

ЕВОЛЮЦІЙНА КАСКАДНА СИСТЕМА НА ОСНОВІ НЕЙРО-ФАЗЗИ ВУЗЛІВ

У статті запропоновано еволюційну каскадну систему обчислювального інтелекту на основі нейро-фаззи вузлів, а також алгоритми її навчання. Запропонована система в процесі навчання налаштовує не тільки свої параметри, але й архітектуру в online режимі. У якості вузлів еволюційної каскадної системи запропоновано використовувати нейро-фаззи системи. Для налаштування параметрів функцій належності нейро-фаззи вузлів запропоновано алгоритм, що ґрунтується на використанні градієнтної процедури мінімізації критерію навчання. У процесі навчання нейро-фаззи вузлів налаштовуються синаптичні ваги, центри і параметри ширини функцій належності нейро-фаззи вузлів. Розроблено програмне забезпечення, що реалізує запропоновану архітектуру еволюційної каскадної нейро-фаззи системи. Проведено ряд експериментів з дослідження властивостей запропонованої системи. Результати експериментів підтвердили те, що запропоновану систему можна використовувати для розв'язання широкого кола задач інтелектуального аналізу даних, при цьому обробка даних відбувається в online режимі. Система характеризується простотою чисельної реалізації, а процес обробки даних може бути пришвидшено завдяки можливості паралельного налаштування вузлів еволюційної каскадної системи. Характерною особливістю запропонованої системи є те, що для її налаштування не потрібний великий об'єм навчальної вибірки.

Ключові слова: гібридна система, обчислювальний інтелект, каскадна система, нейро-фаззи система, функція належності, еволюційна система.

НОМЕНКЛАТУРА

TSK – Takagi–Sugeno–Kang system;

ANFIS – adaptive neuro-fuzzy inference system;

МГУА – Метод Групового Урахування Аргументів;

МНК – метод найменших квадратів;

$x(k)$ – вектор вхідних сигналів;

$x_i(k)$ – i -та компонента вектора вхідних сигналів;

h – кількість функцій належності;

k – номер спостереження у навчальній вибірці;

n – кількість входів системи;

N – кількість спостережень у навчальній вибірці;

S – кількість вузлів у першому прихованому шарі системи;

SB – блок селекції;

$N^{[l]}$ – l -й прихований шар системи;

$\hat{y}_j^{[1]}(k)$ – вихідний сигнал j -го вузла першого прихованого шару для k -го вектора вхідних сигналів;

$\hat{y}_j^{[1]*}(k)$ – вихідний сигнал блоку селекції для j -го вузла першого прихованого шару для k -го вектора вхідних сигналів;

$\hat{y}_j^{[1]*}(k)$ – вихідний сигнал блоку селекції для j -го вузла першого прихованого шару для k -го вектора вхідних сигналів;

$\hat{y}^{[l]}(k)$ – вихідний сигнал l -го прихованого шару системи;

$\hat{y}(k)$ – вихідний сигнал вузла для k -го вектора вхідних сигналів;

$y(k)$ – навчальний сигнал для k -го вектора вхідних сигналів;

μ_{li} – функція належності i -ї компоненти вектора вхідних сигналів до l -го центроїда;

C_{li} – параметр, що визначає центр l -ї функції належності i -ї компоненти;

σ_{li} – параметр ширини l -ї функції належності i -ї компоненти;

$\tilde{x}_l(k)$ – добуток значень l -ї функції належності для k -го вектора вхідних сигналів;

w_l^{ij} – синаптична вага добутку значень l -ї функції належності для вузла з i -ю та j -ю компонентами;

w^{ij} – вектор синаптичних ваг для вузла з i -ю та j -ю компонентами;

$E(k)$ – значення функції критерію навчання для k -го вектора вхідних сигналів;

η_c – параметр кроку навчання для параметра центра функції належності;

η_σ – параметр кроку навчання для параметра ширини функції належності;

$\exp(x)$ – експонента;

α – параметр забування;

δ_{lr} – дельта-функція.

ВСТУП

У наш час гібридні системи обчислювального інтелекту і, перш за все, штучні нейронні мережі та нейро-фаззи системи отримали широке розповсюдження для вирішення різних задач інтелектуального аналізу даних: розпізнавання образів, ідентифікації, емуляції, інтелектуального керування тощо. При цьому на практиці достатньо часто виникають ситуації, коли дані, що підлягають обробці, надходять до входу системи послідовно в online режимі. Така ситуація є предметом розгляду напрямків, що інтенсивно розвиваються в наш час і відомі як Dynamic Data Mining та Data Stream Mining [1], а для роботи в цих умовах найкраще пристосовані так звані «еволюційні системи обчислювального інтелекту» [2–6], які

у процесі навчання налаштовують не тільки свої параметри, але й архітектуру.

Треба відзначити, що процес навчання суттєво ускладнюється, коли навчальні вибірки містять невелику кількість спостережень, що призводить до того, що система або не встигає налаштувати свої параметри (не кажучи про архітектуру), або виникає ефект «перенавчання» (overfitting).

У зв'язку з цим синтез гібридних систем обчислювального інтелекту, що навчаються в online режимі та здатні змінювати свою архітектуру у процесі навчання, є досить цікавою та актуальною задачею.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай задана вибірка даних, кожне спостереження з якої має вигляд $(n \times 1)$ -вимірний вектор сигналів $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ ($k = 1, 2, \dots, N$ – номер спостереження у навчальній вибірці).

Тоді задача дослідження полягає в навчанні еволюційної каскадної нейро-фаззі системи для обробки вхідних даних і отриманні вихідних значень для розв'язку певної задачі інтелектуального аналізу даних.

Результатом роботи запропонованої системи є вихідний сигнал $\hat{y}(k)$ для кожного спостереження з вибірки даних.

У якості цільової функції використовується середньоквадратична помилка $E(k) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2$.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

На сьогоднішній день існує багато еволюційних систем обчислювального інтелекту, що здатні обробляти дані в online режимі. В основі більшості з них лежать багат шарові нейро-фаззі системи типу TSK або ANFIS. Але у випадках, коли навчальні вибірки містять невелику кількість спостережень, ці системи можуть не встигнути налаштувати свої параметри та архітектуру. Перебороти вказані труднощі можна, декомпозувавши вихідну проблему на ряд задач меншої розмірності, для вирішення яких кількість наявних даних є достатньою.

Одним з найбільш ефективних підходів, що ґрунтуються на цьому принципі, є Метод Групового Урахування Аргументів (МГУА) [7–10], який, на жаль, погано пристосований до роботи в online режимі. Набагато простіше адаптувати до цього режиму так звані «каскадні нейронні мережі» [11–14], хоча до суттєвих недоліків цих систем можна віднести те, що в них використовується «заморожування» (freezing) параметрів.

Спроба створення «гібрида» МГУА і каскадних нейронних мереж, що адаптований до роботи в online режимі, була здійснена в [15], де в якості вузлів були використані складені R нейрони. Ця мережа, що володіє високою швидкістю та апроксимуючими можливостями, налаштовує всі свої параметри і архітектуру в online режимі, однак при цьому потребує достатньо великі за об'ємом навчальні вибірки.

У цій роботі зроблено спробу синтезу еволюційної каскадної системи обчислювального інтелекту, яка призначена для обробки потоку даних, що надходять в online режимі, і яка має суттєво меншу в порівнянні з відомими аналогами кількість параметрів, що налаштовуються.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

На рис. 1 наведено архітектуру еволюційної каскадної системи.

До нульового шару системи надходить $(n \times 1)$ -вимірний вектор вхідних сигналів $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ (тут $k = 1, 2, \dots, N$ – номер спостереження у навчальній вибірці або індекс поточного дискретного часу), який далі передається на перший прихований шар, що містить c_n^2 вузлів-нейронів, кожен з яких має два входи. На виходах вузлів $N^{[1]}$ першого прихованого шару формуються вихідні сигнали $\hat{y}_s^{[1]}(k)$, $s = 1, 2, \dots, 0,5n(n-1) = c_n^2$. Далі ці сигнали надходять до блоку селекції SB, який виконує сортування вузлів першого прихованого шару за прийнятим критерієм (найчастіше за зростанням значення середнього квадрата помилки). Виходи блоку селекції $\hat{y}_1^{[1]*}(k)$ і

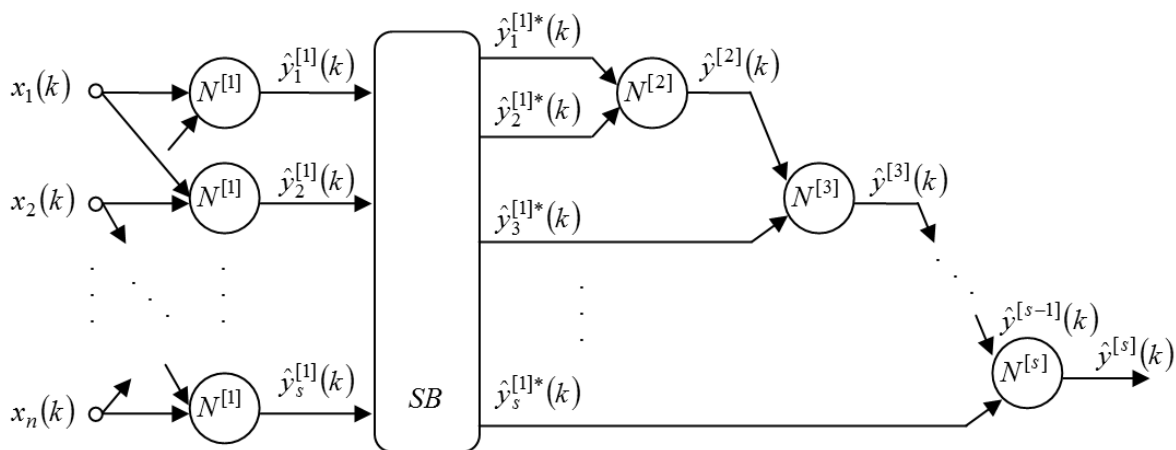


Рисунок 1 – Архітектура еволюційної каскадної системи

$\hat{y}_2^{[1]*}(k)$ надходять до входу єдиного вузла-нейрона другого шару, на виході якого формується вихідний сигнал $\hat{y}^{[2]}(k)$. Цей вихідний сигнал разом з вихідним сигналом блока селекції $\hat{y}_3^{[1]*}(k)$ надходить до входу вузла-нейрона наступного шару. Процес нарощування каскадів триває до досягнення необхідної точності. Варто зауважити, що всі нейрони системи налаштовуються незалежно один від одного. Завдяки цьому об'єм необхідної навчальної вибірки можна скоротити.

У якості вузла каскадної мережі запропоновано використовувати систему, архітектура якої наведена на рис. 2.

Цей вузол є по суті нейро-фаззі системою Ванга-Менделя [16, 17]. На вхід вузла подається двовимірний вектор вхідних сигналів $x(k) = (x_i(k), x_j(k))^T$, що підлягають обробці. Перший шар вузла реалізує фаззіфікацію вхідних змінних. Він містить $2h$ функцій належності $\mu_{li}(x_i(k))$, $\mu_{lj}(x_j(k))$, $l = 1, 2, \dots, h$. Елементи першого шару обчислюють рівні належності $0 < \mu_{li}(x_i(k)) \leq 1$, $0 < \mu_{lj}(x_j(k)) \leq 1$. У якості функцій належності найчастіше використовуються гаусіани

$$\mu_{li}(x_i(k)) = \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{li}(k))^2}{2\sigma_{li}^2(k)}\right), \quad (1)$$

де $c_{li}(k)$ – параметр, що визначає центр функції належності, $\sigma_{li}(k)$ – параметр ширини функції належності.

Другий шар забезпечує агрегування рівнів належності, що обчислюються в першому шарі. На виходах другого шару з'являється h агрегованих сигналів $\tilde{x}_l(k) = \mu_{li}(x_i(k))\mu_{lj}(x_j(k))$.

Третій шар – це шар синаптичних ваг, що підлягають налаштуванню у процесі навчання. Виходами третього шару є значення

$$w_l^{ij} \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k)) = w_l^{ij} \tilde{x}_l(k).$$

Четвертий шар утворений двома суматорами і обчислює суми вихідних сигналів другого та третього шарів. Виходами четвертого шару є значення

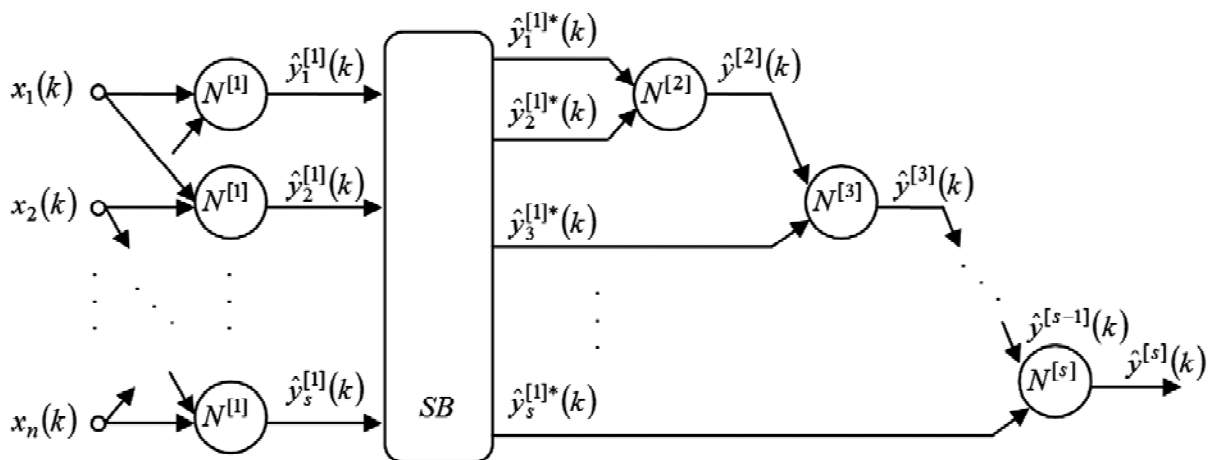
$$\begin{cases} \sum_{l=1}^h w_l^{ij} \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k)) = \sum_{l=1}^h w_l^{ij} \tilde{x}_l(k), \\ \sum_{l=1}^h \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k)) = \sum_{l=1}^h \tilde{x}_l(k). \end{cases}$$

У п'ятому (вихідному) шарі нейрона відбувається нормалізація, в результаті якої обчислюється вихідний сигнал вузла $\hat{y}_s^{[1]}(k)$:

$$\begin{aligned} \hat{y}_s^{[1]}(k) &= \frac{\sum_{l=1}^h w_l^{ij} \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k))}{\sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k))} = \frac{\sum_{l=1}^h w_l^{ij} \tilde{x}_l(k)}{\sum_{p=1}^h \tilde{x}_p(k)} = \\ &= \sum_{l=1}^h w_l^{ij} \frac{\tilde{x}_l(k)}{\sum_{p=1}^h \tilde{x}_p(k)} = \sum_{l=1}^h w_l^{ij} \phi_l^{ij}(x(k)) = (w^{ij})^T \phi^{ij}(x(k)), \end{aligned}$$

$$\text{де } \phi_l^{ij}(x(k)) = \frac{\tilde{x}_l(k)}{\sum_{p=1}^h \tilde{x}_p(k)}$$

$$= \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k)) \left(\sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k)) \right)^{-1},$$



$$w^{ij} = (w_1^{ij}, \dots, w_h^{ij})^T, \quad \varphi^{ij}(x(k)) = (\varphi_1^{ij}(x(k)), \dots, \varphi_h^{ij}(x(k)))^T.$$

Аналогічним чином виконуються обчислення в інших вузлах прихованих шарів. Такий вузол системи подібно до нормалізованої радіально-базисної нейронної мережі реалізує нелінійне відображення вхідних сигналів у вихідні, але містить меншу кількість параметрів, що налаштовуються.

Оскільки вихідний сигнал кожного з вузлів системи $\hat{y}_i^{[1]*}(k)$ лінійно залежить від синаптичних ваг $w_l^{ij}(k)$, для їх налаштування може бути використаний стандартний метод найменших квадратів (МНК). Якщо дані надходять на обробку послідовно в online режимі, то використовується рекурентна форма МНК

$$\begin{cases} w^{ij}(k+1) = w^{ij}(k) + \frac{P^{ij}(k)(y(k) - (w^{ij}(k))^T \varphi^{ij}(x(k))) \varphi^{ij}(x(k))}{\alpha + (\varphi^{ij}(x(k)))^T P^{ij}(k) \varphi^{ij}(x(k))}, \\ P(k+1) = \frac{1}{\alpha} \left(P^{ij}(k) - \frac{P^{ij}(k) \varphi^{ij}(x(k)) (\varphi^{ij}(x(k)))^T P^{ij}(k)}{\alpha + (\varphi^{ij}(x(k)))^T P^{ij}(k) \varphi^{ij}(x(k))} \right), \quad 0 < \alpha \leq 1. \end{cases}$$

Також для налаштування синаптичних ваг може бути використаний оптимальний за швидкістю градієнтний однокроковий алгоритм Качмажа-Уїдрой-Гоффа у вигляді

$$w^{ij}(k+1) = w^{ij}(k) + \frac{y(k) - (w^{ij}(k))^T \varphi^{ij}(x(k))}{\|\varphi^{ij}(x(k))\|^2} \varphi^{ij}(x(k)).$$

Для налаштування параметрів центрів і ширини функцій належності можна використати градієнтні процедури мінімізації критерію навчання

$$E_s^{[1]}(k) = \frac{1}{2} (y(k) - \hat{y}_s^{[1]}(k))^2 = \frac{1}{2} (y(k) - (w^{ij}(k))^T \varphi^{ij}(x(k)))^2. \quad (2)$$

Для спрощення розрахунку похідних і прискорення обчислення значення функції належності можна ввести позначення

$$\tilde{\sigma}_{ri}^2(k) = -0,5\sigma_{ri}^{-2}(k).$$

При застосуванні методу найшвидшого спуску відповідні формули адаптації у загальному випадку для $(n \times 1)$ -вимірного вектора вхідних сигналів набувають вигляду

$$\begin{cases} c_{ri}(k+1) = c_{ri}(k) - \eta_c \frac{\partial E_s^{[1]}(k)}{\partial c_{ri}}, \\ \tilde{\sigma}_{ri}^2(k+1) = \tilde{\sigma}_{ri}^2(k) - \eta_\sigma \frac{\partial E_s^{[1]}(k)}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2}, \end{cases}$$

де η_c, η_σ – параметри кроку навчання для параметрів центра і ширини відповідно; $r = 1, 2, \dots, h$; $i = 1, 2, \dots, n$.

При використанні в якості функцій належності традиційних гаусіанів (1) відповідні формули градієнта цільової функції (2) для однієї пари $(x(k), y(k))$ навчальних даних набувають вигляду

$$\begin{cases} \frac{\partial E_s^{[1]}(k)}{\partial c_{ri}} = \left((w^{ij}(k))^T \varphi^{ij}(x(k)) - y(k) \right) \sum_{l=1}^h w_l^{ij}(k) \frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial c_{ri}}, \\ \frac{\partial E_s^{[1]}(k)}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2} = \left((w^{ij}(k))^T \varphi^{ij}(x(k)) - y(k) \right) \sum_{l=1}^h w_l^{ij}(k) \frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2}, \end{cases}$$

де

$$\varphi_l^{ij}(x(k)) = \frac{\mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k))}{\sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k))}. \quad (3)$$

Похідні $\frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial c_{ri}}$ і $\frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2}$, визначені на ос-

нові (3), можна записати як

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial c_{ri}} = \frac{\delta_{lr} \sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k)) - \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k))}{\left(\sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k)) \right)^2} \times \\ \times \mu_{rj}(x_j(k)) \frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial c_{ri}}, \\ \frac{\partial \varphi_l^{ij}(x(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2} = \frac{\delta_{lr} \sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k)) - \mu_{li}(x_i(k)) \mu_{lj}(x_j(k))}{\left(\sum_{p=1}^h \mu_{pi}(x_i(k)) \mu_{pj}(x_j(k)) \right)^2} \times \\ \times \mu_{rj}(x_j(k)) \frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2}, \end{cases}$$

де δ_{lr} – дельта-функція. Похідні $\frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial c_{ri}}$ і

$\frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2}$, визначені на основі (1), можна записати як

$$\begin{cases} \frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial c_{ri}} = \frac{x_i(k) - c_{ri}(k)}{\sigma_{ri}^2(k)} \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{ri}(k))^2}{2\sigma_{ri}^2(k)}\right), \\ \frac{\partial \mu_{ri}(x_i(k))}{\partial \tilde{\sigma}_{ri}^2} = (x_i(k) - c_{ri}(k))^2 \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{ri}(k))^2}{2\sigma_{ri}^2(k)}\right). \end{cases}$$

Таким чином, виконується паралельне налаштування всіх синаптичних ваг, параметрів центрів та ширини функцій належності вузлів першого прихованого шару системи. Вузли наступних шарів, що утворюють каскадну структуру, налаштовуються аналогічно нейронам першого прихованого шару з тією лише різницею, що їхніми входами є вихідні сигнали $\hat{y}_i^{[1]*}(k)$ блоку селекції SB та попередніх каскадів, а навчальний сигнал $y(k)$ є спільним для всіх елементів еволюційної каскадної системи.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Ефективність запропонованої еволюційної каскадної нейро-фаззі мережі та її процедур навчання була продемонстрована при розв'язанні задачі прогнозування нестационарних сигналів.

У якості тестової вибірки було обрано часовий ряд, що описує щомісячний тиск над рівнем моря за період з 1882 по 1998 рік (Darwin sea level pressure, вибірка отримана зі сховища даних DataMarket). Загальний об'єм вибірки – 1400 спостережень. Навчальна вибірка містила 1100 спостережень, перевірна – 300 спостережень. Для порівняння ефективності запропонованої системи з ефективністю інших існуючих систем було обрано багатошаровий перцептрон, радіально-базисну нейронну мережу та ANFIS.

У якості критерію якості прогнозування було обрано середньоквадратичну помилку (MSE).

На рис. 3 наведено фазовий портрет ряду, що прогнозується.

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Результати проведених експериментів наведено в табл. 1.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Як можна побачити з табл. 1, запропонована еволюційна каскадна система досить непогано показала себе при розв'язанні задачі прогнозування. Варто відзначити, що час навчання запропонованої системи був одним з найкращих. Якщо порівнювати якість прогнозів, еволюційна каскадна система продемонструвала найкращий результат.

Результат прогнозування для перевірконої вибірки наведений на рис. 4. Суцільною чорною лінією показаний ряд, що прогнозується, пунктирною – прогноз системи, суцільною сірою – значення помилки.

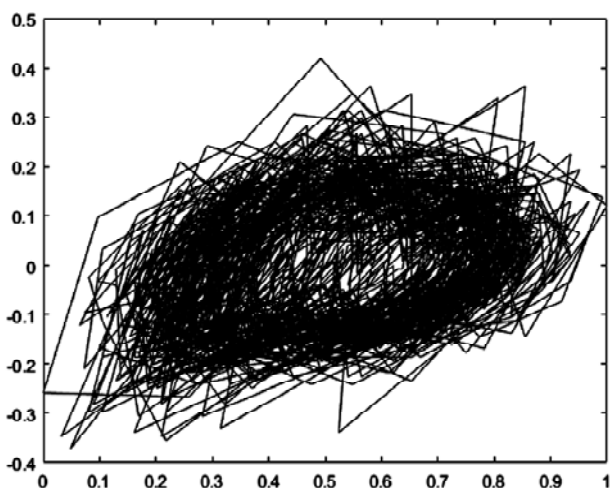


Рисунок 3 – Фазовий портрет ряду

Таблиця 1 – Результати експериментів

| Тип системи | Помилка навчання | Помилка тестування | Час навчання, с |
|-----------------------------------|------------------|--------------------|-----------------|
| Багатошаровий перцептрон | 0,0150 | 0,0168 | 0,2500 |
| Радіально-базисна нейронна мережа | 0,0172 | 0,0224 | 0,2391 |
| ANFIS | 0,0157 | 0,0165 | 0,2031 |
| Еволюційна каскадна система | 0,0146 | 0,0156 | 0,2067 |

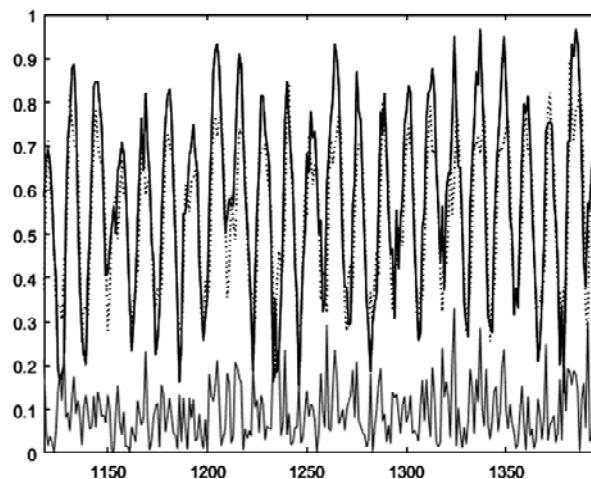


Рисунок 4 – Результати прогнозування ряду

ВИСНОВКИ

Наукова новизна роботи полягає у тому, що запропоновано еволюційну каскадну нейро-фаззі систему та online алгоритм навчання всіх її параметрів, характерною особливістю якої є те, що для свого налаштування вона не потребує великих об'ємів навчальної вибірки. В основі системи лежать ідеї Метода Групового Урахування Аргументів та еволюційних нейро-фаззі систем, що дозволяє знайти не тільки оптимальні значення параметрів, але й отримати найкращу архітектуру для кожної конкретної задачі. Система характеризується простотою чисельної реалізації, а можливість паралельного налаштування її вузлів збільшує швидкість процесу обробки даних.

До практичної цінності отриманих результатів можна віднести те, що запропоновану систему можна використовувати для розв'язання широкого кола задач інтелектуального аналізу даних.

ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках держбюджетної науково-дослідної теми Харківського національного університету радіоелектроніки № 307 «Динамічний інтелектуальний аналіз послідовностей нечіткої інформації за умов суттєвої невизначеності на основі гібридних систем обчислювального інтелекту».

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Bifet A. Adaptive Stream Mining: Pattern Learning and Mining from Evolving Data Streams / A. Bifet. – IOS Press, 2010. – 224 p.
2. Kasabov N. Evolving fuzzy neural networks : theory and applications for on-line adaptive prediction, decision making and control / N. Kasabov // Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems. – 1998. – Vol. 5, Issue 3. – P. 154–160.
3. Kasabov N. Evolving fuzzy neural networks for on-line supervised/unsupervised, knowledge-based learning / N. Kasabov // IEEE Transactions on Man, Machine, and Cybernetics. – 2001. – Vol. 31, Issue 6. – P. 902–918.
4. Kasabov N. Evolving Connectionist Systems / N. Kasabov. – London : Springer-Verlag, 2003. – 307 p.
5. Lughofer E. Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications / E. Lughofer. – Berlin : Springer, 2011. – 410 p.
6. Ivakhnenko A. G. Polynomial theory of complex systems / A. G. Ivakhnenko // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1971. – Vol. 1, Issue 4. – P. 364–378.
7. Ивахненко А. Г. Самообучающиеся системы распознавания и автоматического управления / А. Г. Ивахненко. – Киев : Техніка, 1969. – 392 с.
8. Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А. Г. Ивахненко. – Киев : Техніка, 1975. – 311 с.
9. Ивахненко А. Г. Помехоустойчивость моделирования / А. Г. Ивахненко, В. С. Степашко. – Киев : Наукова думка, 1985. – 216 с.

10. Fahlman S. E. The cascade-correlation learning architecture / S. E. Fahlman, C. Lebiere // *NIPS 1989 : Neural Information Processing Systems Conference, Denver, 27-30 November 1989 : proceedings.* – San Mateo, CA : Morgan Kaufman, 1990. – P. 524–532.
11. Prechelt L. Investigation of the CasCor family of learning algorithms / L. Prechelt // *Neural Networks.* – 1997. – Vol. 10, Issue 5. – P. 885–896.
12. Bodyanskiy Ye. Hybrid cascade neural network based on wavelet-neuron / Ye. Bodyanskiy, O. Kharchenko, O. Vynokurova // *Information Theories and Applications.* – 2011. – Vol. 18, Issue 4. – P. 335–343.
13. Bodyanskiy Ye. Evolving cascade neural network based on multidimensional Epanechnikov's kernels and its learning algorithm / Ye. Bodyanskiy, P. Grimm, N. Teslenko // *Information Technologies and Knowledge.* – 2011. – Vol. 5, Issue 1. – P. 25–30.
14. Wang L.-X. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning / L.-X. Wang, J. M. Mendel // *IEEE Transactions on Neural Networks.* – 1992. – Vol. 3, Issue 5. – P. 807–814.
15. Wang L.-X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis* / L. X. Wang. – Upper Saddle River : Prentice Hall, 1994. – 256 p.

Стаття надійшла до редакції 29.03.2016.

Після доробки 11.04.2016.

Бодянский Е. В.¹, Тищенко А. К.², Бойко Е. А.³

¹Д-р техн. наук, научный руководитель Проблемной НИЛ АСУ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, Украина

²Канд. техн. наук, старший научный сотрудник Проблемной НИЛ АСУ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, Украина

³Аспирантка кафедры искусственного интеллекта Харьковского национального университета радиоэлектроники, Харьков, Украина

ЭВОЛЮЦИОНИРУЮЩАЯ КАСКАДНАЯ СИСТЕМА НА ОСНОВЕ НЕЙРО-ФАЗЗИ УЗЛОВ

В статье предложена эволюционирующая каскадная система вычислительного интеллекта на основе нейро-фаззи узлов, а также алгоритмы её обучения. Предложенная система в процессе обучения настраивает не только свои параметры, но и архитектуру в online режиме. В качестве узлов эволюционирующей каскадной системы предлагается использовать нейро-фаззи системы. Для настройки параметров функций принадлежности нейро-фаззи узлов предложен алгоритм, основанный на использовании градиентной процедуры минимизации критерия обучения. В процессе обучения нейро-фаззи узлов настраиваются синаптические веса, центры и параметры ширины функций принадлежности нейро-фаззи узлов. Разработано программное обеспечение, которое реализует предложенную архитектуру эволюционирующей каскадной нейро-фаззи системы. Проведен ряд экспериментов по исследованию свойств предложенной системы. Результаты экспериментов подтвердили то, что предложенную систему можно использовать для решения широкого круга задач интеллектуального анализа данных, при этом обработка данных происходит в online режиме. Система характеризуется простотой численной реализации, а процесс обработки данных ускоряется благодаря возможности параллельной настройки узлов эволюционирующей каскадной системы. Отличительной особенностью предложенной системы является то, что для ее настройки не требуется большой объем обучающей выборки.

Ключевые слова: гибридная система, вычислительный интеллект, каскадная система, нейро-фаззи система, функция принадлежности, эволюционирующая система.

Bodyanskiy Ye. V.¹, Tyshchenko O. K.², Boiko O. O.³

¹Dr.Sc., Scientific Head of the Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

²Ph.D., Senior Researcher at the Control Systems Research Laboratory, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

³Ph.D. student at the Artificial Intelligence Department, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

AN EVOLVING CASCADE SYSTEM BASED ON NEURO-FUZZY NODES

An evolving cascade system based on fuzzy-neurons and its learning procedures are proposed in the paper. During a learning procedure in an online mode, the proposed system tunes both its parameters and its architecture. Neuro-fuzzy systems are proposed as nodes of the evolving cascade system. A method based on the gradient procedure of a learning criterion minimization is proposed for membership functions' tuning in the neuro-fuzzy nodes. Synaptic weights, centers and width parameters of the membership functions are tuned during the learning procedure. Software that implements the proposed evolving cascade neuro-fuzzy system's architecture has been developed. A number of experiments has been held in order to research the proposed system's properties. Experimental results have proven the fact that the proposed system could be used to solve a wide range of Data Mining tasks. Data sets are processed in an online mode. The proposed system provides computational simplicity, and data sets are processed faster due to the possibility of parallel tuning for the evolving cascade system. A distinguishing feature of the proposed system is that there is no need of a large training set for the system to be tuned.

Keywords: hybrid system, Computational Intelligence, cascade system, neuro-fuzzy system, membership function, evolving system.

REFERENCES

1. Bifet A. *Adaptive Stream Mining: Pattern Learning and Mining from Evolving Data Streams.* IOS Press, 2010, 224 p.
2. Kasabov N. Evolving fuzzy neural networks : theory and applications for on-line adaptive prediction, decision making and control, *Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems*, 1998, Vol. 5, Issue 3, pp. 154–160.
3. Kasabov N. Evolving fuzzy neural networks for on-line supervised/unsupervised, knowledge-based learning, *IEEE Transactions on Man, Machine, and Cybernetics*, 2001, Vol. 31, Issue 6, pp. 902–918.
4. Kasabov N. *Evolving Connectionist Systems.* London, Springer-Verlag, 2003, 307 p.
5. Lughofer E. *Evolving Fuzzy Systems – Methodologies, Advanced Concepts and Applications.* Berlin, Springer, 2011, 410 p.
6. Ivakhnenko A. G. Polynomial theory of complex systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1971, Vol. 1, Issue 4, pp. 364–378.
7. Ivakhnenko A. G. Samoobuchayushchiesya sistemy raspoznavaniya i avtomaticheskogo upravleniya. Kiev, Technika, 1969, 392 p.
8. Ivakhnenko A. G. Dolgosrochnoe prognozirovanie i upravlenie slozhnyimi sistemami. Kiev, Technika, 1975, 311 p.
9. Ivakhnenko A. G., Stepashko V. S. *Pomexoustojchivost' modelirovaniya.* Kiev, Naukova dumka, 1985, 216 p.
10. Fahlman S. E., Lebiere C. The cascade-correlation learning architecture, *NIPS 1989 : Neural Information Processing Systems Conference, Denver, 27–30 November 1989 : proceedings.* San Mateo, CA, Morgan Kaufman, 1990, pp. 524–532.
11. Prechelt L. Investigation of the CasCor family of learning algorithms, *Neural Networks*, 1997, Vol. 10, Issue 5, pp. 885–896.
12. Bodyanskiy Ye., Kharchenko O., Vynokurova O. Hybrid cascade neural network based on wavelet-neuron, *Information Theories and Applications*, 2011, Vol. 18, Issue 4, pp. 335–343.
13. Bodyanskiy Ye., Grimm P., Teslenko N. Evolving cascade neural network based on multidimensional Epanechnikov's kernels and its learning algorithm, *Information Technologies and Knowledge*, 2011, Vol. 5, Issue 1, pp. 25–30.
14. Wang L.-X., Mendel J. M. Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, Vol. 3, Issue 5, pp. 807–814.
15. Wang L.-X. *Adaptive Fuzzy Systems and Control. Design and Stability Analysis.* Upper Saddle River, Prentice Hall, 1994, 256 p.