

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

ДЕЙНЕКО АНАСТАСІЯ ОЛЕКСАНДРІВНА

УДК 004.032.26

**АДАПТИВНЕ НАВЧАННЯ ЕВОЛЮЦІЙНИХ НЕЙРО-ФАЗЗИ СИСТЕМ
З ЯДЕРНИМИ ФУНКЦІЯМИ АКТИВАЦІЇ В ЗАДАЧАХ
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Харків – 2014

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник доктор технічних наук, професор
Бодяньський Євгеній Володимирович,
Харківський національний університет
радіоелектроніки, професор кафедри штучного
інтелекту

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Михальов Олександр Ілліч,
Національна металургійна академія України,
МОН України, завідувач кафедри
інформаційних технологій та систем

кандидат технічних наук, доцент
Олійник Андрій Олександрович,
Запорізький національний технічний
університет, МОН України, доцент кафедри
програмних засобів

Захист відбудеться «___» _____ 2014 р. о 13⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

Автореферат розісланий «___» _____ 2014 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради

О.А. Винокурова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Можливості сучасної обчислювальної техніки дозволяють обробляти великі масиви інформації в послідовному режимі в умовах апріорної та поточної невизначеності, коли відсутня інформація про функціональні залежності всередині даних, про зміну цих залежностей і про обсяг всієї вибірки. При роботі в режимі послідовної обробки інформації гостро постає проблема підвищення швидкості обробки даних з мінімальною похибкою. Для розв'язання задач інтелектуального аналізу даних є доцільним використання методів наукового напрямку, що розвивається в межах штучного інтелекту й отримав назву «обчислювальний інтелект». Переваги цих методів полягають у тому, що процес обробки інформації за їх допомогою відбувається подібно до процесів, які відбуваються у біологічних системах. Одним з найпотужніших напрямків в рамках обчислювального інтелекту є нейро-фаззі системи, які об'єднують у собі універсальні апроксимуючі властивості штучних нейронних мереж (ШНМ) та прозорість і інтерпретованість систем нечіткого висновування. На цей час в рамках інтелектуального аналізу даних існує багато методів навчання нейро-фаззі систем. Однак слід зазначити їх громіздкість, а також вибір параметрів і форми функцій активації-належності, що проводиться емпіричним шляхом. Це, в свою чергу, веде до збільшення кількості функцій активації-належності, з чого випливає необхідність збільшення навчальних вибірок для налаштування таких систем. Крім того, традиційні процедури навчання, які використовуються для навчання нейро-фаззі систем, базуються на алгоритмі зворотного поширення похибки, характеризуються низькою швидкодією, що обмежує їх застосування при роботі в послідовному режимі.

Таким чином, на сьогоднішній день актуальною є наукова задача розробки нових адаптивних методів навчання штучних нейронних мереж і нейро-фаззі систем та їх ансамблів, заснованих на різних принципах, що дозволяють налаштовувати не тільки синаптичні ваги і параметри активаційних функцій, але і архітектури в on-line режимі, що дозволяє забезпечити оптимальну точність вихідного сигналу в умовах апріорної та поточної невизначеності.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетних НДР: №245 «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ДР 0110U000458); №273 «Нейро-фаззі системи для поточної кластеризації та класифікації послідовностей даних за умов їх викривленості відсутніми та аномальними спостереженнями» (№ДР 0113U000361). В рамках зазначених НДР здобувачкою розроблено адаптивні методи навчання ансамблів штучних нейронних мереж та нейро-фаззі систем для розв'язання задач прогнозування, емуляції та ідентифікації в on-line режимі. Запропоновані еволюційні ансамблі нейромереж та нейро-фаззі систем та адаптивні методи їх навчання характеризуються високою швидкодією та призначені для обробки

нестационарних нелінійних стохастичних та хаотичних сигналів, що надходять на обробку в послідовному режимі.

Мета і задачі дослідження. Метою даного дослідження є розробка адаптивних методів навчання еволюційних штучних нейронних мереж і нейро-фаззі систем з ядерними функціями активації і їх ансамблів, які дозволяють налаштовувати не тільки синаптичні ваги і параметри активаційних функцій, але і архітектури в on-line режимі, що, в свою чергу, дозволяє забезпечити оптимальну точність вихідного сигналу в умовах апріорної та поточної невизначеності. Відповідно до поставленої мети необхідно розв'язати такі наукові задачі:

- аналіз існуючих методів та підходів до навчання еволюційних штучних нейронних мереж та еволюційних нейро-фаззі систем;

- розробка еволюційної архітектури та адаптивного методу навчання на основі різних принципів штучних нейронних мереж з ядерними функціями активації та їх ансамблів, не схильних до «прокльону розмірності»;

- розробка еволюційної архітектури та чисельно простого адаптивного методу навчання на основі різних принципів нейро-фаззі систем та їх ансамблів;

- розробка гібридних архітектур і методів їх навчання-самонавчання, які здатні навчатися за різними критеріями і на основі різних принципів в режимі послідовної обробки інформації;

- розв'язання за допомогою розроблених методів тестових і реальних задач різної фізичної природи.

Об'єкт дослідження – процес обробки інформації в послідовному режимі за допомогою еволюційних нейронних мереж та нейро-фаззі систем за умов браку інформації.

Предмет дослідження – адаптивне навчання параметрів, активаційних функцій і архітектур еволюційних штучних нейронних мереж і нейро-фаззі систем з ядерними функціями активації в задачах інтелектуального аналізу даних.

Методи дослідження – Основними методами дослідження є методи обчислювального інтелекту: теорія штучних нейронних мереж – для створення оптимального за швидкістю методу навчання ансамблів паралельно працюючих нейромереж; теорія нечіткої логіки – для об'єднання різних нейро-фаззі систем в ансамбль та для створення адаптивного методу його навчання; теорія еволюційних систем обчислювального інтелекту – для створення гібридних нейронних мереж та нейро-фаззі систем, які налаштовують не тільки свої параметри, а також і архітектури в процесі послідовної обробки інформації в умовах апріорної та поточної невизначеності; імітаційне моделювання - для визначення ефективності застосування розроблених систем.

Наукова новизна одержаних результатів. До нових, одержаних особисто автором, належать такі результати:

1. Вперше запропоновано адаптивний метод настроювання ансамблів нейронних мереж з ядерними функціями активації, що навчаються на основі як

оптимізації, так і пам'яті, що дозволяє забезпечити оптимальну точність вихідного сигналу ансамблю.

2. Вперше запропоновано метод настроювання ансамблів нейро-фаззи систем з ядерними функціями належності, що навчаються на основі як оптимізації, так і пам'яті і дозволяють забезпечити високу точність вихідного сигналу ансамблю на основі нечіткого узагальнення.

3. Вперше запропоновано адаптивний метод навчання-самонавчання еволюційних штучних радіально-базисних нейронних мереж, що дозволяє налаштовувати не тільки всі параметри мережі, але і кількість нейронів, що дозволило отримати архітектуру мережі, яка несхильна до «прокльону розмірності».

4. Вперше запропоновано адаптивний метод навчання-самонавчання, еволюційних нейро-фаззи систем, що дозволяє налаштовувати не тільки всі параметри мережі, але і кількість функцій належності, що дозволило забезпечити необхідну точність при мінімальній кількості параметрів, що настроюються.

5. Удосконалено метод навчання радіально-базисних штучних нейронних мереж шляхом використання в якості функцій активації ядерних функцій В. Спанечнікова, що дозволило спростити і прискорити процес налаштування всіх параметрів мережі.

Практичне значення одержаних результатів. Запропоновані в роботі адаптивні методи навчання еволюційних штучних нейронних мереж і нейро-фаззи систем з ядерними функціями активації-належності та їх ансамблів дозволяють забезпечити високу точність вихідного сигналу в умовах дефіциту даних і можуть бути використані в різних областях, де дані представлені в числовій формі у вигляді часових рядів в режимі послідовної обробки. Синтезовані в роботі методи підтвердили свою ефективність при розв'язанні задач ідентифікації та діагностування електроприводів та їх основних параметрів в процесі експлуатації. Результати досліджень впроваджені в ТОВ «Південелектропроект», м. Харків, що підтверджено відповідним актом (акт від 11.07.2014).

Також основні результати дисертаційної роботи використовуються у навчальному процесі Харківського національного університету радіоелектроніки на кафедрі штучного інтелекту в курсах «Штучні нейронні мережі: архітектури, навчання та застосування» та «Нейромереві методи обчислювального інтелекту» (акт від 19.05.2014) та в держбюджетних науково-дослідних роботах згідно з тематичними планами науково-дослідних робіт №273 та № 245 (акт від 12.05.2014).

Особистий внесок здобувача. Основні положення і результати дисертаційної роботи одержані здобувачкою самостійно. У роботах, написаних у співавторстві, здобувачці належать: [1] – адаптивний метод навчання вихідного шару ансамблю нейронних мереж; [2] – метод комбінованого навчання еволюційної нейро-фаззи системи; [3] – адаптивний метод навчання радіально-базисної нейронної мережі на основі самоорганізовної мапи; [4] –

метод адаптивного навчання архітектури та параметрів радіально-базисної нейромережі; [5] – адаптивний метод комбінованого навчання-самонавчання нейро-фаззі системи; [6] – метод навчання нечітких систем для вирішення завдання апроксимації; [7] – модифікована модель адаптивного F-перетворення, в якій використовуються кубічні сплайни в якості функцій належності; [9] – метод об'єднання нейронних мереж в ансамбль; [10] – модель комбінованої еволюційної нейронної мережі, яка навчається в послідовному режимі; [11] – модель еволюційної нейронної мережі; [12] – адаптивний метод об'єднання нейро-фаззі систем в ансамбль; [13] – гібридний метод навчання радіально-базисної нейронної мережі; [14] – еволюційний метод навчання узагальненої регресійної нейронної мережі; [16] – метод управління кількістю нейронів в радіально-базисній нейронній мережі; [17] – метод навчання нейронних мереж в задачах прогнозування роботи call-центру; [19] – метод настроювання функцій активації В. Єпанечнікова; [21] – адаптивний метод настроювання параметрів радіально-базисної нейронної мережі; [22] – адаптивний метод управління кількістю функцій належності еволюційних нейро-фаззі систем.

Апробація результатів дисертації. Основні результати дисертаційної роботи були представлені та обговорені на: 15-му, 16-му, 17-му, 18-му Міжнародних молодіжних форумах «Радіоелектроніка і молодь в XXI столітті» (Харків, 2011, 2012, 2013, 2014), 2-ій факультетській науково-практичній молодіжній школі-семінарі «Інформаційні інтелектуальні системи» (Харків, 2009), International Conference «Adaptive Computer Systems and Networks: Design and Application» (Lviv, 2009), Міжнародних науково-практичних конференціях «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» (Євпаторія, 2010, 2011, 2013, 2014), Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології та інформаційна безпека в науці, техніці та освіті «ИНФОТЕХ-2011» (Севастопіль, 2011), 6-й, Міжнародній школі-семінарі «Теорія прийняття рішень» (Ужгород, 2012), Науково-технічній конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» (Дніпропетровськ, 2013), VIth International Scientific and Technical Conference «Computer science and information technologies»(CSIT 2011) (Lviv, 2013), Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні системи та технології» (Євпаторія-Харків, 2013).

Публікації. Основні положення дисертаційної роботи опубліковані в 22 наукових працях: у тому числі 6 статтях у періодичних фахових виданнях України з технічних наук, що включено до переліку МОН України (1 стаття в журналі, що входить до міжнародних наукометричних баз), 16 публікацій у збірниках міжнародних наукових конференцій.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, що містять основні результати, списку використаних джерел і додатку. Загальний обсяг дисертації складає 169 сторінок (з них 139 – основного тексту), 36 рисунків з них 14 на окремих сторінках, 3 таблиці, список використаних джерел, що включає 121 найменування та займає 13 сторінок, 1 додаток на 4 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету і задачі дослідження, наукову новизну і практичне значення одержаних результатів. Наведено відомості про впровадження результатів роботи, апробацію, особистий внесок здобувача та публікації.

У **першому розділі** виконано огляд існуючих парадигм та методів навчання та самонавчання. Докладно розглянуті методи навчання, що базуються як на пам'яті, так і на оптимізації. Проведено аналіз найбільш популярних штучних нейронних мереж та систем нечіткої логіки.

На основі проведеного аналізу сформульовано мету та задачі дослідження, які полягають в створенні адаптивних методів навчання еволюційних нейронних мереж та нейро-фаззі систем з ядерними функціями активації-належності, а також розв'язання за їх допомогою тестових і реальних задач.

У **другому розділі** розглянуто задачу створення еволюційного ансамблю з декількох паралельно працюючих нейронних мереж з однаковою архітектурою, але навчених на основі різних принципів, а також адаптивний метод його навчання.

Вперше запропоновано адаптивний метод настроювання ансамблів нейронних мереж з ядерними функціями активації, які навчаються на основі різних принципів, що дозволяє забезпечити оптимальну точність вихідного сигналу ансамблю. В ситуаціях, коли необхідна обробка інформації в on-line режимі по мірі послідовного надходження на вхід системи нових даних, на перший план виходить питання швидкості процесу навчання, що суттєво обмежує клас ШНМ, придатних для роботи в цьому режимі. По швидкості процесу навчання досить перспективними є ШНМ, що базуються на ядерних (радіально-базисних, потенційних, дзвонуватих) функціях активації, найбільш характерними представниками яких є радіально-базисні нейронні мережі (RBFN), узагальнені регресійні нейронні мережі (GRNN) та машини опорних векторів (SVM).

Архітектура запропонованої нейронної мережі наведена на рис. 1 і складається з трьох паралельно підключених до входів (нульового шару) однотипних за архітектурою підсистем: RBFN, GRNN і SVM.

На нульовий шар подається векторний сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T \in R^n$ (тут $k = 1, 2, \dots$ – індекс поточного дискретного часу), який далі обробляється однотипними R -нейронами з активаційними функціями $\varphi_i^R(x(k))$, $\varphi_i^G(x(k))$, $\varphi_i^{SV}(x(k))$, де індекси R , G , SV означають, що відповідний нейрон входить до складу RBFN, GRNN і SVM. Сигнали з виходів R -нейронів надходять на входи трьох лінійних асоціаторів, кожний з яких містить набір синаптичних ваг, що описуються векторами w^R , w^G і w^{SV} , які підлягають визначенню в процесі навчання. Виходами цих лінійних асоціаторів є скалярні сигнали $\hat{y}^R(k)$, $\hat{y}^G(k)$ та $\hat{y}^{SV}(k)$. Порівняння цих виходів із

зовнішнім навчальним сигналом $y(k)$ дозволяє формувати помилки навчання $e^R(k)$, $e^G(k)$ та $e^{SV}(k)$, на основі яких визначаються w^R , w^G і w^{SV} .

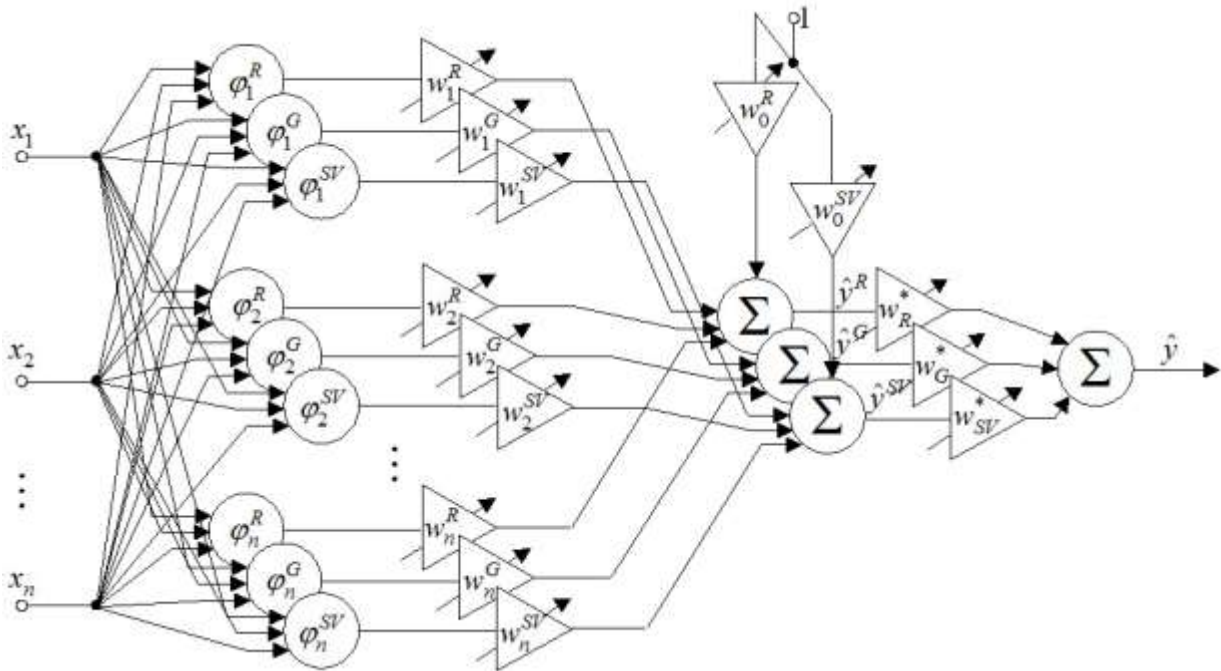


Рисунок 1 – Еволюційна штучна нейронна мережа

Вихідний шар утворений адаптивним лінійним асоціатором із трьома входами й скалярними синаптичними вагами w_R^* , w_G^* і w_{SV}^* . Тут проводиться аналіз сигналів $\hat{y}^R(k)$, $\hat{y}^G(k)$ та $\hat{y}^{SV}(k)$ й синтезується оптимальний вихід мережі $\hat{y}^*(k)$ на основі похибки навчання $e^*(k) = y(k) - \hat{y}^*(k)$.

Процес навчання еволюційної нейронної мережі умовно можна розділити на чотири незалежні процедури: настроювання RBFN, настроювання GRNN, настроювання SVM і настроювання вихідного лінійного асоціатора, причому кожна із цих процедур повинна мати або рекурентну форму, або інший вигляд, що допускає реалізацію в послідовному режимі.

Кожна з ШНМ має свої переваги та недоліки й при обробці реальних даних заздалегідь неможливо передбачити, яка з нейронних мереж буде найбільш ефективною. У зв'язку з цим у розглянуту еволюційну нейронну мережу введено додатковий (вихідний) шар обробки інформації, що синтезує оптимальний вихідний сигнал $\hat{y}^*(k)$ на основі принципу адаптивного узагальненого прогнозування.

Вводячи (3×1) – узагальнені вектори вихідних сигналів $\hat{y}(k) = (\hat{y}^R(k), \hat{y}^G(k), \hat{y}^{SV}(k))^T$ і параметрів узагальнення у вигляді синаптичних ваг адаптивного лінійного асоціатора $w^* = (w_R^*, w_G^*, w_{SV}^*)^T$, знайдемо оптимальний відгук мережі у формі

$$\hat{y}^*(k) = w^{*T} \hat{y}(k)$$

при обмеженнях на незміщеність

$$I_3^T w^* = 1.$$

Результат оптимізації функції Лагранжа

$$L(w^*, \lambda^*) = \frac{1}{2} \sum_k (e^*(k))^2 + \lambda^* (I_3^T w^* - 1)$$

веде до оцінки

$$\begin{cases} w^*(k) = w(k) + P^*(k) \frac{1 - I_3^T w(k)}{I_3^T P^*(k) I_3} I_3, \\ w(k) = P^*(k) \sum_k \hat{y}(k) y(k) = \left(\sum_k \hat{y}(k) \hat{y}^T(k) \right)^{-1} \sum_k \hat{y}(k) y(k), \end{cases}$$

яка може бути переписана в рекурентній формі

$$\begin{cases} w^*(k+1) = w(k+1) + P^*(k+1) \frac{1 - I_3^T w(k+1)}{I_3^T P^*(k+1) I_3} I_3, \\ w(k+1) = w(k) + \frac{P^*(k)(y(k+1) - w^T(k) \hat{y}(k+1))}{1 + \hat{y}^T(k+1) P^*(k) \hat{y}(k+1)} \hat{y}(k+1), \\ P^*(k+1) = P^*(k) - \frac{P^*(k) \hat{y}(k+1) \hat{y}^T(k+1) P^*(k)}{1 + \hat{y}^T(k+1) P^*(k) \hat{y}(k+1)}. \end{cases}$$

У такий спосіб реалізуються адаптивні процедури навчання RBFN, GRNN, SVM і вихідного шару еволюційної нейронної мережі. Цей метод навчання забезпечує розв'язання задач апроксимації, інтерполяції, прогнозування й т.п. у системах коли інформація надходить на обробку послідовно в on-line режимі.

У **третьому розділі** описано адаптивний метод навчання архітектури еволюційного ансамблю нейро-фаззі систем з ядерними функціями належності, що не схильна до прокльону розмірності, здатна обробляти інформацію в on-line режимі, адаптуючи при цьому свої параметри і структуру до умов задачі.

Архітектура еволюційної нейро-фаззі системи складається з п'ятих послідовно з'єднаних шарів. На вхідний (нульовий) шар подається $(n \times 1)$ -вимірний вектор вхідних сигналів $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$, $k = 1, 2, \dots, N$,

що підлягає обробці. Перший прихований шар містить nh функцій належності $\mu_{il}(x)$, $i=1,2,\dots,n$; $l=1,2,\dots,h$ і виконує фаззифікацію вхідних змінних, при цьому значення h може змінюватися в процесі навчання (еволюції) системи. Другий прихований шар здійснює агрегування рівнів належностей, обчислених у першому шарі, і складається з h блоків множення. Третій прихований шар – це шар синаптичних ваг, що підлягають визначенню в процесі навчання системи. Четвертий шар утворено двома суматорами й обчислює суми вихідних сигналів другого й третього шарів. І, нарешті, у п'ятому (вихідному) шарі проводиться нормалізація, в результаті якої обчислюється вихідний сигнал системи \hat{y}^F .

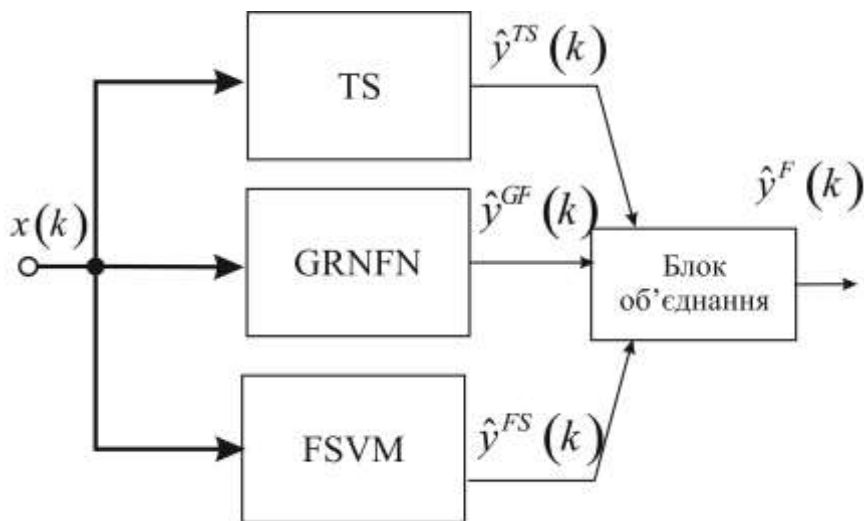


Рисунок 2 – Ансамбль нейро-фаззі систем

Вводячи в розгляд (3×1) вектори вихідних сигналів $\hat{y}(k) = (\hat{y}^{TS}(k), \hat{y}^{GF}(k), \hat{y}^{FS}(k))^T$ і параметрів об'єднання $w^F = (w_{TS}^F, w_{GF}^F, w_{FS}^F)^T$, будемо шукати оптимальний вихідний сигнал у вигляді

$$\hat{y}^F(k) = (w^F)^T \hat{y}(k)$$

при обмеженнях на незміщенність

$$I_3^T w^F = 1,$$

де $I_3 - (3 \times 1)$ – вектор, утворений одиницями.

Невідомий вектор параметрів w^F може бути визначений за допомогою методу штрафних функцій, для чого вводиться $(N \times 3)$ матриця вихідних сигналів $\hat{Y} = (\hat{y}(1), \hat{y}(2), \dots, \hat{y}(N))^T$ і критерій оптимізації

$$E^F = (Y - \hat{Y}w^F)^T (Y - \hat{Y}w^F) + \rho^{-2}(1 - I_3^T w^F), \quad (1)$$

де ρ – штрафний коефіцієнт.

Мінімізація (1) по w^F веде до виразу

$$w^F(\rho) = (\hat{Y}^T \hat{Y} + \rho^{-2} I_3 I_3^T)^{-1} (\hat{Y}^T Y + \rho^{-2} I_3),$$

який після нескладних перетворень набуває вигляд

$$w^F(N) = \lim_{\rho \rightarrow 0} w^F(\rho) = w^{LS}(N) + P^F(N) \frac{1 - I_3^T w^{LS}(N)}{I_3^T P^F(N) I_3}, \quad (2)$$

де

$$w^{LS}(N) = (\hat{Y}^T \hat{Y})^{-1} \hat{Y}^T Y = P^F(N) \hat{Y}^T Y \quad (3)$$

– звичайна оцінка найменших квадратів.

Елементом вектора $w^F(N)$ (2) можна надати сенс належностей кожної з підсистем ансамблю TS, GRNFN і FSVМ до деякої гіпотетичної оптимальної системи, якщо забезпечити їх невід'ємність у процесі об'єднання.

Вводячи у розгляд лагранжیان

$$L(\mu^F, \lambda^F, \rho^F) = (Y - \hat{Y}\mu^F)^T (Y - \hat{Y}\mu^F) + \lambda^F (I_3^T \mu^F - 1) - (\rho^F)^T \mu^F,$$

де μ^F – (3×1) – вектор рівнів належності, λ^F – невизначений множник Лагранжа, ρ^F – (3×1) – вектор невід'ємних множників Лагранжа, і систему рівнянь

$$\begin{cases} \nabla_{\mu^F} L = \vec{0}_3, \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda^F} = 0, \end{cases}$$

розв'язок якої має вигляд

$$\begin{cases} \mu^F = P^F(N) (\hat{Y}^T \hat{Y} + 0,5\lambda^F I_3 + 0,5\rho^F), \\ \lambda^F = \frac{I_3^T P^F(N) \hat{Y}^T Y - 1 + 0,5 I_3^T P^F(N) \rho^F}{0,5 I_3^T P^F(N) I_3}, \end{cases}$$

і використовуючи процедуру Ерроу-Гурвіца-Удзави, одержуємо метод навчання векторів μ^F та ρ^F у вигляді

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu^F(k+1) = w^{LS}(k+1) - P^F(k+1) \times \\ \times (I_3^T w^{LS}(k+1) - 1 + 0,5 I_3^T P^F(k+1) \rho^F(k)) (I_3^T P^F(k+1) I_3)^{-1} I_3 + \\ + 0,5 P^F(k+1) \rho^F(k), \\ \rho^F(k+1) = \text{Pr}_+(\rho^F(k) - \eta_\rho(k+1) \mu^F(k+1)), \end{array} \right. \quad (4)$$

де w^{LS} – визначається виразом (3), $\text{Pr}_+(\cdot)$ – проектор на додатний ортант.

Можна показати, що метод навчання (4) елементарно поширюється на довільну кількість систем, що входять в ансамбль та дозволяє синтезувати оптимальний вихідний сигнал і встановлювати рівні належності до деякої гіпотетичної оптимальної системи.

У **четвертому розділі** розглядаються гібридні архітектури та методи навчання еволюційних штучних нейронних мереж і нейро-фаззі систем, які налаштовують не тільки свої синаптичні ваги, але і визначають автоматично кількість нейронів і розташування центрів радіально-базисних функцій в послідовному режимі.

Удосконалено метод навчання радіально-базисних штучних нейронних мереж шляхом використання в якості функцій активації ядерних функцій В. Єпанечнікова, що дозволило спростити і прискорити процес налаштування всіх параметрів мережі.

Основним недоліком радіально-базисної мережі є її схильність до «прокльону розмірності», що призводить до експоненційного зростання кількості радіально-базисних нейронів (R-нейронів) з ростом розмірності вхідного простору, в зв'язку з чим, в роботі пропонується підхід до навчання RBFN з обмеженням кількості нейронів в on-line режимі обробки інформації.

На рис. 3 наведена структурна схема гібридної еволюційної штучної нейронної мережі, основу якої становить радіально-базисна нейронна мережа зі змінною кількістю нейронів і самоорганізовна мапа Т. Кохонена (SOM), яка управляє їх кількістю і підлаштовує розташування центрів в режимі самонавчання.

Процес функціонування запропонованої системи відбувається таким чином. При надходженні першого спостереження воно подається на вхід радіально-базисної мережі, де формується перший нейрон за принципом «нейрони в точках даних», тобто практично миттєво. При подальшому надходженні спостережень вони спочатку надходять в самоорганізовану мапу Кохонена (SOM), де відбувається порівняння з вже існуючими центрами, а потім, якщо збігів не виявилось, формується новий центр і відповідно і новий нейрон в RBFN.

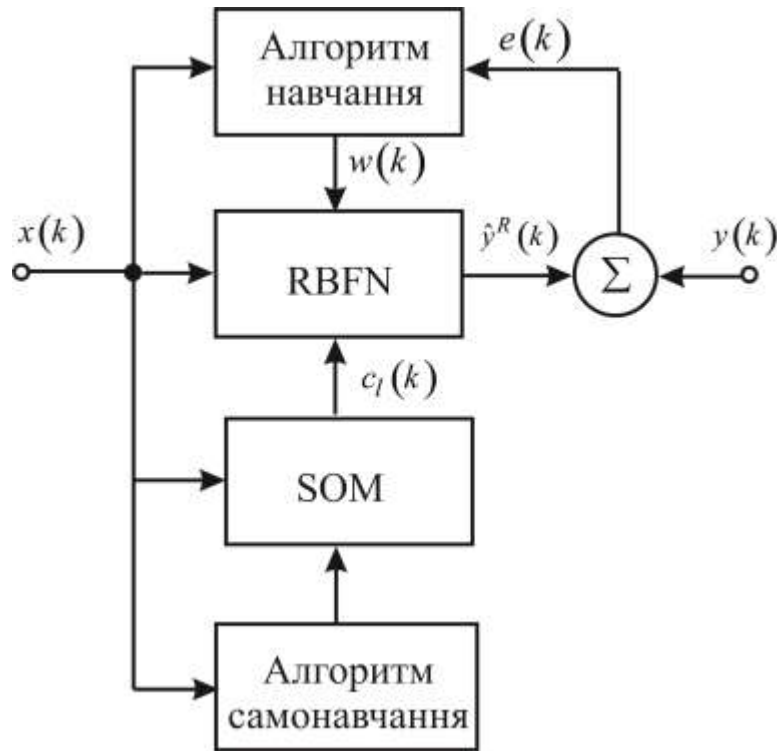


Рисунок 3 – Структурна схема гібридної еволюційної мережі

Введемо в розгляд метод управління кількістю нейронів в мережі:

Етап 1: закодувати всі значення вхідних змінних в інтервал $-1 \leq x_i \leq 1$ і задати радіус рецепторного поля функції сусідства, в інтервалі $0 < r \leq 0,33$;

Етап 2: при надходженні спостереження $x(1)$ задати $c_1 = x(1)$;

Етап 3: при надходженні спостереження $x(2)$:

– якщо $\|x(2) - c_1\| < r$, тоді $c_1(1)$ коригується за правилом

$$c_1(2) = \frac{c_1 + x(2)}{2},$$

– якщо $r \leq \|x(2) - c_1(1)\| \leq 2r$, $c_1(1)$ коригується згідно з правилом самонавчання самоорганізовної мапи Кохонена за принципом «переможець отримує більше» (WTM)

$$c_1(2) = c_1(1) + \eta(2)\psi_1(2)(x(2) - c_1(1))$$

з функцією сусідства

$$\psi_1(2) = \max \left\{ 0, 1 - \left(\frac{\|x(2) - c_1(1)\|}{2r} \right)^2 \right\},$$

де $\psi(\bullet)$ – функція В. Спанечнікова з рецепторним полем з радіусом $2r$;

– якщо $\|x(2) - c_1(1)\| > 2r$,

формується нова радіально-базисна функція з центром $c_2(2) = x(2)$.

На цьому перша ітерація формування активаційних функцій радіально-базисної нейронної мережі закінчується. Далі формування радіально-базисних функцій проводиться абсолютно аналогічно.

Радіально-базисна нейронна мережа реалізує нелінійне перетворення вигляду

$$\hat{y}^R = F(x, c_l, \sigma_l) = w_0 + \sum_{l=1}^h w_l \varphi_l(x, c_l, \sigma_l),$$

де $\varphi_l = \varphi(\|x - c_l\|, \sigma_l)$ – радіально-базисні функції, що визначають властивості мережі, залежні від відстані $\|x - c_l\|$ між вхідним вектором $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ та центром c_l і параметра ширини σ_l , що визначає локальну область вхідного простору, на яку реагує ця функція. В якості активаційної функції використовується функція В. Єпанечнікова у формі

$$\varphi_l(x, c_l, \sigma_l) = 1 - \frac{\|x - c_l\|^2}{\sigma_l^2}.$$

Використання активаційних функцій В. Єпанечнікова дозволяє досить просто організувати навчання всіх параметрів системи у вигляді

$$\left\{ \begin{array}{l} w_l(k+1) = w_l(k) + \eta_w(k+1)e(k+1)\varphi_l\left(\|x(k+1) - c_l(k)\|_{\Sigma_l^{-1}(k)}^2\right), \\ c_l(k+1) = c_l(k) - \eta_c(k+1)e(k+1)w_l(k+1)\varphi_l'\left(\|x(k+1) - c_l(k)\|_{\Sigma_l^{-1}(k)}^2\right) \times \\ \quad \times \Sigma_l^{-1}(k)(x(k+1) - c_l(k)), \\ \Sigma_l^{-1}(k+1) = \Sigma_l^{-1}(k) + \eta_\Sigma(k+1)e(k)w_l(k+1)\varphi_l'\left(\|x(k+1) - c_l(k+1)\|_{\Sigma_l^{-1}(k)}^2\right) \times \\ \quad \times (x(k+1) - c_l(k+1))(x(k+1) - c_l(k+1))^T, \end{array} \right.$$

де $\eta_w(k+1)$, $\eta_c(k+1)$, $\eta_\Sigma(k+1)$ – параметри кроку навчання.

Як видно, ця процедура є гібридом еволюційного алгоритму Н. Касабова і самоорганізовної мапи Т. Кохонена. Однак запропонована конструкція розроблена не тільки для вирішення задач кластеризації, але й для управління кількістю нейронів в радіально-базисній нейронній мережі. Цей підхід дозволяє забезпечити необхідну якість обробки інформації в послідовному on-line режимі.

Такий підхід до управління параметрами активаційних функцій (центрами та матрицями рецепторних полів) можна застосувати і до нейро-

фаззі систем. Нехай на вхід системи поданий перший вектор-образ $x(1) = (x_1(1), \dots, x_i(1), \dots, x_n(1))^T$. Далі на кожній з осей знаходяться центри – «переможці» $c_{li}^*(0)$ найближчі до $x_i(1)$ в сенсі відстані

$$d_{li} = |x_i(1) - c_{li}(0)|,$$

тобто

$$c_{li}^*(0) = \arg \min \{d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{hi}\}.$$

Зауважимо, що ця процедура за суттю є реалізацією процесу конкуренції за Т. Кохоненом з тією лише різницею, що «переможцями» по кожній з осей можуть бути функції належності з різними індексами l .

Далі ці «переможці» підтягуються до компонентів вхідного сигналу $x_i(1)$ згідно з правилом самонавчання «Переможець отримує все» (WTA), яке може бути записано у вигляді

$$c_{li}(k) = \begin{cases} c_{li}^*(k-1) + \eta_{li}(k)(x_i(k) - c_{li}^*(k-1)) & \text{для переможця } l=1, 2, \dots, h; i=1, 2, \dots, n; \\ c_{li}(k-1) & \text{для всіх інших.} \end{cases}$$

При цьому в якості значення параметра кроку навчання в простому випадку може бути прийнято значення

$$\eta_{li}(k) = \frac{1}{k_{li}},$$

де k_{li} – кількість разів, коли $c_{li}(k)$ був «переможцем», що відповідає популярному методу кластеризації К-середніх.

В більш загальному випадку може бути використана оцінка, запропонована для стандартної мапи Т. Кохонена, вигляду:

$$\begin{cases} \eta_{li}(k) = p_{li}^{-1}, \\ p_{li}(k) = \beta p_{li}(k-1) + x_i^2, \quad 0 \leq \beta \leq 1. \end{cases}$$

Як можна помітити, запропонований підхід є модифікацією правила самонавчання Т. Кохонена з тією різницею, що стандартне самонавчання реалізується на гіперсфері $\|x(k)\|^2 = 1$, а в цьому випадку – на гіперкубі $[-1, 1]^n$.

На рис. 4 наведена структурна схема комбінованого навчання-самонавчання нейро-фаззі системи. Процес функціонування цієї системи відбувається наступним чином. При надходженні на вхід вектора-образа $x(k)$

спочатку в блоці самонавчання відбувається корекція функцій належності $\mu_{li}(x_i(k))$, тобто розраховуються центри $c_{li}(k)$.

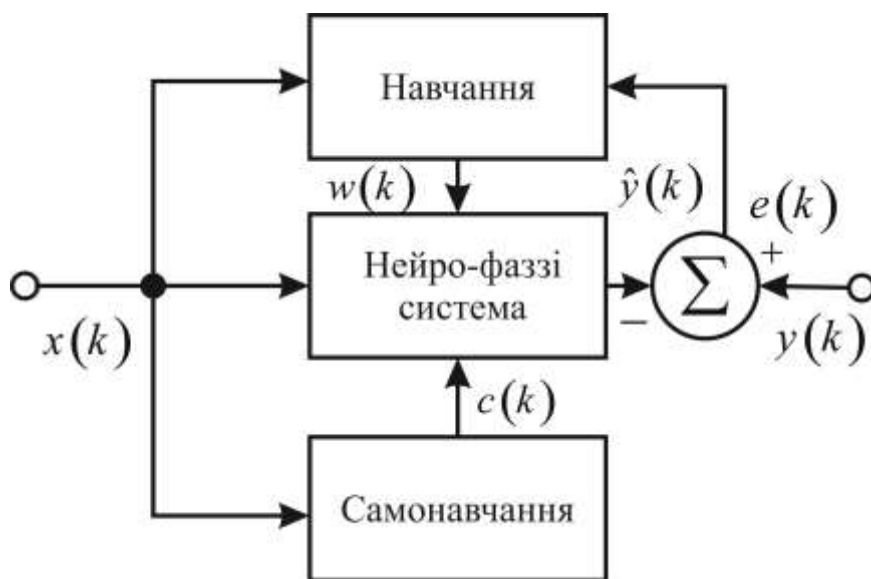


Рисунок 4 – Комбіноване навчання - самонавчання

Далі на підставі уточнених функцій належності

$$\mu_{li}(x_i(k)) = \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{li}(k))^2}{2\sigma^2}\right)$$

і раніше розрахованого вектора синаптичних ваг $w(k-1)$ за допомогою алгоритмів навчання з учителем відбувається розрахунок ваг вихідного шару NFS $w(k)$.

У **п'ятому розділі** описаний процес імітаційного моделювання запропонованих у роботі адаптивних методів навчання еволюційних нейронних мереж та нейро-фаззі систем з ядерними функціями активації-належності, а також розв'язана практична задача ідентифікації та діагностування електроприводів та їх основних параметрів в процесі експлуатації у ТОВ «Південелектропроект».

Проведено моделювання адаптивного методу настроювання синаптичних ваг, центрів активаційних функцій та всієї архітектури еволюційної радіально-базисної нейронної мережі в задачах прогнозування хаотичного часового ряду Меккі-Гласса і прогнозування щомісячного споживання електроенергії по території України. На рис. 5. представлено процес еволюції рецепторних полів $(c_1, \Sigma_1, c_2, \Sigma_2)$ двох активаційних функцій еволюційної радіально-базисної нейронної мережі, наведеної на рис. 3, в процесі on-line прогнозування ряду Меккі-Гласса.

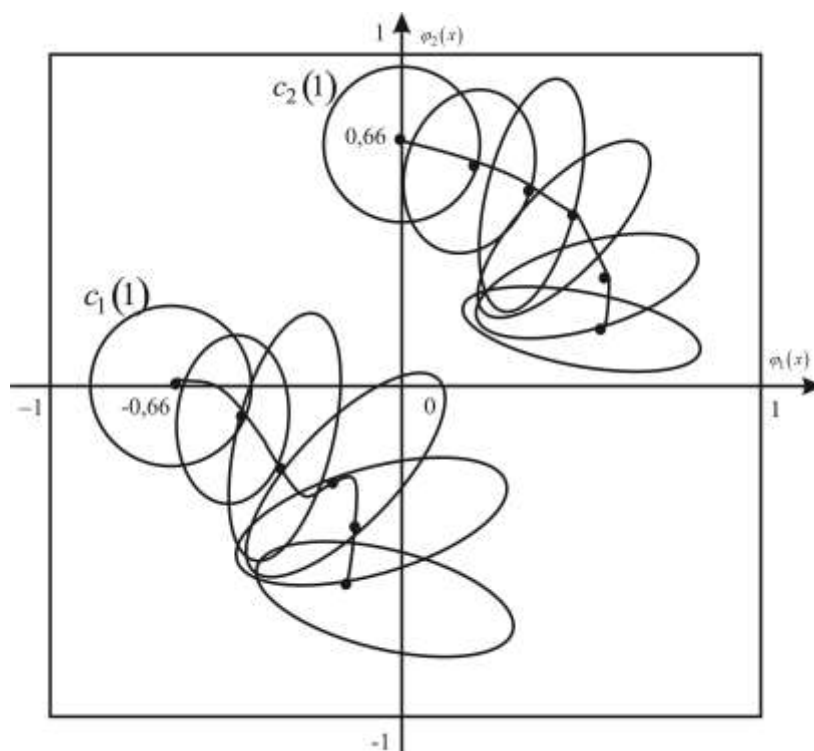


Рисунок 5 – Процес еволюції рецепторних полів двох активаційних функцій еволюційної радіально-базисної нейронної мережі

Результати показали здатність за допомогою запропонованого методу синтезувати прості архітектури еволюційних нейронних мереж та нейро-фаззі систем, що забезпечують при цьому високу якість прогнозування (табл. 1).

Таблиця 1 – Результати прогнозування ряду Меккі-Гласса

Архітектура нейронної мережі	Кількість функцій належності / активації	Режим навчання (пакетне / послідовне)	Помилка ідентифікації
Еволюційна нейро-фаззі система	4	пакетне	0,16
		послідовне	0,18
Еволюційна радіально-базисна нейронна мережа	6	пакетне	0,26
		послідовне	0,28
Ансамбль нейро-фаззі систем	15	пакетне	0,15
		послідовне	0,16
Радіально-базисна нейронна мережа	9	пакетне	0,44
		послідовне	0,49

Розв'язана задача ідентифікації та діагностування електроприводів та їх основних параметрів в процесі експлуатації у ТОВ «Південелектропроект». Порівняння з іншими методами діагностування показало помітне підвищення точності при використанні запропонованого підходу.

У **висновках** сформульовано наукові та практичні результати, що їх одержано у дисертаційній роботі.

У **додатку** наведено акти про впровадження результатів дослідження в ТОВ «Південелектропроект», а також в навчальний процес і науково-дослідні роботи Харківського національного університету радіоелектроніки.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі представлені результати, які відповідно до поставленої мети є розв'язанням актуальної науково-практичної задачі обробки багатовимірних масивів даних в умовах невизначеності за допомогою адаптивних методів навчання ансамблів еволюційних нейронних мереж і нейро-фаззі систем. Проведені дослідження дозволили зробити такі висновки.

1. Розроблено еволюційну архітектуру і адаптивний метод навчання на основі різних принципів штучних нейронних мереж з ядерними функціями активації і їх ансамблів, не схильних до явища «прокльону розмірності».

2. Розроблено еволюційну архітектуру і чисельно простий адаптивний метод навчання на основі різних принципів нейро-фаззі систем та їх ансамблів.

3. Розроблено новий адаптивний метод навчання-самонавчання гібридних штучних радіально-базисних нейронних мереж, що дозволяє налаштовувати не тільки всі параметри мережі, але і кількість функцій активації, що дозволило отримати архітектуру мережі, що не схильна до «прокльону розмірності».

4. Розроблено новий адаптивний метод навчання-самонавчання гібридних нейро-фаззі систем, що дозволяє налаштовувати не тільки всі параметри мережі, але і кількість функцій належності, що дозволило забезпечити необхідну точність при мінімальній кількості параметрів, що настроюються.

5. Удосконалено метод навчання радіально-базисних штучних нейронних мереж шляхом використання як функцій активації ядерних функцій В. Єпанечнікова, що дозволило спростити і прискорити процес налаштування всіх параметрів мережі.

6. Проведено імітаційне моделювання на даних, згенерованих за допомогою диференціального рівняння Меккі-Гласса. Варто відзначити, що побудована нейро-фаззі система показала високу точність як на етапі навчання, так і на етапі прогнозування.

7. На основі реальних даних про споживання електроенергії, було проведено тестування здатності нейро-фаззі системи до вирішення задачі прогнозування. Отримана результуюча точність прогнозу дозволяє з високою якістю визначати рівні споживання електроенергії.

8. Розв'язана практична задача ідентифікації та діагностування електродвигунів та їх основних параметрів. Порівняння з іншими методами ідентифікації показало підвищення точності при використанні запропонованого підходу.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Бодянський, Є.В. Еволюційна нейронна мережа з ядерними функціями активації та адаптивний алгоритм її навчання / Є.В. Бодянський, А.О. Дейнеко, Н.О. Тесленко // Наукові праці: науково-методичний журнал. – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили – 2011. – Вип. 130. – Т. 143. – С. 71-78.
2. Дейнеко, А.О. Комбіноване навчання еволюційної нейро-фаззи системи / А.О. Дейнеко, І.П. Плісс, Є.В. Бодянський // Науковий журнал «Радіоелектроніка, інформатика, управління». – 2012. – № 1(26). – С. 86-92. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC, Ulrich's Periodicals Directory, DRIVER, Index Copernicus, WorldCat, Bielefeld Academic Search Engine (BASE)).
3. Бодянский, Е.В. Адаптивное обучение архитектуры и параметров радиально-базисной нейронной сети / Е.В. Бодянский, А.А. Дейнеко // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – 2013. – №4(87). – С. 166-173.
4. Бодянский, Е.В. Адаптивное обучение всех параметров эволюционирующей радиально-базисной нейронной сети / Е.В. Бодянский, А.А. Дейнеко, М.З. Стольникова // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – 2013. – №5(112). – С. 13-16.
5. Дейнеко, А.О. Метод комбінованого навчання-самонавчання нейро-фаззи систем / А.О. Дейнеко, Ж.В. Дейнеко, О.П. Турута, Є.В. Бодянський // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – 2014. – № 2(91). – С. 145-153.
6. Замула, А.А. Методы оценивания и управления информационными рисками / А.А. Замула, А.С. Одарченко, А.А. Дейнеко // Прикладная радиоэлектроника. – 2009. – Том 8. – №3. – С. 382-387.
7. Teslenko, N. Adaptive F-transform with cubic splines membership functions / N. Teslenko, A. Deineko // Proc. 5-rd Int. conf. «Adaptive Computer Systems and Networks: Design and Application»: 9-11 November, 2009. – Lviv, 2009. – P. 146-148.
8. Дейнеко, А.А. Аппроксимация функции с помощью адаптивного F-преобразования / А.А. Дейнеко // Информационные интеллектуальные системы –2009: сб. научн. трудов по материалам 2-й Факультетской науч.-практ. молодежной школы-семинара: 8-9 декабря 2009 г. – Харьков, 2009. – С. 222-225.
9. Бодянский, Е.В. Комбинированные эволюционные нейронные сети с ядерными функциями активации в задачах идентификации / Е.В. Бодянский, Н.А. Тесленко, А.А. Дейнеко // Международная научная конференция «Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта», 17-21 мая 2010г.: матер. конф. – Евпатория, 2010. – Том 2. – С. 274-279.
10. Бодянский, Е.В. Адаптивное обучение комбинированной эволюционной нейронной сети / Е.В. Бодянский, Н.А. Тесленко, А.А. Дейнеко // Международная научная конференция «Интеллектуальные системы принятия

решений и проблемы вычислительного интеллекта», 16-20 мая 2011г.: матер. конф. – Евпатория, 2011. – Том 2. – С. 250-253.

11. Дейнеко, А.А. Модульная эволюционная искусственная нейронная сеть / А.А. Дейнеко, М.А. Гаврюшенко // 15-й Международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь в 21 веке», 18-20 апреля 2011 г.: матер. конф. – Харьков, 2011. – Том 9. – С. 16-17.

12. Bodyanskiy, Ye. Adaptive generalization of neuro-fuzzy systems ensemble / Ye. Bodyanskiy, A. Deineko, M. Stolnikova // Proc. of the Inter. conf. “Computer Science and Information Technologies”, November 16-19, 2011. – Lviv, 2011. – P. 13-14.

13. Бодянский, Е.В. Модульная радиально-базисная нейронная сеть и гибридный алгоритм ее обучения / Е.В. Бодянский, А.А. Дейнеко, Н.А. Тесленко // Международная научно-практическая конференция Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании “ИНФОТЕХ – 2011”: 5-9 вересня 2011г.: сб. науч. трудов по материалам междунар. научн.-практ. конф. – Севастополь: СевНТУ. – 2011. – С. 12-14.

14. Бодянский, Є.В. Адаптивне навчання узагальненої регресійної нейронної мережі для обробки нестационарних багатовимірних послідовностей даних / Є.В. Бодянский, А.О. Дейнеко, І.П. Плісс // Теорія прийняття рішень: зб. наук. праць за матеріалами VI-ої міжнар. школи-семінару: 1-6 жовтня 2012г. – Ужгород, 2012. – С. 36-37.

15. Дейнеко, А.А. Обучение ансамбля нейро-фаззи систем / А.А. Дейнеко // 16-й Международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь в 21 веке», 17-19 апреля 2012 г.: матер. конф. – Харьков, 2012. – С. 25-26.

16. Бодянский, Е.В. Эволюционирующая радиально-базисная нейронная сеть и ее обучение с помощью карты Кохонена / Е.В. Бодянский, А.А. Дейнеко // Научно-техническая конференция: Информационные технологии в металлургии и машиностроении: сб. науч. трудов по материалам научн.-техн. конф: 26-28 марта, 2013г. – Днепропетровск, 2013. – С. 75-77.

17. Дейнеко, А.А. Решение задачи прогнозирования времени простоя операторов call-центра и вероятности потери установленных соединений / А.А. Дейнеко, Ж.В. Дейнеко, Е.В. Бодянский // Информационные системы и технологии: сб. науч. трудов по материалам 2-й междунар. науч.-техн. конф.: 16-22 сентября 2013г. – Евпатория-Харьков, 2013. – С. 16-17.

18. Дейнеко, А.А. Адаптивное обучение обобщенной регрессионной нейронной сети / А.А. Дейнеко // 17-й Международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь в 21 веке», 22-21 апреля 2013г.: матер. конф. – Харьков, 2013. – Том 6. – С. 19-20.

19. Бодянский, Е.В. Эволюционирующая гибридная радиально-базисная нейронная сеть и ее обучение на основе функций В. Епанечникова / Е.В. Бодянский, А.А. Дейнеко // Международная научная конференция «Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта», 20-24 мая 2013 г.: матер. конф. – Евпатория, 2013. – С. 415-417.

20. Deineko, A. Membership function learning-selflearning in neuro-fuzzy systems / A. Deineko // Proc. Int. conf. «Intellectual systems for decisions making and problems of computational intelligence», May 28-31 2014. – Zaliznyj Port, 2014. – P. 234-235.

21. Дейнеко, А.А. Адаптивная настройка параметров эволюционирующей радиально-базисной нейронной сети / А.А. Дейнеко, Д.А. Машошин // 18-й Международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь в 21 веке», 14-16 апреля 2014 г.: матер. конф. – Харьков, 2014. – Том 6. – С. 28-29.

22. Дейнеко, А.А. Адаптивное обучение-самообучение нейро-фаззи систем / А.А. Дейнеко, К.И. Ушков // 18-й Международный молодежный форум «Радиоэлектроника и молодежь в 21 веке», 14-16 апреля 2014 г.: матер. конф. – Харьков, 2014. – Том 6. – С. 26-27.

АНОТАЦІЯ

Дейнеко А.О. Адаптивне навчання еволюційних нейро-фаззі систем з ядерними функціями активації в задачах інтелектуального аналізу даних. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2014.

В дисертації вперше запропоновано адаптивний метод настроювання ансамблів нейронних мереж з ядерними функціями активації, що навчаються на основі як оптимізації, так і пам'яті, що дозволяє забезпечити оптимальну точність вихідного сигналу ансамблю. Вперше запропоновано метод настроювання ансамблів нейро-фаззі систем з ядерними функціями належності, що навчаються на основі як оптимізації, так і пам'яті і дозволяють забезпечити високу точність вихідного сигналу ансамблю на основі нечіткого узагальнення. Вперше запропоновані адаптивні методи навчання-самонавчання еволюційних штучних радіально-базисних нейронних мереж і еволюційних нейро-фаззі систем, що дозволяють налаштувати не тільки всі параметри мережі, але і кількість функцій активації-належності, що дозволило уникнути «прокльону розмірності» і забезпечити необхідну точність при мінімальній кількості параметрів, які налаштовуються. Удосконалено метод навчання радіально-базисних штучних нейронних мереж шляхом використання в якості функцій активації ядерних функцій В. Єпанечнікова, що дозволило спростити і прискорити процес налаштування всіх параметрів мережі.

Ключові слова: еволюційна нейронна мережа, радіально-базисна нейронна мережа, узагальнена регресійна нейронна мережа, машина опорних векторів, ядерна функція активації.

АННОТАЦИЯ

Дейнеко А.А. Адаптивное обучение эволюционирующей нейро-фаззи систем с ядерными функциями активации в задачах интеллектуального анализа данных. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки Украины, Харьков, 2014.

Диссертационная работа посвящена решению актуальной научной задачи разработки новых методов адаптивного обучения эволюционирующих нейро-фаззи систем с ядерными функциями активации, включающих настройку не только синаптических весов, центров и рецепторных полей, но и архитектуры в условиях априорной и текущей неопределенности.

Рассмотрены различные парадигмы обучения искусственных нейронных сетей, основные и наиболее популярные нейронные сети и нейро-фаззи системы, в которых в качестве функций активации-принадлежности используются ядерные конструкции, определены преимущества и недостатки известных рассмотренных подходов.

Впервые предложен адаптивный метод настройки ансамблей нейронных сетей с ядерными функциями активации, обучаемых на основе как оптимизации, так и памяти, позволяющий обеспечить оптимальную точность выходного сигнала ансамбля.

Впервые предложен метод настройки ансамблей нейро-фаззи систем с ядерными функциями принадлежности, обучаемых на основе как оптимизации, так и памяти, позволяющий обеспечить высокую точность выходного сигнала ансамбля на основе нечеткого обобщения.

Впервые предложен адаптивный метод обучения-самообучения, эволюционирующих искусственных радиально-базисных нейронных сетей, позволяющий настраивать не только все параметры сети, но и количество функций активации, что позволило получить архитектуру сети, не подверженную «проклятию размерности».

Впервые предложен адаптивный метод обучения-самообучения эволюционирующих нейро-фаззи систем, позволяющий настраивать не только все параметры сети, но и количество функций принадлежности, что позволило обеспечить требуемую точность при минимальном количестве настраиваемых параметров.

Усовершенствован метод обучения радиально-базисных искусственных нейронных сетей путем использования в качестве функций активации ядерных функций В. Епанечникова, что позволило упростить и ускорить процесс настройки всех параметров сети.

Проведено численное моделирование и решение ряда задач, на основе которых показана эффективность использования предложенных адаптивных методов обучения ансамблей нейронных сетей и нейро-фаззи систем. Они

могут быть использованы в любой области, где данные представлены в числовой форме.

Предложенные в работе адаптивные методы обучения эволюционирующих искусственных нейронных сетей и нейро-фаззи систем с ядерными функциями активации-принадлежности и их ансамблей позволяют обеспечить оптимальную точность выходного сигнала в условиях априорной и текущей неопределенности и могут быть использованы в различных областях, где данные представлены в числовой форме в виде временных последовательностей в режиме последовательной или пакетной обработки. Синтезированные в работе методы подтвердили свою эффективность в задаче идентификации и диагностирования электродвигателей и их основных параметров в процессе эксплуатации. Результаты исследований внедрены в ООО «Южэлектропроект», г. Харьков.

Ключевые слова: эволюционирующая нейронная сеть, радиально-базисная нейронная сеть, обобщенная регрессионная нейронная сеть, машина опорных векторов, ядерная функция.

ABSTRACT

Deineko A.O. Adaptive learning of evolutionary neuro-fuzzy systems with kernel activation functions in data mining tasks. – Manuscript.

A thesis for the candidate degree in technical sciences in the specialty 05.13.23 – systems and methods of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science, Kharkiv, 2014.

The thesis is devoted to the development of evolving neural networks and neuro-fuzzy systems with kernel activation function that contain fuzzy support vector machine, radial basis function neural network and general regression neuro-fuzzy network as subsystems is proposed. This network is tuned using both optimization and memory based approaches and does not suffer from the “curse of dimensionality”, is able to real time mode information processing by adapting its parameters and structure to problem conditions. The evolving architecture and adaptive method of learning neuro-fuzzy system that adjusts not only their synaptic weights, but also automatically determines the quantity of neurons, the location of centers of membership functions and parameters of the receptive fields in on-line mode with high speed and operation-data was proposed.

Key words: evolving neural network, radial-basis neural network, general regression network, support vector machine, kernel activating function.

Підп. до друку 12.11.2014 р.	Формат 60x84 1/16.	Спосіб друку – ризографія.
Умов. друк. арк. 0,9.	Облік. вид. арк. 1,0.	Тираж 100 прим.
Ціна договірна.	Зам. №	

ХНУРЕ, Україна, 61166, Харків, просп. Леніна ,14

Віддруковано в навчально-науковому
видавничо-поліграфічному центрі ХНУРЕ
61166, Харків, просп. Леніна, 14