

Харківський національний університет радіоелектроніки

Вікторов Євген Олександрович

УДК 004.8:004.032.26

ГІБРИДНІ ЕВОЛЮЦІЙНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ТА ЇХ НАВЧАННЯ

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

**Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук**

Харків – 2011

Дисертацією є рукопис.

Роботу виконано у Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України.

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

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Кондратенко Юрій Пантелійович,
Чорноморський державний університет ім.
Петра Могили Міністерства освіти і науки
України, професор кафедри інтелектуальних
інформаційних систем, м. Миколаїв.

доктор технічних наук, професор
Сіроджа Ігор Борисович,
Національна академія природоохоронного та
курортного будівництва Міністерства освіти і
науки України, професор кафедри
економічної кібернетики, м. Сімферополь

Захист відбудеться «___» _____ 2011 р. о ___ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

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

Автореферат розісланий «___» _____ 2011 р.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради

С.Ф. Чалий

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Кінець ХХ століття характеризується помітним сплеском досліджень у галузі штучних нейронних мереж. З початку 1990-их років теорія штучних нейронних мереж стрімко розвивається, а отримані результати успішно впроваджуються під час вирішення широкого кола задач ідентифікації, прогнозування, управління, кластеризації та класифікації. Однак в той же час, стають чітко зрозумілими недоліки традиційних нейромережових архітектур: велика обчислювальна складність, неможливість інтерпретації результатів на виході, емпіричний характер вибору архітектури мережі для вирішення задачі. У зв'язку з цим застосування нейронних мереж у певному ряді випадків недостатньо.

З середини 1990-их років в світі активно ведуться дослідження з розробки методів, що дозволяють подолати зазначені недоліки. Останнім часом все більшої популярності набувають так звані гібридні нейро-фаззі мережі, що поєднують у собі переваги нейромережового підходу і систем нечіткого виведення.

Традиційно під гібридними нейро-фаззі мережами розуміють штучні нейронні мережі з можливістю тим чи іншим способом отримувати знання про те, за якими правилами здійснюється генерація вихідного сигналу. Таким чином вирішується проблема інтерпретації результатів, однак, слід зазначити, що гібридні нейро-фаззі системи не здатні працювати в on-line режимі, а крім того найчастіше є адаптивними лише з тієї точки зору, що можуть налаштовувати свої синаптичні вагові коефіцієнти в процесі навчання, не маючи при цьому механізмів структурної адаптації. Метою цієї роботи є розробка нейро-фаззі архітектур, а також методів їх налаштування і навчання, що дозволяють подолати обмеження як традиційних, так і існуючих гібридних нейро-фаззі мереж.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетних тем №177 «Інтелектуальний аналіз і обробка даних в реальному часі на основі засобів обчислювального інтелекту» (№ДР 0104U003432), №214 «Синтез методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання і м'яких обчислень» (№ДР 0107U003028) та №245 «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ДР 0110U000458), що виконувались та виконуються згідно наказів Міністерства освіти і науки України за результатами конкурсного відбору проектів наукових досліджень.

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розробка гібридних еволюційних штучних нейро-фаззі мереж та методів їх навчання з підвищеною швидкодією та можливостями інтерпретації вихідного сигналу, а також параметричної і структурної адаптації в режимі послідовної обробки інформації.

Поставлені цілі досягаються шляхом вирішення таких основних завдань:

- аналіз існуючих методів структурної адаптації нейронних мереж;
- розробка гібридних штучних нейронів з підвищеною швидкодією, а також методів їх навчання;

- розробка гібридних нейромережевих архітектур, а також методів, що дозволяють автоматизовано синтезувати ці архітектури, у тому числі використання МГУА для самоорганізації нейро-фаззи архітектури;

- розробка методів навчання гібридних нейромережевих архітектур у режимі послідовної обробки інформації;

- імітаційне моделювання розроблених архітектур і методів їх навчання, а також вирішення за їх допомогою практичних задач.

Об'єкт дослідження: динамічні стохастичні процеси, що протікають в умовах повної або часткової апріорної та поточної невизначеності щодо математичної моделі таких процесів та / або її параметрів.

Предмет дослідження: гібридні еволюційні нейронні мережі та алгоритми їх навчання.

Методи дослідження: теорія штучних нейронних мереж, котра дозволила синтезувати нові архітектури нейронних мереж, що ростуть, нечітка логіка, що дала можливість реалізувати нечіткий висновок на основі розроблених архітектур, теорія оптимізації, що забезпечила розробку методів налаштування синаптичних ваг з підвищеною швидкістю і стійкістю до зашумлених даних для запропонованих в рамках дисертаційної роботи еволюційних нейронних мереж, а також апарат математичної статистики, спираючись на який, була проведена систематизація і використання отриманих в результаті роботи даних для наукових і практичних висновків.

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

1) вперше запропоновані спеціалізовані архітектури орто-синапса, орто-нейрона та подвійного орто-нейрона, котрі використовують класичні системи ортогональних поліномів у якості активаційних функцій, а також методи, що дозволяють проводити налаштування їх вагових коефіцієнтів в пакетному режимі і режимі послідовної обробки інформації, що дозволило прискорити час навчання вищезазначених архітектур у порівнянні з класичними, а також використовувати їх у реальному часі;

2) вперше запропонована архітектура багатовимірної каскадної нео-фаззи нейронної мережі, котра являє собою нейро-фаззи систему з багат шаровим нечітким виведенням, здатну обробляти багатовимірні по входу і виходу масиви даних швидше, ніж класичні архітектури, та автоматично синтезувати свою архітектуру, адаптуючись під зміни зовнішніх чинників процесу;

3) вперше запропоновані методи навчання каскадних нейронних мереж, засновані на експоненційно зваженому рекурентному методі найменших квадратів Петерки та теоремі Гревеля і формулі Фробеніуса для обернення великих матриць, що дозволяють вирішувати задачі у режимі послідовної обробки інформації та пришвидшити процес налаштування вагових коефіцієнтів каскадних нейронних мереж у порівнянні з класичними архітектурами;

4) модифікована каскадно-кореляційна архітектура Фальмана та Леб'єра, шляхом заміни штучних нейронів у вузлах архітектури на орто-нейрони, квадратичні нейрони та нео-фаззи нейрони, що дозволило значно зменшити час

навчання мережі, порівняно з прототипом, отримати лінгвістичну інтерпретацію вихідних сигналів, спростити архітектуру для реалізації на платах, відповідно до обраного типу штучного нейрона у вузлах.

5) набув подальшого розвитку метод самоорганізації архітектури нейронної мережі, заснований на МГУА, шляхом заміни N-адалін, що використовуються традиційно, на нео-фаззі нейрони, що дозволило автоматично отримати нейро-фаззі архітектуру оптимальної складності, яка забезпечує лінгвістичну інтерпретацію вихідного сигналу шляхом багатозарового нечіткого виведення.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблені в дисертаційній роботі алгоритми та моделі можуть бути використані при вирішенні широкого класу задач обробки інформації в умовах апіорної і поточної параметричної та структурної невизначеності. Запропоновані гібридні нейромережеві архітектури, методи їх самоналаштування та навчання реалізовані у вигляді програмних засобів. Вирішена актуальна задача адаптивної нейро-емуляції вихідних хімічних характеристик сталі, що одержується за киснево-конверторним процесом плавки. Результати досліджень впроваджені на Державному науково-виробничому підприємстві Міністерства освіти і науки України «Системні технології», що підтверджується актом від 8.06.2010.

Наукові положення, висновки і рекомендації, викладені в дисертації, були використані при підготовці курсу «Нейромережеві методи обчислювального інтелекту», що читається студентам-магістрантам спеціальності «Інтелектуальні системи прийняття рішень» Харківського національного університету радіоелектроніки, що підтверджується актом від 15.09.2010, а також у науково-дослідних роботах Харківського національного університету радіоелектроніки, що підтверджено актом від 26.05.2010.

Особистий внесок здобувача. Основні положення і результати дисертаційної роботи одержані автором самостійно. У публікаціях, написаних у співавторстві, автору належить: [1] – проведення експериментального моделювання та вироблення рекомендацій щодо використання каскадної ортогональної нейронної мережі в задачах прогнозування; [2] – розробка методів налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів подвійного орто-нейрона у вихідному і прихованому шарі, що більш стійкі до зашумлених даних і дозволяють проводити навчання нейронної мережі в режимі послідовної обробки інформації; [3] – розробка спеціалізованих архітектур орто-синапса, орто-нейрона та нейропередіктора на їх основі, а також методів налаштування їх синаптичних вагових коефіцієнтів; [4] – розробка каскадної архітектури, що використовує елементи з системами несинусоїдальних ортогональних функцій Хаара у вузлах, а також методів налаштування її синаптичних вагових коефіцієнтів; [5] – розробка методів адаптації синаптичних вагових коефіцієнтів у вузлах каскадної нео-фаззі нейронної мережі в пакетному режимі; [6, 15] – розробка архітектури каскадної ортогональної нейронної мережі та методів її структурної адаптації, а також налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів у пакетному режимі; [7, 19] – розробка метода адаптації синаптичних вагових коефіцієнтів у вузлах нео-фаззі нейронної мережі, що дозволяє проводити

обробку нестационарних сигналів в послідовному режимі, починаючи з самого першого елемента, поданого на вхід мережі; [8] – адаптація МГУА для синтезу архітектури нео-фаззі нейронної мережі; [9] – розробка архітектури каскадної мережі, заснованої на квадратичних нейронах і методів налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів у вузлах мережі; [10] – адаптація МГУА для прискореного синтезу архітектури нейронної мережі; [11] – розробка архітектури нейронної мережі, що реалізує відображення, засноване на суперпозиції функцій однієї змінної; [12] – синтез архітектури подвійного орто-нейрона; [13] – синтез метода налаштування вагових коефіцієнтів у схованому шарі подвійного орто-нейрона на основі алгоритму Левенберга-Марквардта, що має підвищену швидкодію порівняно з методами, заснованими на зворотному поширенні помилки; [14] – проведення експериментального моделювання та вироблення рекомендацій щодо використання каскадної ортогональної нейронної мережі в задачах класифікації; [16] – розробка каскадної архітектури, що використовує елементи з системами несинусоїдальних ортогональних функцій Радемахера у вузлах, а також методів налаштування її синаптичних вагових коефіцієнтів; [17] – розробка архітектури каскадної мережі, що використовує подвійні орто-нейрони у вузлах, а також методів налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів, що дозволяють працювати з нестационарними часовими рядами і мають підвищену швидкодію порівняно з традиційними; [18] – розробка архітектури каскадної нео-фаззі нейронної мережі; [20] – розробка архітектури багатовимірної каскадної нео-фаззі нейронної мережі і синтез методів налаштування її синаптичних вагових коефіцієнтів.

Апробація результатів дисертації. Основні результати, отримані в дисертаційній роботі, доповідалися і обговорювалися на 10-му і 11-му Міжнародних молодіжних форумах "Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті" (Харків 2006, 2007), 9-й, 10-й та 11-й Міжнародних наукових конференціях «Системний аналіз та інформаційні технології» (Київ 2007, 2008, 2009), 2-й Міжнародній науковій конференції «Комп'ютерні науки та інформаційні технології» (Львів 2007), Міжнародних наукових конференціях «ISDMCI'2008» та «ISDMCI'2010» (Євпаторія 2008, 2010), 11-й і 12-й Міжнародних наукових конференціях «Informational Theories & Applications» (Болгарія, Варна 2008, 2009), Міжнародній науковій конференції «Автоматизація: ідеї, проблеми, рішення» (Севастополь 2008), XV Міжнародній науковій конференції «Автоматика» (Одеса 2008), 4-й Міжнародній школі-семінарі «Теорія прийняття рішень» (Ужгород 2008), 9-й Міжнародній науковій конференції «Контроль і управління в складних системах» (Вінниця 2008), 3-му Міжнародному семінарі з індуктивного моделювання (Польща, Жешов 2009), Міжнародній науковій конференції «INFOS'2009» (Польща, Жешов 2009).

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи опубліковані в 20 друкованих роботах: 11 публікацій в збірках наукових конференцій, 1 у міжнародному науковому журналі, 4 у виданнях, включених до переліку ВАК України, і 4 за кордоном.

Структура й обсяг дисертаційної роботи. Дисертація складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, що містять основні результати, списку використаних

джерел і 3 додатків. Загальний обсяг дисертації складає 162 сторінки (з них 143 – основного тексту), що включає 32 рисунка та 8 таблиць. Список використаних джерел складає 151 найменування на 16 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

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

У **першому розділі** проаналізовано стан проблеми структурної адаптації гібридних нейро-фаззі систем і розглянуто існуючі на поточний період підходи налаштування архітектури нейронних мереж – деструктивний та конструктивний. Показано, що з точки зору обчислювальної складності застосування конструктивного підходу є більш доцільним. Проведено аналіз існуючих методів у рамках конструктивного підходу до адаптації архітектури нейронних мереж і виділені каскадні нейронні мережі. Також окремо виділено метод групового урахування аргументів (МГУА), як представника конструктивного підходу. В результаті проведеного аналізу сформульовано основні задачі наукового дослідження, викладеного в дисертаційній роботі.

У **другому розділі** введено декілька нейромережових архітектур (орто-синапс, орто-нейрон, подвійний орто-нейрон), що використовують системи ортогональних функцій у якості активаційних, а також методи їх навчання. Найпростіша з них – це орто-синапс, котрий реалізує відображення

$$f_i(x_i) = \sum_{j=0}^h w_{ji} \varphi_{ji}(x_i), \quad (1)$$

де $f_i(x_i)$ – вихідна змінна;

$\varphi_j(x_i)$ – деякий ортогональний поліном порядку j ($j = 0, 1, 2, \dots, h$);

w_{ji} – синаптичний ваговий коефіцієнт.

На основі орто-синапса можна синтезувати орто-нейрон, котрий складається з декількох паралельно підключених орто-синапсів, вихідні сигнали яких складаються та формують вихідний сигнал орто-нейрона:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(x_i) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{h_i} w_{ji} \varphi_{ji}(x_i), \quad (2)$$

де \hat{y} – вихідний сигнал орто-нейрона;

n – розмірність вхідного вектора, а також кількість орто-синапсів у складі орто-нейрона;

h_i – кількість активаційних функцій в i -му орто-синапсі.

На основі орто-синапса та орто-нейрона вперше запропоновано архітектуру так званого подвійного орто-нейрона, що має підвищенні апроксимуючі властивості та реалізує відображення:

$$\hat{y} = f_0(u(k)) = \sum_{l=0}^{h_0} w_{l_0} \varphi_{l_0}(u(k)) = \sum_{l=0}^{h_0} w_{l_0} \varphi_{l_0} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{h_i} w_{ji} \varphi_{ji}(x_i(k)) \right), \quad (3)$$

де w_{ji}, w_{l_0} – синаптичні коефіцієнти у схованому та вихідному шарах;

$\varphi_{ji}, \varphi_{l_0}$ – активаційні функції у схованому та вихідному шарах;

h_0 – кількість активаційних функцій в орто-синапсі вихідного шару;

$x_i(k)$ – значення i -ї компоненти вхідного сигналу в момент часу k .

Запропоновано декілька методів навчання подвійного орто-нейрона: градієнтний алгоритм, адаптивний алгоритм Качмажа-Уїдрой-Хоффа, експоненціально-зважену метод для обробки зашумлених даних, метод найменших квадратів у стандартному та рекурентному вигляді, а також модифікований метод Левенберга-Марквардта з підвищеною швидкодією, згладжуванням, фільтруючими та слідкуючими властивостями:

$$\begin{cases} w_i(k+1) = w_i(k) + r_i^{-1}(k) \delta(k) \varphi_i(k), \\ r_i(k+1) = \alpha r_i(k) + \|\varphi_i(k+1)\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1. \end{cases} \quad (4)$$

Слід відмітити, що завдяки ортогональності чи ортонормованості (в залежності від обраної системи поліномів) активаційних функцій метод навчання (4) отримує чисельну стійкість та прискорюється процес збіжності до мінімуму квадратичного критерію навчання.

У **третьому розділі** розглянуті каскадні нейронні мережі і запропоновані модифікації каскадно-кореляційної архітектури Фальмана та Леб'єра, виконані шляхом заміни елементарних перцептронів Розенблата, що використовуються у її вузлах, на орто-нейрони, нео-фаззі нейрони та квадратичні нейрони. Також в третьому розділі представлено багатовимірну каскадну нео-фаззі нейронну мережу та методи навчання каскадних мереж, що дозволяють проводити налаштування їх синаптичних вагових коефіцієнтів у режимі послідовної обробки інформації, починаючи з першого сигналу, що подається на вхід мережі.

В результаті заміни елементарних перцептронів Розенблата на орто-нейрони отримано так звану каскадну ортогональну нейронну мережу, що відображення

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^h w_{ji}^{[m]} \varphi_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=0}^h w_{jl}^{[m]} \varphi_{jl}(\hat{y}^{[l-n]}), \quad (5)$$

де $\hat{y}^{[m]}$ – вихід m -го каскаду нейронної мережі;

$w_{ji}^{[m]}$ – j -ий синаптичний коефіцієнт в i -м орто-синапсі орто-нейрона m -го каскаду;

φ_{ji} – ортогональний поліном i -го порядку в j -м орто-синапсі;

h – кількість ортогональних поліномів (активаційних функцій) в орто-синапсах;

n – кількість орто-синапсів в орто-нейроні першого каскаду, а також розмірність вхідного вектору параметрів;

$(n + m - 1)$ – кількість орто-синапсів в орто-нейроні m -го каскаду.

Каскадна ортогональна нейронна мережа містить $(h + 1)(n + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} l)$ параметрів,

що необхідно налаштувати, і всі вони входять лінійно до (5), а тому є можливість використовувати для навчання методи оптимальні за швидкістю.

Навчання каскадної ортогональної нейронної мережі протікає у пакетному режимі з використанням всіх елементів навчальної вибірки $x(1), y(1); x(2), y(2); \dots; x(k), y(k); \dots; x(N), y(N)$. Спочатку розраховується набір значень ортогональних функцій $\varphi^{[1]}(1), \varphi^{[1]}(2), \dots, \varphi^{[1]}(N)$ для кожного вхідного образу, після чого шляхом прямої мінімізації критерію навчання

$$E_N^{[1]} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e^{[1]}(k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}_1(k))^2, \quad (6)$$

розраховується вектор синаптичних коефіцієнтів

$$w^{[1]}(N) = \left(\sum_{k=1}^N \varphi^{[1]}(k) \varphi^{[1]T}(k) \right)^+ \sum_{k=1}^N \varphi^{[1]}(k) y(k) = P^{[1]}(N) \sum_{k=1}^N \varphi^{[1]}(k) y(k). \quad (7)$$

Якщо розмір навчальної вибірки великий, зручніше використовувати метод (7) у формі рекурентного методу найменших квадратів з послідовною обробкою елементів навчальної вибірки:

Необхідно відмітити, що використання методів (7) та (8) дозволяє суттєво скоротити час налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів порівняно з градієнтними методами, в основі яких лежить дельта-правило. Також ортогональність активаційних функцій забезпечує чисельну стійкість під час обернення матриць.

$$\begin{cases} w^{[1]}(k+1) = w^{[1]}(k) + \frac{P^{[1]}(k)(y(k+1) - w^{[1]T}(k)\varphi^{[1]}(k+1))}{1 + \varphi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\varphi^{[1]}(k+1)} \varphi^{[1]}(k+1), \\ P^{[1]}(k+1) = P^{[1]}(k) - \frac{P^{[1]}(k)\varphi^{[1]}(k+1)\varphi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)}{1 + \varphi^{[1]T}(k+1)P^{[1]}(k)\varphi^{[1]}(k+1)}. \end{cases} \quad (8)$$

Слід зауважити, що каскадна ортогональна нейронна мережа може навчатися і в режимі реального часу. При цьому відразу формується архітектура, що складається з каскадів, кожен з яких навчається за допомогою власного алгоритму, а зміна числа каскадів в процесі навчання також не становить жодних труднощів.

Крім того у роботі запропоновано використовувати подвійні орто-нейрони в якості вузлів у каскадній мережі. Цей вибір може бути дуже доцільним у випадку, коли необхідно отримати підвищену точність вихідного сигналу.

Також у роботі розглядається можливість використання в якості вузлів каскадної мережі лінійних асоціаторів, які забезпечують нелінійне перетворення шляхом спеціальної попередньої обробки вхідних сигналів, наприклад, квадратичного, який обчислює функцію

$$y_j = \theta_j + \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + \sum_{p=1}^n \sum_{l=1}^n w_{jpl} x_p x_l \quad (9)$$

за допомогою набору елементарних блоків – помножувачів та суматорів сигналів

$$\theta_j, w_{j1}x_1, w_{j11}x_1^2, w_{j12}x_1x_2, \dots, w_{jpl}x_px_l, \dots, w_{jnm}x_n^2.$$

Очевидно, що кількість синаптичних ваг в цьому випадку збільшується, проте простота реалізації часто забезпечує перевагу саме таким моделям, за допомогою яких можна забезпечити поліноміальне перетворення будь-якого ступеня, особливо в таких випадках, коли стає питання про реалізацію нейро-архітектури на електронних платах.

В дисертаційній роботі запропонований метод навчання каскадної мережі на квадратичних нейронах.

Також в роботі запропоновано спосіб гібридизації каскадних мереж через заміну елементів у вузлах на нео-фаззі нейрони, що реалізують нечітке виведення

$$\text{IF } x_i \text{ IS } X_{ji}, \text{ THEN OUTPUT IS } w_{ji}, \quad (10)$$

де X_{ji} – нечітка множина з функціями належності μ_{ji} ;

w_{ji} – сінглтон (синаптична вага) у консеквенті.

Нескладно помітити, що фактично нелінійний синапс реалізує нечітке виведення, аналогічне системі нечіткого виведення Такагі-Сугено нульового порядку.

У роботі запропоновано використання кубічних сплайнів у якості функцій належності, які відтворюють гладку поліноміальну апроксимацію замість спряжено-трикутних функцій, що використовуються у нео-фаззі нейроні традиційно. Запропоновані кубічні сплайни можна представити у вигляді

$$\mu(x) = \begin{cases} 0.25 \left(2 + 3 \frac{2x - x_i - x_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} - \left(\frac{2x - x_i - x_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \right)^3 \right), & x \in [x_{i-1}, x_i], \\ 0.25 \left(2 - 3 \frac{2x - x_{i+1} - x_i}{x_{i+1} - x_i} + \left(\frac{2x - x_{i+1} - x_i}{x_{i+1} - x_i} \right)^3 \right), & x \in (x_i, x_{i+1}]. \end{cases} \quad (11)$$

У такій нотації просто побачити, що ця система завжди буде задовольняти розбиттю Руспіні:

$$\mu_{ji}(x_i) + \mu_{j+1,i}(x_i) = 1. \quad (12)$$

Замінивши орто-нейрони в каскадній ортогональній нейронній мережі на нео-фаззі нейрони, ми отримаємо, так звану, каскадну нео-фаззі нейронну мережу, що реалізує наступне відображення:

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \mu_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{jl}^{[m]} \mu_{jl}(\hat{y}^{[l-n]}). \quad (13)$$

Наведену нейромережеву архітектуру можна розглядати як нейро-фаззі систему, оскільки у якості вузлів в ній використовуються нео-фаззі нейрони, здатні робити нечітке виведення. Таким чином повна каскадна нейронна мережа буде робити багат шарове нечітке виведення.

У загальному випадку для налаштування синаптичних коефіцієнтів цієї мережі можна застосовувати методи зазначені вище для каскадної ортогональної нейронної мережі. Однак крім того в дисертаційній роботі для навчання каскадної нео-фаззі нейронної мережі пропонується метод, оснований на експоненціально-зваженому методі найменших квадратів Петерки та псевдообернені за теоремою Гревіля:

$$w^{[m]}(k+1) = w^{[m]}(k) + \gamma^{[m]}(k+1)(y(k+1) - w^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))\mu^{[m]}(k+1), \quad (14)$$

$$\Gamma^{[m]}(k+1) = \begin{cases} \frac{Q^{[m]}(k)}{\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)}, \\ \text{ЯКЩО } \mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1) \geq \varepsilon(k+1), \\ P^{[m]}(k) \\ \alpha + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1), \\ \text{ІНАКШЕ,} \end{cases} \quad (15)$$

$$Q^{[m]}(k+1) = \begin{cases} Q^{[m]}(k) - \frac{Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)}{\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)}, \\ \text{ЯКЩО } \mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1) \geq \varepsilon(k+1), \\ Q^{[m]}(k), \\ \text{ІНАКШЕ,} \end{cases} \quad (16)$$

$$P^{[m]}(k+1) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha} \left(P^{[m]}(k) - \frac{(P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))(Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))^T}{\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)} + \right. \\ \left. + \frac{(Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))(P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))^T}{\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)} + \right. \\ \left. + \frac{1 + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)}{(\mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))^2} \right) \\ \cdot (Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))(P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1))^T, \\ \text{ЯКЩО } \mu^{[m]T}(k+1)Q^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1) \geq \varepsilon(k+1), \\ \frac{1}{\alpha} \left(P^{[m]}(k) - \frac{P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)\mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)}{\alpha + \mu^{[m]T}(k+1)P^{[m]}(k)\mu^{[m]}(k+1)} \right), \\ \text{ІНАКШЕ,} \end{cases} \quad (17)$$

де $\varepsilon(k+1)$ – додатній пороговий параметр, котрий обирається емпірично; він характеризує ступінь колінеарності векторів $\mu^{[m]}(k+1)$ і за допомогою нього визначається відповідний метод налаштування вагових коефіцієнтів.

Метод (14)-(17) буде чисельно стійким при будь-якому значенні параметра забування α , та його можна використовувати для навчання навіть коли кількість спостережень менша, ніж кількість параметрів, що необхідно визначити.

Також для каскадної нео-фаззі нейронної мережі запропоновано метод навчання, оснований на формулі Фробеніуса, котрий зручно використовувати для зменшення часу навчання, коли розмірність вектора вхідних параметрів велика.

В дисертаційній роботі запропонована багатовимірна каскадна нео-фаззі нейронна мережа, котра здатна ефективно вирішувати задачі з великою розмірністю вихідного вектора. Відображення, що реалізує ця мережа має вигляд:

$$\hat{y}^{[c]} = F^{[c]}x^{[c]}, \quad x^{[c]} = (x^{[c-1]T}, y^{[c-1]T})^T, \quad (18)$$

де $y^{[c]} = (y_1^{[c]}, \dots, y_j^{[c]}, \dots, y_m^{[c]})^T$ – $(m \times 1)$ -вектор;

$x^{[c]} = (x_1^{[c]}, \dots, x_i^{[c]}, \dots, x_n^{[c]})^T$ – $(n \times 1)$ -вектор;

F – деякий нелінійний оператор, який необхідно визначити.

Вхідним сигналом c -го каскаду багатовимірної каскадної нео-фаззі нейронної мережі буде вектор $x^{[c]} = (x^{[c-1]T}, y^{[c-1]T})^T = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n, \hat{y}_1^{[1]}, \dots, \hat{y}_j^{[1]}, \dots, \hat{y}_m^{[1]}, \hat{y}_1^{[2]}, \dots, \hat{y}_j^{[2]}, \dots, \hat{y}_m^{[2]}, \dots, \hat{y}_1^{[c-1]}, \dots, \hat{y}_j^{[c-1]}, \dots, \hat{y}_m^{[c-1]})^T$, в котрий, як можна бачити, окрім стандартних входів x , входять виходи всіх нео-фаззі нейронів з попередніх каскадів. С кожною компонентою вхідного вектора $x^{[s]}$ нео-фаззі нейрони s -го каскаду через нелінійні синапси зв'язують h функцій належності так, що NFN обробляє не $(n + (s - 1)m) \times 1$ вектор $x^{[s]} = (\hat{y}_1^{[0]}, \dots, \hat{y}_n^{[0]}, \dots, \hat{y}_1^{[s-1]}, \dots, \hat{y}_m^{[s-1]})$, а $h(n + (s - 1)m) \times 1$ вектори $\mu^{[s]}$, ($s = 0, 1, \dots, c - 1$, $\hat{y}_j^{[0]} = x_j$), кожна компонента яких є $\mu_{lj}^{[s]}(\hat{y}_j^{[q]})$ ($l = 1, 2, \dots, h; q = 0, 1, \dots, s - 1$). Таким чином забезпечується зв'язаність значень вихідних параметрів.

Кожний каскад складається з m однотипних нео-фаззі нейронів $NFN_j^{[s]}$, $j = 1, 2, \dots, m$, на входи котрих подається векторний сигнал $x^{[s]}$ розмірності $(n + (s - 1)m) \times 1$. Нелінійні синапси перетворюють цей сигнал в $h(n + (s - 1)m) \times 1$ вектор $\mu^{[s]}$, компоненти котрого поступають на синаптичні вагові коефіцієнти нелінійного синапса $w_{lj}^{[s]}$, де s – це номер каскаду, а l – номер функції належності j -го нео-фаззі нейрона (трикутної чи типу кубічного сплайна), що відноситься до i -ої компоненти вхідного сигналу $x^{[s]}$. Ураховуючи це, перетворення вхідного сигналу $x^{[s]}$, що реалізується s -м каскадом мережі у векторному вигляді, може бути записано у наступній формі:

$$\hat{y}^{[s]} = W^{[s]} \mu^{[s]}, \quad (19)$$

де $W^{[s]}$ – це $(m \times (h(n + (s - 1)m)))$ -матриця синаптичних коефіцієнтів, що необхідно налаштувати.

Навчання багатовимірної каскадної нео-фаззі нейронної мережі може бути проведене як у пакетному режимі, так і в on-line режимі, використовуючи для

налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів нейронної мережі методи з послідовною обробкою інформації.

У випадку, якщо вибірка задана апіорно, то для налаштування синаптичних ваг кожного нео-фаззі нейрона можна використовувати матричний варіант методу найменших квадратів у вигляді

$$W^{[s]}(N) = \left(\left(\sum_{k=1}^N \mu^{[s]}(k) \mu^{[s]T}(k) \right)^+ \sum_{k=1}^N \mu^{[s]}(k) y^{[s]}(k) \right)^T = \left(P^{[s]}(N) \sum_{k=1}^N \mu^{[s]}(k) y^{[s]}(k) \right)^T. \quad (20)$$

Для навчання багат шарової каскадної нео-фаззі нейронної мережі в послідовному режимі обробки інформації може бути використаний матричний рекурентний метод найменших квадратів:

$$\begin{cases} W^{[s]}(k+1) = w^{[s]}(k) + \frac{(y(k+1) - W^{[s]T}(k) \mu^{[s]}(k+1)) \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k)}{1 + \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)}, \\ P^{[s]}(k+1) = P^{[s]}(k) - \frac{P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1) \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k)}{1 + \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)}, \end{cases} \quad (21)$$

де $P^{[s]}(0) = \beta I$, $\beta > 0$;

$I - ((h(n + (s - 1)m)) \times ((h(n + (s - 1)m))))$ -одинична матриця.

Метод (21) мінімізує критерій навчання

$$E^{[s]k} = \sum_{k=1}^N \|y(k) - \hat{y}^{[s]}(k)\|^2. \quad (22)$$

У нестационарному випадку може бути використано матричний експоненціально-зважений алгоритм найменших квадратів Петерки:

$$\begin{cases} W^{[s]}(k+1) = w^{[s]}(k) + \frac{(y(k+1) - W^{[s]T}(k) \mu^{[s]}(k+1)) \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k)}{\alpha + \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)}, \\ P^{[s]}(k+1) = \frac{1}{\alpha} \left(P^{[s]}(k) - \frac{P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1) \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k)}{\alpha + \mu^{[s]T}(k+1) P^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)} \right), \quad 0 < \alpha \leq 1, \end{cases} \quad (23)$$

або матричний варіант алгоритма Качмажа-Уідроу-Хоффа:

$$W^{[s]}(k+1) = W^{[s]}(k) + \frac{(y(k+1) - W^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)) \mu^{[s]T}(k+1)}{\|\mu^{[s]}(k+1)\|^2}, \quad (24)$$

що мінімізує локальний квадратичний критерій

$$E^{[s]} = \frac{1}{2} \|y(k) - \hat{y}^{[s]}(k)\|^2. \quad (25)$$

Також можна використати експоненціально-зважену метод у матричному вигляді:

$$\begin{cases} W^{[s]}(k+1) = W^{[s]}(k) + (r^{[s]}(k+1))^{-1} (y(k+1) - W^{[s]}(k) \mu^{[s]}(k+1)) \mu^{[s]T}(k+1), \\ r^{[s]}(k+1) = \alpha r^{[s]}(k) + \|\mu^{[s]}(k+1)\|^2, 0 \leq \alpha \leq 1, \end{cases} \quad (26)$$

яка співпадає з (24) при $\alpha = 0$ і має властивості алгоритму Петерки, однак не вимагає рекурентного обернення матриці $\sum_{k=1}^N \mu^{[s]}(k) \mu^{[s]T}(k)$, котре може бути чисельно нестійке при високих розмірностях n и m .

У **четвертому розділі** розглянуто підхід до структурної адаптації за допомогою методу групового урахування аргументів. Проаналізовано існуючі алгоритми МГУА та обґрунтовано використання багатошарового ітераційного алгоритму для самоорганізації архітектури нео-фаззі нейронної мережі.

Запропонований підхід полягає у послідовному збільшенню кількості шарів нео-фаззі нейронної мережі до того, поки зовнішній критерій якості не почне зростати. Алгоритм дії зводиться до наступного:

- формування пар виходів нео-фаззі нейронів поточного шару. Кожна отримана пара сигналів подається на вхід відповідному нео-фаззі нейрону;
- налаштування вагових коефіцієнтів кожного нео-фаззі нейрона;
- обчислення зовнішнього критерію якості для кожного нео-фаззі нейрона:

$$\varepsilon_p^{[s]} = \frac{1}{N_{nep}} \sum_{k=1}^{N_{nep}} (y(k) - \hat{y}_p^{[s]}(k))^2, \quad (27)$$

де N_{nep} – розмір тестової вибірки;

s – номер шару;

p – номер нейрона в поточному шарі $p = \overline{1, n_s}$;

$\hat{y}_p^{[s]}(k)$ – вихідний сигнал p -го нейрона s -го шару, отриманий у результаті подачі на вхід мережі i -го вхідного вектора;

- знаходження мінімального значення зовнішнього критерію поточного шару:

$$\varepsilon^{[s]} = \min_p \varepsilon_p^{[s]}; \quad (28)$$

- перевірка умови

$$\varepsilon^{[s]} > \varepsilon^{[s-1]}, \quad (29)$$

де $\varepsilon^{[s]}, \varepsilon^{[s-1]}$ – мінімальні значення зовнішнього критерію для s -го и $(s-1)$ -го шарів відповідно.

Якщо умова (29) виконується, то необхідно повернутись до попереднього шару й залишити один нео-фаззі нейрон с мінімальним значення зовнішнього критерію (27), видаливши при цьому всі інші. Вихід цього нейрона буде вважатись виходом мережі. Інакше необхідно обрати F «найкращих» нейронів з мінімальними значеннями критерію (27) та повернутися до першого шагу процедури;

- визначення кінцевої структури нейронної мережі – зворотній прохід від останнього шару до першого з видаленням нео-фаззі «зайвих» нейронів.

Слід зауважити, що застосування МГУА для самоорганізації архітектури нео-фаззі нейронної мережі, з одного боку надає можливість автоматично отримувати оптимальну за складністю архітектуру мережі, а з іншого – зберігається оригінальна властивість цієї мережі – можливість робити багат шарове нечітке виведення.

У **п'ятому розділі** представлено результати моделювання запропонованих в дисертаційній роботі гібридних нейронних мереж та нейро-нечітких систем та методів їх навчання на прикладах розв'язання тестових задач.

У цьому розділі наведено результати моделювання класичних нейронних мереж, що використовуються для вирішення задач прогнозування, ідентифікації та класифікації з метою оцінки якості розв'язання цих задач.

Результати імітаційного моделювання показують, що при використанні каскадних мереж, що були запропоновані у розділі 3, вдається забезпечити таку саму точність (а в деяких випадках і вищу) вихідного сигналу як і при використанні традиційних нейронних мереж. Але при цьому каскадні мережі містять на порядок менше обчислювальних елементів, та на налаштування їх синаптичних вагових коефіцієнтів витрачається значно менше часу – в 2 рази і менше порівняно з класичними нейронними мережами. Разом з тим використання методів послідовної обробки інформації для навчання каскадних мереж призводить до зниження точності вихідного сигналу приблизно в 2 рази порівняно з пакетними процедурами. Однак, слід зауважити, що здатність функціонувати в режимі реального часу є важливою якісною властивістю, що розширює галузь застосування синтезованих в розділі 3 еволюційних гібридних нейронних мереж.

Також в п'ятому розділі проведено імітаційне моделювання розробленого в 4 розділі метода самоорганізації архітектури нео-фаззі нейронної мережі. Результати вказують на те, що такий підхід забезпечує трохи меншу точність порівняно з каскадними нейронними мережами, проте дозволяє провести попередню обробку даних, відокремлюючи такі вхідні сигнали, які мають найбільший вплив на формування вихідного сигналу.

Крім того, за допомогою багатовимірної каскадної нео-фаззі нейронної мережі була розв'язана практична задача обробки адаптивної нейро-емуляції вихідних характеристик сталі, що отримується за киснево-конверторним процесом плавки.

У **висновках** сформульовано теоретичні та практичні результати дисертаційної роботи.

У **додатках** наведено акти впровадження отриманих теоретичних та прикладних результатів.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі представлено результати, що є відповідно до поставленої мети вирішенням актуальних задач синтезу гібридних еволюційних штучних нейро-фаззі мереж і методів їх навчання, що забезпечують як параметричну, так і структурну адаптацію в режимі реального часу, мають підвищену швидкодію, а також надають можливість інтерпретації результатів, що

отримуються на виході мережі. Дослідження, що були проведені, дозволили зробити такі висновки.

1. В результаті аналізу сучасних гібридних нейро-фаззі систем вказані їх основні недоліки: неможливість функціонувати в реальному режимі часу та, як правило, відсутність механізмів структурної адаптації, внаслідок чого такі системи є адаптивними лише з точки зору налаштування своїх параметрів. Під час аналізу існуючих методів структурної адаптації архітектур традиційних нейронних мереж виділено так званий конструктивний підхід, перевагою якого є значно менша обчислювальна складність, порівняно з деструктивним підходом. Як один з методів в рамках конструктивного підходу було виділено МГУА.

2. Вперше запропоновано ряд нейро-архітектур (орто-синапс, орто-нейрон, подвійний орто-нейрон), що у якості функцій активації використовують системи ортогональних поліномів як класичні, так і несинусоїдальні, і що мають підвищені апроксимуючі властивості порівняно з традиційними нейронними мережами.

3. На основі запропонованих архітектур штучних нейронів розроблена каскадна ортогональна нейронна мережа (яка є модифікацією каскадно-кореляційної мережі, запропонованої Фальманом і Леб'єром) з архітектурою, що росте, і високою швидкістю навчання, яка обумовлюється типом використовуваних у вузлах штучних нейронів, які дозволяють застосовувати оптимальні за швидкодією і чисельно стійкі методи налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів. Також запропоновано модифікацію каскадної ортогональної архітектури, що використовує у вузлах квадратичні нейрони. Такий підхід дозволяє значно спростити процес реалізації нейромоделі на платах при мінімальних втратах точності вихідного сигналу. Також вперше запропоновані каскадна нео-фаззі нейронна мережа та багатовимірні каскадна нео-фаззі нейронна мережа, що дозволяє працювати з масивами даних, багатовимірними як за вхідними параметрами, так і за вихідними, а також методи налаштування її синаптичних вагових коефіцієнтів, а також надає можливість проводити лінгвістичну інтерпретацію вихідних результатів.

4. Вперше запропоновані методи налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів каскадної нео-фаззі нейронної мережі, що функціонують у режимі послідовної обробки інформації. Серед них слід виділити метод, заснований на експоненційно зваженому рекурентному методі найменших квадратів Петерки та псевдооберненні за теоремою Гревіля, що дозволяє робити обробку нестационарних часових рядів у режимі реального часу. Запропоновано метод навчання на основі формули Фробеніуса, що істотно зменшує обчислювальну складність навчання каскадної нео-фаззі мережі у вирішенні задач з великою розмірністю вхідного вектора аргументів.

5. Запропонований метод самоналаштування архітектури нео-фаззі нейронної мережі заснований на МГУА, який дозволяє автоматично синтезувати оптимальну за складністю архітектуру нео-фаззі нейронної мережі без будь-яких апіорних відомостей про предметну область і дані. Крім того такий підхід дозволяє

зробити попередній аналіз вхідних даних та виділити вхідні параметри, котрі мають найбільший вплив на вихідний сигнал мережі.

6. Результати досліджень впроваджені на Державному науково-виробничому підприємстві Міністерства освіти і наук України «Системні технології», використані при підготовці курсу «Нейромеревеві методи обчислювального інтелекту», а також у науково-дослідних роботах Харківського національного університету радіоелектроніки.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Viktorov Ye. / Solving Approximation and Forecasting Problems Using Double Ortho-Neuron / Viktorov Ye., Bodyanskiy Ye., Dolotov A. // Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – 2008. – №598. – С. 70-77.
2. Бодянский Е. В. / Прогнозирование временных последовательностей на основе каскадной ортогональной нейронной сети / Бодянский Е. В., Викторов Е. А. // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2008. – №1. – С. 92-97.
3. Бодянский Е. В. / Ортосинапс, ортонейроны и нейропредиктор на их основе / Бодянский Е. В., Викторов Е. А., Слипенченко А. Н. // Системи обробки інформації. – Харків : ХУПС, 2007. – Вип. 4(62). – С. 139-143.
4. Бодянский Е. В. / Использование функций Хаара в орто-синапсах каскадной ортогональной нейронной сети / Бодянский Е. В., Викторов Е. А., Долотов А. И. // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. - Вінниця: ВНТУ, 2009. - Вип. 3(16). - С. 36-42.
5. Bodyanskiy Ye. / The cascade neo-fuzzy neural network and its learning algorithm / Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye., Pliss I. // Вісник Ужгородського Національного університету. Серія «Математика і інформатика». – 2008. – Вип. 17. – С. 48-58.
6. Bodyanskiy Ye. / The Cascade Orthogonal Neural Network / Bodyanskiy Ye., Dolotov A., Pliss I., Viktorov Ye. // Advanced Research in Artificial Intelligence. – Bulgaria, Sofia : Institute of Informational Theories and Applications FOI ITHEA. – 2008. – Vol. 2. – P. 13-20.
7. Bodyanskiy Ye. / The Cascade Neo-Fuzzy Architecture and its Online Learning Algorithm / Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye. // Int. Book Series “Information Science & Computing”, Intelligent Processing. – Bulgaria, Sofia: Institute of Informational Theories and Applications FOI ITHEA, 2009. – Vol. 9 – P.110-116.
8. Bodyanskiy Ye. / The neo-fuzzy neural network structure optimization using the GMDH for the solving forecasting and classification problems / Bodyanskiy Ye., Zaychenko Yu., Pavlikovskaya E., Samarina M., Viktorov Ye. // Proc. Int. Workshop on Inductive Modeling 2009. – Krynica, Poland, 2009. – CD. – P. 77-89.
9. Bodyanskiy Ye. / The Cascade Growing Neural Network Using Quadratic Neurons and its Learning Algorithms for On-line Information Processing / Bodyanskiy Ye., Viktorov Ye., Pliss I. // Intelligent Information and Engineering Systems. Int. Book Series “Information Science & Computing” / Eds. by G. Setlak, K. Markov. –

- Institute of Inf. Theories and Applications FOI ITHEA, Rzeszow, Poland, 2009. – Vol. 13. – P. 27-34.
10. Викторов Е. А. / Синтез архитектуры нейронной сети на основе механизма самоорганизации / Викторов Е. А., Слипченко А. Н. // 10-й юбилейный международный молодежный форум "Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке.": Сб. материалов форума. – Харьков, ХНУРЭ. – 2006. – С. 294.
 11. Викторов Е. А. / Использование теоремы Колмогорова про суперпозицию для синтеза искусственных нейронных сетей с ортогональными функциями активации / Викторов Е. А., Долотов А. И. // 11-й юбилейный международный молодежный форум "Радиоэлектроника и молодежь в XXI веке.": Сб. материалов форума. – Харьков, ХНУРЭ. – 2007. – С. 352.
 12. Викторов Е. А. / Двойной орто-нейрон / Викторов Е. А. // Системный анализ и информационные технологии: Материалы IX Международной научно-технической конференции. – К. : НТУУ "КПИ", 2007. – С. 95.
 13. Viktorov Ye. / The double ortho-neuron and its learning algorithm / Viktorov Ye., Bodyanskiy Ye., Dolotov A. // Proc. Int. Conf. on Computer Science and Information Technologies "CSIT'2007". – Lviv, Ukraine, 2007. – P. 54-55.
 14. Бодянский Е. В. / Каскадная ортогональная нейронная сеть в задачах классификации / Бодянский Е. В., Викторов Е. А. // Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: Материалы Международной научной конференции. – Херсон : ХНТУ, 2008. – Т3, Ч1. – С. 60-63.
 15. Викторов Е. А. / Каскадная нейронная сеть с ортогональными функциями активации / Викторов Е.А. // Системный анализ и информационные технологии: Материалы X Международной научно-технической конференции. – К. : НТУУ «КПИ», 2008. – С. 177.
 16. Бодянский Е. В. / Использование несинусоидальных функций Радемахера в орто-синапсах каскадной ортогональной нейронной сети / Бодянский Е. В., Викторов Е. А. // Автоматизация: проблемы, идеи, решения: Сб. трудов Международной научно-технической конференции. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2008. – С. 128-131.
 17. Бодянский Е. В. / Каскадная ортогональная нейронная сеть на двойных орто-нейронах и алгоритм её обучения в задачах обработки информации / Бодянский Е. В., Викторов Е. А. // Автоматика-2008: доклады XV международной конференции по автоматическому управлению. – Одесса : ОНМА, 2008. – С. 70-73.
 18. Бодянский Е. В. / Архитектура каскадной нео-фаззи нейронной сети / Бодянский Е. В., Викторов Е. А. // Сб. трудов IV международной школы-семинара «Теория принятия решений». – Ужгород, УжНУ, 2008. – С. 22-23.
 19. Вікторів Є. О. / Каскадна нео-фаззі нейронна мережа та її навчання в режимі реального часу / Вікторів Є. О. // Системный анализ и информационные технологии: Материалы XI Международной научно-технической конференции. – К. : УНК «ИПСА» НТУУ «КПИ», 2009. – С. 275.
 20. Бодянский Е. В. / Архитектура многомерной каскадной нео-фаззи нейронной сети / Бодянский Е. В., Викторов Е. А., Плисс И. П. // Интеллектуальные

системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: Материалы Международной научной конференции. – Херсон : ХНТУ, 2010. – Т1 – С. 271-274.

АНОТАЦІЯ

Вікторов Є.О. Гібридні еволюційні нейронні мережі та їх навчання. – Рукопис.

Дисертація на здобуття вченого ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 - системи та засоби штучного інтелекту. - Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, 2011.

Дисертація присвячена дослідженню гібридних еволюційних нейронних мереж, котрі мають можливість в процесі навчання налаштовувати не тільки свої параметри, але й структуру, для вирішення таких задач інтелектуального аналізу даних, як прогнозування, ідентифікація або класифікація в умовах апріорної і поточної структурної та параметричної невизначеності. При цьому в ролі вхідних даних розглядалися часові ряди або масиви числових даних, представлені у вигляді таблиць «об'єкт-властивість».

Основною метою дисертаційної роботи є розробка методів, що дозволили б подолати недоліки сучасних нейро-фаззі систем – відсутність ефективних механізмів структурної оптимізації і нездатність функціонувати в режимі реального часу. Поставлена мета була повністю вирішена завдяки введеній у рамках дисертаційної роботи багатовимірній каскадній нео-фаззі нейронній мережі і набору методів для налаштування її синаптичних вагових коефіцієнтів і кількості каскадів.

Крім того, в дисертаційній роботі пропонуються інші гібридні нейронні мережі, що є модифікацією каскадно-кореляційної архітектури, запропонованої Фальманом і Леб'єром, кожна з яких має свої недоліки і переваги, серед яких можна відзначити можливість лінгвістичної інтерпретації отриманих результатів, підвищену чисельну стійкість методів навчання, простоту реалізації нейро-архітектури на платах.

Як один з варіантів структурної адаптації нейро-фаззі мереж в роботі розглянуто механізм самоорганізації на основі методу групового урахування аргументів, який був застосований до так званої нео-фаззі нейронної мережі.

Ключові слова: класичні системи ортогональних поліномів, орто-синапс, орто-нейрон, подвійний орто-нейрон, каскадна ортогональна нейронна мережа, квадратичний нейрон, нео-фаззі нейрон, МГУА, багатовимірна каскадна нео-фаззі нейронна мережа.

АННОТАЦИЯ

Викторов Е.А. Гибридные эволюционные нейронные сети и их обучение. – Рукопись.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков, 2010.

Диссертация посвящена исследованию гибридных эволюционных нейронных сетей, имеющих возможность в процессе обучения настраивать не только свои параметры, но и структуру, для решения таких задач интеллектуального анализа данных, как прогнозирование, идентификация или классификация в условиях априорной и текущей структурной и параметрической неопределенности. При этом

в роли входных данных рассматривались временные ряды либо массивы числовых данных, представленные в виде таблиц «объект-свойство».

В диссертационной работе впервые введен ряд нейросетевых элементов и архитектур, использующих системы ортогональных полиномов в качестве активационных функций, отличительной особенностью которых является повышенная скорость обучения и численная устойчивость методов настройки синаптических весовых коэффициентов по сравнению с традиционными нейронными сетями. В работе рассматриваются многослойные сети, использующие введенные элементы в качестве узлов и обосновывается перспективность данного направления исследований.

Основной целью диссертационной работы является преодоление недостатков современных нейро-фаззи систем – отсутствие эффективных механизмов структурной оптимизации и неспособность функционировать в режиме реального времени. Поставленная цель была полностью достигнута благодаря введенной в рамках диссертационной работы многомерной каскадной нео-фаззи нейронной сети и набора методов для настройки её синаптических весовых коэффициентов и количества каскадов. Введенная в диссертационной работе нейронная сеть позволяет работать с данными многомерными как по входу, так и по выходу в режиме последовательной обработки информации, а тип используемых искусственных нейронов в узлах сети обеспечивает возможность лингвистической интерпретации получаемого результата.

Кроме того, в диссертационной работе предлагаются иные гибридные нейронные сети, являющиеся модификацией каскадно-корреляционной архитектуры, предложенной Фальманом и Лебьером, каждая из которых имеет свои недостатки и преимущества в зависимости от типа используемых нейронов. Так, например, каскадная ортогональная нейронная сеть обеспечивает повышенную численную устойчивость методов обучения, а также их повышенную скорость сходимости, за счет орто-нейронов, находящихся в узлах сети, которые используют системы ортогональных или ортонормированных полиномов в орто-синапсах. Каскадная нейронная сеть на квадратичных нейронах весьма удобна для реализации на платах благодаря простоте архитектуры элементов – квадратичных нейронов – из которых она состоит. Каскадная нео-фаззи нейронная сеть обеспечивает возможность лингвистической интерпретации получаемых результатов, поскольку нео-фаззи нейроны, расположенные в узлах сети, реализуют нечеткий вывод, аналогичный системе нечеткого вывода Такаги-Сугено нулевого порядка.

В диссертационной работе впервые предложены методы для настройки синаптических весовых коэффициентов каскадных нейронных сетей в режиме последовательной обработки информации, среди которых метод, основанный на экспоненциально взвешенном рекуррентном методе наименьших квадратов Петерки и псевдообращении по теореме Гревия, особенностью которого является способность проводить обработку нестационарных временных рядов в реальном режиме времени, начиная с первого элемента ряда, поступившего на вход сети. Также в диссертационной работе предлагается метод обучения, основанный на формуле Фробениуса, существенно уменьшающий вычислительную сложность

обучения сети при решении задач с большой размерностью входного вектора аргументов.

Как один из вариантов структурной адаптации нейро-фаззи сетей в работе рассмотрен механизм самоорганизации на основе метода группового учета аргументов, примененный к так называемой нео-фаззи нейронной сети.

Ключевые слова: классические системы ортогональных полиномов, орто-синапс, орто-нейрон, двойной орто-нейрон, каскадная ортогональная нейронная сеть, квадратичный нейрон, нео-фаззи нейрон, МГУА, многомерная каскадная нео-фаззи нейронная сеть.

ABSTRACT

Viktorov Ye. O. – Hybrid evolving neural networks and their learning algorithms. – Manuscript.

Thesis for the candidate of technical sciences degree, specialty 05.13.23 - systems and tools of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, 2011.

Thesis is devoted to hybrid evolving neural networks which have ability to adjust not only their parameters, but also a structure to deal with such intelligent data analysis problems as forecasting, identification or classification under a priori and current structural and parametric uncertainty. Mentioned above hybrid systems are expected to process input data given as time series or arrays of numerical data in form of “object-property” tables.

The main purpose of the thesis is to overcome the shortcomings of modern neuro-fuzzy systems – the lack of effective mechanisms for structural optimization and impossibility to process data in on-line mode. The problem was completely solved by the so called multivariate cascade neo-fuzzy neural network and a set of procedures for its synaptic weights and structure adjustment.

Also the thesis offered other hybrid neural networks, which are modifications of the Cascade-Correlation Learning Architecture proposed by Fahlman and Lebiere, each of which has its disadvantages and advantages, among which the following could be marked out: linguistic interpretation of the obtained results, increased numerical stability of learning algorithms, convenient and easy on-board implementation capability.

In this thesis the procedure for the synaptic weights adjustment of cascade neural networks in sequential data processing mode is introduced for the first time.

Also in the thesis for the first time introduced a set of neural elements and architectures that use orthogonal polynomials systems as an activation functions. Proposed architectures have increased learning rate, and more numerically stable procedures for synaptic weights adjustment in comparison with conventional neural networks.

As a variant of structural adaptation of the neuro-fuzzy networks in the thesis a mechanism of self-organization based on group method of data handling is considered. This technique was applied to the so called neo-fuzzy neural network.

Keywords: classical orthogonal polynomials systems, ortho-synapse, ortho-neuron, double ortho-neuron, cascade orthogonal neural network, quadratic neuron, the neo-fuzzy neuron, GMDH, multivariate cascade neo-fuzzy neural network.

Підп. до друку 18.11.10. Формат 60×84¹/₁₆. Спосіб друку – ризографія.
Умов. друк. арк. 1,2. Облік. вид. арк. 1,0. Тираж 100 прим. Зам. № 2-0000.

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

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