

УДК 681.5.015

В.П. Щокін, О.В. Щокіна

МЕТОД АНАЛІТИЧНОГО КОНСТРУЮВАННЯ АЛГОРИТМУ ФУНКЦІОНУВАННЯ ГІБРИДНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ З НЕЙРОНЕЧІТКИМИ ЕМУЛЯТОРАМИ І КОНТРОЛЕРАМИ

Вступ. Основні виробничі процеси гірничо-металургійної галузі є багаторівневими, і поєднують технології для яких ефективно застосування в системах автоматичного керування (САК) математичних моделей побудованих за класичними принципами в більшості випадків неможливе. Це зумовлено як властивостями технологічних процесів, таких як нелінійність, нестационарність та багатофакторність, так і проблемами виміру основних параметрів технології і значної кількості зовнішніх збурюючих впливів. Крім того, поєднання нелінійних взаємозалежностей різноінерційних об'єктів керування, ускладнюють їх математичний опис.

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями. Проведений аналіз сучасних методів та засобів систем автоматизації складних технологічних процесів [1] дозволяє зробити висновок: забезпечення в умовах дії параметричних збурень відповідних динамічних та статичних характеристик певного класу об'єктів керування, можливе при застосуванні адаптивних систем керування, які використовують принципи інтелектуальних технологій [2,3]. Однак, результати досліджень [1] умов виникнення коливальних складових в перехідних процесах вихідних координат систем нейрокерування, свідчать, що наявність осциляцій в перехідних процесах призводить до порушення умов стійкості системи за умови обмеження амплітуд керуючих дій. При цьому базуючись на визначені обмеження сфери доцільного застосування традиційних систем нейрокерування [3] можна стверджувати, що вдосконалення принципів адаптивного керування на підставі застосування моделей об'єктів керування, в основу яких покладені інтелектуальні технології, є актуальною науковою проблемою.

Як доводять проведені дослідження [1, 4] кожна з інтелектуальних технологій має позитивні і негативні ознаки. Так, нейронні мережі і генетичні алгоритми дозволяють надати САК адаптивні властивості і знаходити нові рішення, які не були закладені в систему на етапі проектування. В той же час, дані технології не дозволяють використовувати апріорні експертні знання, а їх адаптаційна специфіка не дозволяє застосовувати класичні методи аналізу властивостей побудованих на їх основі адаптивних систем керування, а це призводить до втрати стійкості систем у процесі функціонування. Традиційні нечіткі та експертні системи використовують явне представлення знань, яке наводиться у зручній формі, однак в даних системах відсутній механізм автоматичного набуття знань. Указані властивості та проведений аналіз принципів проектування і результатів функціонування традиційних і інтелектуальних систем керування [4] стимулюють до вдосконалення інтелектуальних гібридних систем керування, які використовують поєднання декількох інформаційних технологій. Наприклад, в якості базової технології при синтезі адаптивних систем керування можна використати нечітку логіку, а решту технологій розглядати, як надбудову, яка дозволяє проводити процес автоматичної адаптації системи керування.

Відповідно до вищевикладеного, в статті вирішується науково-технічна задача пов'язана з розробкою методу аналітичного конструювання алгоритму функціонування нейронечітких елементів в структурах САК.

Розглянемо систему відтворення вхідної функції $r(t)$ САК нелінійним об'єктом керування

$$\dot{x}_i = f_i(\underline{x}, \delta_i(t)) + g_j(\underline{x})u_j, \quad i = \overline{1, n}; \quad j = \overline{1, m}, \quad (1)$$

де $\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ – вектор змінних стану об'єкту керування; $g(\underline{x})$ – нелінійна функція; $f_i(\cdot)$ – нелінійні неперервні функції, які диференціюються; $\delta_i(t)$ – зовнішнє збурення; u_j – сигнали керування, m – кількість керуючих впливів.

Функція $r(t)$ є еталонною траєкторією для розімкненої відносно її входу системи керування. Динаміка поточних значень похибки може бути прийнята в якості навчальної траєкторії для нейронечіткого емулятора

$$e_u(k) = u^*(k) - u(k), \quad k = \overline{1, N}, \quad (2)$$

де $u(k)$ – сигнал нечіткого контролера, $u^*(k)$ – еталонний сигнал.

За умови використання одного з відомих методів дефазифікації [2], сигнал нечіткого емулятора або контролера може бути записаний в такій формі

$$u(k) = \underline{\sigma}^T \zeta(\underline{x}), \tag{3}$$

де $\zeta(\underline{x})$ – функція вхідних параметрів; $\underline{\sigma}$ – вектор параметрів нечіткого елемента, який підлягає настроюванню.

Вектор параметрів нечіткого елемента розраховується на етапі його параметричного синтезу, і під час функціонування системи, пропонується [3] визначати його складові за умови порівняння еталонного і фактичного значення вихідної координати об'єкта керування.

Припустимо, що нечіткий контролер апроксимує еталонне значення сигналу керування, т.ч. буде виконуватись умова:

$$u^*(k) = \underline{\sigma}^{*T} \zeta(\underline{x}), \tag{4}$$

де $\underline{\sigma}^*$ – вектор параметрів нечіткого контролера, котрий з похибкою ε відображає закон керування; $\zeta(\underline{x})$ – функція вхідних параметрів..

В якості методу фазифікації приймемо узагальнену гаусову функцію виду

$$\mu(x) = \alpha_i = \exp\left(-\left(\frac{x-c}{a}\right)^{2b}\right), \tag{4}$$

де c, σ, b – параметри центру, ширини та форми компонента вхідного вектору для нечіткого правила висновку.

Відповідно до функції (4) сигнал керування нечіткого контролера визначається як функція від змінних стану. У випадках, коли відсутня можливість виміру даних параметрів, сигнал керування може бути визначений згідно з вектором похибки $\underline{e} = [e, \dot{e}]$.

Аналітичне конструювання закону адаптації параметрів функцій приналежності нечітких контролерів. Відповідно з прямим методом Ляпунова [3] розглянемо спеціальну функцію $V(x_1, x_2, \dots, x_n)$, яка задана в просторі станів з такими властивостями: функція неперервна разом з усіма власними похідними першого порядку в деякій відкритій області з початком координат; на початку координат функція $V(x_1, x_2, \dots, x_n)$ приймає нульове значення; усередині даної області, функція $V(x_1, x_2, \dots, x_n)$ відмінна від нульового значення і є знаковизначеною.

З урахуванням визначеної мети керування $e_u(k) \rightarrow 0$, до складу функції Ляпунова введемо доданок, який вміщує параметр адаптивного настроювання функцій приналежності нечіткого контролера $\underline{\sigma} = f(c, a, b)$:

$$V = \frac{1}{2} \Psi^2 + \frac{y^3(t+1) - y(t+1)}{y(t+1)} \underline{\theta}^2, \tag{5}$$

де $\underline{\theta} = \underline{\sigma} - \underline{\sigma}^* = \Delta \underline{\sigma}$ різниця фактичного і еталонного значення параметра, що підлягає настроюванню; $y^3(t+1)$ – бажане значення вихідного сигналу; $y(t+1)$ – фактичне значення вихідного сигналу.

Повна похідна функції Ляпунова має вид:

$$V = \Psi \dot{\Psi} + \underline{\theta}^2 = \Psi \dot{\Psi} + \frac{y(t+1)}{y^3(t+1) - y(t+1)} \underline{\sigma} \underline{\theta}, \tag{6}$$

де

$$\dot{\Psi} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \Psi}{\partial x_i} \dot{x}_i + \sum_{i=1}^n \frac{\partial \Psi}{\partial \delta_i} \dot{\delta}_i. \tag{7}$$

Розглянемо визначення закону адаптації параметрів нейронечітких контролерів та емуляторів гібридних САК, опис яких представимо нелінійним диференціальним рівнянням виду

$$\begin{cases} \dot{x}^{(n)} = f(x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}, \delta(t)) + g(\underline{x})u = f(x, \delta(t)) + g(\underline{x})u \\ y = x, \end{cases} \tag{8}$$

де $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T = (x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)})^T \in R^n$ – вектор стану об'єкта керування; u – вихідна змінна; u – сигнал керування; $f(\cdot)$ та $g(\cdot)$ – нелінійні неперервнодиференційовані функції; $\delta(t)$ – зовнішнє збурення, яке не контролюється.

З урахуванням узагальненого опису об'єкта керування повна похідна за часом від функції Ляпунова має вид:

$$\dot{V} = \Psi \left[\sum_{i=1}^{n-1} \frac{\partial \Psi}{\partial x_i} \dot{x}_i + \sum_{i=1}^n \frac{\partial \Psi}{\partial \delta_i} \dot{\delta}_i + \frac{\partial \Psi}{\partial x_n} \left[- \left(\frac{d\Psi}{dx_n} \right)^{-1} \left[\sum_{i=1}^{n-1} \frac{d\Psi}{dx_i} x_i + \sum_{i=1}^n \frac{d\Psi}{d\delta_i} \dot{\delta}_i + \Psi \right] + g(x) \theta \zeta(x) \right] \right] + \frac{y(t+1)}{y^3(t+1) - y(t+1)} \sigma \theta, \tag{9}$$

після спрощення, останній вираз приймає вигляд:

$$\dot{V} = -\Psi^2 + \left[\frac{y(t+1)}{y^3(t+1) - y(t+1)} \sigma \theta + g(x) \frac{\partial \Psi}{\partial x_n} \Psi \theta \zeta(x) \right]. \tag{10}$$

Похідна від функції Ляпунова дає змогу контролювати процес настроювання параметрів нейронечіткого контролера $\underline{\sigma}$ з метою забезпечення вимоги стійкості замкнутої системи

$$\dot{V} < 0. \tag{11}$$

Останнє рівняння дає змогу визначити параметри функцій приналежності нейронечітких емуляторів і контролерів за умови асимптотичної стійкості системи:

$$\sigma = g(x) \frac{\partial \Psi}{\partial x_n} \Psi \zeta(x). \tag{12}$$

У разі використання похибки регулювання $y^3(t+1) - y(t+1)$, отримуємо загальну форму виразу для визначення параметрів функцій приналежності зовнішнього нечіткого контролера при підтримці умови стійкості за критерієм Ляпунова

$$\sigma = \frac{\partial((y^3(t+1) - y(t+1)))}{\partial \sigma} ((y^3(t+1) - y(t+1)) e_{\zeta}(\underline{e})). \tag{13}$$

Структурний синтез самоорганізуючого нейронечіткого емулятора зворотної динаміки об'єкта керування. Для забезпечення апроксимації оптимального закону керування з урахуванням зміни оператора об'єкта в широких межах, у структуру САК вводимо нейронечіткий емулятор зворотної динаміки об'єкта. Емулятор реалізує зворотний оператор об'єкта, який копіюється нечітким контролером і компенсує оператор об'єкта, в результаті вихідний сигнал буде повторювати завдання із заданою похибкою $e_u(k)$. Даний контур додатково забезпечує підтримку адаптивних властивостей САК і гарантовану стійкість системи.

Настроювання емулятора проводиться шляхом зміни параметрів функцій приналежності (b,c), ваг правил (w) і модифікації продукційних правил (Bj) з урахуванням мінімуму критерію навчання $J^* = (e_u(b, c, w, B^j, t))$. У результаті з моменту t_0 [4] формується керуючий сигнал $u'(k)$, при якому $y(t) \xrightarrow{t \rightarrow t_1} r(t)$. Інтервал (t_0, t_1) є циклом навчання і часом закінчення перехідного процесу в системі. У режимі функціонування системи можуть бути виділені цикли параметричного настроювання емулятора і контролера [4] $t_{\text{пн}} < t_0$, що ініціалізуються при змінах оператора об'єкта керування (A). Процес настроювання завершується при $e_u(k) \equiv \varepsilon$, або $y(k) \equiv r(k) \pm \varepsilon$ при ідеальному керуючому впливі $u(k)' = A^{-1}r(k)$, де ε – верхня оцінка модуля абсолютної похибки; A – оператор об'єкта керування.

Основний нечіткий контролер включається в зовнішній контур САК і забезпечує оптимальну траєкторію системи керування. З метою апроксимації закону керування в контролері враховується динаміка поточних значень похибки САК (2). З цією метою в структуру включений емулятор, який виконує функціональну ідентифікацію динамічного стану об'єкта в On-line режимі.

Переваги запропонованого адаптивного контуру в структурі гібридної САК: динаміка поточних значень похибки сигналу керування враховується в нейронечіткому контролері в режимі реального часу, завдяки аналізу сигналу емулятора; сигнал керування забезпечує виконання умови стійкості замкнутої системи; обмеження на структуру і кількість продукційних правил емулятора не впливають на ефективність роботи системи при варіації оператора об'єкта в широких межах; скорочений час параметричного синтезу емулятора; знижені вимоги до апаратного забезпечення системи.

Інтегральний функціонал настроювання гібридних САК. Рівняння «вхід-вихід-стан» узагальненого динамічного об'єкту має такий вигляд [3]:

$$\frac{dy(t)}{dt} = F(y(t), r(t), u(t), \theta, t), t > 0, \tag{14}$$

де $F(\cdot)$ – деякий клас гладких функцій; $y(\bar{t})$ – вимірювальна частина вектора стану; $u(t)$ – «внутрішнє» векторне керування; $\theta \in \Omega_\theta$ – вектор параметрів об’єкту керування.

Оскільки динаміка поточних значень похибки $e_u(k), k = \overline{1, N}$ є навчальною траєкторією для параметрів нейронечіткого емулятора $e_u(b, c, w, B^j, t)$, критерієм якості відтворення еталонного сигналу може бути інтегральний функціонал виду

$$J(b, c, w, B^j) = \frac{1}{N_0} \sum_{m=k-N_0}^k e_u(b, c, w, B^j, t), k = 1, 2, \dots, \tag{15}$$

де N_0 – розмір вибірки.

Мета настроювання і керування об’єктом буде досягнута при значеннях $\underline{\lambda}^{*T} = b', c', w', B^{j'}$, для яких з моменту $t = t_1$ функціонали $J(b, c, w, B^j)$ та $e_u(b, c, w, B^j)$ прагнуть до мінімальних значень.

У структурі гібридної САК використано нейронечіткий емулятор, вихід якого є керуючим впливом

$$u^*(t) = f(\underline{\lambda}^{*T}, \zeta(\underline{x}), t), \tag{16}$$

З урахуванням (14) рівняння «вхід-вихід-стан» об’єкту керування представимо у вигляді:

$$\dot{y}(t) = F\left(y(t), r(t), f(\underline{\lambda}^{*T}, \zeta(\underline{x}), \theta, t), t > 0, \tag{17}$$

Рівняння (17) у загальному випадку визначає динаміку настроювання гібридних САК з інтегральним функціоналом $J(b, c, w, B^j) \rightarrow \min$.

Застосування нейромережєвих емуляторів у структурах гібридних САК дозволяє забезпечити еталонний керуючий вплив, або його зовнішню корекцію (4) з урахуванням умови стійкості системи (11) при On-line настроюванні параметрів нейронечіткого контролера $\underline{\sigma}(\underline{w})$ згідно з класичним алгоритмом визначення корекції синоптичних зв’язків – найшвидший спуск:

$$\Delta w_{ji}(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \alpha \Delta w_{ji}(t), \tag{18}$$

де E – функціональна оцінка якості, яка підлягає мінімізації.

Динамічний алгоритм самоорганізації нечіткого блока емуляції. При застосуванні (5) до дефазифікованого виходу (16) отримуємо модифікацію нечіткого висновку [2]:

Дана модель виводу Мамдані-Заде визначає неперервну функцію дефазифікації вхідного вектора,

$$y_0 = f(x) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i \left[\prod_{j=1}^N \exp \left[- \left(\frac{x_j - c_j^{(i)}}{\sigma_i^j} \right)^{2b_j^i} \right] \right]}{\sum_{i=1}^M \left[\prod_{j=1}^N \exp \left[- \left(\frac{x_j - c_j^{(i)}}{\sigma_i^j} \right)^{2b_j^i} \right] \right]}. \tag{19}$$

яка може бути реалізована нечіткою нейронною мережею Ванга-Менделя [2]. Перший шар даної чотиришарової структури виконує фазифікацію вхідного вектора, другий – агрегування значень активації умови, третій – агрегування M правил виводу й генерацію нормалізованого сигналу, останній шар формує вихідний сигнал. При чому, параметричними є перший і третій шари. У першому шарі задаються параметри функції фазифікації (c_j^k, σ_j^k, b_j^k), у третьому - активуються ваги v_M , які інтерпретуються як центр функції приналежності наслідку нечіткого правила.

З метою надання гібридним системам автоматичного керування адаптивних властивостей, вектор центрів функції приналежності висновку k -го нечіткого правила v_1, v_2, \dots, v_M повинен настроюватись у процесі роботи. Відомий [2] адаптивний алгоритм настроювання нечіткої мережі Ванга-Менделя має суттєвий недолік – за умови включення координати навчального кортежу в граничну евклідову відстань центра існуючого кластера, коригування центрів функції приналежності висновку k -го нечіткого правила проводиться простим додаванням нової координати центра до існуючого значення, отриманого в попередній

ітераційній процедурі. Дана процедура забезпечує постійне збільшення похибки в процесі функціонування динамічної системи, в той час як у статичному режимі зростання похибки не спостерігається [4].

З метою аналітичного конструювання алгоритму навчання нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя застосуємо алгоритм настроювання ваг (найшвидший спуск) для третього прихованого шару нейронечіткої мережі, рівняння для визначення корекції синаптичних зв'язків має класичний вигляд [3]:

$$w_{lk}(k) = w_{lk}(k-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{lk}} . \tag{20}$$

Визначимо

$$\delta_k = \frac{\partial E}{\partial net_k} , \tag{21}$$

$$net_k = \sum_{j=1}^M w_{kj} O_j . \tag{22}$$

У формулі (22) значення O_j є фазифікованою вхідною змінною за умовою $IF(x_i IS A_i)$. Функцію вихідного нейрона визначають [3] у вигляді

$$y(x) = f(net_k) . \tag{23}$$

При використанні ланцюгового правила отримаємо шаблон для корегування ваг:

$$w_{lk}(t+1) = w_{lk}(t) - \eta \delta_k \cdot \prod_{j=1}^N \left[\frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - c_j^{(k)}}{\sigma_j^{(k)}} \right)^{2b_j^{(k)}}} \right] . \tag{24}$$

де

$$\delta_k = e(t+1) \frac{\partial y(t+1)}{\partial y(x)} y(x)(1-y(x)) . \tag{25}$$

Визначення оцінки Якобіану системи $\frac{\partial y(t+1)}{\partial y(x)}$ може бути реалізовано шляхом використання

нейронечіткого емулятора об'єкта керування. Оскільки ключовою ідеєю розробленого динамічного алгоритму навчання нейронечіткого контролера є визначення градієнта критерію навчання згідно з оператором емулятора динаміки об'єкта, під час проведення параметричної оптимізації замість фактичної похибки керування ($e(t+1)$) використовуємо оцінку похибки відтворення вхідної функції ($r(t)$) у структурі узагальненого об'єкта:

$$e_y(t) = col(e_{y1}(t), \dots, e_{yi}(t), \dots, e_{yn}(t)) = r(t) - y(t) . \tag{26}$$

Структурний і алгоритмічний синтез ідентифікатора Якобіану системи. Введення в структуру системи ідентифікатора об'єкта керування пояснюється необхідністю адаптування параметрів нейронечіткого контролера з метою мінімізації функціонала якості. Відомі методи аналітичного конструювання оптимальних регуляторів [3] розроблені для об'єктів, математичний опис яких відомий і параметри не змінюються в процесі функціонування системи. При цьому значно ускладнюється алгоритм функціонування пов'язаний з необхідністю попереднього рішення диференціальних рівнянь у часткових похідних й обмеженням на об'єкти з нелінійною статичною характеристикою.

У розробленому методі пропонується використати структуру з нейронечітким контролером, закон адаптації параметрів якого отриманий на підставі рівняння (24). Однак у структурі рівняння адаптивного параметричного синтезу контролера однією зі складових є Якобіан системи, для структурної оцінки якого запропоновано використати нейронечіткий емулятор або ідентифікатор оператора об'єкта FNN2 (рис.1).

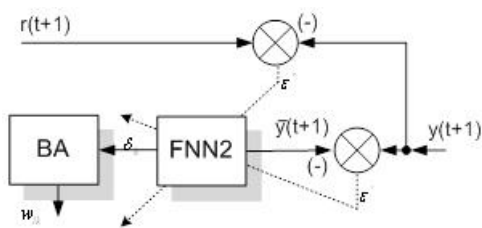


Рис.1. Базова структура ідентифікатора оператора об'єкта

Умовні позначення на рис. 1: FNN2 – ідентифікатор Якобіану системи; ВА – блок адаптації. Алгоритм динамічної самоорганізації нейронечіткого блока визначення Якобіану системи:

1°. При старті з першої пари даних $\langle x_1, y_1 \rangle$ створюється перший кортеж за атрибутами (c, w, L) відношення параметрів кластерів із центром $c_1 = x_1$. Приймається, що $w_1 = y_1$ й потужність множини $L_1 = 1$.

3°. 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 $\|x_k - c_l\| > r$, то створюється новий кортеж за атрибутами (c, w, L) відношення. В даному випадку $c_{M+1}(k) = x_k$, $w_{M+1}(k) = y_k$, $L_{M+1}(k) = 1$. Параметри створених до цього кластерів не змінюються, тобто $w_l(k) = w_l(k-1)$, $L_l(k) = L_l(k-1)$ для $l = 1, 2, \dots, M$. Кількість кластерів M збільшується на одиницю ($M \leftarrow M + 1$), кардинальне число відношення на даному етапі не обмежується.

Якщо $\|x_k - c_l\| \leq r$, то дані включаються в l_k -й кластер, параметри якого уточнюються відповідно до класичного адаптивного алгоритму самоорганізації нечіткої мережі Ванга-Менделя [2].

Результати імітаційного моделювання гібридної системи керування з нейронечітким емулятором і контролером за структурою Ванга-Менделя. Розроблена структура гібридної САК, нестационарними об'єктами (рис.2) включає наступні функціональні вузли: FNK – нейронечіткий контролер (fuzzy-neural controller), який функціонує на базі копії продукційних правил і логічного висновку нейронечіткого емулятора зворотної динаміки об'єкта; FNN1 – нейронечіткий емулятор зворотної динаміки об'єкта, який функціонує з урахуванням ефекту різнометповості рухів [4]; 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 нейромережі Ванга-Менделя; ВА – блок адаптації параметрів продукційних правил на базі умов забезпечення адаптаційних властивостей системи, заданого закону керування та мінімізації інтегрального критерію якості керування.

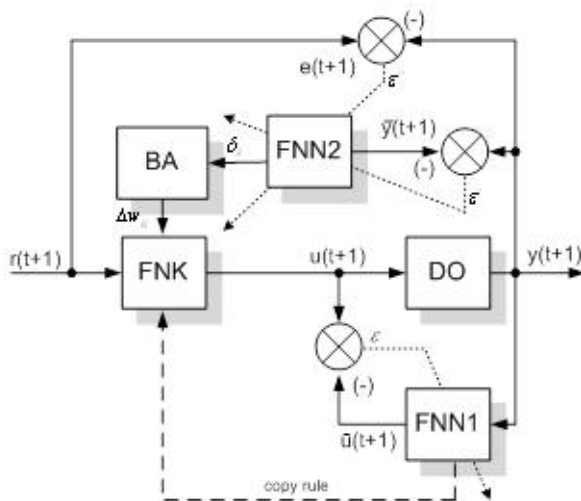


Рис.2. Базова структура гібридної САК з нейронечітким емулятором і контролером

Алгоритм функціонування розробленої системи:

0°. При старті системи задаються такі значення: гранична евклідова відстань r між елементами вхідного вектору x та центром кластера $c_{lk}(k)$ відповідного кортежу за атрибутами (c, w, L) відношення параметрів функцій приналежності, при якому вхідні дані будуть належати відповідному терму; гранична похибка апроксимації ε ;

1°. Наступні кроки (1-2) відносяться до настроювання емулятора зворотної динаміки і ідентифікатора Якобіану системи, відношення яких є $cluster = \langle c, w, L \rangle$ та $cluster_2 = \langle c', w', L' \rangle$ відповідно.

Оскільки система знаходиться в режимі параметричного настроювання, на виході контролера формується сигнал згідно з алгоритмом оптимізації функцій приналежності емулятора.

1.1. На основі першої пари даних $\langle x_1, y_1 \rangle$ створюється перший кортеж за атрибутами (c, w, L) відношення $cluster_2 = \langle c, w, L \rangle$ параметрів кластерів з центром $c_1 = x_1$. Приймається, що $w_1 = y_1$ й потужність множини $L_1 = 1$.

1.2. Створюється перший кортеж згідно з атрибутами (c, w, L) за вхідними даними $\langle y_1, x_1 \rangle$ відношення $cluster = \langle c, w, L \rangle$ параметрів кластерів із центром $c_1 = y_1$. Приймається, що $w_1 = x_1$ й потужність множини $L_1 = 1$.

2°. Після зчитування k -ої навчальної пари $\langle x_k, y_k \rangle$ та $\langle y_k, x_k \rangle$ (для емулятора зворотної динаміки) розраховуються відстані між вектором вхідним вектором і всіма існуючими центрами для $l = 1, 2, \dots, M$.

2.1. Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| > r$, то створюється новий кортеж за атрибутами (c, w, L) відношення. В даному випадку $c_{M+1}(k) = x_k$, $w_{M+1}(k) = y_k$, $L_{M+1}(k) = 1$. Параметри створених до цього кластерів не змінюються, тобто $w_l(k) = w_l(k-1)$, $L_l(k) = L_l(k-1)$ для $l = 1, 2, \dots, M$. Кількість кластерів M збільшується на одиницю ($M \leftarrow M + 1$), кардинальне число відношення на даному етапі не обмежується.

Якщо $\|x_k - c_{l_k}\| \leq r$, то дані включаються в l_k -й кластер, параметри якого уточнюються відповідно з класичним адаптивним алгоритмом самоорганізації нечіткої мережі Ванга-Менделя [2].

2.2. Якщо $\|y_k - c_{l_k}\| > r$, то створюється новий кортеж за атрибутами (c, w, L) відношення. В даному випадку $c_{M+1}(k) = y_k$, $w_{M+1}(k) = x_k$, $L_{M+1}(k) = 1$. Параметри створених до цього кластерів не змінюються, тобто $w_l(k) = w_l(k-1)$, $L_l(k) = L_l(k-1)$ для $l = 1, 2, \dots, M$. Кількість кластерів M збільшується на одиницю ($M \leftarrow M + 1$), кардинальне число відношення на даному етапі не обмежується.

Якщо $\|y_k - c_{l_k}\| \leq r$, то дані включаються в l_k -й кластер, параметри якого уточнюються відповідно до класичного адаптивного алгоритму самоорганізації нечіткої мережі Ванга-Менделя [2].

3°. У разі виконання умови завершення навчання [4] повторюється крок 2.2., інакше система переводиться в режим on-line корегування параметрів продукційних правил згідно з алгоритмом адаптації нейронечіткого контролера з метою мінімізації функції мети [2]

$$F(\underline{w}, \underline{\psi}, t) = \int_0^t |u(t) - y(\underline{\sigma}, \underline{x}, t)| dt \cdot (1 + \beta |\psi_0 - \psi|) \rightarrow \min, \quad (27)$$

та квадратичного супроводжуючого функціонала якості керування

$$J_i = \int_{t_0}^t \Psi_i^2 + \varphi_i^2(\Psi_i) d\tau, \quad (28)$$

де Ψ – довільна однозначно диференційована або кусково-неперервна функція змінних стану об'єкта керування з початковою умовою $\Psi(0) = 0$, $u(t)$ – сигнал завдання; $\underline{\sigma}$ – вектор параметрів настроювання нечіткого контролера; \underline{x} – вектор вхідних впливів; t, ψ_0, ψ – час перехідного процесу, задана і поточна ступінь затухання перехідного процесу регулювання; β – масштабний коефіцієнт.

4°. Паралельно з ініціалізацією кроку 3, виконується видалення неінформативних відношень параметрів кластерів емулятора зворотної динаміки при використанні розробленого методу статистичної формалізації функцій приналежності нечітких емуляторів і контролерів на етапі структурного синтезу [1].

5°. Перевіряється сформований керуючий вплив за умови стійкості системи (10, 11).

6°. Перевіряється умова завершення навчання [5], якщо $Id_{\Sigma}(t_n^{<T>}) < Ie_3$, продовжується робочий режим роботи з On-line корегування параметрів продукційних правил, інакше система переводиться до режиму параметричного настроювання продукційних правил (крок 2.2).

На рис.3 наведено імітаційну модель гібридної структури (рис.2), яка розроблена в ПП Matlab.

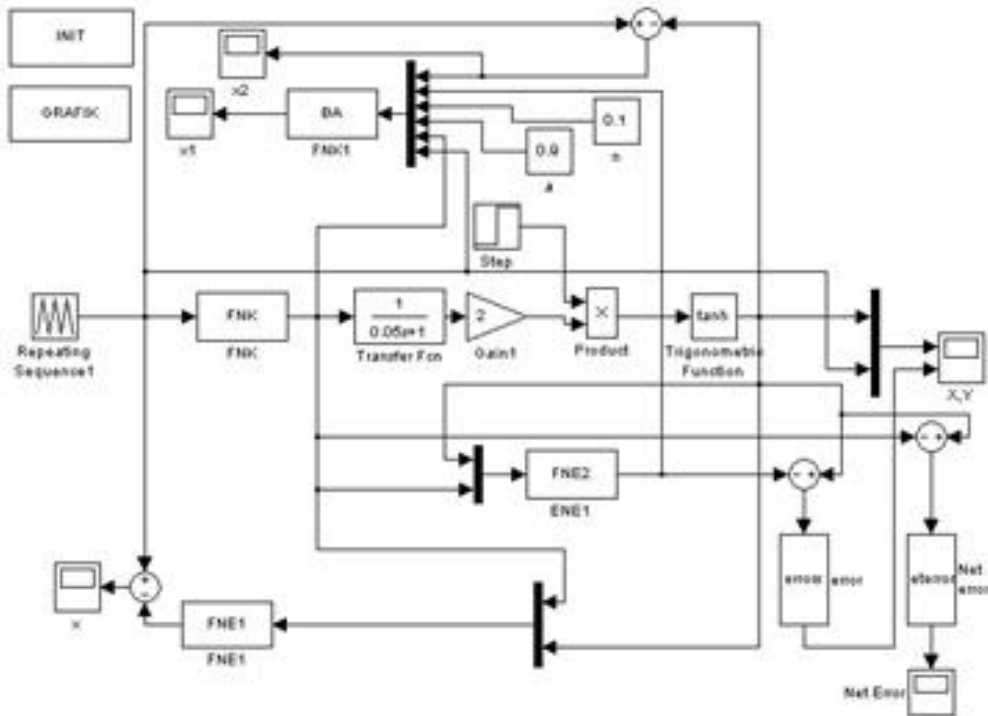


Рис.3. Імітаційна модель гібридної САК з нейронечітким емулятором і контролером

Об’єкт керування імітувався структурою з послідовного з’єднання інерційної ланки з постійною часу 0,05с., підсилювача з $K_p=2$, та статичного нелінійного елемента $y = ht(\sigma)$, де $ht(\cdot)$ – функція гіперболічний тангенс. З метою аналізу роботи системи зі складним сигналом завдання на вхід системи подано трикутний вид впливу. Вхід і вихід узагальненої системи пов’язані причинно-наслідковим зв’язком, який для стаціонарного об’єкта відображають нелінійним різницеvim рівнянням k-го порядку:

$$y_i(t) = \eta(y_{i-1}, y_{i-2}, \dots, x_i, x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, t). \tag{29}$$

Перехідні функції вхідного та вихідного сигналів і дискретного інтегрального показника якості зображені на рис.4.а та 4.б відповідно.

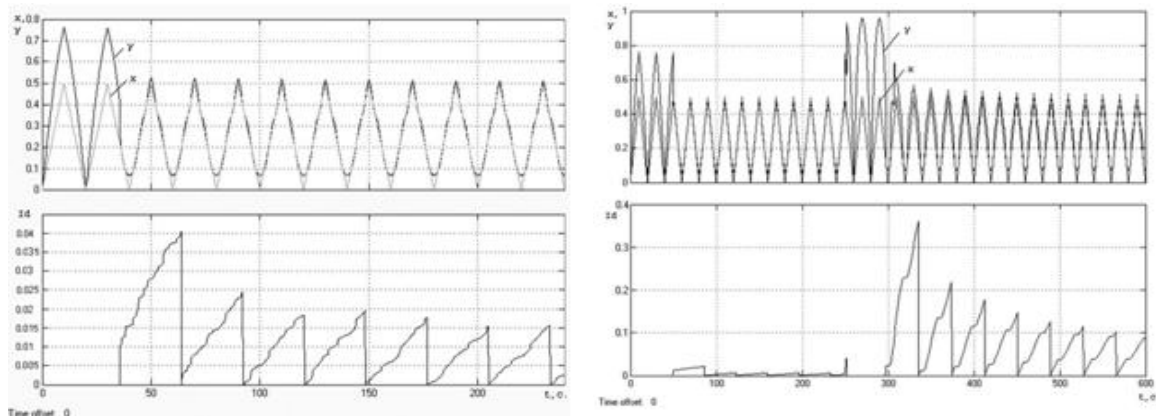


Рис.4. Перехідні функції вхідного та вихідного сигналів і дискретного інтегрального показника якості

Процес параметричного настроювання бази продукційних правил завершується на 35с., після чого вихідний сигнал системи повторює вхідний закон з інтегральною похибкою 170 в.о. за 250с. функціонування.

Аналіз адаптивних властивостей системи перевірено на моделі (рис.2) з урахуванням 100-відсоткової зміни оператора об’єкта керування на 150с. моделювання. Перехідні функції вхідного та вихідного сигналів і дискретного інтегрального показника якості зображені на рис. 4.в та 4.г відповідно.

Слід зазначити, що при нульовому значенні дискретного інтегрального показника якості відбувається процес параметричного настроювання функцій приналежності і структури продукційних правил нечіткого

емулятора, отже, зменшення інтегрального показника на рис.4.г після зміни оператора об'єкта не є показниковим при аналізі ефективності функціонування системи.

Висновки. Результати імітаційних досліджень розробленої гібридної САК дозволили зробити наступні висновки: запропонований метод побудови адаптивних систем керування дозволяє вирішувати задачі керування, коли керуючий вплив входить нелінійно в опис об'єкта в просторі станів; запропонована система функціонує в умовах наявності декількох керуючих впливів; запропонований метод синтезу дозволяє синтезувати регулятори для об'єктів, з невідомим математичним описом; структура і алгоритм функціонування розробленої системи орієнтований на функціонування в умовах наявності зовнішніх і внутрішніх збурень, які не підлягають оперативному контролю; формування базових законів керування може проводитись з урахуванням знань і навичок оперативного персоналу; алгоритм функціонування системи забезпечує гарантовану стійкість системи керування; процес первинної адаптації параметрів регулятора проходить за два періоди повторення вхідного сигналу. При появі зовнішніх або внутрішніх збурень, системі необхідно 3-4 періоди для зменшення вихідної похибки системи, що пояснюється функціональними особливостями технології нечіткого висновку. Значний час адаптації нечітких систем дозволяє зробити висновок, що сферою ефективного застосування подібних систем в структурах САК є зовнішній контури.

Таким чином, розроблена структура і алгоритм оперативного навчання нечіткого емулятора дозволили вирішити задачі підвищення ефективності керування при забезпеченні гарантованої стійкості, за умови, коли керуючий вплив входить нелінійно в опис об'єкта в просторі станів, а система функціонує з немодельованою динамікою об'єктів керування і зовнішніх збурень, які не підлягають оперативному контролю.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Щокін В.П. Адаптивне керування агломераційним комплексом на основі авторегресійних структур з регуляризацією: автореф. дис. ... д-ра техн. наук : 05.13.07/ Вадим Петрович Щокін : ДВНЗ «Криворізький національний університет» - Кривий Ріг : 2012. – 40с.
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 432 с.
3. Галушкин А. И. Теория нейронных сетей : учеб. пособие для вузов / Александр Иванович Галушкин ; под общ. ред. А. И. Галушкина. – М. : Изд-во ИПРЖР, 2000. – 416 с. : ил. – (Серия «Нейрокомпьютеры и их применение». – Кн. 1).
4. Щокін В.П. Інтелектуальні системи керування: аналітичний синтез та методи дослідження / Вадим Петрович Щокін. – Кривий Ріг : ФОП Чернявський Д.О., 2010. – 264с.

ЩОКІН Вадим Петрович, докт. техн. наук, професор, зав. кафедрою електропостачання та енергетичного менеджменту ДВНЗ «Криворізький національний університет».

Наукові інтереси: розробка адаптивних систем автоматичного керування складними технологічними процесами на основі використання нейромережових структур та методів нечіткої логіки.

ЩОКІНА Ольга Василівна, ст. викладач кафедри економічної кібернетики ДВНЗ «Криворізький національний університет».

Наукові інтереси: розробка адаптивних систем автоматичного керування складними технологічними процесами на основі використання нейромережових структур та методів нечіткої логіки.