УДК 681.5.015

# ARMABIS-ЕМУЛЯТОРИ В АДАПТИВНИХ СИСТЕМАХ АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ

***В. П. Щокін, канд. техн. наук (Криворізький технічний університет)***

*Приведена методика параметрического синтеза адаптивных ARMA-моделей нелинейных нестационарных динамических объектов управления. Метод позволяет объединить в одной ARMABIS-модели положительные черты интуитивных и формализованных методик прогнозирования.*

*Ключевые слова: метод, адаптация, автоматика, управление, нестационарные объекты.*

*Наведено методику параметричного синтезу адаптивних ARMA-моделей нелінійних нестаціонарних динамічних об'єктів керування. Метод дозволяє поєднати в одній ARMABIS-моделі позитивні риси інтуїтивних та формалізованих методик прогнозування.*

*Ключові слова: метод, адаптація, автоматика, керування, нестаціонарні об'єкти.*

*The method of self-reactance synthesis of adaptive ARMA-models of nonlinear non-stationary dynamic controlled objects is resulted. This method allows uniting in ARMABIS-model the advantages of intuitional and formalistic prognostication methods.*

*Keywords: method, adaptation, automation, control, non-stationary objects.*

**Вступ.** Блок емуляції (ідентифікації) об'єкта є необхідним складовим елементом переважної більшості сучасних інтелектуальних систем керування [1, 2]. Побудова зазначених блоків на основі нейронних мереж [1, 2] дозволяє в on-line режимі екстраполювати різницеве рівняння, яким описують динамічний стан об'єкта керування (ця модель широко відома під назвою «авторегресія») [3]. Недоліки такого підходу до синтезу моделі добре відомі: для оцінки виходу об'єкта у даний момент часу використовуються фактичні значення виходу об'єкта, отримані раніше, що призводить до накопичення похибки при моделюванні вперед на число кроків, більше від одного, та невиключення варіанту виходу системи автоматичного керування за межі стійкості.

В статті розглядається підхід до побудови узагальненої ARMABIS-моделі динамічного об'єкта, яка дозволяє прогнозувати його вихід або вхід з мінімальною похибкою і забезпечувати гарантовану стійкість системи керування вибором відповідного коефіцієнта регуляризації критеріального лага.

Моделі дискретних стохастичних процесів прийнято записувати у вигляді вихідного сигналу фільтра з невизначеною передавальною функцією $H(z)$ [4]. Зазвичай вводять припущення, що сигнал збурення є білим шумом $e(n)$, а передавальна функція має такий вигляд:

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

Зв’язок вхідного $u(n)$ і вихідного $y(n)$ сигналів в моделях дискретних стохастичних процесів з передавальною функцією (1) прийнято [4, 5, 6] описувати модифікованим різницевим рівнянням

$$y(t)=\sum_{l=0}^{q}\gamma_l\zeta(t-l)-\sum_{k=1}^{p}\beta_k y(t-k)\ . \tag{2}$$

де $\zeta(t-l)$ – незалежна змінна (регресор).

Різницеве рівняння (2) характеризує авторегресійні процеси $\sum_{k=1}^{p}\beta_k y(t-k)$ ($AR(p)$ – модель з розподіленим лагом залежної (критеріальної) змінної) з ковзним середнім ($MA(q)$-модель з розподіленим лагом регресора) $\sum_{l=0}^{q}\gamma_l\zeta(t-l)$ або ARMA-процеси.

Оскільки запропонована [4] програма ЦОМ (2) оперує дискретними функціями входу і виходу, при застосуванні в системах керування апроксимуючих властивостей інтелектуальних елементів (експертні системи, нечітка логіка, штучні нейронні мережі (ШНМ), генетичні алгоритми та ін.), з’являється можливість аналізувати подібні системи шляхом дослідження відповідних властивостей дискретних фільтрів або ARMA-процесів.

Необхідно зазначити, що у сучасній науковій літературі [7, 8, 9] при висвітленні питань нейрокерування, а саме в описах методів синтезу структур нейроідентифікації динаміки об’єктів керування, використовують таку інтерпретацію апроксимуючих властивостей ШНМ:

$$\hat{y}(k+1)=F\left(u_k, z^{-1}u_k,\ldots,z^{-m}u_k;\hat{y}_k,z^{-1}\hat{y}_k,\ldots,z^{-n}\hat{y}_k;w_i^{(l)}\right), \tag{3}$$

де як вектор стану ШНМ приймають вектор

$$\mathrm{col}\left(y,z^{-1}\hat{y},\ldots,z^{-n}\hat{y}\right)=\mathrm{col}\left(\hat{x}_n(k),\hat{x}_{n-1}(k),\ldots,\hat{x}_1(k)\right), \tag{4}$$

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 [7, 8, 9] описувати параметрично недовизначеним нелінійним диференціальним рівнянням виду

$$y(k+1)=f\left[y(k),y(k-1),\ldots,y(k-n+1);u(k),\ldots,u(k-m+1)\right]\ . \tag{5}$$

Зіставлення рівнянь (2) та (5) дозволяє довести, що параметрично недовизначене нелінійне диференціальне рівняння (5) є узагальненою формою різницевого рівняння (2), якщо врахувати, що вагові коефіцієнти

$\beta_k (k = 0,1,2,...,N)$ та $\alpha_k (k = 0,1,2,...,N)$ можуть бути визначені на базі застосування апроксимуючих властивостей інтелектуальних елементів.

Відповідно до викладеного вище як моделі прямої та зворотної динаміки об'єктів керування, як лінійних, так і нелінійних нестаціонарних, може бути застосована структура ARMA-моделі з розподіленим лагом (2). Цілком очевидно, що при моделюванні динаміки об'єктів керування ARMA-модель повинна мати адаптивні властивості, які можуть бути реалізовані при застосуванні лагового оператора ($B$):

$$B^{\tau} y_i = y_{i-\tau} \ . \tag{6}$$

Якщо застосувати поліном від лага

$$f(B) = a_n B^n + \ldots + a_1 B + a_0 \tag{7}$$

до змінної $x$, то отримаємо

$$f(B) y_i = \left( \sum_{j=0}^{n} a_j B^j \right) y_i = \sum_{j=0}^{n} a_j (B^j y_i) = \sum_{j=0}^{n} a_j y_{i-j} \ . \tag{8}$$

Оператор різниці (абсолютного приросту) $\Delta$ визначається як ($1 - B$):

$$\Delta y_i = 1 - B = y_i - y_{i-1} \ . \tag{9}$$

Якщо застосувати лаговий оператор (6) до ADL-моделі (2), отримаємо ADL($p$, $q$)-модель в операторній формі:

$$y_i = \alpha + B f(B) y_i + g(B) x_i + \varepsilon_i \ , \tag{10}$$

де $f(B)$ і $g(B)$ – поліноми.

Різницеве рівняння (10) характеризує авторегресійні процеси ($AR(p)$ – модель з розподіленим лагом критеріального параметра) з ковзним середнім ($MA(q)$-модель з розподіленим лагом регресора).

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

$$y^*[i] = \alpha + \sum_{j=0}^{q} \gamma_j x[i-j] + \varepsilon[i] . \tag{11}$$

Кінцева різниця порядку $m$ має такий вигляд:

$$\Delta^m y[i] = \mu(1-B)^m = \mu\left(\Delta^{m-1} y^*[i] - \Delta^{m-1} y[i-1]\right), \ i = 0 \ldots n-m \ , \tag{12}$$

де $\mu$ – коефіцієнт регуляризації ADL-структури.

Виключивши з (12) еталонну величину $y^*(t)$, отримаємо дискретні адаптивні структури моделей $ADL$ ($p$, $q$), що характеризують адаптивні ARMA-процеси:

$$y[i]=\mu\sum_{j=0}^{q}\gamma_j x[i-j]+(1-\mu)\cdot\left(\left[\sum_{j=1}^{p-1}(-1)^{j+1}\cdot p\cdot y[i-j]\right]+(-1)^{p+1}\cdot y[i-p]\right)+\mu\varepsilon[i]. \quad (13)$$

З метою надання адаптивних властивостей ADL-моделям розроблено алгоритм адаптації вагових коефіцієнтів $\gamma_0,\gamma_1,\gamma_2...\gamma_n$ на базі модифікованого градієнтного методу мінімізації квадратичного функціонала

$$J(\varepsilon_u)=0,5\varepsilon_u^T\varepsilon_u\,. \quad (14)$$

Оскільки відсутня явна залежність вектора $\varepsilon_u$ (по доданках (13)) і функції $J(\varepsilon_u)$ від вагових коефіцієнтів $\gamma_0,\gamma_1,\gamma_2...\gamma_n$, помилка $\varepsilon_u$ в процедурі адаптації моделі (13) перераховується в узагальнені помилки $\delta^{(\ell)}$, які явно залежать від значень $\gamma_0...\gamma_\ell$. При цьому адаптація вагових коефіцієнтів моделі (13) на кроці $[i+1]$ проводиться відповідно до такого шаблону:

$$\gamma_j[i+1]=\gamma_j[i]-hq^{(i-j)}[i]\Lambda^{(j)}[i], \quad (15)$$

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

$$\Lambda^{(j)}[i]=\mathrm{col}\left(\frac{\partial J}{\partial q_1^{(i-j)}},...,\frac{\partial J}{\partial q_{n_j}^{(i-j)}}\right)=-\varepsilon_u[i]; \quad (16)$$

отже,

$$\gamma_j[i]=\gamma_j[i-1]+h\cdot\varepsilon_u[i]\cdot q[i-j-1],\ j=0,1...\ell,\lambda>0\,. \quad (17)$$

Адаптаційна помилка $\varepsilon_u[i]$ визначається як різниця еталонного значення і фактичного виходу моделі на $i$-ій ітерації.

З урахуванням рівняння $k$-ої різниці

$$\Delta^k f_i=\sum_{v=0}^{k}(-1)^v C_k^v f_{i+k-v}\,, \quad (18)$$

де $C_k^v$ – біноміальні коефіцієнти, які визначаються за формулою

$$C_k^v=\frac{k!}{v!(k-v)!}, \quad (19)$$

адаптивна модель з розподіленим лагом ADL($p$, $q$) (13) може бути представлена в формі різницевого рівняння шляхом перетворення загальної форми рівняння в кінцевих різницях:

$$a_p y[i]=d_0\Delta^q\zeta[i]+d_1\Delta^{q-1}\zeta[i]+...+d_q\zeta[i]-a_1\Delta^{p-1}y[i]-...-a_0\Delta^p y[i]+\nu\varepsilon[i]; \quad (20)$$

$$c_0 y[i+p]=b_0\zeta[i+q]+b_1\zeta[i+q-1]+..b_q\zeta[i]-c_1 y[i+p-1]-..c_p y[i]+\nu\varepsilon[i], \quad (21)$$

або, при скороченні дискрету $n$:

$$c_0 y[i] = b_o \zeta[i+q-p] + b_1 \zeta[i+q-1-p] + .. + b_m \zeta[i-p] - c_1 y[i-1] - .. - c_n y[i-p] + v\varepsilon[i]. \quad (22)$$

Загальний шаблон різницевого рівняння (22) дозволяє записати рівняння моделі *ADL*($p$, $q$) з урахуванням прийняття як регресора вхідної координати $x$:

$$y[i] - (1-\mu)\left(\sum_{j=1}^{p-1}(-1)^{j+1}\cdot py[i-j]\right) - (1-\mu)(-1)^{p+1}\cdot y[i-p] = \mu\sum_{j=0}^{q}\gamma_j x[i-j] + \mu\varepsilon[i]. \quad (23)$$

З урахуванням адаптивних властивостей моделі (13), які забезпечуються нейромережевим настроюванням вагових коефіцієнтів $\gamma_0, \gamma_1, \gamma_2 ... \gamma_n$ (17), дискретні адаптивні структури моделей ADL ($p$, $q$), що характеризують адаптивні ARMA-процеси, скорочено називатимемо ARMABIS (AutoRegressive with Moving Average Brain-inspired Systems).

Відповідно до зазначеного вище характеристичне рівняння ARMABIS-структури (23) має такий вигляд:

$$y[i] - (1-\mu)\left(\sum_{j=1}^{p-1}(-1)^{j+1}\cdot p\cdot y[i-j]\right) - (1-\mu)\cdot(-1)^{p+1}\cdot y[i-p] = 0.$$

Загальний розв'язок неоднорідного різницевого рівняння (23) представимо у вигляді суми перехідної та вимушеної складової. Перехідна складова визначається за загальною формулою

$$y(i) = C_1\lambda_1^i + C_2\lambda_2^i + ... + C_n\lambda_n^i, \quad (25)$$

де $\lambda_v (v = 1, 2, ..., n)$ – некратні корені характеристичного рівняння (24); $C_v$ – довільні сталі.

Відповідно до рівняння перехідної складової (25) умова загасання вільного руху системи (умова стійкості), яка описується різницевим рівнянням (23), має відомий [5] вигляд:

$$|\lambda_v| < 1 \qquad (v = 1, 2, ..., n). \quad (26)$$

Таким чином, доведено наукову новизну розглянутого методу параметричного синтезу ARMABIS-моделей: розроблена ARMABIS-модель зі структурою ADL($p$, $q$) має адаптивні властивості за рахунок настроювання вагових коефіцієнтів регресійного лага (MA($p$)-складова) на базі модифікованого градієнтного методу мінімізації квадратичного функціоналу, а умова стійкості системи забезпечується настроюванням вагових коефіцієнтів критеріального лага (AR($q$)-складова) .

Необхідно відмітити, що специфікація ARMA-процесу (визначення лагової структури ARMABIS-моделей) (23) проводиться відповідно до розробленого методу оцінки величини найбільшого лага [10], який ґрунтується на дослідженні кінцевих різниць перехідної функції об'єкта.

***Експериментальне підтвердження умов стійкості ARMABIS-структур.*** Запишемо рівняння ARMABIS-моделі ADL (2, 2) з урахуванням прийняття як регресор вхідної координати:

$$y[i]=b_0x[i]+b_1x[i-1]+b_2x[i-2]-c_1y[i-1]-c_2y[i-2]+\mu\varepsilon[i], \qquad (27)$$

де коефіцієнти різницевого рівняння визначені таким чином: $c_0=1$, $c_1=-2(1-\mu)$, $c_2=(1-\mu)$, $b_0=\mu\gamma_0$, $b_1=\mu\gamma_1$, $b_2=\mu\gamma_2$.

Характеристичне рівняння адаптивної моделі ADL(2, 2) має вигляд:

$$\lambda^2-2(1-\mu)\lambda-(\mu-1)=0\ . \qquad (28)$$

Як приклад розглянемо характеристичне рівняння адаптивної моделі ADL(2,2) з коефіцієнтом регуляризації ARMABIS-структури $\mu=0,8$ та коефіцієнтом швидкості настроювання вагових коефіцієнтів $\gamma$, $h=0,05$. Корені характеристичного рівняння

$$\lambda^2-0,4\lambda+0,2=0, \qquad (29)$$

$$\lambda_{1,2}\approx 0,2\pm j0,4 \qquad (30)$$

задовольняють умову (26), відповідно система є стійкою. Перевіримо останній висновок на імітаційній моделі.

Модель адаптивного керування нестаціонарним об’єктом другого порядку на базі ARMABIS-структури ADL(2,2) (27) з еталонною моделлю та її перехідний процес наведено на рис. 1 і 2.

Перевіримо роботу адаптивної САК з коефіцієнтом регуляризації ARMA-BIS-структури $\mu$ = 11,5. Корені характеристичного рівняння $\lambda^2+21\lambda-10,5=0$, $\lambda_1\approx-21, \lambda_2\approx 0,5$ не задовольняють умову (26), відповідно система є нестійкою.

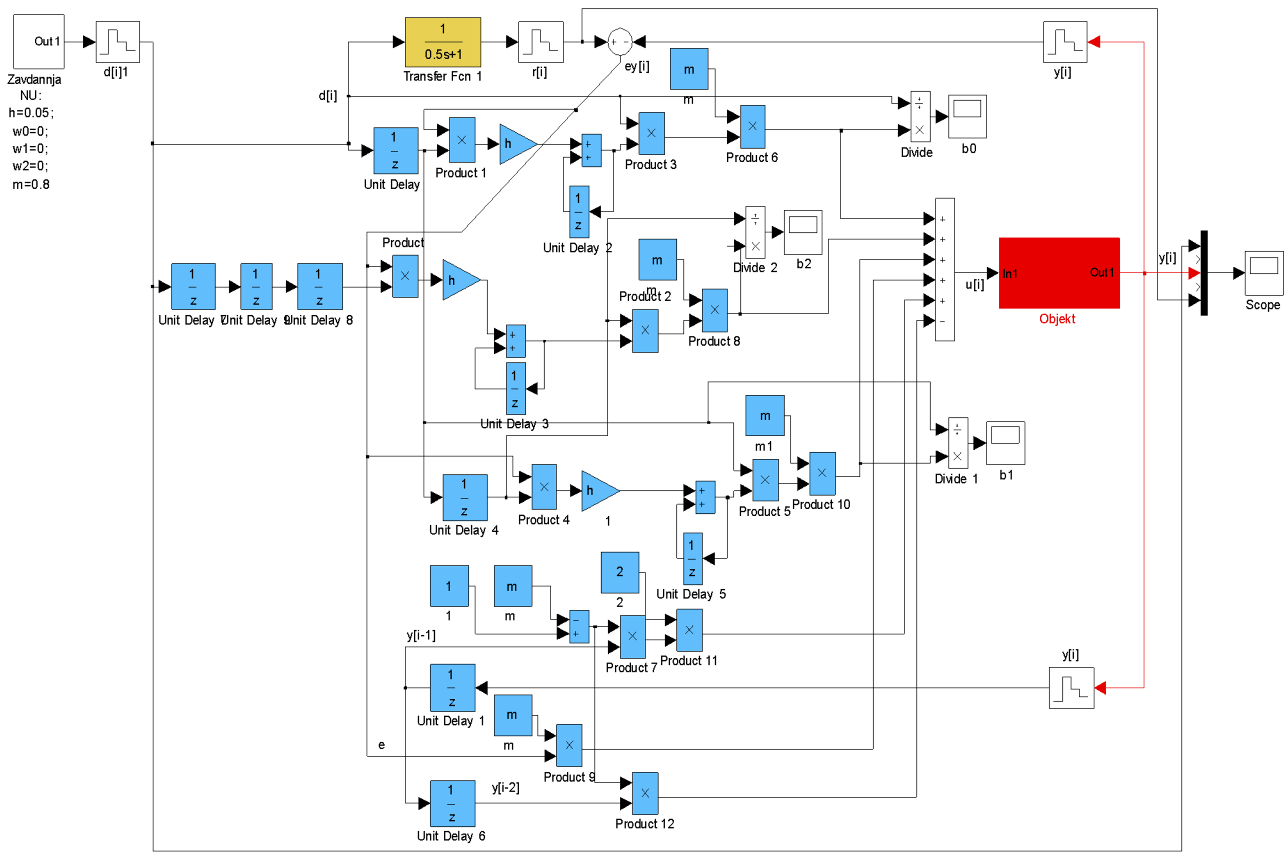

Рис. 1. Модель адаптивного керування нестаціонарним об’єктом другого порядку на базі ARMABIS-структури ADL(2,2)

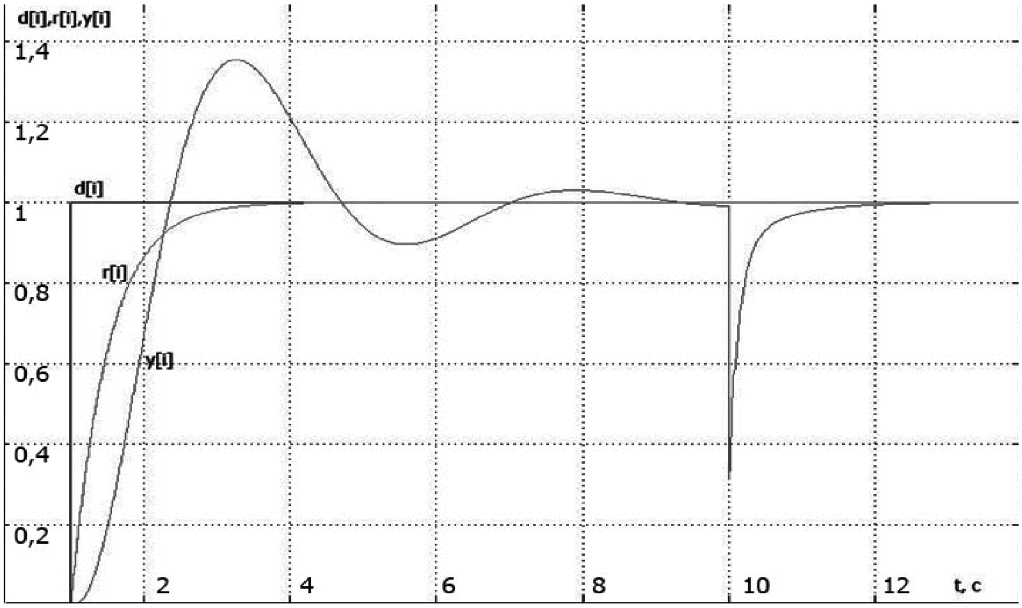


Рис. 2. Перехідний процес вихідної координати $y[i]$ об’єкта керування, сигнал завдання $d[i]$, перехідний процес еталонної моделі $r[i]$

Результати моделювання системи з коефіцієнтом регуляризації 11,5 наведено на рис. 3.

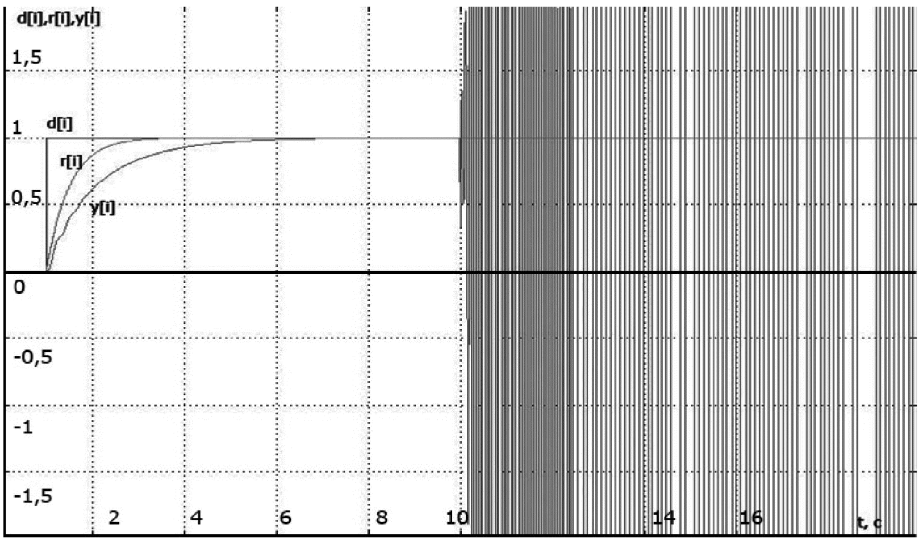


Рис. 3. Перехідна характеристика системи з коефіцієнтом регуляризації 11,5

Результати експерименту підтверджують викладені теоретичні положення.

## Висновок

Розроблена ARMABIS-модель зі структурою ADL($p$, $q$) має адаптивні властивості за рахунок настроювання вагових коефіцієнтів регресійного лага (MA($p$)-складова) на базі модифікованого градієнтного методу мінімізації квадратичного функціоналу, а умова стійкості системи забезпечується настроюванням вагових коефіцієнтів критеріального лага (AR($q$)-складова). **Дана модель може бути використана як емулятор прямої та зворотної динаміки нелінійних нестаціонарних об'єктів керування. Висновки підтверджуються наведеними результатами імітаційного моделювання.**

Подальша робота у даному напрямку орієнтована на дослідження спектральних характеристик ARMABIS-структур.


1. *Галушкин А. И.* Основы нейроуправления / Галушкин А. И. // Приложение к журналу «Информационные технологии». – 2002. – № 10. – С. 36–78.
2. *Усков А. А.* Интеллектуальные системы управления на основе методов нечеткой логики / А. А. Усков, В. В. Круглов. – Смоленск. – 2003. – 250 с.
3. *Щокін В. П.* Структурний і параметричний синтез адаптивних ARMA-моделей динамічних систем / Щокін В. П. // Вісник ХНТУ. – 2009. – № 1 (34). – С. 389–398.
4. *Цыпкин Я. З.* Основы теории автоматических систем / Цыпкин Я. З. – М.: Главная редакция физико-математической литературы изд-ва «Наука». – 1977. – 560 с.
5. *Хитрик М. С.* Динамика управления ракет с бортовыми цифровыми вычислительными машинами / М. С. Хитрик, С. М. Федоров. – М.: Машиностроение. – 1976. – 370 с.
6. *Муттер В.М.* Аналого-цифровые следящие системы / Муттер В. М. – Л.: Энергия. – 1974. – 470 с.
7. *Анохин В. В.* Параметрическое моделирование дискретных стохастических процессов по известным входным и выходым сигналам / Анохин В. В. // Математика в приложениях. – 2004. – № 3–4. – С. 142–145.
8. *Терехов В. А.* Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. – М.: ІПРЖР. – 2002. – Кн. 8. – 650 с.
9. *Омату С.* Нейроуправління і його застосування / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф // М.: ІПРЖР, 2000. – Кн. 2. – 460 с.
10. *Щокін В. П.* Оцінка ретроспективної глибини вектора стану нейромережевих і fuzzy емуляторів багатомірних систем / Щокін В. П // Електроінформ. – 2009. – № 2. – С. 19–23.