

УДК 681.5.015

МЕТОД АНАЛІТИЧНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМ НЕЙРОКЕРУВАННЯ

В. П. Щокін, О. В. Щокіна

Державний вищий навчальний заклад «Криворізький національний університет»
вул. XXII партз'їзду, 11, м. Кривий Ріг, 50027, Україна. E-mail: shchokin@rambler.ru

Висвітлено результати розробки методу аналітичного дослідження систем нейромережевого прогнозування та автоматичного керування з інтелектуальними елементами. Метод засновано на еквівалентуванні нейронних емуляторів зі спеціальними нейромережевими підсистемами – AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems. Наведено загальні теоретичні положення визначення передаточних функцій систем прогнозування та керування, в яких використовуються штучні нейронні мережі. Розглянуто методику визначення частотних спектрів нейромережових емуляторів.

Ключові слова: системи нейрокерування, еквівалент, авторегресійні моделі.

МЕТОД АНАЛИТИЧЕСКОГО ИССЛЕДОВАНИЯ СИСТЕМ НЕЙРОУПРАВЛЕНИЯ

В. П. Щекин, О. В. Щекина

Государственное высшее учебное заведение «Криворожский национальный университет»
ул. XXII партсъезда, 11, г. Кривой Рог, 50027, Украина. E-mail: shchokin@rambler.ru

Приведены результаты разработки метода аналитического исследования систем нейросетевого прогнозирования и автоматического управления с интеллектуальными элементами. Метод основан на эквивалентировании нейронных эмуляторов со специальными нейросетевыми подсистемами – AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems. Приведены общие теоретические положения определения передаточных функций систем прогнозирования и управления, в которых используются искусственные нейронные сети. Рассмотрена методика определения частотных спектров нейросетевых эмуляторов.

Ключевые слова: системы нейроуправления, эквивалент, авторегрессионные модели.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Аналіз характеристик і показників якості систем автоматичного керування, заснованих на використанні теорії нечітких множин та традиційних нейромережових структур, дозволив зробити висновок про необхідність розробки методів, пов'язаних з удосконаленням адаптивних властивостей інтелектуальних регуляторів і емуляторів, оскільки застосування відомих адаптивних алгоритмів не забезпечує досягнення необхідної якості адаптації за обмеженого терміну, впродовж якого система знаходиться в сталому режимі.

Крім того, на даний час відсутній метод аналітичного конструювання та дослідження систем нейромережевого прогнозування та керування.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Відомо [1], що дискретно-неперервні фільтри виконують над вхідними змінними операції зсуву та зважування. Рівняння дискретно-неперервного фільтра прийнято визначати у такій формі:

$$u(t) = \sum_{k=0}^N \beta_k y(t-kT) - \sum_{k=1}^N \alpha_k u(t-kT), \quad (1)$$

де $y(t)$ – вхідний сигнал; $u(t)$ – вихідний сигнал; $\beta_k (k = 0, 1, 2, \dots, N)$ та $\alpha_k (k = 0, 1, 2, \dots, N)$ – вагові коефіцієнти вхідних та вихідних змінних.

Рівняння (1) представляє різницеве рівняння з аргументом t , який змінюється в неперервному просторі. Основним елементом дискретного фільтра є елемент пам'яті (загримки), який, не змінюючи форми, проводить операцію зсуву вхідного сигналу на дискрет T .

До модифікацій дискретно-неперервних фільтрів відносять [1] нерекурсивні фільтри, які не вміщують зворотних зв'язків. Рівняння нерекурсивних фільтрів отримують з виразу (1) при виконанні умови $\alpha_k = 0, k = 0, 1, 2, \dots, N$:

$$u(t) = \sum_{k=0}^N \beta_k y(t-kT). \quad (2)$$

Якщо на вхід нерекурсивного фільтра буде поданий імпульс будь-якої форми з тривалістю, меншою за T , то реакція даного фільтра буде мати вид послідовності «зважених» імпульсів і при $t \geq (N+1)T$ дана реакція буде тотожно дорівнювати нулю. Доведено [1], що при прийнятті $\beta_0 = 1, \beta_1 = -1, \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_N = 0$, на виході фільтра є можливість отримати першу різницю:

$$u(t) = y(t) - y(t-T) = \Delta y(t). \quad (3)$$

Також у [1] відзначено наступне: якщо прийняти такі припущення стосовно (1):

$$\beta_0 = 1, \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_N = 0; \quad (4)$$

$$\alpha_1 = -1, \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_N = 0, \quad (5)$$

отримуємо різницеве рівняння такого вигляду:

$$u(t) - u(t-T) = y(t), \quad (6)$$

яке є моделлю дискретно-неперервного фільтра з позитивним зворотнім зв'язком. Рівняння (6) може бути записано відповідно до поточного вихідного сигналу [1], що відповідає суматору, виконаному на базі дискретно-неперервного фільтра:

$$u(t) = \sum_{k=0}^m y(t-kT), (m-1)T \leq t \leq mT. \quad (7)$$

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

$$\hat{y}(k+1) = F(u_k, z^{-1}u_k, \dots, z^{-m}u_k; \hat{y}_k, z^{-1}\hat{y}_k, \dots, z^{-n}\hat{y}_k; w_i^{(l)}), \quad (8)$$

де як вектор стану ШНМ приймають вектор:

$$\begin{aligned} \text{col}(y, z^{-1}\hat{y}, \dots, z^{-n}\hat{y}) = \\ = \text{col}(\hat{x}_n(k), \hat{x}_{n-1}(k), \dots, \hat{x}_1(k)), \end{aligned} \quad (9)$$

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 $w_i^{(l)}$ у шарах ШНМ $l = \overline{1, K}$ з оцінкою вектора стану об'єкта, який прийнято [2] описувати параметрично недовизначеним нелінійним диференціальним рівнянням виду:

$$\begin{aligned} y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1); \\ u(k), \dots, u(k-m+1)]. \end{aligned} \quad (10)$$

Пропонується розглядати функції, які виконує ШНМ у структурі системи прогнозування або керування з точки зору проєкції властивостей дискретного фільтра, який виконує перетворення вхідної послідовності чисел $y(mT)$ у вихідну $u(mT)$ ($m = 0, 1, \dots, N$). У даному випадку різницеве рівняння (1) з урахуванням заміни неперервного аргументу буде мати такий вигляд:

$$u(mT) = \sum_{k=0}^N \beta_k y[(m-k)T] - \sum_{k=1}^N \alpha_k u[(m-k)T]. \quad (11)$$

Співставлення рівнянь (10) та (11) дозволяє довести, що параметрично недовизначене нелінійне диференціальне рівняння (10) є узагальненою формою рівняння дискретного фільтра (11), якщо врахувати, що вагові коефіцієнти β_k ($k = 0, 1, 2, \dots, N$) та α_k ($k = 0, 1, 2, \dots, N$) можуть бути визначені на базі застосування апроксимуючих властивостей інтелектуальних елементів з урахуванням мінімізації квадратичного функціонала

$$J(\varepsilon_u) = 0, 5 \varepsilon_u^T \varepsilon_u. \quad (12)$$

Замінивши $u(mT)$ на $x(mT)$, надамо рівняння (11) у дискретній формі:

$$y[i] = \sum_{j=0}^q \alpha_j x[i-j] - \sum_{k=1}^p \beta_k y[i-k] + \varepsilon[i]. \quad (13)$$

Оскільки відсутня явна залежність вектора ε_u і функції $J(\varepsilon_u)$ у функціоналі (12) від вагових коефіцієнтів $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, похибка ε_u у процедурі адаптації моделі (13) перераховується в узагальнені похибки $\delta^{(i)}$, які явно залежать від значень $\alpha_0, \dots, \alpha_n$. При цьому адаптація вагових коефіцієнтів моделі (13) на кроці $[i+1]$ виробляється відповідно до наступного шаблону:

$$\alpha_j[i+1] = \alpha_j[i] - h \beta^{(i-j)} [i] \Lambda^{(j)} [i], \quad (14)$$

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

$$\Lambda^{(j)} [i] = \text{col} \left(\frac{\partial J}{\partial \beta_1^{(i-j)}}, \dots, \frac{\partial J}{\partial \beta_n^{(i-j)}} \right) = -\varepsilon_u [i], \quad (15)$$

отже,

$$\begin{aligned} \alpha_j [i] = \alpha_j [i-1] + h \cdot \varepsilon_u [i] \cdot \beta [i-j-1]; \\ j = 0, 1, \dots, \ell, \ell > 0. \end{aligned} \quad (16)$$

Адаптаційна похибка $\varepsilon_u [i]$ визначається як різниця еталонного значення й фактичного виходу моделі на i -ої ітерації.

З урахуванням адаптивних властивостей моделі (13), які забезпечуються нейроморфним настроюванням вагових коефіцієнтів $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, дані дискретні адаптивні структури, що характеризують адаптивні ARMA-процеси, скорочено запропоновано [3] називати ARMABiS (AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems).

У роботі [3] запропоновано модифікацію ARMABiS-моделі, якій надані властивості підтримки умови загасання вільного руху системи.

Оскільки запропонований механізм нейроморфної адаптації ARMABiS-структури (13) ґрунтується на дискретних функціях входу і виходу, при застосуванні в системах керування апроксимуючих властивостей інтелектуальних елементів (експертні системи, нечітка логіка, штучні нейронні мережі (ШНМ), генетичні алгоритми й т.ін.), з'являється можливість аналізувати подібні системи шляхом дослідження відповідних властивостей ARMA-процесів.

З метою аналітичного розв'язку рівнянь ARMABiS-структур застосуємо z -перетворення до обох частин основного рівняння адаптивної ARMABiS-моделі зі структурою ADL (1), в якій проведена заміна вагових коефіцієнтів $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ на $\gamma_0, \gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n$ і введений коефіцієнт регуляризації згідно з розробленою методикою [3]:

$$\begin{aligned} y[i] = \mu \gamma_0 x[i] + \mu \gamma_1 x[i-1] + \\ + (1 - \mu) y[i-1] + \mu \varepsilon [i]. \end{aligned} \quad (17)$$

Розглянемо реалізацію моделі ADL (1)–(17) з урахуванням запропонованої методики нейромережевої адаптації ARMA-моделей.

Комп'ютерне дослідження проводиться за структурою адаптивного керування з еталонною моделлю (рис. 1). Структура нейромережевого ARMA-регулятора відповідає синтезованому рівнянню (17). Час дискретизації 0,01 с, коефіцієнт регуляризації ARMABiS-структури $\mu = 0,8$, швидкість настроювання вагових коефіцієнтів γ , $h = 0,05$. Як об'єкт керування (ОК) обрано нестационарну ланку другого порядку. Еталонна модель відповідає аперіодичній ланці з постійною часу 0,5 с.

Нестационарність об'єкта моделювалась зміною параметрів ОК під час моделювання.

На рис. 2 наведено результати адаптивного керування нестационарним об'єктом другого порядку на базі ARMABiS-структури з еталонною моделлю.

З метою проведення порівняльного аналізу роботи ARMABiS-системи з традиційною структурою нейрокерування на рис. 3 наведено перехідні процеси, отримані в умовах попереднього експерименту при використанні традиційної системи нейрокерування на базі Adaline-елементів з еталонною моделлю. Структура нейрорегулятора: алгоритм – δ-правило; дискретність 0,01 с; крок навчання 0,03 с.

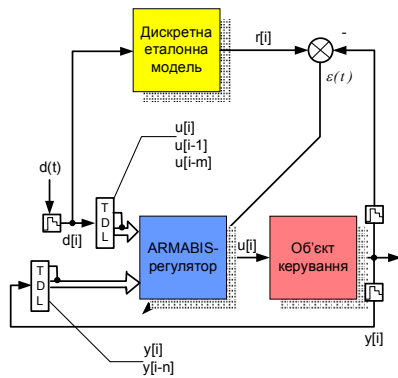


Рисунок 1 – Структурна схема системи адаптивного керування з еталонною моделлю

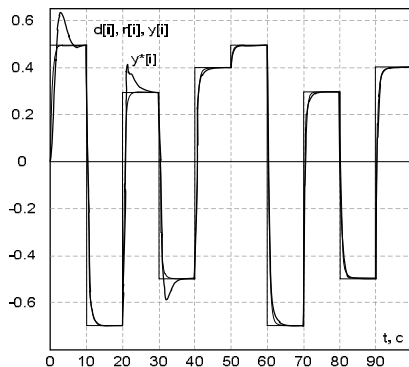


Рисунок 2 – Перехідні процеси в системі керування ($d(t)$ – сигнал завдання, $r(t)$ – еталонний вид перехідного процесу, $y(t)$ – фактичний вихід)

Аналіз перехідних процесів, наведених на рис. 3, свідчить про схожість процесів адаптації структур. У той же час спостерігається покращення адаптивних властивостей регулятора в системі керування з еталонною моделлю при застосуванні розробленої структури ARMA-BiS-моделі порівняно з класичним нейрорегулятором на базі Adaline-структури. Настроювання ARMA-BiS-структури носить монотонний характер (рис. 2) з перерегулюванням не більше 10 %, статична похибка відсутня,

інтегральна похибка на 60 % менша порівняно з класичною системою нейрокерування (рис. 3).

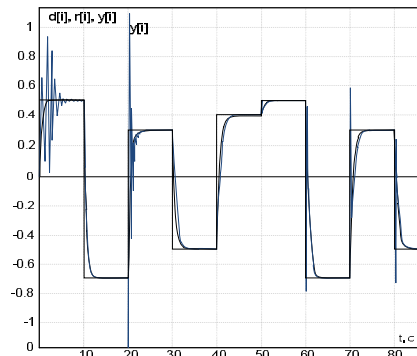


Рисунок 3 – Перехідні процеси в класичній адаптивній системі нейрокерування нестационарним об'єктом другого порядку на початковій стадії керування

ВИСНОВКИ. Розроблений метод еквівалентування нейронних емуляторів зі спеціальними нейромережесими підсистемами – ARMA-BiS дозволяє проводити комплексне аналітичне дослідження систем нейромережевого прогнозування та автоматичного керування за класичними методиками, що дозволяє на етапі проектування визначати основні характеристики проєктованих систем, межі стійкості САК та ін.

ЛІТЕРАТУРА

1. Цыпкин Я.З. Основы теории автоматических систем. – М.: Наука, 1977. – 559 с.
2. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. – М.: ИПРЖР, 2002. – Т. 8. – 650 с.
3. Шчокін В.П. Адаптивне керування агломеративним комплексом на основі авторегресійних структур з регуляризцією: автореф. дис. на здобуття наук. ступеня докт. техн. наук: 05.13.07. – Кривий Ріг, 2012. – 40 с.

ANALYTICAL RESEARCH METHOD OF NEUROCONTROL SYSTEMS

V. Shchokin, O. Shchokina

State Institution of Higher Education «Kriviy Rih National University»

vul. XXII partz'izdu, 11, Kryvyi Rih, 50027, Ukraine. E-mail: shchokin@rambler.ru

The results of method analytical research of the systems prognostication and neurocontrol are resulted with intellectual elements. A method is based on equivalent of neural emulators with the special neural networks subsystems – AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems. The theoretical generals of determination of transmission functions of the systems of prognostication and management are resulted artificial neural networks are utilized in which. The method of determination frequency spectrums of neural networks emulators is considered.

Key words: neural-control systems, equivalent, AutoRegressive model.

REFERENCES

1. Цыпкин И.З. *Foundations of the theory of the automatic systems.* – М.: Nauka, 1977. – 559 p. [in Russian]
2. Terekhov V.A., Efimov D.V., Tyukin I.Y. *Neural networks of control the system.* – М.: IPRJR, 2002. – Т. 8. – 650 p. [in Russian]
3. Shchokin V. *Adaptive control agglomeration complex on the basis of autoregressive structures with regulation:* dis. Doctor of Technical Sciences: 05.13.07. – Krivoy Rog: 2012. – 40 p. [in Russian]

Стаття надійшла 10.07.2012.

Рекомендовано до друку
д.т.н., проф. Толочко О.І.