

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

**ШКУРО КРИСТИНА ОЛЕКСАНДРІВНА**

УДК 004.032.26

**МЕТОДИ НАВЧАННЯ НЕЙРО-ФАЗЗИ МЕРЕЖ  
ЗІ СПЕЦІАЛІЗОВАНИМИ АРХІТЕКТУРАМИ**

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, старший науковий співробітник,  
**Попов Сергій Віталійович**,  
Харківський національний університет радіоелектроніки,  
головний науковий співробітник проблемної науково-  
дослідної лабораторії автоматизованих систем управління.

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

кандидат технічних наук, доцент,  
**Субботін Сергій Олександрович**,  
Запорізький національний технічний університет,  
професор кафедри програмних засобів.

Захист відбудеться «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2014 р. о \_\_\_ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д64.052.01 в Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

З дисертацією можна ознайомитися в 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.** Переважна більшість сучасних методів навчання штучних нейронних і нейро-фаззі мереж (ШНМ і НФМ) орієнтована на роботу з універсальними архітектурами цих мереж, тобто не враховують заздалегідь відомі властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує. З одного боку, ці методи простіші та в багатьох випадках забезпечують бажану якість обробки інформації. З іншого боку, є класи задач, де пред'являються підвищені вимоги до точності апроксимації, необхідне локальне оцінювання цієї точності, існують обмеження щодо обсягу навчальних вибірок тощо. В цих умовах універсальні ШНМ і НФМ можуть вже не забезпечувати необхідний результат або бути взагалі неадекватними через нестачу даних для їх навчання.

Виходом у такій ситуації може стати застосування НФМ зі спеціалізованими архітектурами, які мають меншу кількість параметрів, що настроюються, і здатні враховувати апріорну інформацію, накопичену експертами предметної області або отриману з навчальних вибірок за допомогою методів інтелектуального аналізу даних. До таких НФМ відносяться мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що містять синапси різних типів (включаючи нечіткі) і які є узагальненням декількох популярних архітектур ШНМ і НФМ, зокрема багат шарових перцептронів, фаззі мереж Колмогорова та інших. Архітектура мережі на базі гібридних нейроподібних елементів може бути частково або повністю визначена (спеціалізована) шляхом вибору типів і параметрів її синапсів. Побудова повністю визначеної мережі передбачає, по суті, знання фізичної моделі функціонування досліджуваної системи, що є мало ймовірним на практиці, оскільки в таких випадках застосування НФМ є недоцільним. Тому зазвичай доводиться мати справу з частково визначеною архітектурою, частина параметрів якої також може бути відомою. Таким чином, окремі елементи архітектури мережі і частина її параметрів будуть визначені, а частину архітектури і параметрів, що залишилася, буде необхідно настроювати за даними навчальної вибірки.

За таких умов застосування відомих методів оптимізації архітектури і параметрів виявляється неможливим, оскільки вони не збережуть задані на основі апріорної інформації значення, а можуть їх використовувати лише в якості початкової точки пошуку, що, ймовірно, підвищить якість навчання відносно випадкової ініціалізації, але не задовольнить постановці задачі.

Таким чином, на сьогоднішній день актуальною є наукова задача розробки нових методів навчання нейро-фаззі мереж із спеціалізованими архітектурами, що включають настроювання їх архітектури та параметрів з урахуванням апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетної НДР «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту із змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458). В рамках зазначеної НДР здобувачем в якості виконавця розроблено метод синтезу архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів для вирішення задачі інтелектуального аналізу даних з ураху-

ванням апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує.

**Мета і задачі дослідження.** Метою роботи є розробка нових методів навчання нейро-фаззі мереж із спеціалізованими архітектурами, що включають настроювання їх архітектури та параметрів з урахуванням апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує. Досягнення поставленої мети здійснюється шляхом вирішення таких основних задач:

- аналіз існуючих методів навчання нейронних і нейро-фаззі мереж;
- створення методу настроювання архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що враховує апріорну інформацію про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує;
- створення методу навчання мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що має властивості глобальної оптимізації і враховує специфіку мереж на базі гібридних нейроподібних елементів;
- створення методу локального оцінювання точності обробки інформації мережею на базі гібридних нейроподібних елементів;
- розв'язання за допомогою розроблених методів тестових і реальних задач різної фізичної природи.

*Об'єкт дослідження* – процес обробки інформації за допомогою нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами.

*Предмет дослідження* – методи настроювання архітектури і параметрів нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами.

*Методи дослідження:* теорія штучних нейронних і нейро-фаззі мереж, що дозволила розробити нову архітектуру мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності і новий метод кодування архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів; теорія оптимізації, що дозволила розробити новий метод настроювання архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів і удосконалити існуючі методи навчання цих мереж; імітаційне моделювання, яке підтвердило достовірність отриманих теоретичних результатів; математична статистика, що дозволила досліджувати результати експериментів.

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

- вперше запропоновано метод синтезу архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що включає метод кодування архітектури і параметрів мережі та еволюційний метод настроювання архітектури мережі, що відрізняється універсальністю і наявністю шаблону, який задає обмеження на основі апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує, а також можливістю компромісного вибору між локальним і глобальним пріоритетами в ході еволюційного пошуку, що дозволило знизити складність синтезованих архітектур;
- вперше запропоновано архітектуру мережі на базі гібридних нейроподібних елементів для оцінювання точності апроксимації, що відрізняється наявністю блоку оцінювання точності, який, у свою чергу, є повноцінною мережею на базі гібридних нейроподібних елементів, повністю пов'язаною з усіма вузлами

основної мережі, що дозволило знизити рівень невизначеності при прийнятті рішень на базі одержуваних апроксимацій за рахунок наявності локальних оцінок точності апроксимації;

– удосконалено метод  $\Psi$ -перетворення для навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється введенням обмежень у вигляді нерівностей на параметри мережі, що настроюються, які дозволяють виділити одну еквівалентну область в просторі параметрів, і уточненням одержуваної оцінки координат глобального екстремуму за допомогою вдосконаленого гравітаційного пошуку, що дозволило істотно скоротити гіпероб'єм області пошуку і підвищити точність знаходження глобального екстремуму;

– отримав подальший розвиток метод синтезу мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється двоетапною структурною та параметричною оптимізацією мережі, яка виконується роздільно для основної мережі й блоку оцінювання точності апроксимації і використовує запропоновані в роботі методи еволюційного настроювання архітектури та модифікований метод  $\Psi$ -перетворення, що дозволило ефективно настроювати архітектуру і параметри мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності.

**Практичне значення одержаних результатів.** Отримані в дисертаційній роботі результати дозволяють в різних аспектах підвищити якість вирішення задачі навчання нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами і можуть застосовуватися при вирішенні конкретних задач як окремо, так і в сукупності.

Еволюційний метод настроювання архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів використано в ПАТ «Крименерго» при вирішенні задачі прогнозування ожеледного навантаження на повітряні лінії електропередачі 35 кВ ПС «Підгірна» – ПС «Орджонікідзе» (акт від 17.04.2012). Це дозволило оптимізувати архітектуру прогноуючих моделей, що призвело до зменшення кількості синаптичних ваг мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, а це, в свою чергу, дозволило проводити їх навчання на менших за обсягом вибірках і поліпшило їх узагальнюючі властивості. Даний комплекс заходів привів до підвищення точності прогнозування ожеледного навантаження на повітряні лінії електропередачі, внаслідок чого знизився ризик виникнення аварійних ситуацій та відключення споживачів електроенергії.

Результати дисертаційної роботи, пов'язані з розробкою методів синтезу архітектури та навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів за наявності часткової апріорної інформації про властивості даних і процесів, які їх генерують, а також архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності впроваджені в навчальний процес на кафедрі штучного інтелекту в курсах «Нейромеревеві методи обчислювального інтелекту» і «Інтелектуальний аналіз даних» (акт від 27.05.2013) та в науково-дослідні роботи Харківського національного університету радіоелектроніки (акт від 10.06.2013).

**Особистий внесок здобувача.** Основні положення і результати дисертаційної роботи одержані здобувачем самостійно. У роботах, написаних у співавторстві, здобувачеві належить: [1] – еволюційний метод настроювання архітектури мережі в задачі прогнозування ожеледного навантаження, [2] – імітаційне моделювання методу настроювання архітектури мережі, [3] – метод врахування апріорної

інформації в ході еволюційного настроювання архітектури та параметрів мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, [4] – модифікований метод  $\Psi$ -перетворення для навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, [5] – метод навчання мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності на основі модифікованого методу гравітаційного пошуку, [6] – архітектура мережі на базі гібридних нейроподібних елементів для оцінювання точності апроксимації, [7] – метод настроювання архітектури та параметрів мережі на базі гібридних нейроподібних елементів за допомогою еволюційного підходу, [8] – архітектура мережі на базі гібридних нейроподібних елементів в задачі прогнозування ожеледного навантаження, [9] – метод знаходження кількості прихованих шарів і елементів у кожному з них за допомогою еволюційного підходу, [10] – застосування нейромережевого підходу в задачі прогнозування ожеледного навантаження, [12] – метод кодування архітектури мережі й еволюційний метод її настроювання, [13] – метод уточнення координат глобального екстремуму після застосування модифікованого методу  $\Psi$ -перетворення.

**Апробація результатів дисертації.** Основні результати роботи доповідалися та обговорювалися на 17-й міжнародній конференції з автоматичного управління «Автоматика-2010» (Харків, 2010); 15-му Ювілейному міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка і молодь в ХХІ столітті» (Харків, 2011); Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні системи і технології в енергетиці та житлово-комунальній сфері» ІСТЕ-2011 (Ялта, 2011); 10-й міжнародній науковій конференції «Нейромережеві технології та їх застосування» НСТП-2011 (Краматорськ, 2011); 1-й міжнародній науково-технічній конференції «Оптимальне керування електроустановками» ОКЕУ-2011 (Вінниця, 2011); 7th International Conference «Neural Networks and Artificial Intelligence» ICNNAI-2012 (Мінськ, 2012); 6-й міжнародній науково-технічній конференції «Керування режимами роботи об'єктів електричних та електромеханічних систем» КРЕС-2013 (Донецьк, 2013); 2-й міжнародній науково-технічній конференції «Інформаційні системи та технології» ІСТ-2013 (Євпаторія-Харків, 2013).

**Публікації.** Основні положення дисертаційної роботи опубліковані в 13 наукових роботах: 8 статей у періодичних виданнях з технічних наук, з яких 1 стаття в зарубіжному науковому журналі і 7 статей у виданнях, включених до переліку МОН України, в тому числі, 1 стаття в електронному періодичному фаховому виданні, 2 статті в журналах, що входять до міжнародних наукометричних баз, 5 публікацій у працях 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 145 сторінок (з них 124 – основного тексту), 32 рисунка, 7 таблиць, 3 окремі сторінки займають рисунки і таблиці, список використаних джерел, що включає 134 найменування та займає 14 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 проблеми навчання нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами. Наведено класифікацію архітектур НФМ, розглянуто основні етапи побудови НФМ зі спеціалізованими архітектурами: вибір системи інформативних ознак, синтез архітектури мережі, навчання мережі. Докладно розглянуті сучасні методи, що застосовуються на кожному етапі. Серед методів синтезу архітектури НФМ велику увагу приділено генетичним алгоритмам, оскільки цей підхід має ряд істотних переваг: універсальність, відсутність обмежень на властивості розв'язуваної задачі, розширюваність за рахунок застосування нових генетичних операторів. Проведено аналіз популярних методів навчання ШНМ і НФМ нульового, першого і другого порядків, наведено їх переваги і недоліки.

На основі проведеного аналізу визначено задачу дослідження, яка полягає в створенні методів настроювання архітектури та навчання НФМ зі спеціалізованими архітектурами, а також вирішення з їх допомогою тестових і реальних задач.

У **другому розділі** розглянуто мережу на базі гібридних нейроподібних елементів, яка забезпечує гнучкий вибір між універсальними і спеціалізованими архітектурами, що дозволяє враховувати апріорну інформацію про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує, при проектуванні мережі.

Вперше запропоновано метод синтезу архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів на базі еволюційного підходу. Оскільки в загальному випадку кількість прихованих шарів мережі й нейроподібних елементів у кожному з них заздалегідь невідома, для визначення архітектури зручно використовувати матрицю зв'язності вузлів мережі  $C$  виду (показана матриця для  $n = 3$  вхідних вузлів,  $h = 10$  максимальної кількості прихованих вузлів,  $m = 2$  вихідних вузлів):

$$C = \begin{pmatrix} \times & \times & \times & S_1 & S_4 & \cdots & S_{53} & S_{64} & S_{76} & S_{89} \\ \times & \times & \times & S_2 & S_5 & \cdots & S_{54} & S_{65} & S_{77} & S_{90} \\ \times & \times & \times & S_3 & S_6 & \cdots & S_{55} & S_{66} & S_{78} & S_{91} \\ \times & \times & \times & \times & S_7 & \cdots & S_{56} & S_{67} & S_{79} & S_{92} \\ \times & \times & \times & \times & \times & \cdots & S_{57} & S_{68} & S_{80} & S_{93} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \times & \times & \times & \times & \times & \cdots & \times & S_{75} & S_{87} & S_{100} \\ \times & \times & \times & \times & \times & \cdots & \times & \times & S_{88} & S_{101} \\ \times & \times & \times & \times & \times & \cdots & \times & \times & \times & \times \\ \times & \times & \times & \times & \times & \cdots & \times & \times & \times & \times \end{pmatrix}, \quad (1)$$

де  $S_l$  – синапси, що містять інформацію про тип, структуру і параметри для кожного зв'язку в мережі;

$$l = 1, 2, \dots, N_s;$$

$N_s$  – максимальна кількість синапсів у мережі, яка з урахуванням обмежень на пряму передачу інформації складає

$$N_s = \frac{h(h-1)}{2} + hn + hm + nm. \quad (2)$$

Кожен синапс  $S_i$  містить набір структурних параметрів і синаптичних ваг. Перший параметр завжди є ознакою типу синапсу і приймає значення від 1 до 4 (1 – лінійний синапс, 2 – синапс-фільтр з нескінченною імпульсною характеристикою, 3 – синапс-фільтр із скінченною імпульсною характеристикою, 4 – нелінійний синапс на основі нечіткої системи) або 0, якщо зв'язок відсутній. Наступні параметри залежать від конкретного типу синапсу. Набір можливих типів синапсів може розширюватися в міру необхідності. В результаті, для перерахованих типів синапсів маємо такі вектори параметрів:

- для лінійного синапсу

$$S^{lin} = (1, w); \quad (3)$$

- для синапсу-фільтру з нескінченною імпульсною характеристикою

$$S^{IR} = (2, d_w, d_v, w_0, w_1, \dots, w_{d_w}, v_1, \dots, v_{d_v}); \quad (4)$$

- для синапсу-фільтру із скінченною імпульсною характеристикою

$$S^{FIR} = (3, d_w, w_0, w_1, \dots, w_{d_w}); \quad (5)$$

- для нелінійний синапс на основі нечіткої системи

$$S^{NF} = (4, r, c_0, c_1, \dots, c_r, c_{r+1}, w_1, \dots, w_r), \quad (6)$$

де  $w_j, v_j$  – синаптичні ваги;

$d_w, d_v$  – кількості елементів затримки у відповідних фільтрах;

$r$  – кількість функцій належності;

$c_j$  – центри функцій належності.

Запропонований спосіб кодування архітектури дозволяє задавати мережі з довільною кількістю прихованих шарів і елементів у кожному з них, при цьому допускаються як неповнозв'язні архітектури, так і наскрізні зв'язки, що обмина-



ють один або кілька прихованих шарів. Якщо задіяні всі синапси мережі, заданої матрицею (1), то отримаємо повнозв'язну архітектуру з прямою передачею інформації (рис. 1), де кожен вузол з'єднано з усіма подальшими вузлами. Важливо зауважити, що всі архітектури з меншою кількістю прихованих вузлів і зв'язків між вузлами є окремими випадками цієї архітектури і можуть бути отримані з неї в ході еволюційного пошуку.

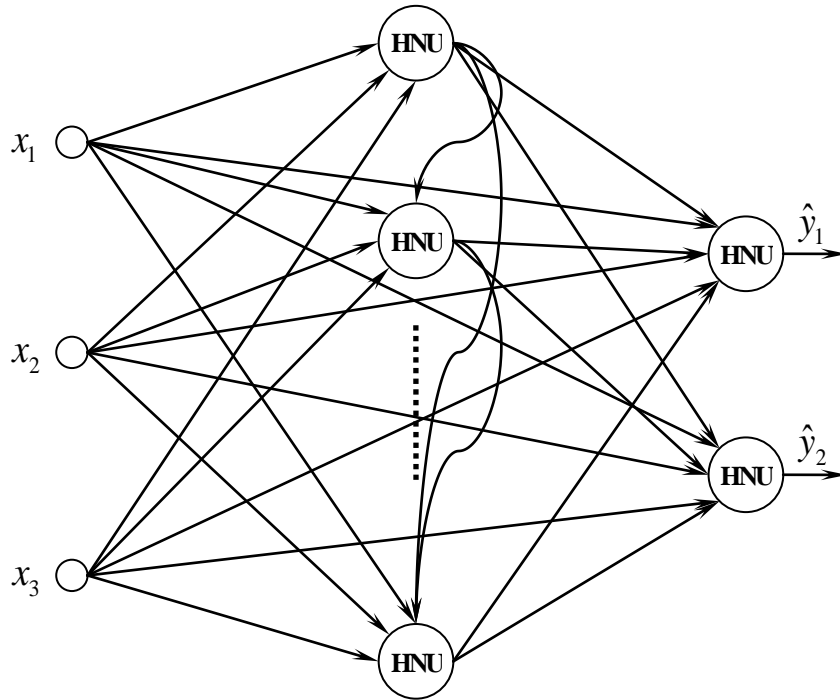


Рисунок 1 – Повнозв'язна архітектура мережі з прямою передачею інформації на базі гібридних нейроподібних елементів

Матриця зв'язності  $C$  перетворюється на хромосому  $G$ , що відповідає за представлення мережі в процесі еволюційного пошуку, таким чином

$$G = (g_1, g_2, \dots, g_{N_s}), \quad (7)$$

де  $g_l$  – гени, які, в свою чергу, представляються векторами

$$g_l = (p_l^0, \dots, p_l^4, p_l^S, p_l^W, S_l), \quad (8)$$

де  $p_l^0, \dots, p_l^4$  – імовірність вибору відповідного типу синапсу в процесі еволюції,  $p_l^0 + \dots + p_l^4 = 1$ ;

$p_l^S$  – імовірність зміни структурних параметрів синапсу в процесі еволюції;

$p_l^W$  – імовірність зміни синаптичних ваг синапсу в процесі еволюції.



Цю процедуру повторюють для нової (скороченої) матриці зв'язності і так доти, поки на черговій ітерації матриця не залишиться незмінною. Після цього синапси в матриці зв'язності перенумеровуються, оскільки вона має менший розмір, ніж первинна (якщо здійснювалося хоча б одне видалення вузла мережі), і на її основі створюється нова (спрощена) хромосома.

Умовою життєздатності хромосоми є існування шляху від кожного входу мережі хоча б до одного з її виходів та існування шляху від хоча б одного входу мережі до кожного з її виходів. Якщо послабити умову обов'язкового задіяння всіх входів мережі, то в ході еволюції автоматично виконуватиметься і вибір вхідних сигналів, тобто буде вирішуватися задача вибору системи інформативних ознак. У цьому випадку в умові життєздатності генотипу зберігається тільки друга частина: існування шляху від хоча б одного входу мережі до кожного з її виходів. Якщо якась із згенерованих хромосом виявляється нежиттєздатною, вона генерується заново.

В процесі генерування нових поколінь ключову роль відіграють чотири аспекти:

- збереження кращих хромосом («еліта»);
- обмін інформацією між хромосомами (рекомбінація);
- глобальний пошук (генерація нових хромосом);
- локальний пошук (мутація).

Частки «еліти»  $N_E$  (яка потім піддається мутації зі збереженням найкращої хромосоми у кожному поколінні), рекомбінація  $N_X$  і нових хромосом  $N_N$  ( $N_E + N_X + N_N = N_G$ ) зазвичай вибираються перед початком еволюційного процесу, виходячи з емпіричних міркувань, і можуть змінюватися в ході еволюції: на початку процесу пріоритет слід віддавати глобальному пошуку, а до його закінчення збільшувати частку еліти з метою уточнення кращих результатів (локальний пошук).

**В третьому розділі** розглянуто особливості навчання мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що викликають труднощі у знаходженні оптимального набору синаптичних ваг. Зокрема, це висока розмірність оптимізаційної задачі, складність рельєфу критерію навчання, розриви похідних критерію навчання. За основу для побудови методу навчання мережі на базі гібридних нейроподібних елементів запропоновано використати метод  $\Psi$ -перетворення, що має глобальні пошукові можливості та не потребує диференційовності критерію навчання. Для подолання обмежень притаманних цьому методу в задачі навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів в роботі запропоновано його удосконалити шляхом введення обмежень у вигляді нерівностей на параметри мережі, що настраюються. Для цього введено поняття прихованого елемента і групи еквівалентних елементів мережі.

Прихованим елементом мережі називається гібридний нейроподібний елемент, який не має зв'язків з жодним з виходів мережі. Так, в багатошаровому персептроні всі нейрони прихованих шарів мережі є прихованими елементами. Кожен прихований елемент створює знакову симетрію в просторі параметрів за умови, що його активаційна функція і функції всіх синапсів, з'єднаних з його ви-

ходом, є непарними функціями. Завдяки знаковій симетрії функція мережі залишиться незмінною, якщо одночасно інвертувати знаки синаптичних ваг на всіх входах і виходах прихованого елемента. При виконанні цих умов виділення однієї еквівалентної області знакової симетрії досягається накладенням обмеження на параметр зміщення цього прихованого елемента:

$$w_{j_0} \geq 0, \quad (11)$$

де  $w_{j_0}$  – параметр зміщення  $j$ -го прихованого елемента мережі.

Група еквівалентних елементів мережі – два або більше прихованих елементів, що мають однаковий тип та однакові (за типами і структурними параметрами синапсів, а також напрямком) набори вхідних і вихідних зв'язків. У багатошаровому перцептроні групу еквівалентних елементів складає кожен прихований шар мережі. Кожна група еквівалентних елементів створює перестановочну симетрію в просторі параметрів мережі, оскільки довільна зміна порядку нумерації прихованих елементів в групі не впливає на функцію, що реалізує мережа. При цьому виділення однієї еквівалентної області досягається накладенням обмеження на параметри зміщення прихованих елементів кожної групи у вигляді:

$$w_{10}^{[s]} < w_{20}^{[s]} < \dots < w_{h^{[s]}0}^{[s]}, \quad (12)$$

де  $w_{j_0}^{[s]}$  – параметр зміщення  $j$ -го прихованого елемента  $s$ -ї групи;

$h^{[s]}$  – кількість прихованих елементів в  $s$ -й групі.

Таким чином, перед застосуванням методу  $\Psi$ -перетворення для параметричної оптимізації мережі на базі гібридних нейроподібних елементів необхідно проаналізувати її архітектуру і визначити всі приховані елементи мережі, що створюють знакову симетрію, а також всі групи еквівалентних елементів мережі, що створюють перестановочну симетрію. У відповідності з цими даними створюються системи обмежень виду (11) для всіх груп еквівалентних елементів мережі та виду (12) для всіх груп прихованих елементів мережі. Кожне обмеження виду (11) скорочує гіпероб'єм області пошуку в просторі параметрів вдвічі, а кожне обмеження виду (12) забезпечує скорочення ще в  $h^{[s]}!$  разів. У підсумку, загальне скорочення гіпероб'єму області пошуку може досягати для складних архітектур декількох десятків порядків.

Метод  $\Psi$ -перетворення забезпечує оцінку координат глобального екстремуму, для уточнення якої в роботі запропоновано використовувати модифікований метод гравітаційного пошуку. В основі методу гравітаційного пошуку лежить поняття гравітаційної сили  $F^{ij}(t)$ , що діє на поточній ітерації пошуку  $t$  між будь-якими двома пошуковими агентами  $w^i$  і  $w^j$ ,  $i \neq j$ , що є точками в просторі пошуку:

$$F^{ij}(t) = g(t) \frac{M^i(t)M^j(t)}{R^{ij}(t) + \beta} (w^j(t) - w^i(t)), \quad (13)$$

де  $g(t)$  – поточне значення гравітаційної постійної;

$M^i(t)$  – поточне значення маси агента  $w^i$ ;

$R^{ij}(t)$  – поточна евклідова відстань між агентами  $w^i$  і  $w^j$ ;

$\beta$  – невелика позитивна константа, що обмежує силу  $F^{ij}(t)$  при малих значеннях  $R^{ij}(t)$ .

Стандартний метод гравітаційного пошуку має істотний недолік. Оскільки гравітаційна сила завжди притягує агентів один до одного, це унеможливорює дослідження простору пошуку поза зоною, обмеженою поточним положенням агентів. Для подолання цього недоліку в роботі запропоновано модифікувати метод гравітаційного пошуку, ввівши в нього деякі елементи комплекс-методу Боксу, а саме, на кожній ітерації знаходити агента  $w^{\max}$  з максимальним значенням помилки  $E^{\max}(t)$  і замінювати його новим агентом  $w^{\text{new}}$ , здійснюючи відбиття координат відносно центра ваги всіх агентів  $w^C$

$$w^{\text{new}} = w^C + \alpha(w^C - w^{\max}), \quad (14)$$

де  $\alpha > 1$  – коефіцієнт відбиття.

У **четвертому розділі** розглянуто існуючі підходи до проблеми локального оцінювання точності апроксимації, показано, що усереднена по всій вибірці оцінка точності в багатьох випадках є недостатньою для обґрунтованого прийняття рішень. Сформульовано вимоги до методу локального оцінювання точності за допомогою мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, а саме:

- метод не повинен накладати ніяких обмежень на архітектуру основної мережі, оскільки в ході еволюційного настроювання архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів може бути отримана мережа довільної структури, яка міститиме будь-які синапси з набору допустимих;

- оцінювання точності має виконуватися за довільним критерієм, який не залежить від критерію навчання основної мережі;

- оцінювання точності повинно виконуватися незалежно для кожного спостереження, що апроксимується;

- метод локального оцінювання точності повинен мати можливість отримувати вхідні, внутрішні та вихідні сигнали основної мережі, а також додаткові зовнішні сигнали.

Повнозв'язна архітектура запропонованої мережі для розглянутого вище простого випадку з  $n = 3$  вхідними вузлами і  $m = 2$  вихідними вузлами (рис. 1), а також одним додатковим вхідним сигналом  $x_4$  представлена на рис. 2.

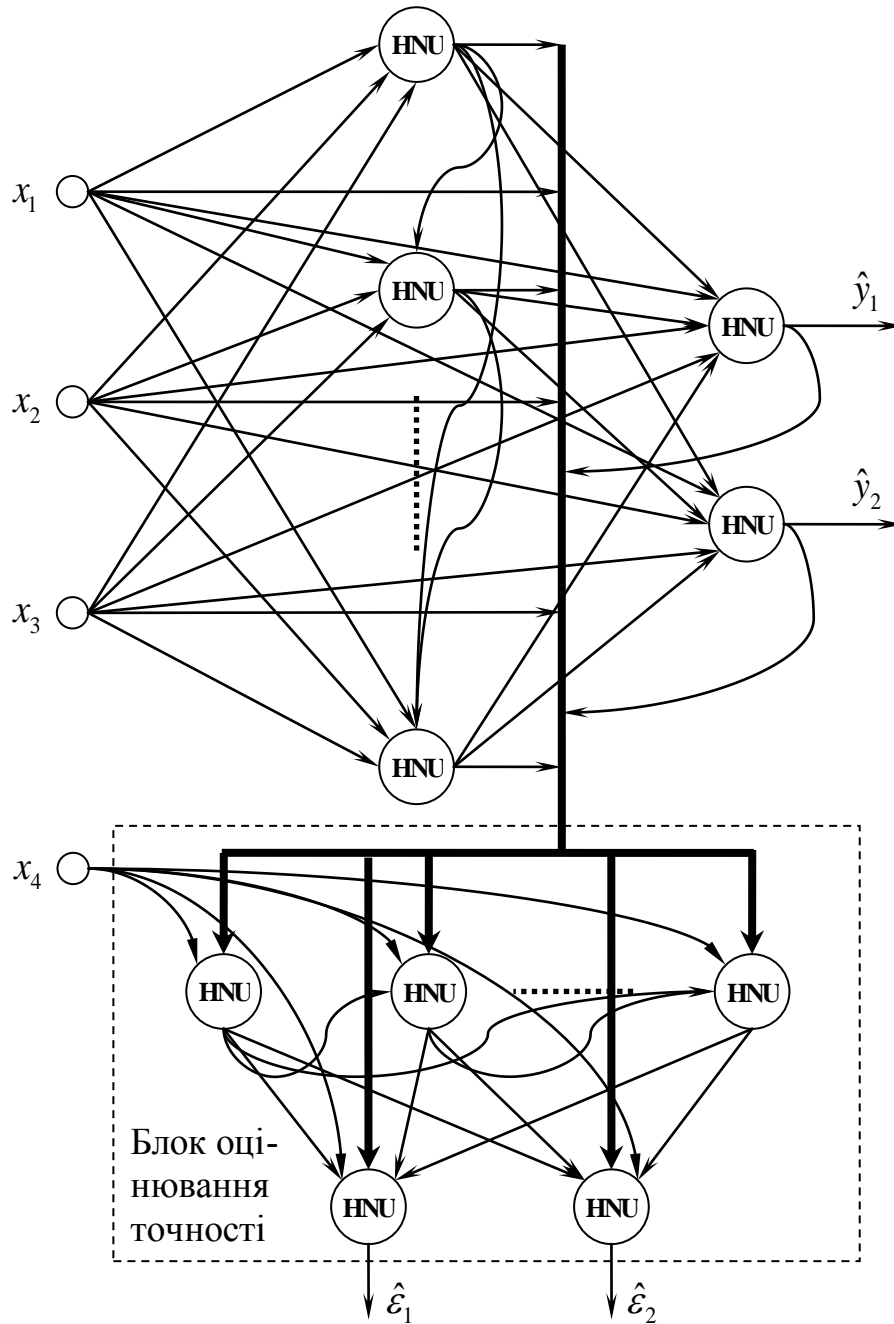


Рисунок 2 – Повнозв’язна архітектура мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності

Створюється така мережа за наступною двоетапною процедурою. На першому етапі генерується архітектура відповідно до рис. 1, виконуються всі етапи її структурної оптимізації та навчання для апроксимації досліджуваної залежності

$$y(k) = \Phi(x(k)). \quad (15)$$

На цьому етапі, маючи навчальні сигнали  $y(k)$  і вихідні сигнали мережі  $\hat{y}(k)$ , розраховуються значення критерію точності апроксимації  $\varepsilon(k)$  для кожного значення  $k$  на навчальній і перевірочній вибірках.

На другому етапі фіксується архітектура і параметри мережі, отриманої в ході виконання першого етапу, і до неї додається блок оцінювання точності (рис. 2), входними сигналами якого стають все входні, внутрішні та вихідні сигнали основної мережі, а також додаткові входні сигнали при необхідності. Навчальним сигналом для блоку оцінювання точності стають значення  $\varepsilon(k)$ , отримані на перевірочній вибірці. Здійснюється настроювання архітектури та навчання блоку оцінювання точності (основна мережа при цьому більш не настроюється, а слугує лише джерелом сигналів). Після виконання обох етапів отримана мережа функціонує, як єдине ціле. При подачі на вхід сигналів  $x_1(k), \dots, x_4(k)$  отримуємо на виході апроксимовані вихідні значення  $\hat{y}_1(k), \hat{y}_2(k)$  й оцінки точності апроксимації  $\hat{\varepsilon}_1(k), \hat{\varepsilon}_2(k)$ .

Ця двоетапна процедура реалізується з використанням запропонованих вище еволюційного методу настроювання архітектури та удосконаленого методу навчання на основі  $\Psi$ -перетворення. Для цього на другому етапі застосовується розширена матриця зв'язності  $C^+$ , що додатково включає вузли блоку оцінювання точності. При настроюванні архітектури мережі на другому етапі застосовується шаблон  $\bar{G}^+ = (\bar{g}_1, \bar{g}_2, \dots, \bar{g}_{N_s}, \dots, \bar{g}_{N_s^+})$ , в якому перша частина генів  $\bar{g}_1, \bar{g}_2, \dots, \bar{g}_{N_s}$  містить значення, отримані на першому етапі процедури, а ймовірності  $p_l^S$  та  $p_l^W$  обнуляються, чим забороняється подальша зміна цих генів.

У **п'ятому розділі** проведено імітаційне моделювання запропонованих у роботі методів настроювання архітектури та параметрів мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, а також вирішена практична задача прогнозування ожеледного навантаження на повітряні лінії електропередачі ПАТ «Крименерго».

Проведено моделювання еволюційного методу настроювання архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів в задачах прогнозування хаотичного часового ряду Мекі-Гласса на 6 точок вперед і короткострокового прогнозування електричного навантаження в Донбаській енергосистемі України на 24 години наперед. Результати показали здатність за допомогою запропонованого методу синтезувати прості архітектури мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, що забезпечують при цьому високу якість прогнозування (табл. 1).

Проведено моделювання методу навчання мережі на основі  $\Psi$ -перетворення. Показано підвищення якості отриманого рішення в порівнянні з відомими методами (табл. 2).

Проведено моделювання методу локального оцінювання точності апроксимації за допомогою мережі на базі гібридних нейроподібних елементів. Запропонований метод досить точно відтворює форму графіка похибок, чітко виділяючи ділянки з високим рівнем похибок, що потребують підвищеної уваги, а також дає точні оцінки середнього значення похибки по вибірці.

Таблиця 1 – Результати прогнозування ряду Мекі-Гласса

Тип моделі	Кількість параметрів	Похибка на навчальній вибірці	Похибка на тестовій вибірці
Авторегресійна	<b>5</b>	0.4741183	0.2692617
Один нео-фаззі нейрон	21	0.1328958	0.0758948
Тришаровий персептрон	31	0.0388097	0.0223697
Фаззі-мережа Колмогорова	131	0.0300179	0.0171265
Мережа на базі нейро-фаззі елементів	131	0.0256610	0.0147504
Мережа на базі гібридних нейроподібних елементів	18	<b>0.0150812</b>	<b>0.0143740</b>

Таблиця 2 – Порівняння методів навчання в задачі прогнозування ряду Мекі-Гласса

Метод навчання	Похибка на навчальній вибірці	Похибка на тестовій вибірці
Алгоритм Левенберга-Марквардта	0.0388097	0.0223697
Удосконалений метод Ψ-перетворення	<b>0.0352457</b>	<b>0.0208651</b>

Розв'язано задачу прогнозування ожеледного навантаження на повітряних лініях електропередачі в ПАТ «Крименерго». Порівняння з іншими методами прогнозування показало помітне підвищення точності при використанні запропонованого підходу. Виявлено напрямки для подальшого вдосконалення методу прогнозування ожеледного навантаження.

У додатку наведено акти про впровадження результатів дослідження в ПАТ «Крименерго», а також в учбовий процес і науково-дослідні роботи Харківського національного університету радіоелектроніки.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі представлено результати, що є у відповідності до поставленої мети вирішенням актуальної наукової задачі розробки нових методів навчання нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами, що включають настроювання їх архітектури та параметрів з урахуванням апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує. Проведені дослідження дозволяють зробити наступні висновки.

1. Запропоновано метод синтезу архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що включає метод кодування архітектури та параметрів мережі та еволюційний метод настроювання архітектури мережі. Даний підхід відрізняється універсальністю і наявністю шаблону, який задає обмеження на основі апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує. Підбір вільних параметрів методу забезпечує компромісний вибір між



локальним і глобальним пріоритетами в ході еволюційного пошуку. Ці властивості методу дозволили знизити складність синтезованих архітектур.

2. Запропоновано удосконалений метод  $\Psi$ -перетворення для навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється введенням обмежень у вигляді нерівностей на параметри мережі, що настроюються, які дозволяють виділити одну еквівалентну область в просторі параметрів і тим самим істотно скоротити гіпероб'єм області пошуку. Отримана оцінка координат глобального екстремуму уточнюється за допомогою вдосконаленого гравітаційного пошуку, що дозволило підвищити точність знаходження глобального екстремуму.

3. Розроблено архітектуру мережі на базі гібридних нейроподібних елементів для оцінювання точності апроксимації, що відрізняється наявністю блоку оцінювання точності, який, у свою чергу, є повноцінною мережею на базі гібридних нейроподібних елементів, яка повністю зв'язана з усіма вузлами основної мережі. Це дозволило знизити рівень невизначеності при прийнятті рішень на базі одержуваних апроксимацій за рахунок наявності локальних оцінок точності апроксимації.

4. Набув подальшого розвитку метод синтезу мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється двоетапною структурною та параметричною оптимізацією мережі, яка виконується роздільно для основної мережі і блоку оцінювання точності апроксимації. При цьому використовуються запропоновані в роботі методи еволюційного настроювання архітектури та удосконалений метод  $\Psi$ -перетворення, що дозволило ефективно настроювати архітектуру і параметри мережі на базі гібридних нейроподібних елементів з блоком оцінювання точності.

5. Проведено імітаційне моделювання розроблених методів оптимізації архітектури та навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, включаючи архітектуру з блоком оцінювання точності, з використанням тестових і реальних даних. Розв'язано задачу прогнозування ожеледного навантаження на повітряні лінії електропередачі. Результати моделювання довели придатність запропонованих підходів для вирішення широкого класу задач та їх перевагу над раніше відомими методами.

6. Результати дисертаційної роботи впроваджені в ПАТ «Крименерго», в навчальний процес на кафедрі штучного інтелекту Харківського національного університету радіоелектроніки, а також у науково-дослідні роботи Харківського національного університету радіоелектроніки.

7. Застосування всього комплексу запропонованих методів дозволяє підвищити ефективність застосування нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами для вирішення задач обробки даних різної фізичної природи. Отримані теоретичні результати було досліджено експериментально на тестових і реальних даних, де вони показали свою перевагу над відомими методами, що широко застосовуються у світовій практиці. Виконано практичне впровадження розроблених методів, що підтверджено відповідними актами.

## СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Прогнозирование гололедной нагрузки на воздушных линиях электропередачи на основе методов вычислительного интеллекта / С.В. Попов, Н.М. Черемисин, О.В. Пархоменко, К.А. Шкуро // Радиоэлектроника и информатика. – 2011. – № 3(54). – С. 45-49.

2. Нейромережевий метод прогнозування аварійних ситуацій внаслідок утворення ожеледі на повітряних лініях електропередачі / С.В. Попов, М.М. Черемісін, О.В. Пархоменко, К.А. Шкуро // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2012. – № 1. – С. 161-163.

3. Гибридный метод прогнозирования гололедной нагрузки на ВЛ / С.В. Попов, К.А. Шкуро, Н.М. Черемисин, О.В. Пархоменко // Энергетика и электрификация. – 2013. – № 5. – С. 33-38.

4. Попов С.В. Метод параметрической оптимизации сети на базе гибридных нейроподобных элементов, основанный на методе  $\Psi$ -преобразования / С.В. Попов, К.А. Шкуро // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2013. – №2(61). – С. 94-100.

5. Попов С. В. Локальное оценивание точности аппроксимации сетью на базе гибридных нейроподобных элементов / С.В. Попов, К.А. Шкуро // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2013. – Том 5, № 4(65). – С. 53-59 (входит до наукометричних баз: Ulrich's Periodicals Directory, DRIVER, Bielefeld Academic Search Engine (BASE), Index Copernicus, WorldCat, РИНЦ, Directory of Open Access Journals (DOAJ), EBSCO, American Chemical Society, ResearchBib, Directory Indexing of International Research Journals).

6. Popov S. Network of Hybrid Neuron-Like Units with an Accuracy Estimation Block / S. Popov, K. Shkuro // International Journal of Research in Engineering and Science. – 2013. – Vol. 1, № 5. – P. 28-34 (входит до наукометричних баз: American National Engineering Database (ANED), Index Copernicus, Jour Informatics).

7. Попов С.В. Гибридный нейроподобный элемент – новый тип строительного блока искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / С.В. Попов, К.А. Шкуро // Научный вестник Донбасской государственной машиностроительной академии. – 2011. – № 2(8Е). – С. 87-92. – Режим доступа: [http://archive.nbu.gov.ua/e-journals/vddma/2011\\_2/article/11PSVBVT.pdf](http://archive.nbu.gov.ua/e-journals/vddma/2011_2/article/11PSVBVT.pdf).

8. Ефективність моніторингу повітряних ліній електропередавання в ожеледних районах / М.М. Черемісін, С.В. Попов, О.А. Савченко, К.О. Шкуро, О.В. Пархоменко // Наукові праці ДонНТУ. Серія: «Електротехніка і енергетика». – 2013. – № 2(15). – С. 254-257.

9. Попов С.В. Эволюционная нейро-фаззи сеть на базе гибридных нейроподобных элементов / С.В. Попов, К.А. Шкуро // 17 міжнародна конференція з автоматичного управління «Автоматика-2010»: тези доповідей, 27-29 вересня 2010 р., Харків. Т. 2. – Харків: ХНУРЕ, 2010. – С. 193-194.

10. Попов С.В. Прогнозирование динамики гололедной нагрузки на воздушных линиях электропередачи с использованием искусственных нейронных сетей / С.В. Попов, К.А. Шкуро, О.В. Пархоменко // Информационные системы и техно-

логии в энергетике и жилищно-коммунальной сфере : материалы междунар. науч.-техн. конф., 1-6 октября 2011 г., Ялта. – Харьков: НТМТ, 2011. – С. 15-17.

11. Шкуро К.А. Оценивание точности прогноза временного ряда с помощью специализированной гибридной сети / К.А. Шкуро // Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке : сб. научных трудов 15-го Юбилейного Международного молодежного форума, 18-20 апреля 2011 г., Харьков. – Харьков: ХНУРЭ, 2011. – С. 55-56.

12. Popov S. Evolutionary Optimized Network of Hybrid Neuron-Like Units / S. Popov, K. Shkuro // Neural Networks and Artificial Intelligence (ICNNAI-2012) : proc. 7th Int. conf., 10-12 October 2012, Minsk, Belarus. – Minsk: BSUIR, 2012. – P. 32-35.

13. Попов С.В. Модифицированный метод  $\Psi$ -преобразования для обучения сетей на базе гибридных нейроподобных элементов / С. В. Попов, К. А. Шкуро // Информационные системы и технологии : материалы 2-й междунар. науч.-техн. конф., 16-22 сентября 2013 г., Евпатория-Харьков. – Харьков: НТМТ, 2013. – С. 59-60.

## АНОТАЦІЯ

**Шкуро К.О. Методи навчання нейро-фаззі мереж зі спеціалізованими архітектурами. – 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 роботі вперше запропоновано метод синтезу архітектури мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що включає метод кодування архітектури і параметрів мережі та еволюційний метод настроювання архітектури мережі, що відрізняється універсальністю і наявністю шаблону, який задає обмеження на основі апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує, а також можливістю компромісного вибору між локальним і глобальним пріоритетами в ході еволюційного пошуку. Вперше запропоновано архітектуру мережі на базі гібридних нейроподібних елементів для оцінювання точності апроксимації, що відрізняється наявністю блоку оцінювання точності. Удосконалено метод  $\Psi$ -перетворення для навчання мереж на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється введенням обмежень у вигляді нерівностей на параметри мережі, що настроюються, та уточненням одержуваної оцінки координат глобального екстремуму за допомогою вдосконаленого гравітаційного пошуку. Отримав подальший розвиток метод синтезу мережі на базі гібридних нейроподібних елементів, що відрізняється двоетапною структурною та параметричною оптимізацією мережі. Ефективність запропонованих методів доведена експериментально на тестових і реальних даних.

*Ключові слова:* нейро-фаззі мережа, спеціалізована архітектура, метод навчання, еволюційна оптимізація, метод  $\Psi$ -перетворення, локальне оцінювання точності.

## АННОТАЦИЯ

**Шкуро К.А. Методы обучения нейро-фаззи сетей со специализированными архитектурами. – 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 обучения нейро-фаззи сетей со специализированными архитектурами, включающих настройку их архитектуры и параметров с учетом априорной информации о свойствах обрабатываемых сигналов и генерирующей их системы.

Впервые предложен метод синтеза архитектуры сети на базе гибридных нейроподобных элементов, включающий метод кодирования архитектуры и параметров сети и эволюционный метод настройки архитектуры сети. Данный подход отличается универсальностью и наличием шаблона, задающего ограничения на основе априорной информации о свойствах обрабатываемых сигналов и генерирующей их системы. Подбор свободных параметров метода обеспечивает компромиссный выбор между локальным и глобальным приоритетами в ходе эволюционного поиска, что позволило снизить сложность синтезируемых архитектур.

Предложен модифицированный метод  $\Psi$ -преобразования для обучения сетей на базе гибридных нейроподобных элементов, отличающийся введением ограничений в виде неравенств на настраиваемые параметры сети, позволяющих выделить единственную эквивалентную область в пространстве параметров и тем самым существенно сократить гиперобъем области поиска. Получаемая оценка координат глобального экстремума уточняется с помощью усовершенствованного гравитационного поиска, что позволило повысить точность нахождения глобального экстремума.

Разработана архитектура сети на базе гибридных нейроподобных элементов для оценивания точности аппроксимации, отличающаяся наличием блока оценивания точности, который, в свою очередь, является полноценной сетью на базе гибридных нейроподобных элементов, полностью связанной со всеми узлами основной сети. Это позволило снизить уровень неопределенности при принятии решений на базе получаемых аппроксимаций за счет наличия локальных оценок точности аппроксимации.

Получил дальнейшее развитие метод синтеза сети на базе гибридных нейроподобных элементов, отличающийся двухэтапной структурной и параметрической оптимизацией сети, выполняемой отдельно для основной сети и блока оценивания точности аппроксимации. При этом используются предложенные в предыдущих разделах методы эволюционной настройки архитектуры и модифицированный метод  $\Psi$ -преобразования, что позволило эффективно настраивать архитектуру и параметры сети на базе гибридных нейроподобных элементов с блоком оценивания точности.

Проведено имитационное моделирование разработанных методов оптимизации архитектуры и обучения сетей на базе гибридных нейроподобных элементов, включая архитектуру с блоком оценивания точности, с использованием тестовых и реальных данных. Решена задача прогнозирования гололедной нагрузки на воздушные линии электропередачи. Результаты моделирования доказали пригодность предложенных подходов для решения широкого класса задач и их превосходство над ранее известными методами.

Результаты диссертационной работы внедрены в ЗАО «Крымэнерго», в учебный процесс на кафедре искусственного интеллекта Харьковского национального университета радиоэлектроники, а также в научно-исследовательские работы Харьковского национального университета радиоэлектроники.

Применение всего комплекса предложенных методов позволяет повысить эффективность применения нейро-фаззи сетей со специализированными архитектурами для решения задач обработки данных различной физической природы. Полученные теоретические результаты были исследованы экспериментально на тестовых и реальных данных, где показали свое преимущество над известными, широко применяемыми в мировой практике методами. Выполнено практическое внедрение разработанных методов, что подтверждено соответствующими актами.

*Ключевые слова:* нейро-фаззи сеть, специализированная архитектура, метод обучения, эволюционная оптимизация, метод  $\Psi$ -преобразования, локальное оценивание точности.

## ABSTRACT

**Shkuro K.O. Training methods for neuro-fuzzy networks with specialized architectures. – Manuscript.**

The thesis for the candidate's (Ph.D.) degree in technical sciences, specialty 05.13.23 – artificial intelligence systems and tools. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry for Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2014.

An architecture synthesis method for the network based on hybrid neuron-like units is proposed, including the architecture encoding method and an evolutionary architecture optimization method. A special template is initialized on the basis of *a priori* information about the properties of the input signals and the underlying system. This template then limits the structural parameters during the evolutionary process. Additional free parameters provide a tradeoff between local and global priorities of the evolutionary search. A novel network architecture based on hybrid neuron-like units for local accuracy estimation is proposed that contains a separate accuracy estimation block. The modified  $\Psi$ -transform method to tune networks based on hybrid neuron-like units is proposed featuring the inequalities restrictions to limit the search space and an improved gravitational search method to refine the global extremum coordinates. A synthesis method for networks based on hybrid neuron-like units is further developed featuring a two-stage structural and parametric optimization of the network. The effectiveness of the proposed methods is proved experimentally on test and real-world data.

*Key words:* neuro-fuzzy network, specialized architecture, training method, evolutionary optimization,  $\Psi$ -transform method, local accuracy estimation.