

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

КОПАЛІАНІ ДАР'Я СЕРГІЇВНА

УДК 004.032.26

**ЕВОЛЮЦІЙНІ НЕЙРО-ФАЗЗИ МЕРЕЖІ З КАСКАДНОЮ СТРУКТУРОЮ
ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Харків – 2016

Дисертацією є рукопис.

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

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

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Пелешко Дмитро Дмитрович,
Національний університет «Львівська політехніка»,
МОН України, завідувач кафедри інформаційних
технологій видавничої справи;

кандидат технічних наук, доцент
Гороховатський Олексій Володимирович,
Харківський національний економічний університет ім.
Семена Кузнеця МОН України, доцент кафедри
інформатики та комп'ютерної техніки.

Захист відбудеться « 20 » травня 2016 р. о 13 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Науки, 14.

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

Автореферат розісланий « 18 » квітня 2016 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради,
д.т.н., проф.

О.А. Винокурова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Під гібридними нейро-фаззі мережами розуміють штучні нейронні мережі з можливістю у той чи інший спосіб отримувати знання про те, за якими правилами проводиться генерація вихідного сигналу. Традиційні гібридні нейро-фаззі мережі є потужним інструментом для вирішення проблеми неінтерпретовності результатів, однак, слід зазначити, що вони не здатні працювати у послідовному режимі опрацювання даних, а крім того часто є адаптивними лише з тієї точки зору, що можуть налаштовувати свої синаптичні вагові коефіцієнти в процесі навчання, не маючи при цьому механізмів структурної адаптації. Тому на сьогоднішній день актуальною є розробка гібридних еволюційних нейро-фаззі архітектур, а також методів їх налаштування і навчання, що дозволяють подолати обмеження існуючих гібридних нейро-фаззі мереж.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетних тем «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458) та «Нейро-фаззі системи для поточної кластеризації та класифікації послідовностей даних за умов їх викривленості відсутніми та аномальними спостереженнями» (№ ДР 0113U000361), які виконувалися згідно наказу Міністерства освіти і науки України за результатами конкурсного відбору проектів наукових досліджень. В рамках зазначених НДР здобувачкою в якості виконавця розроблено модифікації гібридних архітектур та адаптивні методи їх навчання для обробки нестационарних нелінійних стохастичних та хаотичних сигналів, що надходять на опрацювання у послідовному режимі.

Мета та задачі дослідження. Метою дослідження є розробка каскадних еволюційних штучних нейро-фаззі мереж і методів їх навчання з підвищеною швидкодією і можливостями інтерпретовності вихідного сигналу, а також параметричного та структурного налаштування в режимі послідовного опрацювання інформації.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі наукові задачі:

- проаналізувати відомі архітектури нейро-фаззі мереж та методи їх навчання;
- розробити спеціалізовані нео-фаззі вузли для систем, що еволюціонують, які здатні обробляти інформацію у послідовному режимі;
- зсинтезувати архітектуру вузлу нейронної мережі з покращеними апроксимуючими властивостями та підвищеною швидкодією для опрацювання даних у послідовному режимі;
- зсинтезувати архітектуру і методи навчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, для опрацювання даних у послідовному режимі;
- зсинтезувати архітектуру і методи навчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, яка здатна реалізувати нелінійне багатовимірне відображення у режимі послідовного опрацювання даних;
- розробити архітектуру і методи самонавчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, для послідовного нечіткого кластерування даних;
- виконати імітаційне моделювання розроблених методів і моделей та розв'язати за їхньою допомогою практичні завдання.

Об'єктом дослідження є процес інтелектуального аналізу даних, що послідовно надходять на опрацювання.

Предметом дослідження є каскадні нейро-фаззі системи, що еволюціонують, призначені для вирішення задач інтелектуального аналізу даних, що послідовно надходять на опрацювання.

Методи дослідження. Теорія штучних нейронних мереж, що дозволила синтезувати нові еволюційні архітектури нейронних мереж, нечітка логіка, що дала можливість реалізувати нечітке висновування на основі розроблених архітектур, теорія оптимізації, що забезпечила розробку методів налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів з підвищеною швидкістю і стійкістю до зашумлених даних для запропонованих у рамках дисертаційної роботи зростаючих нейронних мереж, а також апарат математичної статистики, спираючись на який, була проведена систематизація та використання отриманих в результаті роботи даних для наукових і практичних висновків.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше запропоновані спеціалізовані вузли на основі нео-фаззі нейронів, що характеризуються покращеними апроксимуючими властивостями та підвищеною швидкістю навчання

2. Вперше запропоновано архітектуру та методи навчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді, для інтелектуального опрацювання даних, що надходять у послідовному режимі;

3. Вперше запропоновано архітектуру та рекурентний метод навчання багатовимірною узагальнюючого елементу, що в онлайн режимі реалізує оптимальне об'єднання багатовимірних вихідних сигналів нейронів пулу каскаду;

4. Вперше запропоновано архітектуру та методи навчання багатовимірної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, з оптимізацією пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів у кожному каскаді для послідовного опрацювання;

5. Вперше запропоновано архітектуру та методи самонавчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для послідовного кластерування даних з автоматичним визначенням локально оптимальної кількості кластерів.

Практичне значення отриманих результатів. Запропоновані в роботі архітектури та методи навчання нейро-фаззі мереж, що еволюціонують, забезпечують оптимальну точність вихідного сигналу в умовах апріорної та поточної невизначеності і можуть бути використані в різних областях, де дані представлені в числовій формі у вигляді таблиць «об'єкт-властивість» або часових послідовностей в режимі послідовної або пакетної обробки. Використання комплексу запропонованих методів навчання та архітектур дозволяє підвищити ефективність застосування еволюційних штучних нейронних мереж та нейро-фаззі систем для вирішення задач прогнозування та ідентифікації даних різної фізичної природи та кластерування у послідовному режимі. Отримані теоретичні результати були досліджені експериментально на тестових і реальних даних, де показали свою перевагу над відомими методами. Запропоновані гібридні нейромережеві архітектури, а також методи їх навчання реалізовані у вигляді програмних засобів.

Зсинтезовані в роботі методи підтвердили свою ефективність в задачі

прогнозування витрат нормогодин на ремонтні роботи візків вагонів 61-425, 61-181, 47Д та 47К. Результати досліджень впроваджені у ТОВ «Харківський вагонобудівний завод», м. Харків, що підтверджено відповідним актом (акт від 11.10.2015). Запропонована самонавчання гібридна нейро-фаззі система, що еволюціонує, використовується для розв'язання задачі розпізнання зображень, була впроваджена у ТОВ «Факторіал Комплексіті», м. Харків (акт впровадження від 01.09.2015).

Особистий вклад здобувача. Усі положення, що виносяться на захист, основні результати теоретичних та експериментальних досліджень отримані здобувачкою особисто. Внесок авторки в публікаціях, написаних у співавторстві такий: [1] – запропоновано архітектуру LS-FSVM-NFN системи, що ґрунтується на нео-фаззі нейронах, і дозволяє використовувати методи оптимізації другого порядку, [2] – запропоновано структуру адаптивного багатовимірного нео-фаззі-предиктору, [3] – удосконалено методи навчання гібридної каскадної системи, що дозволяють обробляти потоки даних у послідовному режимі, [4] – запропоновано архітектуру багатовимірної нейро-фаззі системи з оптимізованим пулом нейронів, [5] – запропоновано методи навчання гібридної каскадної нейронної мережі, що забезпечують обчислювальну простоту та характеризуються як слідкуючими, так і фільтруючими властивостями, [6] – удосконалено методи навчання гібридної нейро-фаззі системи для опрацювання нестационарних стохастичних та хаотичних сигналів нелінійних об'єктів з необхідною точністю, [7] – запропоновано модифікацію нео-фаззі нейрону ENFN з поліпшеними апроксимуючими властивостями, що реалізовує нечітке висновування за Такагі-Сугено довільного порядку, [8] – запропоновано архітектуру нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для вирішення задачі нечіткого кластерування потоків даних, [9] – вдосконалено методи навчання гібридної нейронної мережі для вирішення задачі адаптивного опрацювання нелінійних часових рядів, що поєднують у собі високу швидкість та фільтруючі властивості, [10] – вдосконалено архітектуру системи зі змінною кількістю вузлів у каскадах, [11] – запропоновано архітектуру каскадної нейро-фаззі мережі, що ґрунтується на розширених нео-фаззі нейронах, [12] – запропоновано метод самонавчання гібридної нейро-фаззі системи для кластерування даних високої розмірності у послідовному режимі, [13] – запропоновано архітектуру нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для вирішення задачі нечіткого кластерування потоків даних.

Апробація результатів дисертації. Основні результати дисертаційної роботи були представлені та обговорені на VII міжнародній школі-семінарі «Теорія прийняття рішень»: (Ужгород 2014), міжнародній науковій конференції «Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта ISDMCI'2015» (Херсон 2015), міжнародній конференції Advances in Data Science. International Workshop and Networking Event (Holny Mejera, Poland, 2015), та міжнародній конференції «Computer Science & Information Technologies. CSIT'2015» (Львів 2015).

Публікації. Основні положення дисертаційної роботи опубліковані в 12 наукових роботах: 1 колективній монографії, що видано за кордоном, 7 статтях у періодичних фахових виданнях з технічних наук, що входять до міжнародних наукометричних баз (у тому числі 3 статті у виданнях, що включено до переліків МОН України, 4 статті видано за кордоном), 5 публікацій у працях міжнародних

наукових конференцій.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається із вступу, п'яти розділів, висновків, що містять основні результати, списку використаних джерел і додатку. Загальний обсяг дисертації складає 154 сторінки (з них 130 – основного тексту), містить 45 рисунків, 14 таблиць (з них 1 на 6 окремих сторінках), список використаних джерел, що включає 107 найменувань та займає 11 сторінок, 1 додаток на 3 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 здобувачки.

У **першому розділі** виконано огляд стану проблеми створення систем, що еволюціонують, для опрацювання даних, що надходять у послідовному режимі. Проаналізовано стан проблеми кластерування даних і розглянуто існуючі підходи до її вирішення. Розглянуто основні принципи нечіткої логіки та систем нечіткого висновування. Проведено аналіз відомих архітектур нейро-фаззі систем, що дістали найбільшого поширення в задачах інтелектуального аналізу даних, що послідовно надходять на опрацювання. Показано, що ці архітектури мають свої недоліки і переваги та містять обмеження при розв'язанні задач, де спостереження надходять на опрацювання в онлайн режимі за умов дефіциту апріорної та поточної інформації, а також у випадку короткої вибірки. У якості головного недоліку таких систем виділено відсутність ефективних способів налаштування архітектури з можливістю функціонування в послідовному режимі. На основі проведеного аналізу визначено задачі дослідження, що полягають у розробці архітектур та методів навчання каскадних нейро-фаззі систем, що еволюціонують, для розв'язання задач інтелектуального аналізу даних в онлайн режимі.

Другий розділ присвячено розробці архітектури і методу навчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді. Архітектуру пропонованої гібридної системи з оптимізованим пулом нейронів у кожному каскаді наведено на рис. 1. На вхід такої системи (так званий «рецептивний» шар) подається векторний сигнал $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$, де $k = 1, 2, \dots$, – кількість образів у таблиці «об'єкт – властивість» або поточний дискретний час. Ці сигнали подаються на входи кожного нейрона в мережі $N_j^{[m]}$ ($j = 1, 2, \dots, q$ – кількість нейронів у пулі каскаду, $m = 1, 2, \dots$ – номер каскаду) з вихідним сигналом $\hat{y}_j^{[m]}(k)$. Далі вихідні сигнали кожного каскаду надходять до «узагальнюючого» вузлу $GN^{[m]}$, який генерує локально-оптимальний вихідний сигнал відповідного каскаду $\hat{y}_j^{*[m]}(k)$. Слід зауважити, що вхідними сигналами першого каскаду є вектор $x(k)$ (що може містити опціональне порогове значення $x_0(k) \equiv 1$), другий каскад має додатковий вхід для сгенерованого першим каскадом вихідного сигналу $\hat{y}_j^{*[1]}(k)$, нейрони третього каскаду оброблятимуть два

додаткових сигнали $\hat{y}_j^{*[1]}(k)$, $\hat{y}_j^{*[2]}(k)$, нейрони m -ого каскаду матимуть $(m - 1)$ додаткових вхідних сигналів: $\hat{y}_j^{*[1]}(k)$, $\hat{y}_j^{*[2]}(k)$, \dots , $\hat{y}_j^{*[m-1]}(k)$. Під час налаштування системи нові каскади додаються доки не буде досягнута бажана точність.

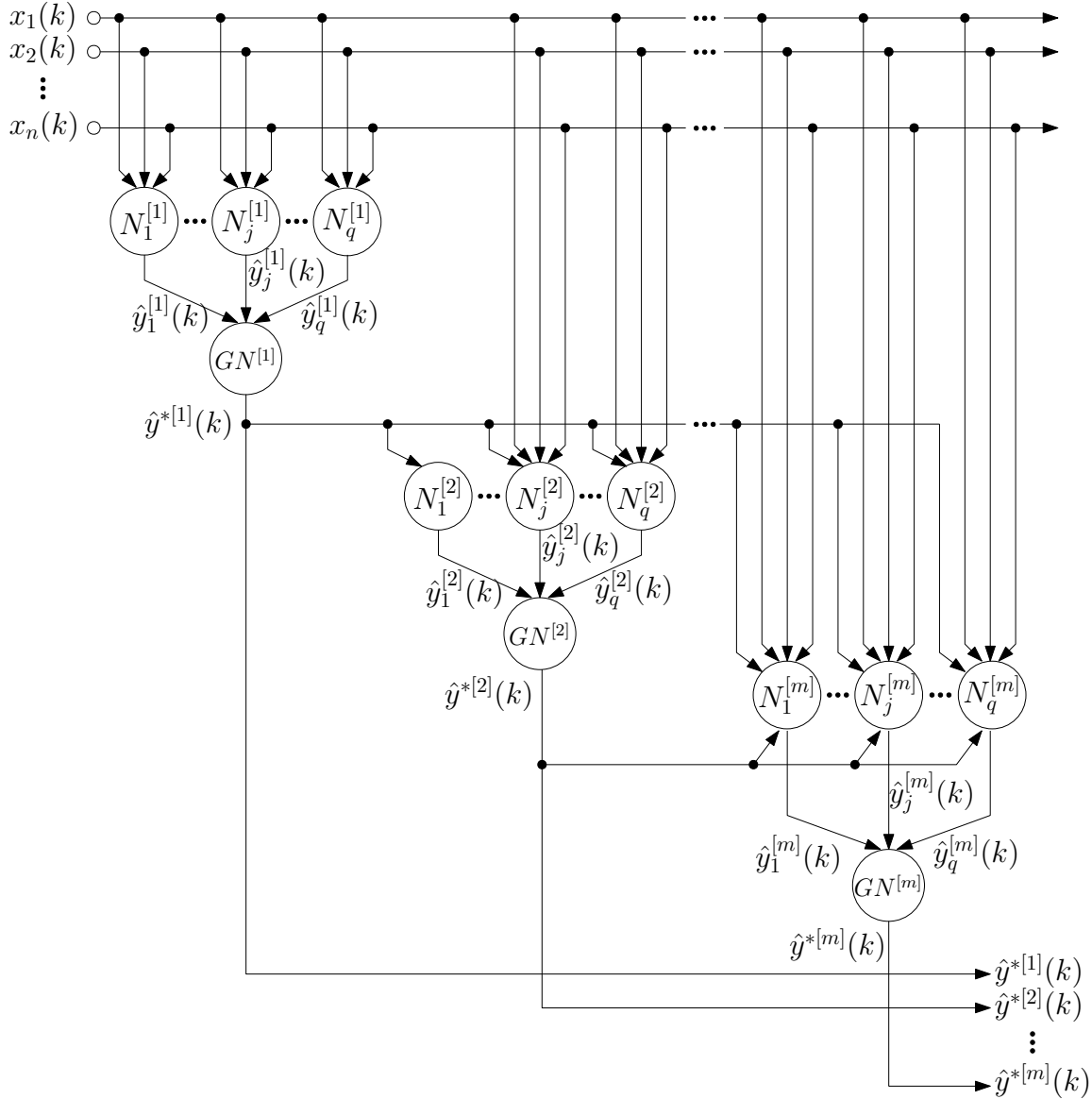


Рисунок 1 – Архітектура нейро-фаззі системи з оптимізацією пулу у кожному каскаді

Звичайно, в якості вузлів такої системи можна використовувати елементарні перцептрони Розенблата, проте низька швидкість їх навчання у поєднанні з труднощами інтерпретації результатів робить використання нео-фаззі нейронів у пропонованій системі привабливішим. Традиційний нео-фаззі нейрон (*NFN*) є нелінійною системою, що реалізує нелінійне перетворення

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i), \quad (1)$$

де x_i – i -й вхідний сигнал ($i = 1, 2, \dots, n$), \hat{y} – вихідний сигнал нео-фаззі нейрону.

Структурними елементами нео-фаззі нейрона є нелінійні синапси NS_i , які трансформують вхідні сигнали в такий спосіб:

$$\text{Якщо } x_i \text{ – це } X_{li} \text{ тоді вихід – } w_{li}, \quad (2)$$

де X_{li} – нечітка множина з функцією належності μ_{li} , w_{li} – сінгтон (синаптичний ваговий коефіцієнт у консеквенті). Тобто нелінійній синапс фактично є системою висновування Такагі-Сугено нульового порядку. Автори нео-фаззі нейрона в якості функцій належності використовували традиційні трикутні структури, які задовольняють умові розбиття Руспіні:

$$\mu_{jli}^{[m]}(x_i) = \begin{cases} \frac{x_i - c_{j,l-1,i}^{[m]}}{c_{jli}^{[m]} - c_{j,l-1,i}^{[m]}}, & \text{якщо } x_i \in [c_{j,l-1,i}^{[m]}, c_{jli}^{[m]}], \\ \frac{c_{j,l+1,i}^{[m]} - x_i}{c_{j,l+1,i}^{[m]} - c_{jli}^{[m]}}, & \text{якщо } x_i \in [c_{jli}^{[m]}, c_{j,l+1,i}^{[m]}], \\ 0 & \text{у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (3)$$

де $c_{jli}^{[m]}$ – центри параметрів функцій належності на інтервалі $[0,1]$, зазвичай рівномірно розподілені. Такий вибір функцій належності гарантує, що вхідний сигнал x_i активує лише два сусідні функції, а сума їх значень завжди дорівнюватиме 1. Апроксимуючі властивості системи можна поліпшити, використовуючи замість трикутних функцій належності або кубічні сплайни, або B -сплайни, або інші структури такі, як поліноміальні, гармонійні функції, вейвлети, ортогональні функції, тощо. Проте не можна сказати наперед, які з функцій забезпечать кращі результати, тому ідея використання не одного нейрона, а пулу нейронів з різними функціями належності виглядає доречною та перспективною.

Запишемо вихідні сигнали для нейронів першого каскаду у вигляді:

$$\begin{cases} \hat{y}_j^{[1]}(k) = \sum_{i=1}^n f_{ji}^{[1]}(x_i(k)) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^h w_{jli}^{[1]} \mu_{jli}^{[1]}(x_i(k)), \\ \text{якщо } x_i \text{ – це } X_{li}, \text{ тоді вихід – } w_{li}, \end{cases} \quad (4)$$

для другого каскаду:

$$\hat{y}_j^{[2]}(k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{jli}^{[2]} \mu_{jli}^{[2]}(x_i(k)) + \sum_{l=1}^h w_{jl,n+1}^{[2]} \mu_{jl,n+1}^{[2]}(\hat{y}^{*[1]}(k)), \quad (5)$$

та, зрештою, для m -ого каскаду:

$$\hat{y}_j^{[m]}(k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{jli}^{[m]} \mu_{jli}^{[m]}(x_i(k)) + \sum_{p=n+1}^{n+m-1} \sum_{l=1}^h w_{jlp}^{[m]} \mu_{jlp}^{[m]}(\hat{y}^{*[p-n]}(k)). \quad (6)$$

Таким чином, каскадна нейронна мережа з нео-фаззі нейронів, що сформована m каскадами, містить $h(\sum_{p=1}^{m-1} p)$ параметрів. Введемо вектор функцій належності для j -ого нео-фаззі нейрона m -ого каскаду:

$$\mu_j^{[m]}(k) = \left(\mu_{j11}^{[m]}(x_1(k)), \dots, \mu_{jh1}^{[m]}(x_1(k)), \mu_{j12}^{[m]}(x_2(k)), \dots, \mu_{jh2}^{[m]}(x_2(k)), \dots, \mu_{jhn}^{[m]}(x_i(k)), \dots, \mu_{j1,n+1}^{[m]}(\hat{y}^{*[1]}(k)), \dots, \mu_{jh,n+m-1}^{[m]}(\hat{y}^{*[m-1]}(k)) \right)^T \quad (7)$$

та відповідний вектор синаптичних вагових коефіцієнтів

$$w_j^{[m]} = \left(w_{j11}^{[m]}, \dots, w_{jh1}^{[m]}, \dots, w_{j12}^{[m]}, \dots, w_{jh2}^{[m]}, \dots, \dots, w_{jli}^{[m]}, \dots, w_{jhn}^{[m]}, \dots, w_{j1,n+1}^{[m]}, \dots, w_{jh,n+m-1}^{[m]} \right)^T. \quad (8)$$

Тоді можна компактно записати вихідні сигнали для j -ого нейрону m -ого каскаду:

$$\hat{y}_j^{[m]}(k) = w_k^{[m]T} \mu_j^{[m]}(k). \quad (9)$$

У такому разі критерій навчання приймає вигляд

$$E_j^{[m]}(k) = \frac{1}{2} \left(e_j^{[m]}(k) \right)^2 = \frac{1}{2} \left(y(k) - w_j^{[m]T} \mu_j^{[m]}(k) \right)^2, \quad (10)$$

а мінімізувати його можна, використавши процедуру ковзного вікна:

$$\begin{cases} w_j^{[m]}(k+1) = w_j^{[m]}(k) + \frac{e_j^{[m]}(k+1) \mu_j^{[m]}(k+1)}{r_j^{[m]}(k+1)}, \\ r_j^{[m]}(k+1) = r_j^{[m]}(k) + \left\| \mu_j^{[m]}(k+1) \right\|^2 - \left\| \mu_j^{[m]}(k-s) \right\|^2 \end{cases} \quad (11)$$

або для випадку, коли $s = 1$:

$$w_j^{[m]}(k+1) = w_j^{[m]}(k) + \frac{e_j^{[m]}(k+1) \mu_j^{[m]}(k+1)}{\left\| \mu_j^{[m]}(k+1) \right\|^2}, \quad (12)$$

що збігається з однокроковим алгоритмом Качмажа-Уїдроу-Хоффа. При використанні критерія навчання (10) з регуляризуючим параметром замість (11) отримуємо метод навчання нео-фаззі нейрона у формі

$$\begin{cases} w_j^{[m]}(k+1) = w_j^{[m]}(k) + \frac{\eta e_j^{[m]}(k+1) \mu_j^{[m]}(k+1)}{r_j^{[m]}(k+1)} + \\ \quad + \frac{(1-\eta) \left(w_j^{[m]}(k) - w_j^{[m]}(k-1) \right)}{r_j^{[m]}(k+1)}, \\ r_j^{[m]}(k+1) = r_j^{[m]}(k) + \left\| \mu_j^{[m]}(k+1) \right\|^2 - \left\| \mu_j^{[m]}(k-s) \right\|^2. \end{cases} \quad (13)$$

Розглянувши нелінійний синапс нео-фаззі нейрону з позицій нечіткої логіки, нескладно побачити, що він є вельми схожим на шар фаззіфікування таких нейро-фаззі систем як мережі Такагі-Сугено-Канга, Дженга, Ванга-Менделя і фактично реалізує нечітке висновування Такагі-Сугено нульового порядку. Та задля поліпшення апроксимуючих властивостей таких систем видається доцільним запропонувати удосконалений нелінійний синапс такий, що реалізує нечітке висновування довільного порядку, далі «розширений нелінійний синапс» (ENS), та

зсинтезувати «розширений нео-фаззі нейрон» (*ENFN*), що містить такі структури замість традиційних нелінійних синапсів NS_i . Архітектуру розширеного нелінійного синапсу наведено на рис. 2.

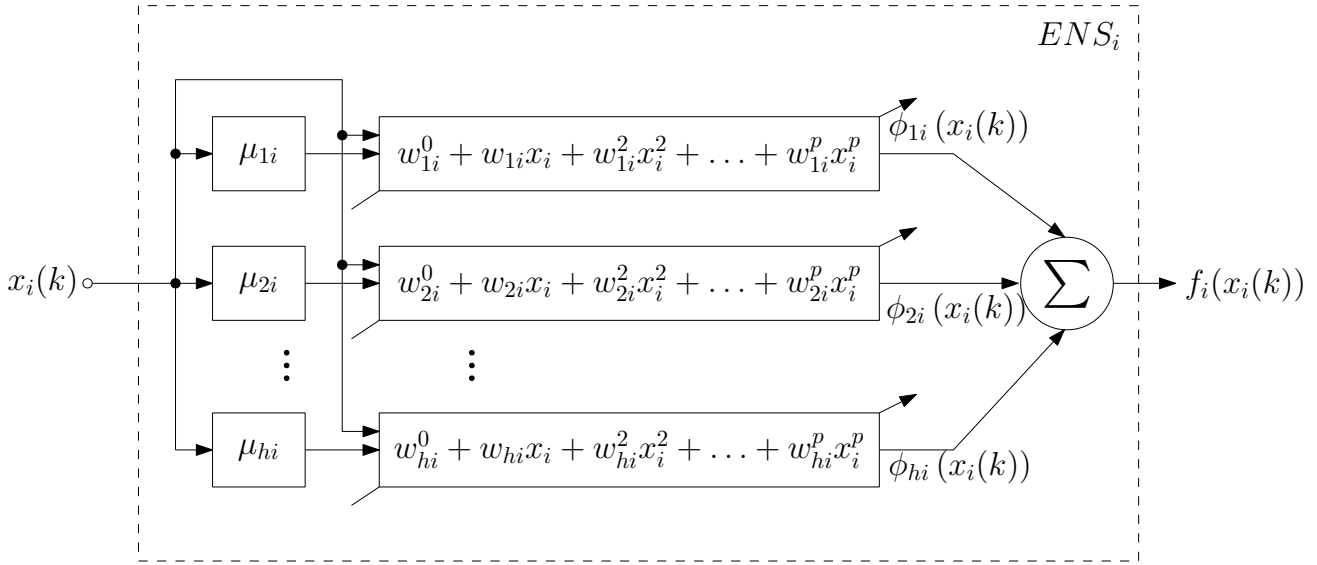


Рисунок 2 – Розширений нелінійний синапс ENS

Вводять змінні

$$\phi_{li}(x_i) = \mu_{li}(x_i)(w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + w_{li}^2 x_i^2 + \dots + w_{li}^p x_i^p), \quad (14)$$

$$\begin{aligned} f_i(x_i) &= \sum_{l=1}^h \mu_{li}(x_i)(w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + w_{li}^2 x_i^2 + \dots + w_{li}^p x_i^p) = \\ &= w_{1i}^0 \mu_{1i}(x_i) + w_{1i}^1 x_i \mu_{1i}(x_i) + \dots + w_{1i}^p x_i^p \mu_{1i}(x_i) + \\ &\quad + w_{2i}^0 \mu_{2i}(x_i) + w_{2i}^1 x_i \mu_{2i}(x_i) + \dots + w_{hi}^p x_i^p \mu_{hi}(x_i), \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\mu}_i(x_i) &= (\mu_{1i}(x_i), x_i(\mu_{1i}(x_i)), \dots, x_i^p(\mu_{1i}(x_i)), \\ &\quad \mu_{2i}(x_i), \dots, x_i^p(\mu_{2i}(x_i)), \dots, x_i^p(\mu_{hi}(x_i)))^T, \end{aligned} \quad (16)$$

можна представити вихідні сигнали розширеного нео-фаззі нейрона у вигляді

$$f_i(x_i) = w_i^T \tilde{\mu}_i(x_i), \quad (17)$$

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) = \sum_{i=1}^n w_i^T \tilde{\mu}_i(x_i) = \tilde{w}^T \tilde{\mu}(x), \quad (18)$$

де $\tilde{w}^T = (w_1^T, \dots, w_i^T, \dots, w_n^T)^T$, $\tilde{\mu}^T = (\tilde{\mu}_1^T(x_1), \dots, \tilde{\mu}_i^T(x_i), \dots, \tilde{\mu}_n^T(x_n))^T$.

Таким чином, *ENFN* містить $(p + 1)hn$ вагових коефіцієнтів та реалізує нечітке висновування Такагі-Сугено p -ого порядку, а висновування, що його реалізує кожний розширений нелінійний синапс *ENS_i* можна записати у формі

$$\text{Якщо } x_i \text{ це } X_{li} \text{ тоді вихід - } w_{li}^0 + w_{li}^1 x_i + w_{li}^p x_i^p, l = 1, 2, \dots, h. \quad (19)$$

Вочевидь, будь-які методи навчання нео-фаззі нейронів підійдуть і для розширених нео-фаззі нейронів. Так, вирази (11) та (12) для j -ого нейрону m -ого каскаду приймають вигляд

$$\begin{cases} \tilde{w}_j^{[m]}(k+1) = \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \frac{e_j^{[m]}(k+1)\tilde{\mu}_j^{[m]}(k+1)}{\tilde{r}_j^{[m]}(k+1)}, \\ \tilde{r}_j^{[m]}(k+1) = \tilde{r}_j^{[m]}(k) + \left\| \tilde{\mu}_j^{[m]}(k+1) \right\|^2 - \left\| \tilde{\mu}_j^{[m]}(k-s) \right\|^2 \end{cases} \quad (20)$$

та

$$\tilde{w}_j^{[m]}(k+1) = \tilde{w}_j^{[m]}(k) + \frac{e_j^{[m]}(k+1)\tilde{\mu}_j^{[m]}(k+1)}{\left\| \tilde{\mu}_j^{[m]}(k+1) \right\|^2}. \quad (21)$$

Вихідні сигнали, згенеровані нейронами пулу кожного з каскадів, можна об'єднати у окремому вузлі-нейроні $GN^{[m]}$ з точністю $\hat{y}_j^{*[m]}(k)$, не меншою від точності будь-якого нейрона пулу $\hat{y}_j^{[m]}(k)$. Це завдання можна вирішити за допомогою підходу, пов'язаного з ансамблями нейронних мереж. Вводячи вектор сигналів для m -ого каскаду:

$$\hat{y}_j^{[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{[m]}(k), \hat{y}_2^{[m]}(k), \dots, \hat{y}_q^{[m]}(k) \right)^T, \quad (22)$$

можна отримати оптимальний вихідний сигнал, що його генерує нейрон $GN^{[m]}$, у формі

$$\hat{y}_j^{*[m]}(k) = \sum_{j=1}^q c_j^{[m]} \hat{y}_j^{[m]}(k) = c^{[m]T} \hat{y}^{[m]}(k) \quad (23)$$

з обмеженнями на незміщенність

$$\sum_{j=1}^q c_j^{[m]} = E^T c^{[m]} = 1, \quad (24)$$

де $c^{[m]} = (c_1^{[m]}, c_2^{[m]}, \dots, c_q^{[m]})^T$ та $E = (1, 1, \dots, 1)^T$ – $(q \times 1)$ -вектори. Введемо критерій навчання на ковзному вікні

$$E^{[m]}(k) = \frac{1}{2} \sum_{\tau=k-s+1}^k \left(y(\tau) - \hat{y}^{*[m]}(\tau) \right)^2 = \frac{1}{2} \sum_{\tau=k-s+1}^k \left(y(\tau) - c^{[m]T} \hat{y}^{[m]}(\tau) \right)^2, \quad (25)$$

та функцію Лагранжа

$$L^{[m]}(k) = E^{[m]}(k) + \lambda(1 - E^T c^{[m]}), \quad (26)$$

де λ – невизначений Лагранжів множник. Мінімізуючи (26) відносно $c^{[m]}$, отримуємо

$$\begin{cases} \hat{y}^{*[m]}(k+1) = \frac{\hat{y}^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k+1)E}{E^T P^{[m]}(k+1)E}, \\ P^{[m]}(k+1) = \left(\sum_{\tau=k-s+2}^{k+1} \hat{y}^{[m]}(\tau)\hat{y}^{[m]T}(\tau) \right)^{-1} \end{cases} \quad (27)$$

або у рекурентній формі

$$\begin{cases} \tilde{P}^{[m]}(k+1) = P^{[m]}(k) - \frac{P^{[m]}(k)\hat{y}^{[m]}(k+1)\hat{y}^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)}{1 + \hat{y}^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\hat{y}^{[m]}(k+1)}, \\ P^{[m]}(k+1) = \tilde{P}^{[m]}(k+1) + \frac{\tilde{P}^{[m]}(k+1)\hat{y}^{[m]}(k-s+1)\hat{y}^{[m]T}(k-s+1)\tilde{P}^{[m]}(k+1)}{1 - \hat{y}^{[m]T}(k-s+1)\tilde{P}^{[m]}(k+1)\hat{y}^{[m]}(k-s+1)}, \\ \hat{y}^{*[m]}(k+1) = \frac{\hat{y}^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k+1)E}{E^T P^{[m]}(k+1)E}. \end{cases} \quad (28)$$

У випадку, коли $s = 1$, (28) приймає простий вигляд:

$$\hat{y}^{*[m]}(k+1) = \frac{\hat{y}^{[m]T}(k+1)\hat{y}^{[m]}(k+1)}{E^T \hat{y}^{[m]}(k+1)} = \frac{\|\hat{y}^{[m]}(k+1)\|^2}{E^T \hat{y}^{[m]}(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^q \left(\hat{y}^{[m]}(k+1)\right)^2}{\sum_{j=1}^q \hat{y}^{[m]}(k+1)}. \quad (29)$$

Важливо зазначити, що навчання як нео-фаззі нейронів, так і нейронів-узагальнювачів можна організувати в онлайн-режимі. Таким чином, вагові коефіцієнти нейронів попередніх каскадів можна не заморожувати, а постійно корегувати. Так само, число каскадів не має бути фіксованим і може змінюватись у часі, що відрізняє запропоновану мережу від інших відомих каскадних систем.

Таким чином, запропоновано архітектуру та методи навчання гібридної каскадної нейронної мережі, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді, що реалізує оптимальний за точністю прогноз нелінійних стохастичних і хаотичних сигналів у онлайн режимі. Варто зазначити, що оптимізація пулу нейронів дуже доречна саме у разі застосування системи для аналізу даних в онлайн режимі, адже використання узагальнюючих нейронів дозволяє визначати оптимальний нейрон на кожному етапі функціонування системи, який з високою вірогідністю може змінюватися у випадку послідовного опрацювання сигналів нестационарних об'єктів.

У **третьому розділі** запропоновано архітектуру та рекурентні методи навчання багатовимірної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, з оптимізацією пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів у кожному каскаді для послідовного опрацювання даних.

У якості вузлів пропонованої каскадної багатовимірної нео-фаззі системи, що еволюціонує, пропонується використовувати багатовимірні нео-фаззі нейрони. Вузлами багатовимірного нео-фаззі нейрону $MNFN$ є складені нелінійні синапси MNS_i , кожен з яких містить h функцій належності $\mu_{li}^{[m]j}$ та настроєваних синаптичних вагових коефіцієнтів. Введемо надалі до розгляду $(hn \times 1)$ -вектор функцій належності для першого каскаду:

$$\mu^{[1]j}(k) = \left(\mu_{11}^{[1]j}(x_1(k)), \mu_{21}^{[1]j}(x_1(k)), \dots, \mu_{h1}^{[1]j}(x_1(k)), \dots, \mu_{hn}^{[1]j}(n(k)) \right)^T \quad (30)$$

та $(g \times hn)$ -матрицю синаптичних вагових коефіцієнтів

$$W^{[1]j} = \begin{pmatrix} w_{111}^{[1]j} & w_{112}^{[1]j} & \dots & w_{1li}^{[1]j} & \dots & w_{1hn}^{[1]j} \\ w_{211}^{[1]j} & w_{212}^{[1]j} & \dots & w_{2li}^{[1]j} & \dots & w_{2hn}^{[1]j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ w_{g11}^{[1]j} & w_{g12}^{[1]j} & \dots & w_{gli}^{[1]j} & \dots & w_{ghn}^{[1]j} \end{pmatrix} \quad (31)$$

і запишемо сигнал на виході $MN^{[1]j}$ у k -й момент часу у вигляді

$$\hat{y}^{[1]j}(k) = W^{[1]j} \mu^{[1]j}(k). \quad (32)$$

Навчання багатовимірного нео-фаззі нейрону можна реалізувати за допомогою матричної модифікації експоненційно-зваженого рекурентного методу найменших квадратів у формі

$$\left\{ \begin{array}{l} W^{[1]j}(k+1) = W^{[1]j}(k) + \\ \quad + \frac{\left(y(k+1) - W^{[1]j}(k) \mu^{[1]j}(k+1) \right) \left(\mu^{[1]j}(k+1) \right)^T P^{[1]j}(k)}{\alpha + \left(\mu^{[1]j}(k+1) \right)^T P^{[1]j}(k) \mu^{[1]j}(k+1)}, \\ P^{[1]j}(k+1) = \frac{1}{\alpha} \left(P^{[1]j}(k) - \frac{P^{[1]j}(k) \mu^{[1]j}(k+1) \left(\mu^{[1]j}(k+1) \right)^T P^{[1]j}(k)}{\alpha + \left(\mu^{[1]j}(k+1) \right)^T P^{[1]j}(k) \mu^{[1]j}(k+1)} \right), \end{array} \right. \quad (33)$$

$0 < \alpha \leq 1$

або багатовимірного варіанту методу (20)

$$\left\{ \begin{array}{l} W^{[1]j}(k+1) = W^{[1]j}(k) + \frac{\left(y(k+1) - W^{[1]j}(k) \mu^{[1]j}(k+1) \right) \left(\mu^{[1]j}(k+1) \right)^T}{r^{[1]j}(k+1)}, \\ r^{[1]j}(k+1) = \alpha W^{[1]j}(k) + \left\| \mu^{[1]j}(k+1) \right\|^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 1, \end{array} \right. \quad (34)$$

де $y(k+1) = \left(y^1(k+1), y^2(k+1), \dots, y^g(k+1) \right)^T$.

Аналогічним чином проводиться навчання інших каскадів, при цьому вектор функцій належності m -го каскаду $\mu^{[m]j}(k+1)$ збільшує свою розмірність на $(m-1)g$ компоненти, що їх утворили виходи попередніх каскадів.

Для визначення локально оптимального вихідного сигналу пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів каскадної системи, що еволюціонує, пропонується використовувати узагальнюючий нейрон $GMN^{[m]}$, що об'єднує усі вихідні сигнали нейронів $MNFN^{[m]}$ пулу каскаду у вихідний сигнал

$$\hat{y}^{*[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{*[m]}(k), \hat{y}_2^{*[m]}(k), \dots, \hat{y}_g^{*[m]}(k) \right)^T \quad (35)$$

з точністю не меншою від точності будь-якого з сигналів $\hat{y}^{[m]j}(k)$. Розв'язати це завдання можна, знову скориставшись апаратом невизначених множників Лагранжа та адаптивного багатовимірного узагальненого прогнозування. Введемо до розгляду вихідний сигнал нейрону $GMN^{[m]}$ у вигляді

$$\hat{y}^{*[m]}(k) = \sum_{j=1}^q c_j^{[m]} \hat{y}_j^{[m]}(k) = \hat{y}^{[m]}(k) c^{[m]}, \quad (36)$$

де $\hat{y}^{[m]}(k) = \left(\hat{y}_1^{[m]}(k), \hat{y}_2^{[m]}(k), \dots, \hat{y}_q^{[m]}(k) \right)^T$ – $(g \times q)$ -матриця, $c^{[m]} – (q \times 1)$ - вектор коефіцієнтів, що відповідають умовам незміщеності (24). Введемо також критерій навчання

$$E^{[m]}(k) = \sum_{\tau=1}^k \|y(\tau) - \hat{y}^{[m]}(\tau)c^{[m]}\|^2 = \text{Tr} \left((Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k)I \otimes c^{[m]})^T (Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k)I \otimes c^{[m]}) \right), \quad (37)$$

де $Y(k) = (y^T(1), y^T(2), \dots, y^T(k))^T$ – $(k \times s)$ -матриця спостережень,

$$\hat{Y}^{[m]}(k) = \begin{pmatrix} \hat{y}_1^{[m]T}(1) & \hat{y}_1^{[m]T}(1) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(1) \\ \hat{y}_1^{[m]T}(2) & \hat{y}_2^{[m]T}(2) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \hat{y}_1^{[m]T}(k) & \hat{y}_2^{[m]T}(k) & \dots & \hat{y}_q^{[m]T}(k) \end{pmatrix} \quad (38)$$

I – одинична $(g \times g)$ -матриця, \otimes – символ тензорного добутку. З урахуванням обмежень (24) запишемо функцію Лагранжа

$$\begin{aligned} L^{[m]}(k) &= E^{[m]}(k) + \lambda(E^T c^{[m]} - 1) = \\ &= \|y(\tau) - \hat{y}^{[m]}(\tau)c^{[m]}\|^2 + \lambda(E^T c^{[m]} - 1) = \\ &= \sum_{\tau=1}^q r \left((Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k)I \otimes c^{[m]})^T ((Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k)I \otimes c^{[m]})) \right) + \\ &+ \lambda(E^T c^{[m]} - 1) = \\ &= \text{Tr} \left(V^{[m]T}(k)V^{[m]}(k) + \lambda(E^T c^{[m]} - 1) \right), \end{aligned} \quad (39)$$

де $V^{[m]}(k) = Y(k) - \hat{Y}^{[m]}(k)I \otimes c^{[m]}$ – $(k \times g)$ матриця оновлень. Розв'язання системи рівнянь Каруша-Куна-Таккера

$$\begin{cases} \nabla_{c^{[m]}} L^{[m]}(k) = \vec{0}, \\ \frac{\partial L^{[m]}(k)}{\partial \lambda} = 0 \end{cases} \quad (40)$$

призводить до очевидного результату

$$\begin{cases} c^{[m]}(k) = \left(R^{[m]}(k) \right)^{-1} E \left(E^T \left(R^{[m]}(k) \right)^{-1} \right)^{-1}, \\ \lambda = -2E^T \left(R^{[m]}(k) \right)^{-1} E, \end{cases} \quad (41)$$

де $R^{[m]}(k) = V^{[m]T}(k)V^{[m]}(k)$.

Таким чином, можна організувати оптимальне об'єднання виходів усіх нейронів пулу кожного каскаду. Зрозуміло, що в якості таких нейронів можуть використовуватися не тільки багатовимірні нео-фаззі нейрони, але й будь-які інші конструкції, що реалізують нелінійне відображення $R^{n+(m-1)g} \rightarrow R^g$.

Четвертий розділ присвячено розробці архітектури та методів самонавчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для послідовного кластерування даних з автоматичним визначенням кількості кластерів.

До нульового шару запропонованої системи послідовно надходять дані у формі векторного сигналу $x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x(n))^T$. Вхідні сигнали надходять до всіх вузлів системи $N_j^{[m]}$, де $j = 1, 2, \dots, q$ – кількість вузлів у пулі-ансамблі, $m = 1, 2, \dots$ – номер каскаду. Вузол кожного каскаду призначений для онлайн кластерування потоку даних і відрізняється від вузлів-сусідів методом навчання або, у випадку спільного методу кластерування, параметрами алгоритму. Кількість кластерів для кожного каскаду є відомою і дорівнює $m + 1$. Елемент $PC_j^{[m]}$ дає оцінку якості кластерування кожного вузла у пулі, а елемент $PC^{*[m]}$ визначає найкращий елемент у пулі кожного каскаду; елемент системи $XB^{[m]}$ оцінює загальну якість кластеризації пулу, враховуючи прийнятну кількість кластерів $m + 1$. Таким чином, система розв'язує задачу кластерування нестационарного потоку даних в умовах невизначеності щодо кількості кластерів, а також рівню їх взаємного перекриття. І, нарешті, вихідний вузол системи XB^* , порівнюючи якість кластерування кожного з каскадів, виділяє найкращий результат – кількість кластерів, їх центроїди-прототипи та рівні належності кожного спостереження до кожного з сформованих кластерів. Незважаючи на удавану громіздкість, чисельна реалізація запропонованої архітектури не викликає принципових труднощів завдяки тому, що потік даних, який надходить до системи, може оброблятися у паралельному режимі вузлами системи $N_j^{[m]}$.

В основі методів навчання вузлів системи лежать алгоритми нечіткого кластерування, засновані на цільових функціях, такі, що вирішують задачу їх оптимізації за деяких апріорних припущень. Найбільш поширеним є ймовірнісний підхід, заснований на мінімізації цільової функції

$$E\left(u_{jl}^{[m]}(k), c_{jl}^{[m]}\right) = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^{m+1} \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^\beta \left\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\right\|^2 \quad (42)$$

за обмежень

$$\sum_{l=1}^{m+1} u_{jl}^{[m]}(k) = 1, \quad 0 \leq \sum_{k=1}^N u_{jl}^{[m]}(k) \leq N, \quad (43)$$

де $u_{ij}^{[m]}(k) \in [0, 1]$ – рівень належності спостереження $x(k)$ до l -ого кластеру у j -ому вузлі каскаду m , $c_{jl}^{[m]}$ – $(n \times 1)$ -вимірний вектор-центроїд l -ого кластеру у j -ому вузлі каскаду m , $\beta > 1$ – параметр фаззіфікації (фаззіфікатор), що визначає розмитість границь між кластерами, N – кількість образів у вихідній вибірці, що, у рамках класичного підходу Бездека, вважається незмінною та такою, що задана апріорі.

Вводячи функцію Лагранжа

$$\begin{aligned} L\left(u_{jl}^{[m]}(k), c_{jl}^{[m]}, \lambda_j^{[m]}(k)\right) = \\ = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^{m+1} \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^\beta \left\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\right\|^2 + \sum_{k=1}^N \lambda_j^{[m]}(k) \left(\sum_{l=1}^{m+1} u_{jl}^{[m]}(k) - 1\right), \end{aligned} \quad (44)$$

розв'язавши систему рівнянь Каруша-Куна-Таккера, нескладно отримати шукане рішення у вигляді

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{jl}^{[m]}(k) = \frac{\left(\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\|^2\right)^{\frac{1}{1-\beta}}}{\sum_{l=1}^{m+1} \left(\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\|^2\right)^{\frac{1}{1-\beta}}}, \\ c_{jl}^{[m]} = \frac{\sum_{k=1}^N \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^\beta x(k)}{\sum_{k=1}^N \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^\beta}, \\ \lambda_j^{[m]}(k) = - \left(\left(\sum_{l=1}^{m+1} \beta \|x(k) - c_{jl}^{[m]}\|^2 \right)^{\frac{1}{1-\beta}} \right)^{\frac{1}{1-\beta}}, \end{array} \right. \quad (45)$$

що при $\beta = 2$ збігається з алгоритмом нечітких c -середніх Бездека і приймає форму

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{jl}^{[m]}(k) = \frac{\left(\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\|^2\right)^{-1}}{\sum_{l=1}^{m+1} \left(\|x(k) - c_{jl}^{[m]}\|^2\right)^{-1}}, \\ c_{jl}^{[m]} = \frac{\sum_{k=1}^N \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^2 x(k)}{\sum_{k=1}^N \left(u_{jl}^{[m]}(k)\right)^2}. \end{array} \right. \quad (46)$$

Пакетному виразу (45) відповідає рекурентне співвідношення

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{jl}^{[m]}(k+1) = \frac{\|x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\|^{\frac{1}{1-\beta}}}{\sum_{l=1}^{m+1} \|x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\|^{\frac{1}{1-\beta}}}, \\ c_{jl}^{[m]}(k+1) = c_{jl}^{[m]}(k) + \eta(k+1) \left(u_{jl}^{[m]}(k+1)\right)^{\beta_j} \left(x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\right), \end{array} \right. \quad (47)$$

де $\eta(k+1)$ – параметр кроку навчання, що є узагальненням методу навчання Чанга-Лі і близьке до градієнтної процедури Парка-Дегера.

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{jl}^{[m]}(k+1) = \frac{\|x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\|^{-2}}{\sum_{l=1}^{m+1} \|x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\|^{-2}}, \\ c_{jl}^{[m]}(k+1) = c_{jl}^{[m]}(k) + \eta(k+1) \left(u_{jl}^{[m]}(k+1)\right)^{-2} \left(x(k+1) - c_{jl}^{[m]}(k)\right). \end{array} \right. \quad (48)$$

Тут варто відзначити, що вибір фаззифікатору $\beta = 2$ в (46) та (48) не дає жодних переваг порівняно з довільним значенням β у (45) і (47) відповідно, у зв'язку з чим пропонується використовувати різні значення параметра фаззифікації для кожного вузла пулу каскаду, після чого вибирати найкращий результат залежно від прийнятого критерію якості нечіткого кластерування.

Якість кластерування кожного вузла системи може бути оцінена за допомогою будь-якого з індексів, що використовується у задачах нечіткого кластерування.

Одним за найпростіших та разом з тим найефективніших індексів є так званий «коефіцієнт розбиття», що в онлайн режимі обчислюється за формулою

$$PC_j^{[m]}(k+1) = PC_j^{[m]}(k) + \frac{1}{k+1} \left(\sum_{l=1}^{m+1} \left(u_{jl}^{[m]}(k+1) \right)^2 - PC_j^{[m]}(k) \right). \quad (49)$$

Розрахунок коефіцієнту розбиття проводиться для кожного вузла системи разом з налаштуванням її параметрів, тобто співвідношення (47) та (49) реалізуються одночасно. На кожному такті навчання вузол $PC^{*[m]}$ визначає найкращий елемент каскаду, що забезпечує максимальне значення коефіцієнта розбиття у кожний поточний момент k , при цьому не виключається ситуація, коли в різні моменти обробки інформації «переможцями» виявляться різні вузли.

Кожен з каскадів розглянутої системи відрізняється від інших числом кластерів, на які розбивається оброблюваний потік даних. Тому, якщо вузли $PC_j^{[m]}$ і $PC^{*[m]}$ оцінюють якість кластеризації без урахування кількості сформованих класів, то вузли системи, позначені $XB^{[m]}$ та XB^* , оцінюють результати з урахуванням числа кластерів у кожному каскаді. У якості такого показника пропонується використовувати розширений індекс Ксі-Бені, який у рекурентній формі обчислюється згідно виразу

$$XB^{[m]}(k+1) = \frac{NX^{[m]}(k+1)}{DX^{[m]}(k+1)} = \frac{NX^{[m]}(k) + \frac{1}{k+1} \left(\sum_{l=1}^{m+1} \left(u_l^{[m]}(k+1) \right)^{\beta_{[m]}} \|x(k+1) - c_l^{[m]}(k+1)\|^2 - NX^{[m]}(k) \right)}{\min_{l \neq q} \|c_l^{[m]}(k+1) - c_q^{[m]}(k+1)\|^2}, \quad (50)$$

де $\beta_{[m]}$ – фаззіфікатор найкращого з вузлів m -ого каскаду. Таким чином, процес еволюції пропонованої системи зумовлений максимізуванням поточного значення показника якості кластерування потоку даних, що надходять на обробку в онлайн режимі.

У **п'ятому розділі** викладено результати проведених експериментальних досліджень та їх використання для розв'язання практичних задач інтелектуального аналізу даних.

Виконано програмну реалізацію запропонованого розширеного нео-фаззі нейрону. Продемонстровано, що розширені нео-фаззі нейрони мають покращені апроксимуючі властивості у порівнянні з традиційними аналогами. Досліджено залежність точності прогнозування розширеними нео-фаззі нейронами як штучно сгенерованих, так і реальних хаотичних часових рядів від порядку нечіткого висновування та кількості функцій належності. Проведено імітаційне моделювання запропонованої архітектури (що ґрунтується на розширених нео-фаззі нейронах) та методів навчання гібридної каскадної нейронної мережі, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді. Показано, що пропоновані нейрони-узагальнювачі реалізують оптимальний за точністю прогноз нелінійних стохастичних і хаотичних сигналів у онлайн режимі. Змодельовано запропоновану архітектуру з

оптимізацією пулу багатовимірних нейронів у кожному каскаді, що реалізує нелінійне багатовимірне перетворення даних в онлайн режимі. Показано, що запропоновані багатовимірні узагальнюючі елементи в режимі реального часу реалізують оптимальне об'єднання багатовимірних вихідних сигналів нейронів пулу каскадів. Проведено імітаційне моделювання запропонованої самонавчання архітектури і методу самонавчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для послідовного кластерування даних з автоматичним визначенням оптимальної кількості кластерів в онлайн режимі. Розв'язано практичну задачу нечіткого кластерування світлин для подальшого їх класифікування за умови невизначеності щодо кількості кластерів та рівня їх розмитості за допомогою запропонованої самонавчання гібридної системи. Розв'язано практичну задачу прогнозування витрат нормогодин для ремонтних робіт візків вагонів за допомогою запропонованої каскадної гібридної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує.

У **висновках** сформульовано наукові та практичні результати, що їх одержано у дисертаційній роботі. У **додатку** наведено акти про впровадження результатів дослідження.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі представлено результати, що відповідають меті дослідження, а саме - розробці нових гібридних еволюційних нейро-фаззі мереж і методів їх навчання з підвищеною швидкодією і можливостями інтерпретовності вихідного сигналу, а також параметричної та структурної адаптації в режимі послідовної обробки інформації. Проведені дослідження дозволили зробити такі висновки:

1. Виконано огляд стану проблеми інтелектуального аналізу даних, що послідовно надходять на опрацювання. На базі аналізу переваг і недоліків відомих методів зроблено висновок, що найбільш ефективними і пристосованими для обробки нелінійних нестационарних даних в онлайн режимі є методи обчислювального інтелекту, і в першу чергу, нейро-фаззі системи. Виявлено недоліки існуючих гібридних нейро-фаззі систем: неможливість функціонувати в онлайн режимі і відсутність механізмів структурної адаптації.

2. Вперше запропоновано архітектуру розширеного нео-фаззі нейрону, який дозволяє реалізовувати нечітке висновування за Такагі-Сугено довільного порядку, що характеризується покращеними апроксимуючими властивостями та підвищеною швидкодією, для опрацювання даних у послідовному режимі.

3. Вперше запропоновано архітектуру та методи навчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді для інтелектуального опрацювання даних, що надходять у послідовному режимі. Варто зазначити, що оптимізація пулу нейронів дуже доречна саме у разі застосування системи для аналізу даних у послідовному режимі, адже використання узагальнюючих нейронів дозволяє визначати оптимальний нейрон на кожному етапі функціонування системи, який з високою вірогідністю може змінюватися у випадку опрацювання сигналів нестационарних об'єктів.

4. Вперше запропоновано архітектуру та рекурентний метод навчання багатовимірного узагальнюючого елемента, що в режимі реального часу реалізує оптимальне об'єднання багатовимірних вихідних сигналів нейронів пулу каскаду.

5. Вперше запропоновано архітектуру та методи навчання багатовимірної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, з оптимізацією пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів у кожному каскаді для послідовного опрацювання. Запропоновані багатовимірні система та методи її навчання показали високу точність та переваги при вирішенні задач прогнозування нелінійних стохастичних і хаотичних багатовимірних сигналів у онлайн режимі порівняно з існуючими системами.

6. Вперше запропоновано архітектуру та методи самонавчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для послідовного кластерування даних з автоматичним визначенням локально оптимальної кількості кластерів.

7. Розв'язано практичну задачу нечіткого кластерування світлин для подальшого їх класифікування за умови невизначеності щодо кількості кластерів та рівня їх розмитості за допомогою запропонованої самонавчаної гібридної системи.

8. Розв'язано практичну задачу прогнозування витрат нормогодин для ремонтних робіт візків вагонів 61-425, 61-181, 47Д та 47К у ТОВ «Харківський вагонобудівний завод» за допомогою запропонованої каскадної гібридної нейро-мережі, що ґрунтується на розширених нео-фаззі нейронах.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Bodyanskiy Ye. The least squares support vector machine based on a neo-fuzzy neuron / Ye. Bodyanskiy, O. Tyshchenko, D. Kopaliani. – Computational Models for Business and Engineering Domains. Ed. G. Setlak, K. Markov. – ITHEA-Publisher: Rzeszow, Poland, Sofia, Bulgaria. – 2014. – P. 44-51.

2. Бодянський Є.В. Прогнозування багатовимірних нестационарних часових рядів на основі адаптивної нео-фаззі-моделі / Є.В. Бодянський, О.К. Тищенко, Д.С. Копаліані // Вісник НУ «Львівська політехніка». «Комп'ютерні науки та інформаційні технології». – 2012. – 744. – С. 312–118. (Входить до міжнародної наукометричної бази INSPEC.)

3. Bodyanskiy Ye. A hybrid cascade neural network with an optimized pool in each cascade / Ye. Bodyanskiy, O. Tyshchenko, D. Kopaliani // Soft Computing. – 2014. – 19(12). – С. 3445–3454. (Входить до міжнародних наукометричних баз SCOPUS, Web of Science.)

4. Bodyanskiy Ye. A Multidimensional Cascade Neuro-Fuzzy System with Neuron Pool Optimization in Each Cascade / Ye. Bodyanskiy, O. Tyshchenko, D. Kopaliani // International Journal of Information Technology and Computer Science. – 2014. – 6(8). – P. 11–17. (Входить до міжнародних наукометричних баз CrossRef, DOAJ, Index Copernicus, BASE, EBSCO.)

5. Плісс І.П. Гібридна каскадна оптимізована нейронна мережа / І.П. Плісс, О.К. Тищенко, Д.С. Копаліані // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – Запоріжжя: ЗНТУ. – 2014. – 1(30). – С. 129–134. (Входить до міжнародних наукометричних баз BASE, DOAJ, CroessRef, CiteFactor, EBSCO, INSPEC, Index Copernicus.)

6. Бодяньський Є.В. Багатовимірна каскадна нейро-фаззі система з оптимізацією пулу нейронів / Є.В. Бодяньський, О. К. Тищенко, Д. С. Копаліані // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Збірник наукових праць. Серія: Математичне моделювання в техніці та технологіях. – Харків: НТУ «ХПІ». – 2014. – 18(1061). – С. 17–26. (Входить до міжнародної наукометричної бази Ulrich's Periodicals Directory.)

7. Bodyanskiy Ye. An Extended Neo-Fuzzy Neuron and its Adaptive Learning Algorithm / Ye. Bodyanskiy, O. Tyschenko, D. Kopaliani // International Journal of Intelligent Systems and Applications. – 2015. – 7(2). – P. 21–26. (Входить до міжнародних наукометричних баз CrossRef, DOAJ, Index Copernicus, BASE, EBSCO.)

8. Bodyanskiy Ye. An Evolving Cascade Neuro-Fuzzy System for Data Stream Fuzzy Clustering / Ye. Bodyanskiy, O. Tyschenko, D. Kopaliani // International Journal of Computer Science and Mobile Computing. – 2015. – 4(9). – P. 270–275. (Входить до міжнародних наукометричних баз CrossRef, DOAJ, Index Copernicus, BASE, EBSCO.)

9. Бодянский Е.В. Адаптивное обучение гибридной каскадной нейронной сети с пулом нейронов / Е.В. Бодянский, А.К. Тищенко, Д.С. Копалиани // Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: сб. науч. трудов по материалам научн.-техн. конф, Железный Порт, 28–31 мая 2014г. – Херсон: ХНТУ, 2014. – С. 252–253.

10. Бодяньський Є.В. Нео-фаззі каскадна система зі змінним порядком вузлів у каскадах / Є.В. Бодяньський, О. К. Тищенко, Д. С. Копаліані // Теорія прийняття рішень: праці VII міжнародної школи-семінару, Ужгород, 29 вересня – 4 жовтня 2014р. – Ужгород: УжНУ. – 2014. – С. 49–50.

11. Бодянский Е.В. Адаптивное обучение каскадной нейро-фаззі сети на основе расширенных нео-фаззі-нейронов / Е.В. Бодянский, А.К. Тищенко, Д.С. Копалиани // Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: материалы международной научной конференции, Железный Порт, 25–29 мая 2015г. – Херсон: ХНТУ, 2015. – С. 255–257.

12. Bodyanskiy Ye. A cascade neuro-fuzzy system for high-dimensional data clustering in a sequential mode / Ye. Bodyanskiy, I Pliss, O. Tyschenko, D. Kopaliani // Advances in Data Science: proc. International Workshop and Networking Event, Poland, Hołny Mejera, May 6 – 8, 2015. – Bialystok: BUT, 2015. – P.11.

13. Bodyanskiy Ye. An evolving neuro-fuzzy system for online fuzzy clustering / Ye. Bodyanskiy, O. Tyschenko, D. Kopaliani // Computer Science & Information Technologies: proc. International Conference, Ukraine, Lviv, September 14–17, 2015. – Lviv Polytechnic National University, 2015. – P. 158–161. (Входить до міжнародної наукометричної бази IEEE.)

АНОТАЦІЯ

Копаліані Д.С. Еволюційні нейро-фаззі мережі з каскадною структурою для 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, 2016.

Метою дисертаційної роботи є розробка каскадних еволюційних штучних нейро-фаззі мереж і методів їх навчання з підвищеною швидкістю і можливостями інтерпретовності вихідного сигналу, а також параметричного та структурного налаштування в режимі послідовного опрацювання інформації.

Виконано огляд стану проблеми інтелектуального аналізу даних, що послідовно надходять на опрацювання. Запропоновано архітектуру розширеного нео-фаззі нейрону, який дозволяє реалізовувати нечітке висновування за Такагі-Сугено довільного порядку, що характеризується покращеними апроксимуючими властивостями та підвищеною швидкістю, для опрацювання даних у послідовному режимі. Запропоновано архітектуру та методи навчання каскадної нейро-фаззі мережі, що еволюціонує, з оптимізацією пулу нейронів у кожному каскаді для інтелектуального опрацювання даних, що надходять у послідовному режимі. Запропоновано архітектуру та рекурентний метод навчання багатовимірного узагальнюючого елементу, що в режимі реального часу реалізує оптимальне об'єднання багатовимірних вихідних сигналів нейронів пулу каскаду. Запропоновано архітектуру та методи навчання багатовимірної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, з оптимізацією пулу багатовимірних нео-фаззі нейронів у кожному каскаді для послідовного опрацювання. Запропоновані багатовимірна система та методи її навчання показали високу точність та переваги при вирішенні задач прогнозування нелінійних стохастичних і хаотичних багатовимірних сигналів у онлайн режимі порівняно з існуючими системами. Запропоновано архітектуру та методи самонавчання каскадної нейро-фаззі системи, що еволюціонує, для послідовного кластерування даних з автоматичним визначенням локально оптимальної кількості кластерів. Розв'язано практичну задачу нечіткого кластерування світлин для подальшого їх класифікування за умови невизначеності щодо кількості кластерів та рівня їх розмитості за допомогою запропонованої самонавчання гібридної системи. Розв'язано практичну задачу прогнозування витрат нормогодин для ремонтних робіт візків вагонів 61-425, 61-181, 47Д та 47К у ТОВ «Харківський вагонобудівний завод» за допомогою запропонованої каскадної гібридної нейро-мережі, що ґрунтується на розширених нео-фаззі нейронах.

Ключові слова: інтелектуальний аналіз даних, еволюційні нейро-фаззі системи, штучні нейронні мережі, розширений нео-фаззі нейрон, нечітке кластерування.

АННОТАЦІЯ

Копалиани Д.С. Эволюционирующие нейро-фаззи сети с каскадной структурой для 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, 2016.

Целью диссертационной работы является разработка каскадных эволюционирующих искусственных нейро-фаззи сетей и методов их обучения с повышенным быстродействием и возможностями интерпретируемости выходного

сигнала, а также параметрической и структурной настройки в режиме последовательной обработки информации.

Выполнен обзор состояния проблемы интеллектуального анализа данных, последовательно поступающих на обработку. Предложена архитектура расширенного нео-фаззи нейрона, который позволяет реализовать нечеткий вывод по Такаги-Сугено произвольного порядка и характеризуется улучшенными аппроксимирующими свойствами и повышенным быстродействием для обработки данных в последовательном режиме. Предложена архитектура и методы обучения каскадной эволюционирующей нейро-фаззи сети с оптимизацией пула нейронов в каждом каскаде для интеллектуальной обработки данных в онлайн режиме. Предложены архитектура и рекуррентный метод обучения многомерного обобщающего элемента, который в режиме реального времени реализует оптимальное объединение многомерных выходных сигналов нейронов пула каскада. Предложены архитектура и методы обучения многомерной эволюционирующей нейро-фаззи системы с оптимизацией пула многомерных нео-фаззи нейронов в каждом каскаде для последовательной обработки информации. Предложенные многомерная система и методы ее обучения показали высокую точность и преимущества при решении задач прогнозирования нелинейных стохастических и хаотических многомерных сигналов в онлайн режиме по сравнению с существующими системами. Предложены архитектура и методы самообучения эволюционирующей каскадной нейро-фаззи системы для последовательной кластеризации данных с автоматическим определением количества кластеров. Решена задача нечеткой кластеризации фотографий для дальнейшего их классификации в условиях неопределенности относительно количества кластеров и уровня их размытости с помощью предложенной самообучаемой гибридной системы. Решена задача прогнозирования расхода нормочасов для ремонтных работ тележек вагонов 61-425, 61-181, 47Д и 47К в ООО «Харьковский вагоностроительный завод» с помощью предложенной каскадной гибридной нейронной сети, основанной на расширенных нео-фаззи нейронах.

Ключевые слова: интеллектуальный анализ данных, эволюционирующие нейро-фаззи системы, искусственные нейронные сети, расширенный нео-фаззи нейрон, нечеткая кластеризация.

ABSTRACT

Kopaliani D.S. Evolving cascaded neuro-fuzzy system for intelligent data analysis. – Manuscript.

The 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, 2016.

The thesis is devoted to research and development of evolving cascaded neuro-fuzzy systems for intelligent data analysis in an online mode.

The extended neo-fuzzy neuron and its adaptive learning algorithm are proposed. The proposed neuron implements arbitrary order Takagi-Sugeno fuzzy inference and is proven to have enhanced approximating capabilities as well as high operating speed and therefore

is an eligible base unit for the sought-for evolving systems.

The thesis proposes a number of architectures (both single and multiple output) specifically designed to process nonstationary data in an online mode, utilizing proposed “generalizing” units, that produce the optimal output signal based on signals generated by each neuron in a cascade pool. Such technique has demonstrated its effectiveness in growing data samples especially in case of significant properties drift over time.

The evolving system for fuzzy data stream clustering is proposed that is unique in its capability of detecting the optimal number of clusters as it operates.

An experimental study of the properties and characteristics of the developed methods is carried out and recommendations on their use in solving practical tasks are proposed.

Keywords: intelligent data analysis, evolving neuro-fuzzy systems, artificial neural networks, extended neo-fuzzy neurons, fuzzy clustering.