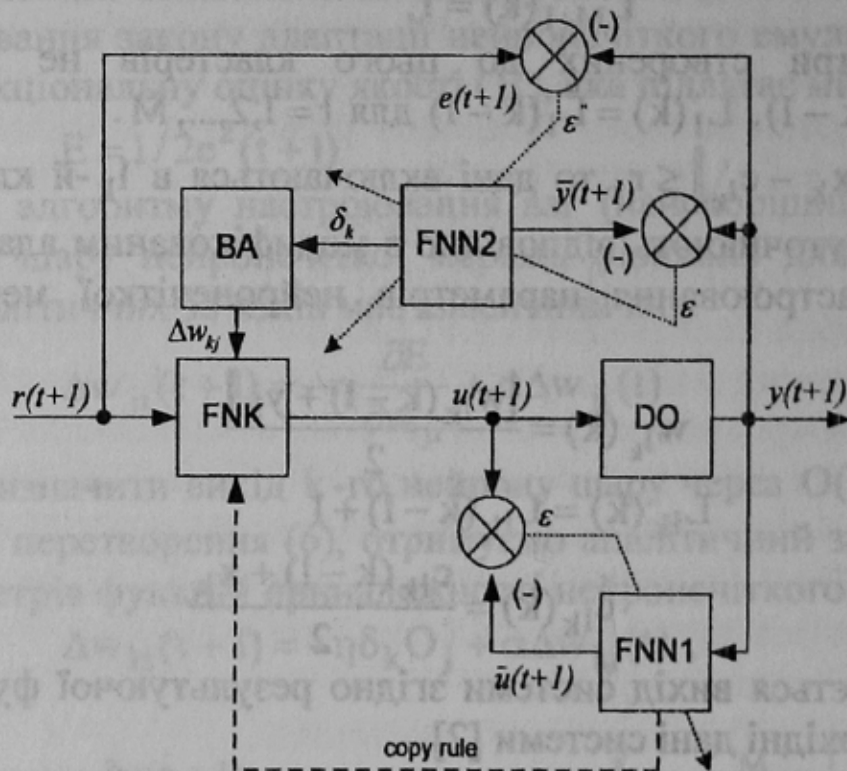


Рисунок 1 - Базова структура інтелектуальної гібридної системи автоматичного управління складними ТП

В результаті моделювання системи нечіткого управління процесом дозування руди отримані наступні залежності (рис. 2).

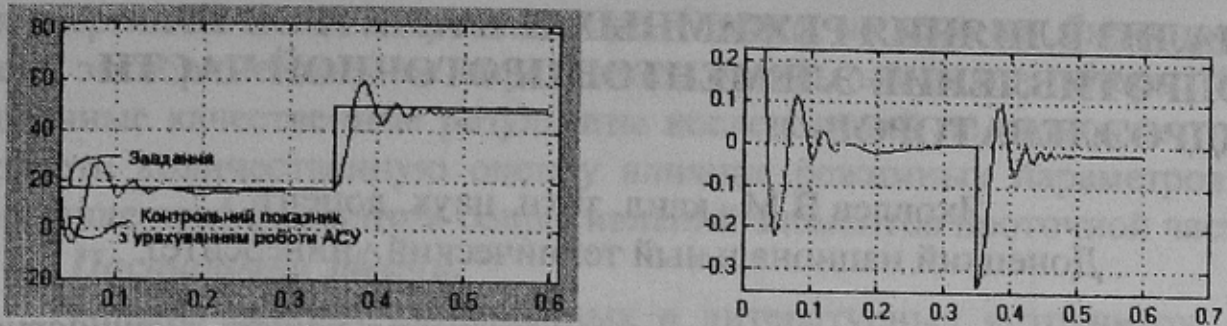


Рисунок 2 - Графіки перехідних процесів сигналу завдання і дійсного значення контрольного показника сформованого САК з нечіткими контролерами (а) та похибки (б)

У реальному ТП на контрольний показник процесу (час інтегрування потужності ФЕП), а отже і на шар спеченої шихти по довжині аглострічки, впливає цілий ряд вхідних параметрів. В розробленій моделі, з метою спрощення процесів, в якості зовнішнього збурення прийнято зміну контрольного показника. Базове значення показника над п'ятою вакуум-камерою складає 16,5 с [1].

За результатами моделювання зроблені наступні висновки: середньоквадратична помилка дозування руди складає 0,2% (параметр залежить від введених функцій приналежності); тривалість перехідного процесу (без урахування транспортного запізнення) при змінах завдання в межах ($\pm 50\%$)- до 0,1 с.

Висновок та напрям подальших досліджень. Розроблені теоретичні основи методу аналітичного конструювання законів керування в інтелектуальних САК, які базуються на використанні загальної теорії нейромережових структур та нечіткої логіки. Розроблений метод дозволяє синтезувати інтелектуальні системи в яких вихідний набір нечітких правил формулюється системою автономно, що забезпечує надання системі адаптивних властивостей, достатню повноту бази правил, відсутність суперечливих правил, нерегульованих погрешностей та суб'єктивного фактору при формуванні виду і параметрів функцій приналежності, які описують вхідні та вихідні змінні системи.

Список джерел

1. Звіт з НДДКР виконаної за держзамовленням/ Криворізький техн. університет. – 5.04.3; № ДЗ/30-2004; № ДР0104U004720. – К., 2004. – 100 с.
2. Verbruggen H.V., Babuska R. Constructing fuzzy models by product space clustering // Fuzzy model identification / Eds. H. Hellendorn, D. Driankov. – Berlin: Springer, 1998. – Pp. 53-90
3. Круглов В.В., Усков А.А. Алгоритм самоорганизации системы нечеткого логического вывода // Вестник МЭИ. 2002. №5. С.104-106.

Дата поступления статьи в редакцию: 24.10.06