

<sup>1</sup>Канд. техн. наук, старший науковий співробітник Проблемної НДЛ АСУ, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

<sup>2</sup>Канд. техн. наук, старший науковий співробітник, провідний науковий співробітник Проблемної НДЛ АСУ, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

<sup>3</sup>Канд. техн. наук, науковий співробітник Проблемної НДЛ АСУ, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна

## ПРОГНОЗУЮЧА НЕЙРО-ФАЗЗИ МЕРЕЖА НА ОСНОВІ БАГАТОВИМІРНОГО НЕО-ФАЗЗИ-НЕЙРОНА ТА ЇЇ ПРОЦЕДУРА НАВЧАННЯ

У статті запропоновано прогнозуючу нейро-фаззи мережу, що призначена для вирішення задач екстраполяції багатовимірних нестационарних стохастичних та хаотичних часових рядів за умов короткої навчальної вибірки. В основі мережі полягає багатовимірний нео-фаззи-нейрон із спеціально організованим вхідним шаром та сплайн-функціями належності. Введена система забезпечує високу якість апроксимації у сенсі середньоквадратичної похибки та високу швидкість збіжності за рахунок використання процедури навчання другого порядку. Розроблено програмне забезпечення, що реалізує запропоновану архітектуру нейро-фаззи мережі. Проведено ряд експериментів з дослідження властивостей запропонованої мережі. Результати експериментів підтвердили придатність запропонованої архітектури до розв'язання задач Data Mining та більш високу точність у порівнянні з традиційними прогнозуючими нейро-фаззи системами.

**Ключові слова:** обчислювальний інтелект, багатовимірний нео-фаззи-нейрон, процедура навчання, прогнозування часових рядів, функція належності.

### НОМЕНКЛАТУРА

$MN$  – багатовимірний нео-фаззи-нейрон;  
 $MNS$  – багатовимірний нео-фаззи-синапс;  
 $a$  – стан системи Лоренца;  
 $\dot{a}$  – похідна від  $a$ ;  
 $b$  – параметр системи Лоренца;  
 $c_i$  – вектор центроїдів функцій належності  $i$ -го спостереження;  
 $c_{ij}$  –  $j$ -та компонента вектора  $c_i$ ;  
 $h$  – кількість функцій належності в нелінійному синапсі;  
 $m$  – кількість виходів системи;  
 $n$  – кількість входів системи;  
 $N$  – загальна кількість спостережень у вибірці;  
 $P$  – коваріаційна матриця;  
 $r$  – параметр системи Лоренца;  
 $t$  – стан системи Лоренца;  
 $\dot{t}$  – похідна від  $t$ ;  
 $u$  – стан системи Лоренца;  
 $\dot{u}$  – похідна від  $u$ ;  
 $W$  – матриця синаптичних ваг;  
 $w_{mhn}$  – синаптична вага  $n$ -го входу системи  $h$ -ої функції належності  $m$ -го нейрона;  
 $w_{ij}^{[l]}$  –  $l$ -та синаптична вага  $i$ -го входу системи для  $j$ -го центроїду;  
 $x(k)$  – вектор вхідних значень;  
 $\hat{x}(k)$  – вектор вихідних значень (прогнозів);  
 $x_i(k)$  –  $i$ -а компонента вектора вхідних значень;

$\hat{x}_i(k)$  –  $i$ -та компонента вектора вихідних значень (прогнозів);

$z^{-1}$  – елемент чистого запізнення;

$\alpha$  – параметр забування;

$\mu_l^{[i]}$  –  $l$ -та функція належності  $i$ -го входу системи;

$\mu_{ij}$  – функція належності  $i$ -го спостереження до  $j$ -го центроїду;

$\mu(k)$  – вектор функцій належності;

$\sigma$  – параметр системи Лоренца.

### ВСТУП

Задача оброблення багатовимірних часових рядів досить часто виникає у багатьох технічних, медико-біологічних, соціально-економічних дослідженнях, де від якості отримуваних рішень істотно залежить точність синтезованих результатів. Треба відзначити, що у багатьох реальних завданнях часові ряди характеризуються високим рівнем нелінійності (можливо навіть хаотичності) та нестационарності своїх параметрів, наявністю нерегулярних трендів, стрибків та аномальних викидів. Зрозуміло, що традиційні методи аналізу часових послідовностей, що базуються на регресійному, кореляційному, спектральному та інших подібних підходах, що мають на увазі апріорну наявність достатньої вибірки спостережень, виявляються неефективними. Альтернативою традиційним статистичним методам може слугувати математичний апарат обчислювального інтелекту й, перш за все, штучні нейронні мережі та нейро-фаззи системи завдяки своїм універсальним апроксимуючим властивостям. Разом з тим з апроксимуючих властивостей зовсім не

впливають екстраполюючи, оскільки урахування давньої передісторії для побудови, наприклад, прогнозувальної моделі може погіршити якість прогнозу. У зв'язку з цим, обробляючи істотно нестационарні процеси, треба відмовитись від процедур навчання, заснованих на зворотному поширенні похибок або методи найменших квадратів, щоб скористатися процедурами, що ґрунтуються на локальних критеріях та «короткій» пам'яті на зразок алгоритму Качмажа-Уідроу-Хоффа. При цьому застосовані методи навчання мають забезпечувати не тільки високу швидкість, але й фільтрувальні властивості для придушення стохастичної «шумової» компоненти в оброблюваному сигналі. У зв'язку з цим синтез спеціалізованих гібридних систем обчислювального інтелекту, що призначаються для розв'язання задач обробки істотно нестационарних багатовимірних часових рядів за умов невизначеності та забезпечують разом з високою швидкістю навчання фільтрацію завад, є досить цікавою та перспективною задачею.

Незважаючи на велику кількість наукових робіт з цієї тематики [1–3], все ще існує задача обробки багатовимірних часових рядів, викликана потребою у покращенні якості отриманих результатів та збільшенні швидкості оброблення даних. У зв'язку з цим актуальною є задача розробки методів аналізу багатовимірних часових рядів на основі нейро-фаззі мереж для послідовного оброблення нелінійних багатовимірних часових рядів, що здатні функціонувати за умов дефіциту апріорної інформації та забезпечують можливість обробки цих рядів із короткою навчальною вибіркою, а також характеризуються підвищеною швидкістю навчання. Згідно з усім сказаним вище, робота є актуальною, що і визначає перспективність отримання як теоретичних, так і практичних результатів.

## 1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай задано багатовимірний нелінійний нестационарний стохастичний часовий ряд, який можна записати у вигляді вектора  $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$  – вхідні дані для запропонованої обчислювальної системи.

Тоді задача дослідження полягає в online прогнозуванні багатовимірних нелінійних нестационарних стохастичних або хаотичних часових рядів за умов невизначеності та короткої навчальної вибірки на основі введеної нейро-фаззі мережі, в основі якої полягає багатовимірний нео-фаззі-нейрон та адаптивний метод його навчання, що забезпечують високу якість апроксимації та екстраполяції, а також підвищену швидкість збіжності за рахунок функцій належності спеціального вигляду та використання швидкодіючого алгоритму навчання.

Результатом роботи запропонованої нейро-фаззі мережі є вектор прогнозів  $\hat{x}(k+1) = (\hat{x}_1(k+1), \hat{x}_2(k+1), \dots, \hat{x}_m(k+1))^T$ .

У якості цільової функції может бути використана середньоквадратична похибка  $E = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x(k) - \hat{x}(k))$ , яку потрібно мінімізувати.

## 2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Методи, що широко використовуються зараз для обробки істотно нестационарних багатовимірних часових рядів, мають низку недоліків, а саме: радіально-базисна нейронна мережа схильна до «прокльону розмірності» [1–3], а адаптивна нейро-фаззі система нечіткого виведення [4] має громіздку архітектуру та досить повільно навчається за рахунок використання алгоритму зворотного поширення похибок. А це веде до збільшення кількості нейронів і кількості нечітких правил у базі знань, звідки впливає необхідність збільшення обсягу навчальної вибірки для налаштування подібної системи. Як було зазначено вище, нейро-фаззі системи, що використовують для навчання алгоритм зворотного поширення похибок, характеризуються низькою швидкістю, що робить їх застосування при обробці даних у послідовному режимі не дуже вдалим [4–6]. Уникнути цих недоліків можна за рахунок використання гібридних систем, що поєднують як теорію штучних нейронних мереж, яка дозволяє отримати універсальні апроксимувальні властивості і здатність навчатися, так і теорію нечіткої логіки, яка дає можливість наділяти систему лінгвістичною інтерпретованістю [7–9].

Відомі дослідження архітектури нео-фаззі-предиктора [10] та архітектури на основі багатовимірного нео-фаззі-нейрона [11, 12], але слід відзначити їх декотру громіздкість та не завжди високу швидкість оброблення даних у режимі online.

У цій роботі запропоновано використовувати архітектуру на основі нео-фаззі-нейронів [13–16], що характеризуються високою швидкістю навчання за рахунок лінійної залежності виходів від настоюваних ваг; обчислювальною простотою; здатністю знаходження глобального мінімуму критерія навчання у реальному часі та реалізацією лінгвістичних «if-then» правил.

## 3 МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

На рис. 1 зображено архітектуру нейро-фаззі мережі. На вхід системи подається багатовимірний сигнал  $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$ . Слід зазначити, що елементи чистого запізнювання використовуються для шару функцій належності. Далі сигнал від них надходить до синаптичних ваг знову через шар елементів чистого запізнювання. Сумування отриманих сигналів відбувається досить незвичним чином (рис. 1).

Традиційні нео-фаззі-нейрони були запропоновані Т. Ямакавою та його колегами [13–16]. Вони є нейронними моделями з нелінійними синапсами. Вихід нелінійного синапсу нейрона формується шляхом сумування вхідних сигналів синапсів, які представлені нелінійними функціями. Вони можуть апроксимувати нелінійне відображення «вхід-вихід» одним нейроном.

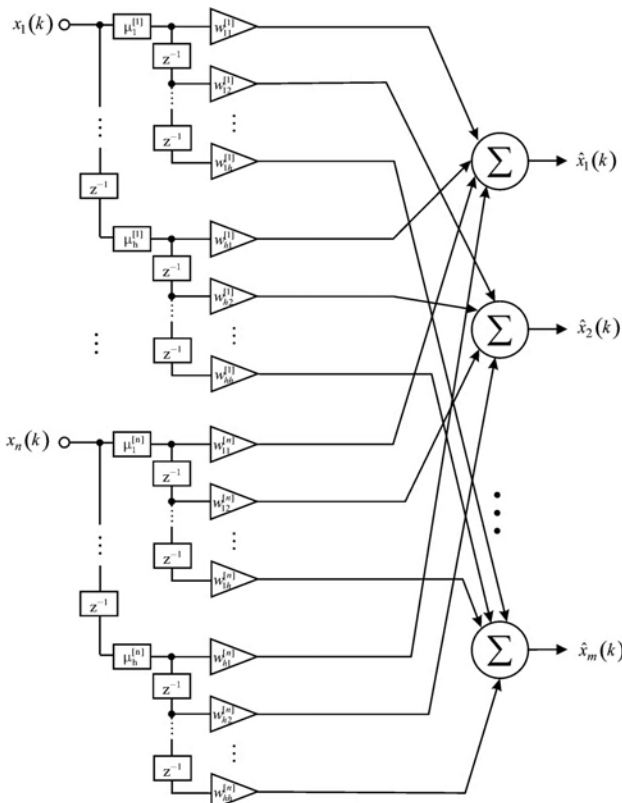


Рисунок 1 – Архітектура запропонованої прогнозуючої нейро-фаззи мережі

Автори нео-фаззи-нейрона використовували традиційні трикутні конструкції, що відповідають умовам розбиття Руспіні у якості функцій належності:

$$\mu_{ij}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}}, & \text{якщо } x_i \in [c_{i,j-1}, c_{ij}]; \\ \frac{c_{i,j+1} - x_i}{c_{i,j+1} - c_{ij}}, & \text{якщо } x_i \in [c_{ij}, c_{i,j+1}]; \\ 0, & \text{у протилежному випадку.} \end{cases}$$

де  $c_{ij}$  обрані досить випадково (зазвичай рівно розподілені) параметри центрів функцій належності на інтервалі  $[0, 1]$ , де  $0 \leq x_i \leq 1$ . Такий вибір функцій належності гарантує, що вхідний сигнал  $x_i$  активує тільки дві сусідні функції, а їх сума буде завжди рівною одиниці.

Зрозуміло, що такі конструкції, як поліноміальні гармонічні функції, вейвлети, ортогональні функції, тощо також можуть бути використані в якості функцій належності в нелінійних синапсах.

Відзначимо, що трикутні функції належності забезпечують кусково-лінійну апроксимацію, яка призводить до погіршення точності результатів. З метою мінімізації цього ефекту можна збільшити кількість синаптичних ваг і, таким чином, значно ускладнити архітектуру і алгоритм

навчання. Кубічні сплайни можна використати як функції належності, аби позбутися вищезазначених проблем:

$$\mu_{ij}(x_i) = \begin{cases} 0,25 \left( 2 + 3 \frac{2x_i - c_{ij} - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}} - \left( \frac{2x_i - c_{ij} - c_{i,j-1}}{c_{ij} - c_{i,j-1}} \right)^3 \right), & x \in [c_{i,j-1}, c_{ij}]; \\ 0,25 \left( 2 - 3 \frac{2x_i - c_{i,j+1} - c_{ij}}{c_{i,j+1} - c_{ij}} + \left( \frac{2x_i - c_{i,j+1} - c_{ij}}{c_{i,j+1} - c_{ij}} \right)^3 \right), & x \in [c_{ij}, c_{i,j+1}]; \\ 0, & \text{у протилежному випадку.} \end{cases}$$

Такі кубічні сплайни також задовольняють умовам розбиття Руспіні та покращують характеристики апроксимації процесу нечіткого висновування. З іншого боку, використання кубічних сплайнів забезпечує гладку поліноміальну апроксимацію та дозволяє моделювати нестационарні сигнали з високою точністю результатів.

Архітектура типового нео-фаззи-нейрона в якості складової частини багатовимірного нейрона обчислювальної системи є надлишковою, бо вектор вхідних сигналів  $x(k)$  подається до однотипних нелінійних синапсів нео-фаззи-нейронів, кожен нейрон яких генерує на виході сигнал  $\hat{x}_d(k)$ ,  $d = 1, 2, \dots, m$ . У результаті компоненти вектору виходів  $\hat{x}(k) = (\hat{x}_1(k), \hat{x}_2(k), \dots, \hat{x}_m(k))^T$  обчислюються незалежно. Цю надлишковість системи можна обійти, використовуючи багатовимірний нео-фаззи-нейрон [11, 12], архітектура якого є модифікацією системи, запропонованої у [10]. Структурними елементами такої обчислювальної системи є складені нелінійні синапси  $MNS_i$ , при чому кожен синапс містить  $h$  функцій належності  $\mu_j^{[i]}$  та  $mh$  настроюваних синаптичних ваг  $w_{jl}^{[i]}$ . Хоча багатовимірний нео-фаззи-нейрон має  $mhn$  синаптичних ваг, але тільки  $hn$  функцій належності, що в  $m$  разів менше, ніж якщо система була б сформована з традиційних нео-фаззи-нейронів.

Запропонована нейро-фаззи система складається з багатовимірних нео-фаззи-синапсів. Вводячи до розгляду  $(hn \times 1)$ -вектор функцій належності  $\mu(k) = (\mu_{11}(x_1(k)), \mu_{21}(x_1(k)), \dots, \mu_{h1}(x_1(k)), \dots, \mu_{1i}(x_i(k)), \dots, \mu_{hi}(x_i(k)))^T$  та  $(m \times hn)$ -матрицю синаптичних ваг

$$W = \begin{pmatrix} w_{111} & w_{112} & \dots & w_{1li} & \dots & w_{1hn} \\ w_{211} & w_{212} & \dots & w_{2li} & \dots & w_{2hn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ w_{m11} & w_{m12} & \dots & w_{mli} & \dots & w_{mhn} \end{pmatrix},$$

вихідний сигнал  $MN_j$  у  $k$ -й момент часу можна записати у вигляді

$$\hat{x}(k) = W\mu(k).$$

Навчання багатовимірних нео-фаззі-нейрона може бути реалізовано за допомогою матричної модифікації експоненційно-зваженого рекурентного методу найменших квадратів у формі [17–21]:

$$\begin{cases} W(k+1) = W(k) + \frac{(\hat{x}(k+1) - W(k)\mu(k+1))(\mu(k+1))^T P(k)}{\alpha + (\mu(k+1))^T P(k)\mu(k+1)}; \\ P(k+1) = \frac{1}{\alpha} \left( P(k) - \frac{P(k)\mu(k+1)(\mu(k+1))^T P(k)}{\alpha + (\mu(k+1))^T P(k)\mu(k+1)} \right), 0 < \alpha \leq 1, \end{cases}$$

де  $\hat{x}(k+1) = (\hat{x}_1(k+1), \hat{x}_2(k+1), \dots, \hat{x}_m(k+1))^T$ .

#### 4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Аби продемонструвати ефективність запропонованої нейро-фаззі мережі та її процедури навчання, у якості тестової вибірки було обрано багатовимірний ряд на основі диференціальних рівнянь моделі Лоренца:

$$\begin{cases} \dot{a} = \sigma(u - a), \\ \dot{u} = a(r - t) - u, \\ \dot{t} = au - bt. \end{cases} \quad (1)$$

Диференціальне рівняння (1) можна записати у дискретному часі в рекурентній формі:

$$\begin{cases} a(k+1) = a(k) + \sigma(u(k) - a(k))dt, \\ u(k+1) = u(k) + (ra(k) - a(k)t(k) - u(k))dt, \\ t(k+1) = t(k) + (a(k)u(k) - bt(k))dt, \end{cases} \quad (2)$$

де  $\sigma = 10, r = 28, b = \frac{8}{3}, dt = 0,001$ .

Атрактор Лоренца є фрактальною структурою, що відповідає довгостроковій поведінці генератора Лоренца. Сам генератор є тривимірною динамічною системою, що демонструє хаотичний потік даних, а також відомий своєю лемніскатною формою. На рис. 2 можна побачити, як розвивається стан динамічної системи (три змінні тривимірної системи) з часом.

Вибірка даних, що отримана за допомогою формули (2), містила 10000 спостережень, серед яких 7000 спостережень – навчальна вибірка, 3000 – перевірна. Синаптичні ваги ініціалізувалися як нулі, також можна було це робити випадковим чином. На рис. 2 на осях розташовані значення параметрів системи Лоренца.

#### 5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати експериментів з дослідження різних методів прогнозування хаотичного часового ряду Лоренца наведено в таблиці 1.

#### 6 ОБГОВОРЕННЯ

Як можна побачити із таблиці 1, запропонована нейро-фаззі мережа та процедура її навчання досить непогано показали себе при розв’язанні тестової задачі. Слід відзначити меншу кількість настоюваних параметрів (у півтора рази у порівнянні з архітектурою на основі багатовимірних нео-фаззі-нейронів та більше, ніж у два рази, якщо порівнювати з адаптивним нео-фаззі-предиктором). Слід також відзначити найменший час серед усіх систем, але час не суттєво відрізняється від часу, продемонстрованого архітектурою на основі багатовимірних нео-фаззі-нейронів. Якщо ж говорити про якість прогнозів, то запропонована мережа продемонструвала найкращі результати серед нейро-фаззі мереж (перевага над конкурентами склала у випадку з адаптивним нео-фаззі-предиктором 27% та 56% у випадку з другою архітектурою).

Таким чином, результати порівняльного аналізу показали, що запропонована архітектура нейро-фаззі мережі за якістю прогнозів не поступається іншим відомим нейро-фаззі методам, а за кількістю настоюваних параметрів навіть переважає їх. Запропонована процедура навчання дозволяє системі швидше налаштувати параметри у порівнянні з аналогами.

#### ВИСНОВКИ

У роботі розв’язано актуальну задачу прогнозування багатовимірних нелінійних нестационарних стохастичних часових рядів.

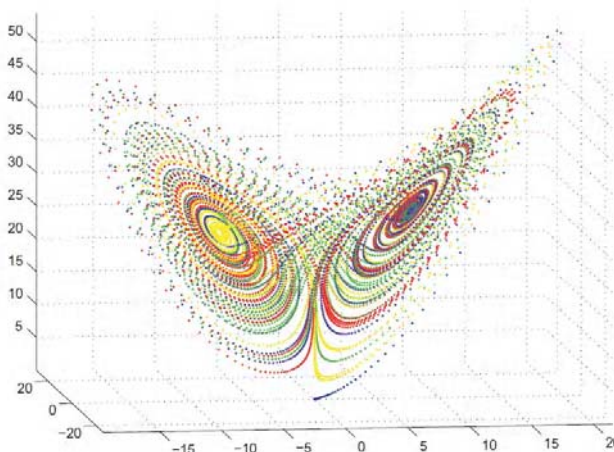


Рисунок 2 – Хаотичний часовий ряд

Таблиця 1 – Результати експериментів

Нейро-фаззі мережа	Кількість настроюваних параметрів	Час навчання	Помилка навчання	Помилка тестування
Адаптивний нео-фаззі-предиктор	60	6,2 с	0,0189	0,0231
Архітектура на основі багатовимірних нео-фаззі-нейронів	45	4,1 с	0,0154	0,0171
Запропонована нейро-фаззі мережа	27	3,9 с	0,0121	0,0132

Наукова новизна роботи полягає у тому, що запропоновано прогнозуючи нейро-фаззі мережу на основі багатовимірних нео-фаззі-нейронів та введено процедуру навчання для оброблення багатовимірних даних у режимі online. У якості функцій належності використовуються кубічні сплайни, що забезпечують високу точність апроксимації та екстраполяції у порівнянні з відомими нейро-фаззі системами прогнозування. Введена система може бути використана для прогнозування суттєво нестационарних часових рядів за умов короткої навчальної вибірки.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що цю мережу можна використовувати при розв'язанні широкого кола задач Data Mining та, перш за все, прогнозування.

Перспективи подальших досліджень полягають у тому, щоб застосувати деякі інші функції належності та протестувати інші типи вузлів для нейро-фаззі мережі.

### ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках держбюджетної науково-дослідної теми Харківського національного університету радіоелектроніки «Гібридні системи обчислювального інтелекту для адаптивної обробки викривлених даних за умов апріорної та поточної невизначеності» (номер державної реєстрації 0113U000361).

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- Cichocki A. Neural Networks for Optimization and Signal Processing / A. Cichocki, R. Unbehauen. – Stuttgart : Teubner, 1993. – 526 p.
- Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. – 842 p.
- Schalkoff R. J. Artificial Neural Networks / R. J. Schalkoff. – N. Y. : The McGraw-Hill Comp., 1997. – 528 p.
- Jang J.-S. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence / J.-S. Jang, C.-T. Sun, E. Mizutani. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1997. – 640 p.
- Osowski S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji / S. Osowski. – Warszawa : Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2006. – 422 p.
- Du K.-L. Neural Networks and Statistical Learning / K.-L. Du, M.N.S. Swamy. – London : Springer-Verlag, 2014. – 815 p.
- Rutkowski L. Computational Intelligence. Methods and Techniques / L. Rutkowski. – Berlin : Springer-Verlag, 2008. – 514 p.
- Mumford C. L. Computational Intelligence / C. L. Mumford, L. C. Jain. – Berlin : Springer-Verlag, 2009. – 725 p.
- Kruse R. Computational Intelligence. A Methodological Introduction / [R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn et al]. – Berlin : Springer-Verlag, 2013. – 488 p.
- Бодянский Е. В. Адаптивный фильтр-предиктор многомерных существенно нестационарных временных рядов / Е. В. Бодянский, О. А. Романюк, О. С. Удовенко // Системы обработки информации. – Харьков, 2009. – Вып. 4 (78). – С. 23–28.
- Бодянский С. Прогнозування багатовимірних нестационарних часових рядів на основі адаптивної нео-фаззі-моделі / С. Бодянский, О. Тищенко, Д. Копаліані // Вісник НУ «Львівська політехніка» «Комп'ютерні науки та інформаційні технології». – 2012. – № 744. – С. 312–118.
- Bodyanskiy Ye. A multivariate non-stationary time series predictor based on an adaptive neuro-fuzzy approach / Ye. Bodyanskiy, O. Tyshchenko, W. Wojcik // Elektronika – konstrukcje, technologie, zastosowania. – 2013. – № 8. – P. 10–13.
- Yamakawa T. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior / T. Yamakawa, E. Uchino, J. Miki, H. Kusanagi // IIZUKA-92: 2-nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks: proceedings. – Iizuka, Japan, 1992. – P. 477–483.
- Uchino E. Soft computing based signal prediction, restoration and filtering / E. Uchino, T. Yamakawa // Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms / ed. : Da Ruan. – Boston : Kluwer Academic Publishers, 1997. – P. 331–349.
- Miki J. Analog implementation of neo-fuzzy neuron and its on-board learning / J. Miki, T. Yamakawa // Computational Intelligence and Applications / ed. : N.E. Mastorakis. – Piraeus : WSES Press, 1999. – P. 144–149.
- Takagi T. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control / T. Takagi, M. Sugeno // IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics. – 1985. – 15. – P. 116–132.
- Bodyanskiy Ye. An adaptive learning algorithm for a neuro-fuzzy network / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi, A. Stephan // Computational Intelligence : Theory and Applications / ed. : B. Reusch. – Berlin-Heidelberg-New-York : Springer, 2001. – P. 68–75.
- Otto P. A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network / P. Otto, Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi // Integrated Computer-Aided Engineering. – 2003. – 10. – № 4. – P. 399–409.
- Bodyanskiy Ye. Adaptive nonlinear control using neo-fuzzy model / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi // Sinergies Between Information Processing and Automation / eds. : O. Sawodny, P. Sharff. – Aachen : Shaker Verlag, 2004. – P. 122–127.
- Bodyanskiy Ye. A self-training robust neo-fuzzy controller with constraints on control actions / Ye. Bodyanskiy, I. Kokshenev, V. Kolodyazhnyi, P. Otto // IWK-2005: 50 Internationales Wissenschaftliches Kolloquium: Tagungsband. – TU Ilmenau, 2005. – P. 125–126.
- An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron / [Ye. Bodyanskiy, I. Kokshenev, V. Kolodyazhnyi, P. Otto] // EUSFLAT-2003: 3<sup>rd</sup> International Conference of European Union Society for Fuzzy Logic and Technology: proceedings. – Zittau, Germany, 2003. – P. 375–379.

Стаття надійшла до редакції 07.11.2014.  
Після доробки 11.11.2014.

Тищенко А. К.<sup>1</sup>, Плисс І. П.<sup>2</sup>, Шкуро К. А.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Канд. техн. наук, старший научний сотрудник Проблемной НИЛ АСУ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

<sup>2</sup>Канд. техн. наук, старший научний сотрудник, ведущий научний сотрудник Проблемной НИЛ АСУ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

<sup>3</sup>Канд. техн. наук, научний сотрудник Проблемной НИЛ АСУ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина

### ПРОГНОЗИРУЮЩАЯ НЕЙРО-ФАЗЗИ СЕТЬ НА ОСНОВЕ МНОГОМЕРНОГО НЕО-ФАЗЗИ-НЕЙРОНА И ЕЕ ПРОЦЕДУРА ОБУЧЕНИЯ

В статье предложена прогнозирующая нейро-фаззи сеть, предназначенная для решения задач экстраполяции многомерных нелинейных нестационарных стохастических и хаотических временных рядов в условиях короткой обучающей выборки. В основе

сети лежит многомерный нео-фаззи-нейрон с организованным специальным образом входным слоем и сплайн-функциями принадлежности. Введенная система обеспечивает высокое качество аппроксимации в смысле среднеквадратичной ошибки и высокую скорость сходимости за счет использования процедуры обучения второго порядка. Разработано программное обеспечение, реализующее предложенную архитектуру нейро-фаззи сети. Проведен ряд экспериментов по исследованию свойств предложенной сети. Результаты экспериментов подтвердили применимость предложенной архитектуры при решении задач Data Mining и более высокую точность по сравнению с традиционными прогнозирующими нейро-фаззи системами.

**Ключевые слова:** вычислительный интеллект, многомерный нео-фаззи-нейрон, процедура обучения, прогнозирование временных рядов, функция принадлежности.

Tyshchenko O. K.<sup>1</sup>, Pliss I. P.<sup>2</sup>, Shkuro K. O.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Ph.D., Senior Researcher at Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

<sup>2</sup>Ph.D., Senior Researcher, Leading Researcher at Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

<sup>3</sup>Ph.D., Researcher at Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Ukraine

#### A FORECASTING NEURO-FUZZY NETWORK BASED ON A MULTIDIMENSIONAL NEO-FUZZY NEURON AND ITS LEARNING PROCEDURE

A forecasting neuro-fuzzy network designated for solving extrapolation tasks of multidimensional nonlinear non-stationary stochastic and chaotic time series under conditions of a short learning sample is proposed in the paper. The network is built with the help of a multidimensional neo-fuzzy neuron with an input layer which is organized in a special manner and a spline membership function. The proposed system provides high approximation quality in terms of a mean square error and high convergence speed on account of using the second-order learning procedure. A software that implements the proposed neuro-fuzzy network has been developed. A number of experiments has been held in order to research the system's properties. Experimental results prove the fact that the developed architecture could be used in Data Mining tasks and the fact that the proposed neuro-fuzzy network has higher accuracy compared to traditional forecasting neuro-fuzzy systems.

**Keywords:** computational intelligence, multidimensional neo-fuzzy neuron, learning procedure, time series prediction, membership function.

#### REFERENCES

1. Cichocki A., Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing. Stuttgart, Teubner, 1993, 526 p.
2. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. Upper Saddle River, Prentice Hall, 1999, 842 p.
3. Schalkoff R. J. Artificial Neural Networks. N.Y., The McGraw-Hill Comp., 1997, 528 p.
4. Jang J.-S., Sun C.-T., Mizutani E. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1997, 640 p.
5. Osowski S. Sieci neuronowe do przetwarzania informacji. Warszawa, Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2006, 422 p.
6. Du K.-L., Swamy M.N.S. Neural Networks and Statistical Learning. London, Springer-Verlag, 2014, 815 p.
7. Rutkowski L. Computational Intelligence. Methods and Techniques. Berlin, Springer-Verlag, 2008, 514 p.
8. Mumford C. L., Jain L. C. Computational Intelligence. Berlin, Springer-Verlag, 2009, 725 p.
9. Kruse R., Borgelt C., Klawonn F., Moewes C., Steinbrecher M., Held P. Computational Intelligence. A Methodological Introduction. Berlin, Springer-Verlag, 2013, 488 p.
10. Bodyanskiy Ye. V., Romanyuk O. A., Udovenko O. S. Adaptive filter-predictor for multidimensional non-stationary time series, *Systemy obrobky informacii*. Kharkiv, 2009, Vol. 4 (78). – P. 23-28.
11. Bodyanskiy Ye., Tyshchenko O., Kopaliani D. Multidimensional non-stationary time-series prediction with the help of an adaptive neo-fuzzy model, *Bulletin of the National university «Lvivska politehnika»*, No. 744. Lviv, Lvivska politehnika Publishing, 2012, P. 312–320.
12. Bodyanskiy Ye., Tyshchenko O., Wojcik W. A multivariate non-stationary time series predictor based on an adaptive neuro-fuzzy approach, *Elektronika – konstrukcje, technologie, zastosowania*, 2013, No. 8, pp. 10–13.
13. Yamakawa T., Uchino E., Miki J., Kusanagi H. A neo-fuzzy neuron and its application to system identification and prediction of the system behavior, *IIZUKA-92: 2-nd International Conference on Fuzzy Logic and Neural Networks: proceedings*. Iizuka, Japan, 1992, pp. 477–483.
14. Uchino E., Yamakawa T. ed.: Da Ruan. Soft computing based signal prediction, restoration and filtering, *Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms*. Boston, Kluwer Academic Publishers, 1997, pp. 331–349.
15. Miki J., Yamakawa T. ed.: N. E. Mastorakis Analog implementation of neo-fuzzy neuron and its on-board learning, *Computational Intelligence and Applications*. Piraeus, WSES Press, 1999, pp. 144–149.
16. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control, *IEEE Transactions on System, Man and*, 1985, 15, pp. 116–132.
17. Bodyanskiy Ye., Kolodyazhnyi V., Stephan A. ed.: Reusch B. An adaptive learning algorithm for a neuro-fuzzy network, *Computational Intelligence: Theory and Applications*. Berlin-Heidelberg-New-York, Springer, 2001, pp. 68–75.
18. Otto P., Bodyanskiy Ye., Kolodyazhnyi V. A new learning algorithm for a forecasting neuro-fuzzy network, *Integrated Computer-Aided Engineering*, 2003, 10, No. 4, pp. 399–409.
19. Bodyanskiy Ye. Adaptive nonlinear control using neo-fuzzy model / Ye. Bodyanskiy, V. Kolodyazhnyi // *Sinergies Between Information Processing and Automation* / eds.: O. Sawodny, P. Sharff. – Aachen: Shaker Verlag, 2004. – P. 122–127.
20. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhnyi V., Otto P. A self-training robust neo-fuzzy controller with constraints on control actions, *IWK-2005: 50 Internationales Wissenschaftliches Kolloquium*, Tagungsband, TU Ilmenau, 2005, pp. 125–126.
21. Bodyanskiy Ye., Kokshenev I., Kolodyazhnyi V., Otto P. An adaptive learning algorithm for a neo-fuzzy neuron, *EUSFLAT-2003: 3<sup>rd</sup> International Conference of European Union Society for Fuzzy Logic and Technology: proceedings*. Zittau, Germany, 2003, pp. 375–379.