

Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України
Харківський національний університет радіоелектроніки

ВИНОКУРОВА ОЛЕНА АНАТОЛІВНА



УДК 004.032.26

**ГІБРИДНІ ЕВОЛЮЦІЙНІ АДАПТИВНІ
ВЕЙВЛЕТ-НЕЙРО-ФАЗЗИ-СИСТЕМИ
ДЛЯ ДИНАМІЧНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України.

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

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

доктор технічних наук, професор
Михальов Олександр Ілліч,
Національна металургійна академія України,
МОНмолодьспорту України, завідувач кафедри
інформаційних технологій та систем, м. Дніпропетровськ

доктор технічних наук, професор
Лашко Володимир Семенович,
Державний науково-навчальний центр інформаційних
технологій та систем НАН України та МОНмолодьспорту
України, завідувач відділу індуктивного моделювання, м. Київ

Захист відбудеться "14" чудне 2012 р. о 13⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

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

Автореферат розісланий "12" листопада 2012 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради



Є.І. Литвинова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Останні десять років для розв'язання задач інтелектуального аналізу даних і знань все частіше використовують методи наукового напрямку, що розвивається в межах комп'ютерних наук і штучного інтелекту й отримав назву «обчислювальний інтелект» (Computational Intelligence). Переваги цих методів пояснюються, передусім тим, що обробка інформації за їх допомогою відбувається подібно до процесів, які відбуваються у біологічних системах, що оперують асоціаціями, можуть навчатися тощо. Найефективнішими системами, створеними в межах обчислювального інтелекту, є, так звані, гібридні нейро-фаззі-мережі, які об'єднують у собі універсальні апроксимувальні властивості традиційних нейронних мереж, прозорість і інтерпретованість систем нечіткого висновування. Варто зазначити, що в основі відомих на сьогодні нейро-фаззі-мереж явно або неявно використовується, так звана, адаптивна нейронна система нечіткого висновування, що була розроблена наприкінці 90-х років в Університеті Берклі. Наступні розробки були пов'язані зі змінами та ускладненнями структури, функцій належності й активації, процедур фаззіфікації-дефаззіфікації, алгоритмів навчання, включаючи генетичні та імунні підходи тощо. Незмінною залишалася лише парадигма навчання з учителем, тобто із зовнішнім навчальним сигналом. Ще одним потужним напрямком в системах обчислювального інтелекту є еволюційні системи, що були запропоновані П. Ангеловим та Н. Касабовим, які фокусуються на методах навчання та розробці фаззі-систем з параметрами та структурою, що налаштовуються в послідовному (on-line) режимі.

Подальшим розвитком нейро-фаззі-мереж стала їх гібридизація з методами теорії вейвлет-перетворення. Такі системи отримали назву вейвлет-нейро-фаззі-систем. У той же час широкий клас задач динамічного інтелектуального аналізу даних й обробки інформації таких, як прогнозування, ідентифікація, емуляція, компресія даних, кластеризація, інтелектуальне керування, накопичення за допомогою асоціативної пам'яті, сегментація та визначення розладнань у часових рядах (особливо в послідовному режимі) у рамках гібридного вейвлет-нейро-фаззі-підходу мало розглядался. Враховуючи унікальні можливості гібридних вейвлет-нейро-фаззі-систем обчислювального інтелекту щодо їх апроксимувальних властивостей, лінгвістичної інтерпретованості, можливості виявляти локальні особливості оброблюваних сигналів і здатності реалізації м'яких обчислень на основі фаззі-множин, дуже перспективним є створення гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем, що дозволили б розв'язувати широкий клас задач у послідовному режимі та за умов апіорної та поточної невизначеності, які до цього часу не вирішувалися інтелектуальними системами, але мають суттєве теоретичне й практичне значення.

Великий внесок у розвиток напрямку динамічного інтелектуального аналізу даних на основі штучних нейронних мереж, нейро-фаззі-систем, гібридних еволюційних систем, МГУА-алгоритмів та індуктивного моделювання внесли У. Маккалох, Ф. Розенблатт, О.Г. Івахненко, Б. Уїдроу, Т. Когонен, Г. Голланд, Дж. Бездек, С. Гроссберг, Дж. Хопфилд, Л. Заде, Е. Мамдані, Т. Сугено, Р. Дженг, Б. Коско, Дж. Мендель, В. Педрич, Є.В. Бодяньський, В.С. Степашко, О.І. Михальов, Ю.П. Кондратенко, О.Г. Руденко, В.І. Литвиненко, А.А. Тунік, Н.М. Куссуль, Ю.П. Зайченко, Ю.О. Скобцов, О.Ю. Соколов та інші.

На цей час стандартний аналіз часових рядів оперує тільки із самою часовою послідовністю даних та проводить прогнозування майбутніх моментів. Але такий підхід зазвичай не в змозі врахувати й обробити найкращим чином великі обсяги даних із великою кількістю вхідних змінних. Стандартний же інтелектуальний аналіз даних (data mining) включає в себе безліч методів обробки даних із великою вхідною розмірністю, але відомі методи здебільшого не підходять для обробки часових рядів за умов послідовного надходження спостережень. Динамічний інтелектуальний аналіз даних (dynamic data mining) поєднує в собі сучасні технології інтелектуального аналізу даних з адаптивними методами аналізу часових рядів, спостереження яких надходять в послідовному режимі.

До теперішнього часу в рамках динамічного інтелектуального аналізу даних розроблено досить багато типів нейро-фаззи-систем, а також методів їхнього навчання. Однак слід зазначити громіздкість запропонованих архітектур, а також вибір параметрів і форми функцій активації та належності, що проводиться емпіричним чином. Це, у свою чергу, веде до необхідності збільшення числа нейронів і кількості нечітких правил у базі даних, з чого випливає необхідність збільшення обсягів навчальних вибірок для того, щоб таку систему налаштувати. Крім того, традиційні процедури навчання, що використовують для навчання нейро-фаззи-систем, зазвичай засновані на алгоритмі зворотного поширення похибок, які характеризуються низькою швидкістю збіжності, що обмежує їх застосування, особливо при роботі в послідовному режимі. Уникнути цих недоліків можна за рахунок гібридизації теорії вейвлет-перетворення, яка дозволяє обробляти сигнали з локальними особливостями, теорії еволюційних систем та МГУА-мереж, що дозволяє синтезувати системи з еволюційною структурою, теорії штучних нейронних мереж, що дозволяє отримати універсальні апроксимувальні властивості й здатність навчатися, а теорія фаззи-систем дає можливість наділяти систему лінгвістичною інтерпретовністю. Однак, попри свою перспективність гібридні системи обчислювального інтелекту не отримали належного розвитку на сьогоднішній день.

У зв'язку з цим актуальною є проблема розробки методів динамічного інтелектуального аналізу для послідовної обробки нестационарних нелінійних сигналів на основі гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем, здатних функціонувати за умов дефіциту апіорної та поточної інформації щодо структури та параметрів, які забезпечують можливість обробки часових рядів із короткою й довгою вибіркою з локальними особливостями, а також забруднених викидами з невідомим розподілом, і характеризуються підвищеною швидкістю навчання.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетних НДР, що виконувалися згідно з наказами Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України за результатами конкурсного відбору проектів таких наукових досліджень: №177 «Інтелектуальний аналіз даних та обробка даних в реальному часі на основі засобів обчислювального інтелекту» (№ ДР 0104U003432); №214 «Синтез методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання та м'яких обчислень» (№ ДР 0107U003028); №245 «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту із змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР 0110U000458). У рамках зазначених тем здобувачкою в якості виконавця на посаді старшого наукового співробітника, а з 2010 р. на посаді провідного наукового співробітника розроблені гібридні еволюційні адаптивні вейвлет-нейро-фаззи-системи для обробки нестационарних нелінійних сигналів різної фізичної природи за умов апіорної та

поточної невизначеності.

Результати дисертаційної роботи використано при виконанні договору про науково-технічне співробітництво №120 між Харківським національним університетом радіоелектроніки (ХНУРЕ) і Державною установою «Інститут загальної та невідкладної хірургії АМН України», де здобувачка в якості відповідального виконавця розробила методи обробки медичних даних на основі гібридних вейвлет-нейро-фаззі-технологій та їх застосування в системах і приладах медичної діагностики, а також при виконанні договору про науково-технічне співробітництво №01-01 між ХНУРЕ та Інститутом кріобіології і кріомедицини НАН України, де здобувачка розробила методи сегментації та діагностування в кріобіологічних системах моніторингу.

Проблема, що розв'язується в дисертації: розвиток теоретичних основ динамічного інтелектуального аналізу даних і створення нових гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем з метою підвищення ефективності послідовної обробки нестационарних масивів інформації різної фізичної природи з локальними особливостями за умов апріорної та поточної невизначеності.

Мета та задачі дослідження. Метою роботи є розвиток теоретичних основ і розробка нових гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем для вирішення проблеми ефективного аналізу і обробки інформації на основі динамічного інтелектуального аналізу даних у вигляді нестационарних нелінійних сигналів і багатовимірних таблиць з інформацією різної фізичної природи з локальними особливостями за умов апріорної та поточної невизначеності.

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

- Аналіз відомих методів обробки нестационарних сигналів різної фізичної природи за умов апріорної та поточної невизначеності;
- Розробка нових та удосконалення існуючих архітектур гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем, що орієнтовані на розв'язання задач динамічного інтелектуального аналізу нестационарних нелінійних процесів із прихованими залежностями за умов апріорної та поточної невизначеності;
- Розробка архітектур гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем типу-2 на основі банків нейронних мереж, що дозволять підвищити якість динамічного інтелектуального аналізу даних за умов апріорної та поточної невизначеності;
- Розробка універсальних адаптивних вейвлет-функцій активації-належності (одновимірних і багатовимірних, нечітких типу-1 і типу-2), що дозволять налаштувати свою форму й параметри в послідовному режимі в процесі навчання гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем;
- Розробка методів навчання гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем, що мають підвищену швидкість налаштування, а також можливість обробляти нестационарні нелінійні часові ряди, що забруднені аномальними викидами невідомої природи;
- Розробка on-line методів дефаззіфікації-редукції моделі в гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-системах типу-2;
- Імітаційне моделювання, проведення порівняльного аналізу різних підходів і вироблення рекомендацій щодо їх практичного застосування, а також розв'язання тестових і практичних задач динамічного інтелектуального аналізу даних за допомогою

розроблених гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем.

Об'єктом дослідження є процес динамічного інтелектуального аналізу й обробки даних у вигляді нестационарних нелінійних сигналів і багатовимірних таблиць даних різної фізичної природи.

Предметом дослідження є гібридні адаптивні еволюційні вейвлет-нейро-фаззи-системи, що призначені для вирішення проблеми динамічної інтелектуальної обробки нестационарних нелінійних сигналів і багатовимірних таблиць даних різної фізичної природи за умов невизначеності.

Методи дослідження. Теорія штучних нейронних мереж, що дозволила синтезувати нові типи гібридних нейронів і архітектури вейвлет-нейро-фаззи-систем; теорія фаззи-логіки, що дозволила врахувати вплив факторів, заданих в порядковій і номінальній шкалах виміру, а також наділити властивостями інтерпретовності; теорія вейвлет-перетворення, що дозволила обробляти істотно нестационарні часові ряди з локальними особливостями; теорія індуктивного моделювання, що дозволила провести селекцію вхідних ознак; еволюційні системи та МГУА-алгоритми, що дозволили провести оптимізацію структури мережі; традиційний інтелектуальний аналіз даних, що дозволив знаходити приховані залежності в інформації; імітаційне моделювання, яке підтвердило достовірність отриманих теоретичних результатів; математична статистика, що дозволила дослідити результати експериментів.

Наукова новизна результатів дисертаційної роботи:

1. Вперше запропоновано архітектуру подвійного вейвлет-нейрона та методи його навчання на основі модифікованих квазі-н'ютонівських і робастних методів, що базуються на архітектурі вейвлет-нейрона, який має універсальні апроксимувальні властивості й характеризується простотою реалізації, що дає можливість обробляти нестационарні нелінійні сигнали з короткою вибіркою з аномальними викидами довільної природи за умов апріорної та поточної невизначеності, за рахунок введення нових трикутних вейвлет-активаційних функцій змінної форми й одновимірних адаптивних вейвлет-функцій активації-належності.

2. Вперше запропоновано архітектуру вейвлет-нейро-компресора й метод його навчання, що характеризуються спроможністю узагальнення та виявлення локальних особливостей, що дозволяє вирішувати задачі стиснення багатовимірних нестационарних сигналів з наступним виявленням прихованих залежностей, ідентифікацією, емуляцією, діагностуванням і прогнозуванням узагальненого стисненого сигналу.

3. Вперше запропоновано закони адаптивного інтелектуального керування нестационарними нелінійними об'єктами, що функціонують за умов невизначеності, на основі вейвлет-нейрона з адаптивними вейвлет-функціями активації-належності, що характеризуються підвищеною швидкістю, точністю й містять додатковий контур з енергетичними обмеженнями на керувальні дії, що дає змогу керувати нестационарними об'єктами, які описуються малою вибіркою спостережень.

4. Вперше запропоновано математичну модель адаптивної одновимірної та багатовимірної вейвлет-функції активації-належності та методи налаштування всіх її параметрів на основі узагальненої метрики Ітакури-Сайто, що дозволило переналаштовувати параметри ширини, центру та форми функції в процесі навчання гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем, а також ввести одновимірні й багатовимірні фаззи-вейвлет-функції активації-належності типу-2, які

відрізняються від стандартних функцій типу-2 видами невизначеності й дозволяють мінімізувати ступінь суб'єктивізму при виборі функції для конкретно розв'язуваної задачі.

5. Вперше запропоновано архітектуру адаптивного складеного W-нейрона (вейвлону) з багатовимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності та його методи навчання на основі модифікованих квазі-н'ютонівських і робастних процедур, що може використовуватися як самостійна гібридна вейвлет-нейро-фаззі-мережа або як елемент гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем, яка має покращені апроксимувальні та екстрапольовальні властивості за рахунок введення багатовимірних вейвлет-функцій активації-належності та налаштування всіх їхніх параметрів у послідовному режимі, що дозволило обробляти нестационарні нелінійні сигнали за умов апріорної та поточної невизначеності, а також нестационарні нелінійні процеси з аномальними викидами з негаусовським розподілом.

6. Вперше запропоновано архітектуру гібридної адаптивної вейвлет-нейро-фаззі-системи на основі адаптивних W-нейронів з налаштованими одновимірними або багатовимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності в прихованому шарі, що дозволило істотно покращити апроксимувальні та екстрапольовальні властивості системи для обробки нестационарних нелінійних сигналів довільної природи за умов невизначеності.

7. Вперше запропоновано гібридні адаптивні еволюційні вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2 з процедурами редукції-дефаззіфікації в послідовному режимі: нейро-фаззі-вейвлон типу-2, адаптивний вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 і адаптивна вейвлет-нейро-фаззі-система типу -2 на основі банку нейронних мереж, кожна з яких характеризується індивідуальним набором параметрів фаззі-вейвлет-функцій належності типу-2 з переналаштувальною формою в антецеденті, які характеризуються гнучкістю, підвищеною швидкістю, покращеними апроксимувальними властивостями, що дозволило обробляти в послідовному режимі нестационарні нелінійні сигнали довільної природи й різної довжини вибірки.

8. Вперше запропоновано архітектуру гібридної еволюційної каскадної МГУА-нейронної мережі, у вузлах якої використовуються синтезовані гібридні нейрони (W-нейрон, Q-нейрон, вейвлет-нейрон), що поєднує переваги як каскадних, так і МГУА-нейронних мереж, а також дозволяє виконувати адаптацію не тільки параметрів мережі, але й архітектури в послідовному режимі, а також реалізувати селекцію вхідних сигналів з найбільшою інформативністю при вирішенні задач ідентифікації та прогнозування нестационарних сигналів.

9. Удосконалено архітектуру адаптивної вейвлет-нейро-фаззі-мережі з лінійним консеквентом, що відрізняється введенням адаптивних вейвлет-функцій активації-належності в шар антецедента та дозволяє підвищити апроксимувальні і екстрапольовальні властивості мережі в порівнянні з відомими нейро-фаззі-архітектурами.

10. Удосконалено методи навчання гібридної адаптивної вейвлет-нейро-фаззі-системи на адаптивних W-нейронах на основі квадратичного та робастного критеріїв, що відрізняються підвищеною швидкістю налаштування в порівнянні з системами, що використовують звичайні градієнтні процедури зворотного поширення, що дозволило вирішувати задачі прогнозування, діагностування, емуляції на новому якісному рівні в порівнянні з відомими системами.

11. Отримала подальший розвиток архітектура багаторядної гібридної МГУА-

нейронної мережі шляхом введення в структуру вузла гібридних Q-нейронів і W-нейронів, які мають підвищені апроксимувальні та екстраполювальні властивості, що дозволило покращити можливості МГУА-нейронних мереж, розширити кількість входів у вузлі мережі, а також обробляти багатовимірні нестационарні нелінійні сигнали й оптимізувати структуру гібридної мережі в процесі навчання.

12. Отримала подальший розвиток архітектура еволюційної каскадної вейвлет-нейронної мережі та метод її навчання шляхом введення вейвлет-нейрона в структуру вузла каскадної мережі, що дозволило підвищити якість прогнозування сигналів довільної природи, а також нарощувати архітектуру мережі в послідовному режимі обробки часових рядів.

Практичне значення одержаних результатів. Розроблені в дисертаційній роботі гібридні еволюційні адаптивні вейвлет-нейро-фаззи-системи та методи навчання дозволяють в різних аспектах підвищити ефективність вирішення проблеми динамічного інтелектуального аналізу даних, а саме: обробки нестационарних сигналів різної природи за умов невизначеності та дефіциту інформації й можуть застосовуватися при розв'язуванні конкретних прикладних задач. Запропоновані методи довели свою ефективність при розв'язанні задачі ідентифікації хімічного складу сталі на основі киснево-конверторного процесу, де використовувалася гібридна еволюційна адаптивна вейвлет-нейро-фаззи-мережа. Застосування гібридних вейвлет-нейро-фаззи-технологій в задачах динамічної інтелектуальної обробки металургійних даних дозволило підвищити якість хімічного складу сталі. Результати впроваджено в Державному науково-виробничому підприємстві «Системні технології», що підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 11.10.2010 р.). Запропоновані методи довели свою ефективність для вирішення завдань інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних профілактики та інтенсивної терапії синдрому гострого ураження шлунку в абдомінальній хірургії. Результатом інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних було визначення ступеня розвитку ентеральної недостатності, яке дозволило проводити відповідну гастропротекторну терапію. Результати впроваджено в Державній організації «Інститут загальної і невідкладної хірургії АМН України», що підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 20.04.2010 р.). Розроблені методи динамічного інтелектуального аналізу даних виявили свою ефективність при вирішенні завдання інтелектуальної ідентифікації та керування процесом сушіння деревини в конвекторній печі для синтезу моделі процесу, де використовувалася вейвлет-нейро-фаззи-мережа. Результати впроваджено у ВАТ «Добромільський деревообробний комбінат», що підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 24.12.2009 р.). Розроблені методи на основі гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем довели свою ефективність для розв'язання задач прогнозування та діагностування кардіальної патології на основі аналізу електрокардіограм шляхом аналізу варіабельності міозитів за умов різноманітного функціонального навантаження. Результати впроваджено на кафедрі анестезіології, інтенсивної терапії, трансфузіології та гематології в Харківській медичній академії післядипломної освіти, що підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 27.08.2012 р.). Розроблені методи на основі W-нейрона з підсистемою виявлення розладнань довели свою ефективність для розв'язання задачі прогнозування та сегментування біомедичних даних в кріобіологічних дослідженнях. Результати впроваджено в Інституті проблем кріобіології і кріомедицини НАН України, що

підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 11.06.2012 р.). Розроблений вейвлет-нейро-компресор продемонстрував свою ефективність для розв'язання задачі виділення локальних особливостей із біометричних образів користувачів для подальшого створення біометричного ключа, які можна використовувати для біометричних паспортів. Результати впроваджено в ПрАТ «Інститут інформаційних технологій», що підтверджено відповідним актом впровадження (акт від 24.07.2012 р.).

Також результати дисертаційної роботи, що пов'язані з синтезом гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем і методів їхнього навчання для розв'язання задач обробки нестационарних часових рядів, впроваджено в навчальний процес на кафедрі штучного інтелекту та кафедрі безпеки інформаційних технологій ХНУРЕ при підготовці курсів «Нейромеревеві методи обчислювального інтелекту» й «Інтелектуальні системи керування і діагностики» та читаються студентам спеціальності «Системи штучного інтелекту», в курсі «Інтелектуальні методи автентифікації користувачів», що викладається магістрам спеціальності «Безпека інформаційних і комунікаційних систем» і «Безпека державних інформаційних ресурсів», в атестаційних роботах бакалаврів, спеціалістів і магістрів, а також у науково-дослідній роботі ХНУРЕ, що підтверджено відповідними актами впровадження (акт від 16.07.2012 р., 10.07.2012 р., 05.06.2012 р.).

Особистий внесок здобувача. Всі наукові результати дисертаційної роботи, що виносяться на захист, отримані авторкою самостійно. У роботах, опублікованих у співавторстві, авторці належать такі результати: [1] - розділ з методів обчислювального інтелекту в медичних дослідженнях; [2] - метод інтелектуальної обробки медичних даних на основі нейромережевого підходу; [3] - метод навчання вейвлет-нейрона на основі комбінованого критерію; [4] - метод навчання адаптивної вейвлет-нейронної мережі; [5] - спосіб розв'язання задачі ідентифікації фаз сну у реальному часі на основі гібридних нейронних мереж; [6] - архітектура подвійного вейвлет-нейрона; [7] - спосіб розв'язання задачі інтелектуального аналізу даних про вплив виду наркозу на кровотрату теплокровних організмів на основі вейвлет-нейро-компресора; [8] - метод навчання фаззі-вейвлет-нейронної мережі; [9] - архітектура W-нейрона та метод його навчання, адаптивна вейвлет-функція активації-належності; [10] - архітектура гібридної вейвлет-нейро-фаззі-системи на адаптивних W-нейронах; [11] - спосіб розв'язання задачі візуалізації нечітких даних на основі компресора; [13] - адаптивний закон керування на основі вейвлет-нейро-фаззі-моделі; [15] - трикутні вейвлет-функції активації змінної форми та метод навчання подвійного вейвлет-нейрона; [16] - адаптивний метод навчання фаззі-вейвлет-нейронної мережі; [17] - робастний метод навчання адаптивної фаззі-вейвлет-нейронної мережі; [18] - робастне навчання вейвлет-нейро-фаззі мережі; [19] – спосіб прогнозування часових рядів, що описуються малою вибіркою спостережень; [20] - МГУА-нейронна мережа на основі W-нейронів (вейвлонів); [22] - архітектура вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2; [23] - МГУА-вейвлет-нейро-фаззі-система з вузлами, що налаштовується робастним методом навчання; [24] – розв'язання задачі компресії біометричних образів; [25] - вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 та метод дефаззіфікації-редукції моделі; [27] - адаптивні методи навчання вейвлет-нейронних мереж; [28] - архітектура подвійного вейвлет-нейрона з аналітичними функціями активації; [29] - прогнозувальна вейвлет-нейро-фаззі-мережа; [30] - адаптивна вейвлет-функція активації-належності; [31] - робастний метод навчання фаззі-вейвлет-нейронної мережі для розв'язання задач медичного діагностування; [32] - робастний метод

навчання W-нейрона (вейвлону); [33] - архітектура і метод навчання каскадної нейронної мережі на вейвлет-нейронах; [34] - метод навчання вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2, фаззі-вейвлет-функції активації-належності типу-2; [35] - адаптивна вейвлет-нейро-фаззі-система на основі W-нейронів та метод її навчання для обробки хаотичних часових рядів; [36] - метод навчання гібридної вейвлет-нейро-фаззі-системи на адаптивних W-нейронах; [37] - реалізація методу інтелектуальної автентифікації особи за біометричними ознаками; [38] - гібридна вейвлет-нейрона мережа для розв'язання задачі емуляції нестационарних об'єктів; [39] - вейвлет-нейронна мережа для обробки біомедичних сигналів; [40] - формальний нейрон на основі трикутного вейвлета змінної форми; [41] - метод зворотного поширення похибки в подвійному вейвлет-нейроні; [42] - рекурентний метод навчання подвійного вейвлет-нейрона; [43] - метод навчання вейвлет-нейронної мережі; [44] - метод навчання вейвлет-нейрона на основі Polywog-вейвлетів; [45] - вейвлет-функції змінної форми; [46] - навчання подвійного вейвлет-нейрона на основі трикутних вейвлетів змінної форми; [47] - фаззі-вейвлет-нейронна мережа з багатовимірними вейвлет-активаційними функціями; [48] - метод навчання прогнозуючої вейвлет-нейро-фаззі-мережі; [49] - прогнозуюча радіально-базисна вейвлет-нейронна мережа з гіпереліпсоїдальними рецепторними полями, що настроюються; [50] - прогнозуюча вейвлет-нейро-фаззі-мережа на основі Polywog-вейвлетів; [51] - застосування вейвлет-нейро-фаззі-мережі для задач прогнозування та емуляції; [52] - застосування робастного гібридного подвійного вейвлет-нейрона в задачах обробки динаміки показників гомеостазу при гострому стрес-пошкодженні; [53] - архітектура компресора даних медичного моніторингу на основі гібридної вейвлет-нейро-архітектури; [54] - застосування гібридного вейвлону (W-нейрона) для розв'язання задачі прогнозування нестационарних послідовностей; [55] - адаптивна вейвлет-нейро-фаззі-конструкція обробки нестационарних нелінійних сигналів; [56] - гібридні нейромережеві архітектури на Q-нейронах і методи їхнього навчання; [57] - застосування гібридної вейвлет-нейро-фаззі-архітектури, що заснована на адаптивних вейвлоніах, в задачах інтелектуальної обробки даних; [58] - гібридна МГУА-нейронна мережа; [59] - робастні адаптивні нейро-фаззі- і вейвлет-нейро-фаззі-системи обчислювального інтелекту; [60] - робастний метод навчання адаптивної нейро-фаззі-системи; [61] - застосування гібридної вейвлет-нейро-фаззі-системи на W-нейронах для розв'язання задач прогнозування й емуляції нестационарних сигналів; [62] - архітектура узагальненої багатовимірної вейвлет-нейро-фаззі-системи для розв'язання задач аналізу даних; [63] - адаптивний інтелектуальний регулятор на основі нео-фаззі-моделі; [64] - дослідження вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2 та її порівняння; [65] - модель об'єкта на основі нео-фаззі-моделі та закон інтелектуального керування на її основі; [66] - адаптивний інтелектуальний регулятор з контуром обмежень; [67] - розв'язання задачі прогнозування нестационарних хаотичних часових рядів на основі гібридних МГУА-вейвлет-нейро-фаззі-систем; [68] - вейвлет-нейро-система керування нестационарним нелінійним об'єктом; [69] - прогнозувальна вейвлет-нейро-фаззі-система типу-2; [70] - каскадна МГУА-вейвлет-нейро-фаззі-мережа; [71] - розробка адаптивного нейро-фаззі-вейвлону типу-2; [72] - метод адаптивного керування процесом сушіння деревини на основі вейвлет-нейро-моделі; [73] - адаптивний регулятор на основі вейвлет-нейро-моделі для керування технологічним процесом сушіння деревини; [74] - вейвлет-нейро-фаззі-предиктор типу-2.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи були представлені, доповідалися й обговорювалися на міжнародних і всеукраїнських наукових конференціях і семінарах, зокрема на: науковій конференції «Наукова сесія МІФ» (Москва, Росія, 2005 р.); на 12-й, 13-й, 17-й, 18-й міжнародних конференціях з автоматичного керування «Автоматика» (Харків, 2005 р.; Вінниця, 2006 р.; Харків, 2010 р.; Львів, 2011 р.); на 2-ому Міжнародному радіоелектронному форумі «Прикладна радіоелектроніка. Стан та перспективи розвитку» (Харків, 2005), на 3-ій та 7-ій Міжнародних науково-практичних конференціях «Математичне і програмне забезпечення інтелектуальних систем» (Дніпропетровськ, 2005, 2009); на Міжнародній науково-практичній конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та інформаційні технології» (Чернівці, 2006); на XII-th, XVII-th International Conferences «Knowledge - Dialogue – Solution» (Варна, Болгарія, 2006; Київ, 2011), на Міжнародній науковій конференції «Сучасні проблеми гідробіології. Перспективи, шляхи і методи досліджень» (Херсон, 2006); на Міжнародних науково-технічних конференціях «Автоматизація: проблеми, ідеї, рішення» (Севастополь, 2006, 2008, 2009, 2010, 2011), на III-й, IV-й, V-й Міжнародних школах-семінарах «Теорія прийняття рішень» (Ужгород, 2006, 2008, 2010); на Міжнародних наукових конференціях «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту» (Євпаторія 2007, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012); на XIII -th International Conference «Information Research and Applications» (Варна, Болгарія, 2007); на Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології і інформаційна безпека в науці, техніці і освіті» (Севастополь, 2007); на 3-rd, 4-th, 5-th International Conferences «Advanced Computer Systems and Networks: Design and Application» (Львів, 2007, 2009, 2011); на 2-й Міжнародній науковій конференції «Глобальні інформаційні системи. Проблеми та тенденції розвитку», (Харків-Туапсе, 2007); на 2-nd, 3-rd, 4-th, 5-th International Conferences on Inductive Modelling (Київ, 2008; Криніца, Польща, 2009; Євпаторія, 2010; Київ, 2011); на 9-й Міжнародній науково-технічній конференції «Проблеми інформатики і моделювання» (Харків, 2009); на 18-th East West Fuzzy Colloquium (Цітгау/Герліц, Німеччина, 2010); на 55 Internationales Wissenschaftliches Kolloquium (Льменау, Німеччина, 2010); на Міжнародній науково-технічній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи)» (Черкаси, 2011); на 4-й Міжнародній науково-практичній конференції «Сучасні енергозберігаючі теплові технології (Сушіння і термовологісна обробка матеріалів)» (Москва, 2011); на Міжнародних літніх школах «Індуктивне моделювання - теорія та застосування» (Київ, 2010, 2011, 2012).

Публікації. За результатами дисертаційних досліджень опубліковано 75 наукових праць: 2 монографії, 33 статті у фахових виданнях з технічних наук, з них 24 в Україні та 9 закордоном; 2 статті у інших виданнях; 38 публікацій матеріалів і тез доповідей на міжнародних науково-технічних конференціях, з них 5 на закордонних міжнародних конференціях.

Структура дисертації. Дисертація складається зі вступу, 7 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатка. Повний обсяг дисертації складає 387 сторінок, що включає 125 рисунків, 21 таблицю (рисунки та таблиці, що займають окрему площу на 30 стор.), 1 додаток (на 11 сторінках), список використаних джерел з 441 найменувань (на 49 сторінках).

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обґрунтовано актуальність обраної теми дисертації, сформульовано мету та задачі дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи досліджень, визначені наукова новизна та практичне значення отриманих результатів, а також особистий внесок авторки в роботах, виконаних у співавторстві, наведено відомості про апробацію результатів дисертації та кількість публікацій за темою дисертаційної роботи.

У першому розділі виконано огляд стану проблеми динамічного аналізу даних, а саме: послідовної обробки нестационарних сигналів за умов дефіциту поточної та апіорної інформації та малої вибірки спостережень. Розглянуто проблеми задач прогнозування, ідентифікації, стиснення, сегментації, виявлення розладнань та інтелектуального керування на основі методів обчислювального інтелекту. Розглянуто та проаналізовано переваги та недоліки відомих нейро-фаззі-мереж, вейвлет-нейро-фаззі-систем, еволюційних мереж, методів індуктивного моделювання. Аналіз переваг і недоліків розглянутих методів дозволив зробити висновок, що для задач обробки часових рядів за умов апіорної й поточної невизначеності найпристосованішими є методи обчислювального інтелекту, насамперед штучні нейронні мережі та нейро-фаззі-системи, які навчаються за допомогою традиційних оптимізаційних процедур або методів еволюційних обчислень. Проведено аналіз відомих архітектур нейро-фаззі-, вейвлет-нейро- та МГУА-мереж, що дістали найбільшого поширення в задачах динамічного аналізу даних: нейро-фаззі-адаптивна мережа, нейронні мережі з нечіткими вагами, фаззі-нейронна мережа з налаштовними функціями належності, багатовимірна нейро-фаззі-модель, різноманітні МГУА-алгоритми, МГУА-мережі прямого поширення та рекурентні зі зворотними зв'язками, еволюційні фаззі- та нейро-фаззі-системи. Показано, що всі наведені архітектури мають свої переваги й недоліки та мають обмеження при розв'язуванні задач, де спостереження надходять у послідовному режимі за умов дефіциту апіорної та поточної інформації та за умови короткої вибірки даних. На основі проведеного аналізу визначено задачі дослідження, що полягають у розробці гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-мереж для розв'язання задач динамічного інтелектуального аналізу даних, а також методів їхнього навчання, що враховують особливості задач обробки нестационарних сигналів, а також розв'язання за допомогою розроблених гібридних вейвлет-нейро-фаззі-систем тестових і реальних задач обробки даних різної фізичної природи в послідовному режимі.

У другому розділі запропоновано вейвлет-нейронні архітектури з мінімальним числом налаштованих параметрів, які мають покращені апроксимувальні та екстраполювальні властивості й швидкісні методи навчання, що мають як слідкувальні, так і згладжувальні властивості та дозволяють оброблювати істотно нестационарні сигнали малої вибірки в послідовному (on-line) режимі.

Запропоновано подвійний вейвлет-нейрон, що є розширенням вейвлет-нейрона. Подвійний вейвлет-нейрон є досить близьким за конструкцією до n - входового вейвлет-нейрона, однак містить нелінійні вейвлет-функції як на рівні синаптичних ваг, так і на виході структури. При подачі на вхід подвійного вейвлет-нейрона векторного сигналу $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$ (тут $k = 0, 1, 2, \dots$ - номер спостереження в навчальній вибірці або поточний дискретний час) на його виході з'являється скалярний сигнал виду

$$y(k) = \sum_{l=0}^{h_2} \varphi_{l0} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^{h_1} \varphi_{ji}(x_i(k)) w_{ji}(k) \right) w_{l0}(k) = \sum_{l=0}^{h_2} \varphi_{l0}(u(k)) w_{l0}(k), \quad (1)$$

де $y(k)$ - вихід подвійного вейвлет-нейрона, $w_{ji}(k)$, $w_{l0}(k)$ - синаптичні ваги, що налаштовуються, $\varphi_{ji}(x_i(k))$, $\varphi_{l0}(u(k))$ - вейвлет-функції ($\varphi_{00}(\bullet) = \varphi_{01}(\bullet) \equiv 1$), h_1 , h_2 - кількість вейвлет-функцій у нелинійних синапсах у першому та другому шарі відповідно, n - розмір вхідного вектору. У кожному вейвлет-синапсі реалізовані вейвлети, що відрізняються між собою параметрами розтягання та зсуву.

Для навчання вихідного шару подвійного вейвлет-нейрона використовується квадратичний критерій оптимізації. Метод навчання вихідного шару подвійного вейвлет-нейрона на основі градієнтного підходу має вигляд

$$\begin{cases} w_0(k+1) = w_0(k) + (e(k)\varphi_0(u(k))) / \eta_0^{w_0}(k), \\ \eta_0^{w_0}(k+1) = \beta \eta_0^{w_0}(k) + \|\varphi_0(u(k+1))\|^2, \end{cases} \quad (2)$$

де $w_0(k) = (w_{10}(k), \dots, w_{h_20}(k))^T$ - вектор синаптичних ваг, $\varphi_0(k) = (\varphi_{10}(k), \dots, \varphi_{h_20}(k))^T$ - вектор вейвлет-активаційних функцій, $e(k) = d(k) - y(k)$ - похибка навчання, $d(k)$ - зовнішній навчальний сигнал, β - параметр забування застарілої інформації ($0 \leq \beta \leq 1$).

Навчання прихованого шару проводиться аналогічним чином на основі модифікованого методу зворотного поширення похибки з використанням того ж критерію, отже, метод навчання прихованого шару подвійного вейвлет-нейрона на основі градієнтної оптимізації має вигляд

$$\begin{cases} w_i(k+1) = w_i(k) + (e(k) f'_0(u(k)) \varphi_i(x_i(k))) / \eta_i^{w_i}(k), \\ \eta_i^{w_i}(k+1) = \beta \eta_i^{w_i}(k) + \|\varphi_i(x_i(k+1))\|^2, \end{cases} \quad (3)$$

де $w_i(k) = (w_{1i}(k), \dots, w_{h_i i}(k))^T$ - вектор синаптичних ваг, $\varphi_i(k) = (\varphi_{1i}(k), \dots, \varphi_{h_i i}(k))^T$ - вектор вейвлет-активаційних функцій.

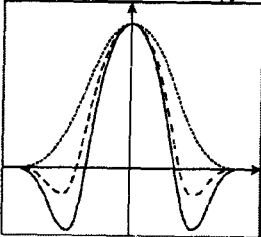


Рисунок 1 - Адаптивна вейвлет-функція активациї-належності з довільними параметрами α (крапкована лінія $\alpha = 0$, пунктована лінія $\alpha = 0,5$, суцільна лінія $\alpha = 1$)

З одного боку, в якості вейвлет-активаційних функцій можна використати довільні аналітичні парні сімейства вейвлетів, але з другого боку, доцільно використовувати таку функцію, параметри та форма якої адаптивно налаштувалися у процесі навчання вейвлет-нейро-фаззі-системи при розв'язанні конкретної задачі.

У роботі запропоновано модель одновимірної адаптивної вейвлет-функції активациї-належності, що має вид

$$\varphi_j(x_i(k)) = (1 - \alpha_j(k) t_j^2(k)) \exp(-t_j^2(k)/2), \quad (4)$$

де $t_j(x_i(k)) = (x_i(k) - c_{ji}(k)) \cdot \sigma_{ji}^{-1}(k)$, $c_{ji}(k)$ - параметр центра, $\sigma_{ji}(k)$ - параметр ширини та $\alpha_j(k)$ - параметр форми функції ($0 \leq \alpha \leq 1$).

Адаптивний параметр α дозволяє налаштувати форму вейвлет-функції активації-належності в процесі навчання мережі, при цьому, якщо $\alpha = 0$ отримуємо Гаусову функцію активації, якщо $\alpha = 1$ - вейвлет «Mexican Hat», а при $0 < \alpha < 1$ - гібридну функцію активації-належності. На рис. 1 наведено форми адаптивної вейвлет-функції активації-належності в залежності від од параметра α . Тут необхідно зауважити, що коливальний характер вейвлет-функції не суперечить уніполярності функцій належності, оскільки від'ємні значення можуть трактуватися в сенсі малих рівнів належності або не належності.

У випадках, коли нестационарні сигнали забруднені викидами невідомої природи, запропоновано використовувати метод навчання, що синтезовано на базі робастного критерію ідентифікації виду $E(k) = \delta^2 \ln(\cosh e(k)/\delta)$, де δ - додатний параметр, що визначає розмір зони нечутливості до викидів. Доведено, що цей критерій задовольняє аксіомам метричного простору. Структура робастного методу навчання залишається ідентичною виразам (2), (3), але замість похибки $e(k)$ використовується вираз $\delta \tanh(e(k)/\delta)$.

На базі подвійного вейвлет-нейрона синтезовано архітектуру вейвлет-нейро-компресора, для розв'язування задачі стиснення даних, що представлені у вигляді не тільки таблиць "об'єкт-властивість", а й у вигляді багатовимірних часових рядів в послідовному режимі. Саме це й відрізняє вейвлет-нейро-компресор від існуючих підходів. Така система об'єднує в собі переваги нейронних мереж та теорії вейвлетів і має здатність узагальнювати та виявляти приховані залежності. Архітектуру запропонованого вейвлет-нейро-компресора наведено на рис. 2.

При надходженні на вхід вейвлет-нейро-компресора багатовимірною часового ряду $X(k) = \{x^1(k), x^2(k), \dots, x^n(k)\}$ на виході першого шару мережі отримуємо сигнали виду

$$y^m(k) = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^{h_1} \varphi_{il}^{mi}(x^i(k)) w_{il}^{mi}(k), \quad (5)$$

а відповідно сигнали, що з'являються на виході другого шару (шар відновлення)

$$\hat{x}^j(k) = \sum_{m=1}^h \sum_{j=1}^{h_2} \varphi_{j0}^{im}(y^m(k)) w_{j0}^{im}(k) = \sum_{m=1}^h \sum_{j=1}^{h_2} \varphi_{j0}^{im} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^{h_1} \varphi_{il}^{mi}(x^i(k)) w_{il}^{mi}(k) \right) w_{j0}^{im}(k), \quad (6)$$

де $y^m(k)$ - m -та - компонента стисненого багатовимірною часового ряду.

В кожному вейвлет-синапсі реалізовано адаптивні вейвлет-функції активації-належності (4), що відрізняються між собою параметрами центра та ширини, які уточнюються одночасно з синаптичними вагами та мають вид у прийнятих позначеннях

$$\begin{aligned} \varphi_{il}^{mi}(x^i(k)) &= (1 - \alpha_{il}^{mi}(k)(\tau_{il}^{mi}(k))^2) \exp\left(-(\tau_{il}^{mi}(k))^2/2\right), \\ \varphi_{j0}^{im}(y^m(k)) &= (1 - \alpha_{j0}^{im}(k)(\tau_{j0}^{im}(k))^2) \exp\left(-(\tau_{j0}^{im}(k))^2/2\right), \end{aligned} \quad (7)$$

де $\tau_{il}^{mi}(x^i(k)) = (x^i(k) - c_{il}^{mi}(k))(\sigma_{il}^{mi}(k))^{-1}$, $\tau_{j0}^{im}(y^m(k)) = (y^m(k) - c_{j0}^{im}(k))(\sigma_{j0}^{im}(k))^{-1}$, α_{il}^{mi} , α_{j0}^{im} - параметри, що налаштовуються ($0 \leq \alpha \leq 1$).

Грунтуючись на квадратичному критерії навчання, можна записати методи навчання синаптичних ваг та параметрів вейвлет-активаційних функцій першого та другого шарів у

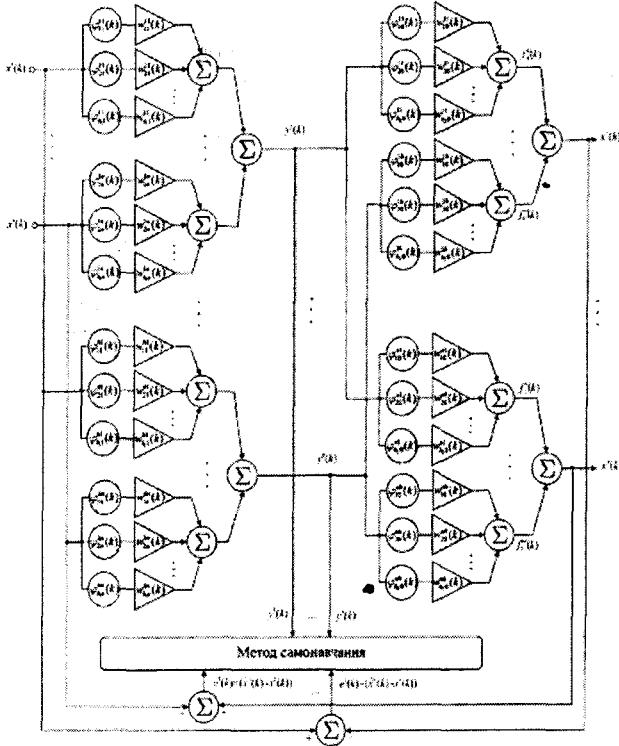


Рисунок 2 - Архітектура вейвлет-нейро-компресора

вигляді

$$\begin{cases}
 w_h^m(k+1) = w_h^m(k) + \eta^w e^i(k) [f_0^m(y^m(k))] \varphi_h^m(x^i(k)), \\
 c_h^m(k+1) = c_h^m(k) + \eta^c e^i(k) [f_0^m(y^m(k))] w_h^m(k) (\partial \varphi_h^m(x^i(k)) / \partial c_h^m(k)), \\
 (\sigma_h^m)^{-1}(k+1) = (\sigma_h^m)^{-1}(k) + \eta^\sigma e^i(k) [f_0^m(y^m(k))] w_h^m(k) (\partial \varphi_h^m(x^i(k)) / \partial (\sigma_h^m)^{-1}(k)), \\
 \alpha_h^m(k+1) = \alpha_h^m(k) + \eta^\alpha e^i(k) [f_0^m(y^m(k))] w_h^m(k) (\partial \varphi_h^m(x^i(k)) / \partial \alpha_h^m(k)),
 \end{cases} \quad (8)$$

де $\eta^w, \eta^c, \eta^\sigma, \eta^\alpha$ - крок методу навчання, $[f_0^m(y^m(k))] = \sum_{j=1}^{h_j} w_{j_0}^m(k) (\partial \varphi_{j_0}^m(y^m(k)) / \partial y^m(k))$;

$$\begin{cases}
 w_{j_0}^m(k+1) = w_{j_0}^m(k) + \eta_0^w e^i(k) \varphi_{j_0}^m(y^m(k)), \\
 c_{j_0}^m(k+1) = c_{j_0}^m(k) + \eta_0^c e^i(k) w_{j_0}^m(k) (\partial \varphi_{j_0}^m(y^m(k)) / \partial c_{j_0}^m(k)), \\
 (\sigma_{j_0}^m)^{-1}(k+1) = (\sigma_{j_0}^m)^{-1}(k) + \eta_0^\sigma e^i(k) w_{j_0}^m(k) (\partial \varphi_{j_0}^m(y^m(k)) / \partial (\sigma_{j_0}^m)^{-1}(k)), \\
 \alpha_{j_0}^m(k+1) = \alpha_{j_0}^m(k) + \eta_0^\alpha e^i(k) w_{j_0}^m(k) (\partial \varphi_{j_0}^m(y^m(k)) / \partial \alpha_{j_0}^m(k)),
 \end{cases} \quad (9)$$

де $e^i(k) = (\hat{x}^i(k) - x^i(k))$ - похибка навчання.

Також у другому розділі на основі розроблених архітектур синтезовано інтелектуальні адаптивні закони керування для об'єктів з малою вибіркою спостережень та підтримують обмеження на енергетичні витрати.

Для синтезу інтелектуальних законів керування на основі моделі об'єкта на базі вейвлет-нейрона було використано стандартний критерій керування з узагальненою мінімальною дисперсією у формі

$$E^c(k) = 1/2(e_c^2(k+1) + \rho u^2(k)) = 1/2((y^*(k+1) - y(k+1))^2 + \rho u^2(k)), \quad (10)$$

де $y^*(k+1)$ - бажане значення вихідного сигналу, $\rho \geq 0$ - штрафний коефіцієнт, що задає «ціну» енергетики керувального сигналу (задає вартість енергозатрат).

Отримані інтелектуальні закони керування мають вигляд

$$u(k) = u(k-1) + \eta(k)e_c(k)w_2^T(k-1)J_2^u(u(k-1)) + \rho u(k-1), \quad (11)$$

де $w_2(k-1) = (w_{21}(k-1), \dots, w_{2m}(k-1))^T$, $J_2^u(u(k-1)) = (J_{21}^u(u(k-1)), \dots, J_{2m}^u(u(k-1)))^T$.

Вибір параметра ρ в критерії (10) відбувається, зазвичай, або на інтуїтивному рівні, або в процесі експериментування з моделлю об'єкта керування. Оскільки розглядувані задачі вирішуються на основі методології обчислювального інтелекту, цілком природно вимагати, щоб цей параметр визначався автоматично самим регулятором. Було запропоновано вирішувати задачу адаптивного керування за наявності додаткових обмежень на енергетику керувань у вигляді $u^2(k) \leq U^2$, де U^2 - деякій поріг, що в процесі керування об'єктом не може бути перевищений.

Вводячи функцію Лагранжа

$$L(k) = (y^*(k+1) - y(k+1))^2 + \rho(u^2(k) - U^2) \quad (12)$$

та вирішуючи стандартну систему рівнянь Куна-Таккера за допомогою процедури Ерроу-Гурвіца-Удзави, приходимо до закону керування

$$\begin{cases} u(k) = u(k-1) + \eta(k)e_c(k)w_2^T(k-1)J_2^u(u(k-1)) + \rho u(k-1), \\ \rho(k+1) = [\rho(k) + \eta_\rho(k)(u^2(k) - U^2)]_+ \end{cases} \quad (13)$$

(тут $\eta_\rho(k) > 0$ - параметр кроку градієнтного пошуку, $[\lambda]_+ = \max\{0, \lambda\}$).

Друге рекурентне співвідношення (13) можна також переписати у вигляді

$$\rho(k+1) = \rho(k) + \eta_\rho(k)((u^2(k) - U^2)/U^2), \quad 0 < \eta_\rho(k) < 1. \quad (14)$$

Таким чином, адаптивна система керування крім контурів адаптивної ідентифікації та власне регулятора, набуває додатковий контур регулювання параметра критерію, що задає енергетичні обмеження на керувальні дії.

Третій розділ присвячено синтезові складеного адаптивного W-нейрона (вейвлону) і його методів навчання, що мають підвищену швидкість та забезпечують покращені апроксимувальні та екстраполювальні властивості, за рахунок введення багатовимірних адаптивних вейвлет-функцій активації-належності.

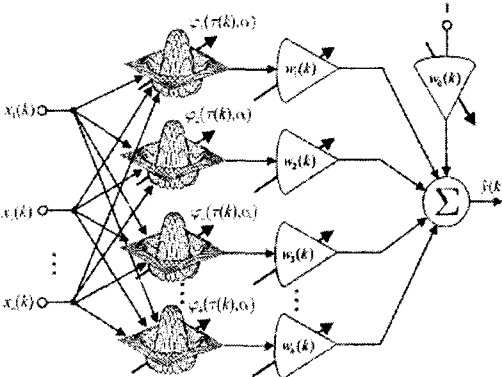


Рисунок 3 - Структура складеного адаптивного W-нейрона

Прихований шар на відміну від радіально-базисних мереж утворено не R -нейронами, а багатовимірними вейвлет-функціями активації-належності виду

$$\varphi_j(x(k)) = \varphi_j\left((x(k) - c_j)^T Q_j^{-1}(x(k) - c_j)\right), \quad j = 1, 2, \dots, h, \quad (15)$$

у яких замість параметрів ширини σ_{ji} використовується матриця Q_j^{-1} . Це приводить до того, що рецепторні поля W-нейронів можуть мати довільну орієнтацію щодо координатних осей простору X , що розширює функціональні можливості складеного адаптивного W-нейрона.

На основі моделі одновимірної вейвлет-функції активації-належності (4) введено багатовимірну модель, що налаштовує свої параметри при навчанні W-нейрона та має вигляд

$$\varphi_j(x(k)) = (1 - \alpha_j \tau_j^2) \exp(-\tau_j^2 / 2), \quad (16)$$

де $\tau_j(x(k)) = \left((x(k) - c_j(k))^T Q_j^{-1}(k)(x(k) - c_j(k))\right)^{1/2}$.

На рис. 4 наведено форми двовимірних вейвлет-функцій активації-належності (16) при різних матрицях Q_j^{-1} і параметрі α_j .

І, нарешті, вихідний шар сформовано адаптивними лінійними асоціаторами з синаптичними вагами $w_j(k)$, що налаштовуються

$$\hat{y}(k) = w_0(k) + \sum_{j=1}^h w_j(k) \varphi_j\left((x(k) - c_j(k))^T Q_j^{-1}(k)(x(k) - c_j(k))\right) = w^T(k) \varphi(x(k)), \quad (17)$$

де $\varphi_0(x(k)) \equiv 1$, $w(k) = (w_0(k), w_1(k), \dots, w_h(k))^T$, $\varphi(x(k)) = (1, \varphi_1(x(k)), \dots, \varphi_h(x(k)))^T$.

Оскільки $(h+1) \times 1$ вектор синаптичних ваг входить в опис мережі лінійно, для його уточнення можна використовувати будь-який із методів адаптивної ідентифікації, наприклад, традиційний рекурентний метод найменших квадратів, що має фільтрувальні властивості. Для налаштування параметрів адаптивних вейвлет-функцій активації-

Такий W-нейрон можна використовувати як самостійну мережу або як структурний елемент еволюційних гібридних МГУА-нейронних мереж.

W-нейрон має двошарову архітектуру, яку наведено на рис. 3 і яка збігається по суті зі спрощеною радіально-базисною нейронною мережею з одним виходом. Нульовий шар структури є рецепторним і в поточний момент часу k на нього подається вхідний сигнал у формі вектора $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$.

належності (векторів c_j , матриць Q_j^{-1} , параметра α_j) використовується градієнтна мінімізація локального критерію, при цьому, на відміну від покомпонентного навчання, проводиться уточнення у векторному просторі, що, по-перше, простіше з обчислювальної точки зору, а, по-друге, дозволить оптимізувати процес навчання за швидкістю.

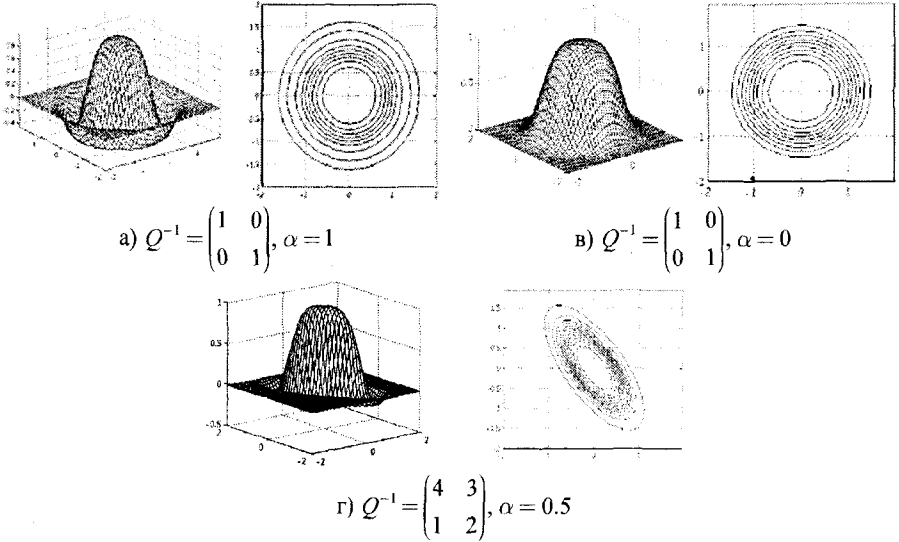


Рисунок 4 - Активаційні функції вейвлонів при різних матрицях Q_j^{-1} і параметрі α

Метод навчання центрів c_j , матриці рецепторних полів Q_j^{-1} і параметра α_j має вигляд

$$\begin{cases} c_j(k+1) = c_j(k) - \lambda_c (e(k) J_{c_j}(k) / \eta_{c_j}(k)), \quad \eta_{c_j}(k+1) = \beta_c \eta_{c_j}(k) + \|J_{c_j}(k+1)\|^2, \\ Q_j^{-1}(k+1) = Q_j^{-1}(k) + \lambda_Q (e(k) J_{Q_j^{-1}}(k) / \eta_{Q_j^{-1}}(k)), \\ \eta_{Q_j^{-1}}(k+1) = \beta_Q \eta_{Q_j^{-1}}(k) + \text{Tr}(J_{Q_j^{-1}}(k+1) J_{Q_j^{-1}}^T(k+1)), \\ \alpha_j(k+1) = \alpha_j(k) + \lambda_\alpha (e(k) J_{\alpha_j}(k) / \eta_{\alpha_j}(k)), \quad \eta_{\alpha_j}(k+1) = \beta_\alpha \eta_{\alpha_j}(k) + \|J_{\alpha_j}(k+1)\|^2, \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} J_w(k) = (1 - \alpha_j(k) \tau_j^2(x(k))) \exp(-\tau_j^2(x(k))/2), \\ J_{c_j}(k) = 2w_j(k) (\alpha_j(k) \tau_j^3(x(k)) - (2\alpha_j(k) + 1) \tau_j(x(k))) \exp(-\tau_j^2(x(k))/2) Q_j^{-1}(k) (x(k) - c_j(k)), \\ J_{Q_j^{-1}}(k) = w_j(k) (\alpha_j(k) \tau_j^3(x(k)) - (2\alpha_j(k) + 1) \tau_j(x(k))) \exp(-\tau_j^2(x(k))/2) (x(k) - c_j(k)) (x(k) - c_j(k))^T, \\ J_{\alpha_j}(k) = w(k) \odot \tau^2(x(k)) \odot \exp(-\tau_j^2(x(k))/2) \end{cases}$$

(тут \odot - прямий добуток, λ_{α_j} - додатний параметр демпфування), що є оригінальним

гібридом алгоритму Качмажа-Уїдрои-Гоффа та Гудвіна-Ремеджа-Кейнеса, який має як слідкувальні, так і фільтрувальні властивості.

Досвід показує, що методи навчання та ідентифікації, засновані на критерії найменших квадратів, виявляються надзвичайно чутливими до відхилень фактичного закону розподілу даних від нормального. За умов різного роду викидів, грубих похибок, негаусівських збурень із «важкими хвостами» методи, що пов'язані із критерієм найменших квадратів, втрачають свою ефективність. У цій ситуації на перший план виходять методи робастного оцінювання, які до теперішнього часу одержали відоме поширення і для навчання штучних нейронних мереж. Використовуючи похибку навчання $e(k) = y(k) - \hat{y}(k) = y(k) - w^T(k)\varphi(k)$ і робастний критерій ідентифікації

$$E_R(k) = 1 - \exp(-\delta e^2(k)), \quad (19)$$

синтезовано метод навчання виду

$$\begin{cases} w(k+1) = w(k) + \lambda_w \left(\delta e(k) \exp(-\delta e^2(k)) J_w(k) / \eta_w(k) \right), \eta_w(k+1) = \beta_w \eta_w(k) + \|J_w(k+1)\|^2, \\ c_j(k+1) = c_j(k) - \lambda_{c_j} \left(\delta e(k) \exp(-\delta e^2(k)) J_{c_j}(k) / \eta_{c_j}(k) \right), \eta_{c_j}(k+1) = \beta_{c_j} \eta_{c_j}(k) + \|J_{c_j}(k+1)\|^2, \\ Q_j^{-1}(k+1) = Q_j^{-1}(k) + \lambda_{Q_j} \left(\delta e(k) \exp(-\delta e^2(k)) J_{Q_j^{-1}}(k) / \eta_{Q_j^{-1}}(k) \right), \\ \eta_{Q_j^{-1}}(k+1) = \beta_{Q_j^{-1}} \eta_{Q_j^{-1}}(k) + \text{Tr} \left(J_{Q_j^{-1}}(k+1) J_{Q_j^{-1}}^T(k+1) \right), \\ \alpha(k+1) = \alpha(k) + \lambda_\alpha \left(\delta e(k) \exp(-\delta e^2(k)) J_\alpha(k) / \eta_\alpha(k) \right), \eta_\alpha(k+1) = \beta_\alpha \eta_\alpha(k) + \|J_\alpha(k+1)\|^2. \end{cases} \quad (20)$$

Для розв'язання задачі виявлення розладнань у нестационарних часових рядах довільної природи синтезовано підсистему на основі W-нейрона. Для виявлення різких перепадів в послідовності, що контролюється, використано діагностувальну процедуру Хеттлунда

$$\begin{cases} \theta(k+1) = \lambda_\theta \theta(k) + w(k+1) - w(k) = \lambda_\theta \theta(k) + \Delta w(k+1), \\ T(k+1) = \text{sign}(\theta^T(k+1) \Delta w(k+1)), 0 < \lambda_\theta < 1, \end{cases} \quad (21)$$

при цьому поява на декількох тактах контролю посліпль значення діагностувального сигналу $T(k+1)=1$ свідчить про наявність розладнань. У цьому випадку параметр зважування застарілої інформації повинен зменшитися на деяке значення $\Delta\beta$. Якщо ж діагностувальний сигнал $T(k+1)$ змінює свої знаки, то параметр зважування можна збільшити, що, в свою чергу, покращує фільтрувальні властивості методу.

В четвертому розділі введено нові архітектури вейвлет-нейро-фаззі-систем та запропоновано методи їхнього навчання з метою покращення апроксимувальних властивостей нейро-фаззі-систем, а також для розв'язання задач динамічного інтелектуального аналізу даних за умов послідовного надходження спостережень та дефіциту апіорної та поточної інформації. Перша архітектура - адаптивна вейвлет-нейро-фаззі-мережа з лінійними консеквентом та одновимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності в прихованому шарі. Така система є модифікацією відомої ANFIS-системи та відрізняється тим, що в першому прихованому шарі

використовуються одновимірні вейвлет-функції активації-належності, що дає змогу виявляти локальні особливості нестационарних часових послідовностей довільної природи в послідовному режимі надходження даних. Друга архітектура - гібридна вейвлет-нейро-фаззі-система на адаптивних W -нейронах з одновимірними вейвлет-функціями активації-належності у прихованому шарі (рис. 5). Така система має покращені апроксимувальні та екстраполювальні властивості за рахунок введення адаптивних W -нейронів в консеквент та використання адаптивних одновимірних вейвлет-функцій активації-належності у прихованому шарі. Третя архітектура - гібридна багатовимірна вейвлет-нейро-фаззі-система з W -нейронами - є модифікацією попередньої системи, де у перший прихований шар введені багатовимірні вейвлет-функції активації-належності, що налаштовують свої параметри в процесі навчання. Кожна архітектура відрізняється кількістю налаштовуваних параметрів та часом навчання.

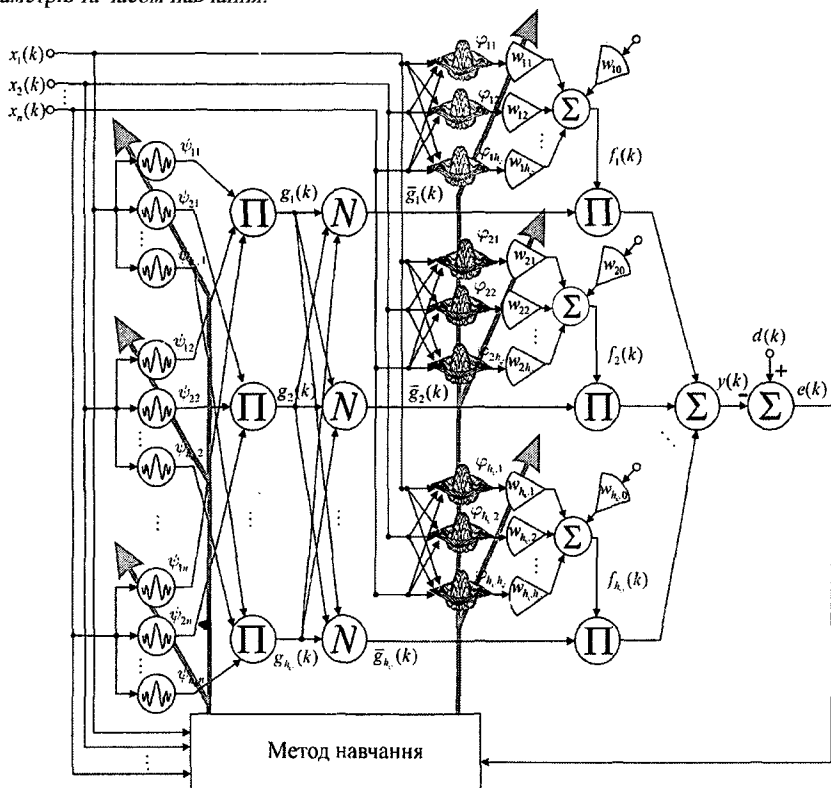


Рисунок 5 - Гібридна вейвлет-нейро-фаззі-система на адаптивних W -нейронах

Запропоновані системи мають п'ятишарову архітектуру, що є в загальному випадку системою нечіткого висновокуння Такагі-Сугено-Канга, що навчається. Перший прихований шар у двох перших архітектурах на відміну від нейро-фаззі-систем утворено

не традиційними функціями належності, а набором з $h_v n$ вейвлетів виду (4) (по h_v одновимірних вейвлетів на кожний вхід) $\psi_j(k) = \psi_j(x_i(k), c_{ji}^v(k), \sigma_{ji}(k))$ з $2h_v n$ параметрами центру c_{ji}^v та ширини σ_{ji} , що налаштовуються. У багатовимірній вейвлет-нейро-фаззі-системі перший шар утворено на основі функцій (16). Другий прихований шар реалізує операцію, аналогічну обчисленню нечіткої T -норми

$$g_j(k) = \prod_{i=1}^n \psi_{ji}(k), j = 1, 2, \dots, h_v, \quad (22)$$

після чого в третьому прихованому шарі проводиться нормалізація

$$\bar{g}_j(k) = g_j(k) / \sum_{j=1}^{h_v} g_j(k) = \prod_{i=1}^n \psi_{ji}(k) / \sum_{j=1}^{h_v} \prod_{i=1}^n \psi_{ji}(k), \quad (23)$$

що забезпечує виконання умови Руспіні $\sum_{j=1}^{h_v} \bar{g}_j(k) = 1$.

У вейвлет-нейро-фаззі-системі з лінійним консеквентом четвертий прихований шар реалізує операцію, аналогічну обчисленню консеквента в системах нечіткого виведення $\bar{w}_j(k) f_j(x(k))$, при цьому в якості функцій $f_j(x(k))$ найчастіше використовують лінійну формулу $f_j(x(k)) = p_{j0} + \sum_{i=1}^n p_{ji} x_i(k)$. У цьому випадку в четвертому шарі обчислюються значення сигналів

$$\bar{w}_j(k) (p_{j0} + \sum_{i=1}^n p_{ji} x_i(k)) = \bar{w}_j(k) p_j^T \bar{x}(k), \quad (24)$$

де $\bar{x}(k) = (1, x^T(k))^T$, $p_j = (p_{j0}, p_{j1}, \dots, p_{jn})^T$, а $h(n+1)$ параметрів p_{ji} , $j = 1, 2, \dots, h$, $i = 0, 1, 2, \dots, n$ підлягають визначенню.

У системах з консеквентом на основі W -нейронів, четвертий прихований шар реалізує операцію, яка аналогічна обчисленню консеквента в системах нечіткого висновування, при цьому замість лінійних вихідних функцій $f_j(X(k))$ використовується структура адаптивного W -нейрона, що дозволяє покращити апроксимувальні властивості системи

$$f_j(X(k)) = w_{j0}(k) + \sum_{m=1}^{h_c} w_{jm}(k) \varphi_{jm}(\tau_{jm}(k)) = w_j^T(k) \varphi_j(\tau_j(k)), \quad (25)$$

де $\varphi_{j0} = 1$, $w_j(k) = (w_{j0}(k), \dots, w_{jh_c}(k))^T$, $\varphi_j(\tau_j(k)) = (1, \varphi_{j1}(\tau_{j1}(k)), \dots, \varphi_{jh_c}(\tau_{jh_c}(k)))^T$, $\varphi_{jm}(\tau_{jm}(k)) = \varphi_{jm}((X(k) - c_{jm}^v(k))^T Q_{jm}^{-1}(k) (X(k) - c_{jm}^v(k)), \alpha_{jm}(k))$, $\tau_{jm}(k) = ((X(k) - c_{jm}^v(k))^T Q_{jm}^{-1}(k) (X(k) - c_{jm}^v(k)), \alpha_{jm}(k))$.

У цьому випадку в четвертому шарі обчислюються сигнали у формі

$$\bar{g}_j(k) \left(w_{j0}(k) + \sum_{m=1}^{h_c} w_{jm}(k) \varphi_{jm}(\tau_{jm}(k)) \right) = \bar{g}_j w_j^T(k) \varphi_j(\tau_j(k)), \quad (26)$$

де $h_\psi(n+1)$ параметрів $w_{jm}, j=1,2,\dots,h_\psi, m=0,1,2,\dots,h_\psi$ підлягають визначенню.

І, нарешті, у п'ятому вихідному шарі обчислюється вихідний сигнал системи

$$y(k) = \sum_{j=1}^{h_\psi} \bar{g}_j(k) f_j(x(k)), \quad (27)$$

або у векторній формі

$$y(k) = \bar{g}^T(k) f(x(k)), \quad (28)$$

де $f(x(k)) = (f_1(x(k)), \dots, f_{h_\psi}(x(k)))^T = (w_1^T(k) \varphi_1(\tau_1(k)), \dots, w_{h_\psi}^T(k) \varphi_{h_\psi}(\tau_{h_\psi}(k)))^T$.

Вводячи позначення $w = (w_1, \dots, w_{h_\psi})^T$ і $F(x(k)) = (\bar{g}_1(k) \varphi_1(\tau_1(k)), \dots, \bar{g}_{h_\psi}(k) \varphi_{h_\psi}(\tau_{h_\psi}(k)))^T$, вихід такої архітектури можна записати в компактній формі

$$y(k) = w^T(k) F(x(k)). \quad (29)$$

На основі оптимізації квадратичного критерію навчання із застосуванням нескладних перетворень на основі леми про обернення матриць введено метод навчання першого прихованого шару для перших двох архітектур

$$\Psi(k+1) = \Psi(k) + \lambda (J^\psi(k) e(k) / \eta(k)), \quad \eta_\psi(k+1) = \beta \eta_\psi(k) + \|J^\psi(k+1)\|^2, \quad (30)$$

де $\Psi(k) = (c_{11}^\psi(k), \sigma_{11}^{-1}(k), \alpha_{11}^\psi(k), \dots, c_{nn}^\psi(k), \sigma_{nn}^{-1}(k), \alpha_{nn}^\psi(k))^T - (3h_\psi n \times 1)$ - вектор параметрів, що налаштовуються, $J^\psi(k) - (2h_\psi n \times 1)$ - вектор-градієнт вихідного сигналу $y(k)$ за налаштованими параметрами, λ - додатний скалярний коефіцієнт підсилення.

Метод навчання (30) при $\beta=0$ має максимальну швидкість збіжності, а при $\beta=1$ набуває властивостей стохастичної апроксимації. Слід зазначити, що метод (31) є стійким при будь-яких значеннях параметра β , що вигідно відрізняє його від експоненційно-зваженого рекурентного методу найменших квадратів.

Для обчислення компонент вектора-градієнта

$$J_\psi(k) = \left(\frac{\partial y(k)}{\partial c_{11}^\psi}, \frac{\partial y(k)}{\partial \sigma_{11}^{-1}}, \frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_{11}^\psi}, \dots, \frac{\partial y(k)}{\partial c_{nn}^\psi}, \frac{\partial y(k)}{\partial \sigma_{nn}^{-1}}, \frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_{nn}^\psi} \right)^T, \quad (31)$$

використовуються співвідношення

$$\begin{cases} \frac{\partial y(k)}{\partial c_{j\mu}^\psi} = f_j(x(k)) \bar{g}_j(k) (1 - \bar{g}_j(k)) \frac{1}{\psi_{j\mu}(x_j(k), c_{j\mu}^\psi, \sigma_{j\mu}^{-1}, \alpha_{j\mu}^\psi)} \cdot \frac{\partial \psi_{j\mu}}{\partial c_{j\mu}^\psi}, \\ \frac{\partial y(k)}{\partial \sigma_{j\mu}^{-1}} = f_j(x(k)) \bar{g}_j(k) (1 - \bar{g}_j(k)) \frac{1}{\psi_{j\mu}(x_j(k), c_{j\mu}^\psi, \sigma_{j\mu}^{-1}, \alpha_{j\mu}^\psi)} \cdot \frac{\partial \psi_{j\mu}}{\partial \sigma_{j\mu}^{-1}}, \\ \frac{\partial y(k)}{\partial \alpha_{j\mu}^\psi} = f_j(x(k)) \bar{g}_j(k) (1 - \bar{g}_j(k)) \frac{1}{\psi_{j\mu}(x_j(k), c_{j\mu}^\psi, \sigma_{j\mu}^{-1}, \alpha_{j\mu}^\psi)} \cdot \frac{\partial \psi_{j\mu}}{\partial \alpha_{j\mu}^\psi}. \end{cases} \quad (32)$$

Для багатовимірної системи метод навчання першого прихованого шару буде

відрізнятися за параметром рецепторних полів R_j^{-1} , який можна записати як

$$H(k+1) = H(k) + \lambda_n (J_H(k)e(k)/\eta_n(k)), \quad \eta_n(k+1) = \beta\eta_n(k) + Tr(J_H(k+1)J_H^T(k+1)), \quad (33)$$

де
$$H(k) = (R_{11}^{-1}(k), \dots, R_{nn}^{-1}(k))^T; \quad J_H(k) = \{ \{\partial y(k)/\partial R_{11}^{-1}\}, \dots, \{\partial y(k)/\partial R_{nn}^{-1}\} \}^T,$$

$$\left[\frac{\partial y(k)}{\partial R_{\mu}^{-1}} \right] = f_j(x(k)) \bar{g}_j(k) (1 - \bar{g}_j(k)) \frac{(x(k) - c_{\mu}^{\psi}(k))}{\psi_{\mu}(x_{\mu}(k), c_{\mu}^{\psi}, \sigma_{\mu}^{-1}, \alpha_{\mu}^{\psi})} \cdot \frac{\partial \psi_{\mu}(\tau_{\mu}^{\psi}(k))}{\partial \tau_{\mu}^{\psi}(k)}.$$

Для налаштування параметрів четвертого шару для системи з лінійним консеквентом може використовуватися будь-який з алгоритмів, який застосовують в адаптивній теорії ідентифікації, оскільки шуканий вектор параметрів p входить в опис мережі лінійно. Це насамперед є рекурентний метод найменших квадратів у формі, що є по суті процедурою оптимізації другого порядку, що має згладжувальні та слідкувальні властивості або оптимальний за швидкодією однокроковий градієнтний алгоритм Качмажа, що має слідкувальні властивості, або алгоритм Гудвіна-Ремеджа-Кейнеса, що є по суті процедурою стохастичної апроксимації.

У випадку, де в консеквентні системи використовуються W -нейрони, алгоритм навчання четвертого шару є методом навчання адаптивного W -нейрона, що описується виразом (18).

В п'ятому розділі запропоновано гібридні вейвлет-нейро-фаззи-системи типу-2. Такі системи дають змогу знайти оптимальну функцію належності для конкретно розв'язуваної задачі. Для цього випадку синтезовано архітектуру вейвлет-нейро-фаззи-системи типу-2 з фаззи-вейвлет-функціями належності типу-2 з формою, що переналаштується, а також процедуру редукції моделі, що дозволяє в послідовному режимі синтезувати оптимальний вихідний сигнал. Запропонована система має низку переваг: гнучкість, підвищену швидкодію, здатність обробляти нестационарні сигнали в послідовному режимі.

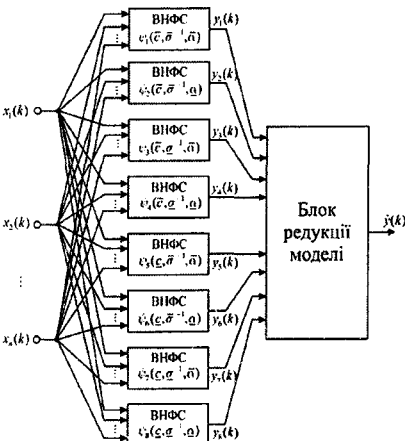


Рисунок 6 - Банк вейвлет-нейро-фаззи-систем

Чисельна реалізація систем типу-2 суттєво ускладнюється операцією редукції моделі (type reduction), за допомогою якої нечіткість типу-2 приводиться до звичайної нечіткості типу-1. Відомі підходи досить громіздкі та не допускають реалізації в режимі реального часу, коли навчання необхідно проводити послідовно в темпі надходження нових даних.

Подолати це ускладнення можна, апроксимуючи систему типу-2 банком звичайних систем першого типу, кожна з яких має відмінний від інших набір параметрів фаззи-вейвлет-функцій належності антецедента, і поєднуючи виходи цих систем деяким чином з метою одержання оптимального результату.

На рис. 6 наведено такий банк вейвлет-нейро-фаззі-систем, при цьому кожна із систем першого типу містить або максимальні, або мінімальні значення параметрів $\tilde{c}_j^\psi(k), \tilde{\sigma}_j^{-1}(k), \tilde{\alpha}_j^\psi(k)$. У якості систем першого типу можна обрати гібридну вейвлет-нейро-фаззі-систему з W -нейронами та одновимірними вейвлет-функціями активації-належності, що її зображено на рис. 5, або іншу запропоновану систему.

Зрозуміло, що такий банк складається з восьми підсистем, хоча, у принципі, їх число може бути обране й більшим ($P \geq 8$).

Перший прихований шар утворено набором з h_ψ фаззі-вейвлет-функцій належності типу-2 $\psi_j(k)$. У функції такого виду можна виділити три види невизначеності: за центрами (рис. 7 а), за ширинами (рис. 7 б) й за параметром форми функції (рис. 7 в)

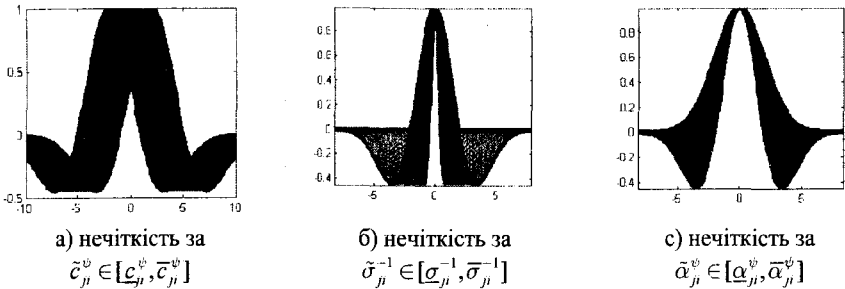


Рисунок 7 - Фаззі-вейвлет-функції належності типу-2

$$\psi_j(x_i(k)) = (1 - \tilde{\alpha}_j^\psi(k) \tilde{\delta}_j^2(k)) \exp(-\tilde{\delta}_j^2(k)/2), \quad (34)$$

де $\tilde{\delta}_j(k) = (x_i(k) - \tilde{c}_j^\psi) \tilde{\sigma}_j^{-1}$, $x_i(k)$ - значення i -входу, $\tilde{c}_j^\psi \in [\underline{c}_j^\psi, \bar{c}_j^\psi]$ - невизначеність за центрами ($\underline{c}_j^\psi, \bar{c}_j^\psi$ - нижня й верхня границі за центрами фаззі-вейвлет-функцій належності відповідно), $\tilde{\sigma}_j^{-1} \in [\underline{\sigma}_j^{-1}, \bar{\sigma}_j^{-1}]$ - невизначеність за ширинами ($\underline{\sigma}_j^{-1}, \bar{\sigma}_j^{-1}$ - нижня й верхня границі за ширинами фаззі-вейвлет-функцій належності відповідно), $\tilde{\alpha}_j^\psi$ - параметр форми функції, $\tilde{\alpha}_j^\psi \in [\underline{\alpha}_j^\psi, \bar{\alpha}_j^\psi]$ - невизначеність за формою ($\underline{\alpha}_j^\psi, \bar{\alpha}_j^\psi$ - нижня та верхня границі за формою фаззі-вейвлет-функцій належності відповідно), $i = 1 \dots n$, $j = 1 \dots h_\psi$.

Отже вхідний сигнал $X(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ паралельно обробляється P звичайними вейвлет-нейро-фаззі-системами, що формують на своїх виходах скалярні сигнали $y_p(k)$, які можуть бути об'єднані в $(P \times 1)$ -вектор виходів $Y(k) = (y_1(k), y_2(k), \dots, y_p(k))^T$. Саме цей векторний сигнал розглядається в якості виходу банку нейро-фаззі-систем типу-2. Далі цей сигнал надходить на вхід блоку редукції моделі і дефазіфікації, де перетворюється в оптимальний у сенсі прийнятого критерію скалярний сигнал $\hat{y}(k)$.

Вихідний сигнал системи типу-2 обчислюється у формі

$$\hat{y}(k) = \sum_{p=1}^P \nu_p y_p(k) = \nu^T Y(k), \quad (35)$$

де $\nu = (\nu_1, \nu_2, \dots, \nu_p)^T$ - вектор параметрів, що визначають близькість сигналів $y_p(k)$ до навчального сигналу $d(k)$ та задовольняють умові $\sum_{p=1}^p \nu_p E = 1$ (тут $E - (P \times 1)$ - вектор, що утворено одиницями), що забезпечує дефаззифікацію за методом центрів ваги.

Метод навчання (метод дефаззифікації-редукції моделі в on-line режимі) має вигляд

$$\begin{cases} \nu(k+1) = \nu(k) + \frac{\hat{e}(k)(2\hat{e}(k)Y(k) - \lambda(k)E)}{2\hat{e}(k)\|Y(k)\|^2 - \lambda(k)Y^T(k)E}, \\ \lambda(k+1) = \lambda(k) + \eta_\lambda(k)(\nu^T(k+1)E - 1). \end{cases} \quad (36)$$

Нескладно бачити, що при $\lambda(k) = 0$, процедура навчання (36) збігається з алгоритмом Качмажа-Уїдрю-Гоффа, тобто має оптимальну швидкодію.

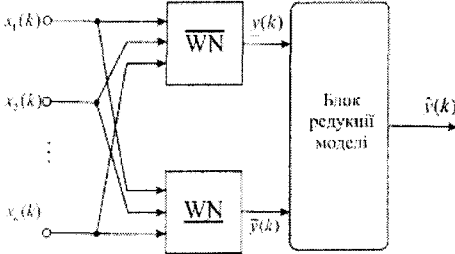


Рисунок 8 - Вейвлет-фаззі-нейрон типу-2

Для спрощення архітектури систем типу-2 та для можливості використання таких систем в еволюційних мережах в якості вузлів, запропоновано два види нейронів: вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 та нейро-фаззі-вейвлон типу-2. На рис. 8 наведено їхню загальну структуру. В якості підсистем WN буде використовуватися вейвлет-нейрон та W-нейрон відповідно.

Тут \underline{WN} має параметри, що відповідають нижнім границям функцій належності, а \overline{WN} - верхнім. У випадку звичайних (чітких) функцій $\varphi_{ji}(x_i(k))$ вихідні сигнали $\underline{y}(k)$ і $\overline{y}(k)$ збігаються. В блоці редукції моделі сигнали $\underline{y}(k)$ і $\overline{y}(k)$ деяким чином об'єднуються та формують оптимальний в сенсі прийнятого критерію вихідний сигнал $\hat{y}(k)$.

Для використання у якості підсистеми W-нейронів були синтезовано багатовимірні вейвлет-функції належності типу-2 (рис. 9)

$$\varphi_j(x(k)) = (1 - \tilde{\alpha}_j(k)\tilde{\tau}_j^2(k)) \exp(-\tilde{\tau}_j^2(k)/2), \quad (37)$$

$$\text{де } \tilde{\tau}_j(x(k)) = ((x(k) - \tilde{c}_j(k))^T \tilde{Q}_j^{-1}(k)(x(k) - \tilde{c}_j(k))).$$

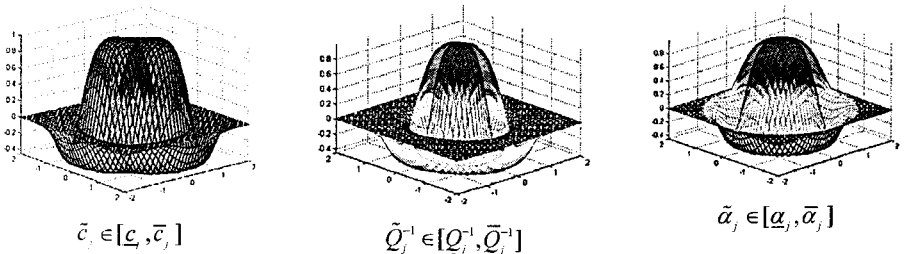


Рисунок 9 - Багатовимірні фаззі-вейвлет-функції належності типу-2

Вводячи вихідний сигнал нейронів типу-2 у формі

$$\hat{y}(k) = c(k)\underline{y}(k) + (1 - c(k))\bar{y}(k) \quad (38)$$

(тут $c(k)$ - налаштований параметр, що визначає близькість сигналів $\underline{y}(k)$ і $\bar{y}(k)$ та навчальної послідовності $d(k)$) і квадратичний критерій навчання блоку редукції моделі, можна записати оптимальний адаптивний метод об'єднання сигналів (метод дефазифікації-редукції моделі) $\underline{y}(k)$ і $\bar{y}(k)$ у послідовному режимі у вигляді

$$\begin{cases} \gamma(k+1) = \gamma(k) + (\underline{y}(k+1) - \bar{y}(k+1))^2, \\ c(k+1) = c(k) \frac{\gamma(k)}{\gamma(k+1)} + \frac{(d(k+1) - \bar{y}(k+1))(\underline{y}(k+1) - \bar{y}(k+1))}{\gamma(k+1)} \end{cases} \quad (39)$$

та у пакетному режимі у вигляді

$$v = \sum_{k=1}^N (\underline{y}'(k) - \underline{y}(k))(\bar{y}(k) - \underline{y}(k)) / \sum_{k=1}^N (\underline{y}(k) - \bar{y}(k))^2. \quad (40)$$

Зрозуміло, що ознакою оптимального навчання є близькість сигналів $\underline{y}(k)$ і $\bar{y}(k)$, «стягнення» нечіткої вейвлет-функції належності типу-2 до звичайної конструкції «Mexican Hat» і наближення параметра $c(k)$ до значення 0.5.

У шостому розділі синтезовано гібридні еволюційні МГУА-нейро-фаззи-системи з різними типами вузлів (вейвлет-нейрон, W-нейрон, Q-нейрон, вейвлет-фаззи-нейрони типу-2), що дозволяють підвищити якість обробки даних великої вхідної розмірності, де традиційні нейронні мережі не ефективно оброблюють вхідні сигнали великої розмірності, а також оптимізувати архітектуру мережі в процесі оброблення інформації.

Архітектуру еволюційної багаторядної МГУА-нейронної мережі наведено на рис. 10.

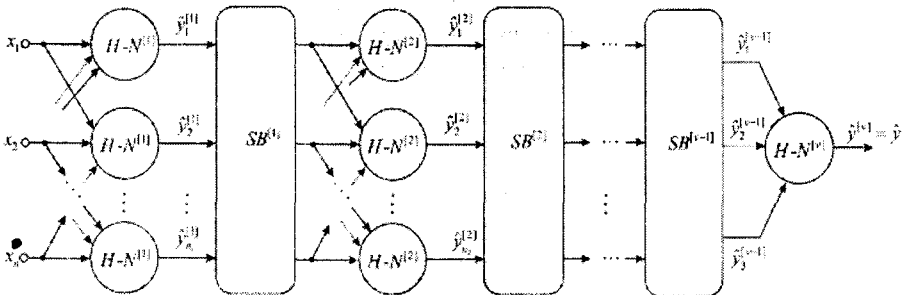


Рисунок 10 - Еволюційна багаторядна МГУА-нейронна мережа

На нульовий (рецепторний) шар мережі надходить $(n \times 1)$ -вимірний вектор вхідних сигналів $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, який далі подається на перший прихований шар, що містить $n_l = c_n^2$ складених нейронів, на виході яких з'являються сигнали \hat{y}_l^{l1} , $l = 1, 2, \dots, 0.5n(n-1)$. Далі сигнали \hat{y}_l^{l1} надходять на блок селекції першого прихованого шару SB^{l1} , що відбирає

із множини $\hat{y}_i^{[1]} n_i^*$ ($n_i^* < n_i$) найкращих у сенсі дисперсії $\sigma_{\hat{y}_i^{[1]}}^2$, з яких формується $n_2 = c_n^2$ (звичайно $n \leq n_2 \leq 2n$) комбінацій $\hat{y}_i^{[1]}$, $\hat{y}_j^{[1]}$, які подаються на другий прихований шар, утворений нейронами $H-N^{[2]}$.

З вихідних сигналів цього шару $\hat{y}_i^{[2]}$ блок селекції $SB^{[2]}$ відбирає тільки ті, які перевершують за точністю найкращий сигнал першого прихованого шару $\hat{y}_i^{[1]*}$. Третій прихований шар формує сигнали, що перевершують найкращий сигнал $\hat{y}_i^{[2]*}$ тощо. Процес еволюції мережі відбувається доти, поки блок селекції $SB^{[s-1]}$ не сформує на своєму виході всього два сигнали $\hat{y}_1^{[s-1]}$ й $\hat{y}_2^{[s-1]}$. Саме ці два сигнали надходять на вихідний нейрон $H-N^{[s]}$, який обчислює вихідний сигнал мережі в цілому $\hat{y}^{[s]}$, при цьому автоматично виконується умова $\sigma_{\hat{y}_1^{[s]}}^2 < \sigma_{\hat{y}_2^{[s]}}^2 < \dots < \sigma_{\hat{y}_n^{[s]}}^2$.

У випадку, якщо часовий ряд короткий, пропонується використовувати модифіковану МГУА-нейронну мережу, де в якості вузлів використовуються Q-нейрони. Таким чином нелінійне перетворення можна забезпечити за допомогою лінійного асоціатора шляхом спеціальної попередньої обробки вхідних сигналів (функціонального розширення). Квадратичний нейрон (Q-нейрон) здійснює перетворення

$$y_j(k) = x^T(k)W_j(k)x(k), \quad (41)$$

де $w_{j0}(k) = \theta_j(k)$, $b_j(k) = (w_{j1}(k), w_{j2}(k), \dots, w_{jn}(k))^T$ $-(n \times 1)$ - вектор,
 $C_j(k) = \{w_{jp_i}(k)\} - (n \times n)$ - матриця, $x_n(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))^T$ $-(n \times 1)$ -
 вектор, $x(k) = (1, x_n^T(k))^T$, $W_j(k) = \left\{ \begin{array}{c|c} w_{j0}(k) & 0.5b_j^T(k) \\ \hline 0.5b_j(k) & C_j(k) \end{array} \right\}$ - блокова $(n+1) \times (n+1)$ - матриця.

Природно, що кількість синаптичних ваг у цьому випадку збільшується, однак простота реалізації найчастіше забезпечує перевагу саме таким моделям, за допомогою яких можна забезпечити поліноміальне перетворення будь-якого необхідного ступеня. Налаштування матриці синаптичних ваг W_j здійснюється шляхом мінімізації квадратичного критерію оптимізації за допомогою процедури

$$W_j(k+1) = W_j(k) + \frac{d_j(k) - x^T(k)W_j(k)x(k)}{\|x(k)\|^4} x(k)x^T(k), \quad (42)$$

що є розширенням алгоритму Качмажа-Уїдроу-Гюффа на Q-нейрон.

Таким чином, запропоновано чисельно простий й ефективний метод навчання Q-нейрона в матричній формі, який дозволяє обробляти нестаціонарні нелінійні сигнали й процеси за умов істотної невизначеності. Заміна вузла класичної МГУА-нейронної мережі та розширення кількості входів вузла дає можливість покращити апроксимувальні властивості мережі.

Чисельна громіздкість багаторядної МГУА-нейронної мережі та неможливість навчання в послідовному режимі змушує шукати альтернативний варіант, в якості якого пропонується еволюційна каскадна МГУА-нейронна мережа, архітектура якої наведена на

рис.11.

Перший прихований шар цієї мережі аналогічний першому шару мережі, наведеної на рис.10, з тією лише різницею, що блок селекції *SB* виконує упорядкування всіх сигналів $\hat{y}_j^{[1]}$ так, що $\sigma_{\hat{y}_1^{[1]}}^2 < \sigma_{\hat{y}_2^{[1]}}^2 < \dots < \sigma_{\hat{y}_n^{[1]}}^2$.

Виходи першого шару (каскаду) $\hat{y}_1^{[1]}$ та $\hat{y}_2^{[1]}$ далі надходять на єдиний нейрон другого каскаду $H-N^{[2]}$, що формує сигнал $\hat{y}^{[2]}$, який далі формується з $\hat{y}_3^{[1]}$. Процес нарощування каскадів продовжується до досягнення необхідної точності, при цьому загальна кількість нейронів такої мережі визначається значенням $2n_1 - 1$. У разі, якщо досягнута точність незадовільна, можна підвищити її, налаштуваючи не лише синаптичні ваги, але й центри та параметри ширини гібридних нейронів.

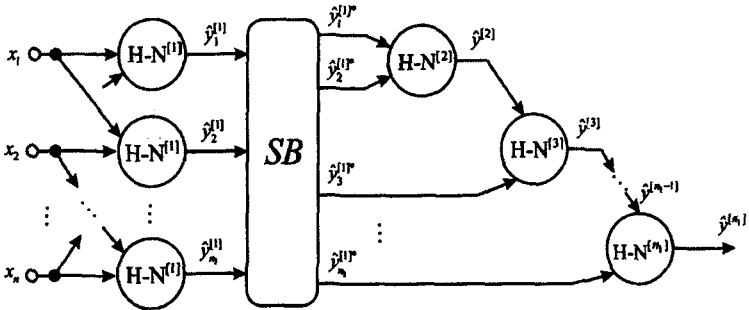


Рисунок 11 - Еволюційна каскадна МГУА-нейронна мережа

У якості вузлів таких МГУА-нейронних мереж можна використовувати багатовимірні W-нейрони, вейвлет-нейрон, W-нейрон, Q-нейрон, вейвлет-фаззи-нейрони типу-2 з різними методами навчання

На цей час існуючі каскадні нейронні мережі не мають можливості навчатися в послідовному режимі, але цей недолік можна вирішити, якщо в якості вузлів будуть використовуватися нейрони, в яких вихідний сигнал буде лінійно залежати від синаптичних ваг, що дозволить оптимізувати швидкість навчання та скоротити розмір навчальної вибірки. В каскадній вейвлет-нейронній мережі запропоновано

- використовувати в якості вузла вейвлет-нейрон. Таким чином вихід першого каскаду такої мережі описується виразом

$$\hat{y}^{[1]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h \varphi_{ji}^{[1]} \varphi_{ji}(x_i), \quad (43)$$

а вихід m-каскаду має вид

$$\hat{y}^{[m]} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^h w_{ji}^{[m]} \varphi_{ji}(x_i) + \sum_{l=n+1}^{n+m-1} \sum_{j=1}^h w_{jl}^{[m]} \varphi_{jl}(\hat{y}^{[l-n]}). \quad (44)$$

Процес зростання каскадної вейвлет-нейронної мережі продовжується доти, поки не буде отримана необхідна точність розв'язуваної задачі. При цьому, для налаштування

вагових коефіцієнтів m -каскаду використовується адаптивний метод

$$\begin{cases} w^{lm}(k+1) = w^{lm}(k) + (e(k)\varphi^{lm}(x(k))) / \eta^{lm}(k), \\ \eta^{lm}(k+1) = \beta\eta^{lm}(k) + \|\varphi^{lm}(x(k))\|^2, \quad 0 \leq \beta \leq 1. \end{cases} \quad (45)$$

Завдяки максимально можливій швидкості навчання методу (45), гібридна каскадна вейвлет-нейронна мережа може навчатися в послідовному режимі. При цьому одразу формується архітектура, що складається з m -каскадів, кожен з яких навчається за допомогою свого методу навчання. Оскільки для m -каскаду додатковими входами є виходи попередніх каскадів, метод фактично реалізує рекурентний метод похибок прогнозу, що отримав широке розповсюдження в теорії адаптивної ідентифікації.

В цьому розділі наведено розв'язки практичних задач на основі запропонованих гібридних еволюційних вейвлет-нейро-фаззі-систем та методів їхнього навчання. Розв'язано задачу виявлення прихованих залежностей й інтелектуальної обробки медичних даних. Результатом інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних було визначення ступеня розвитку ентеральної недостатності, що дозволило проводити відповідну гастропротекторну терапію. Розв'язано задачу прогнозування сигналів електрокардіограми з метою виявлення ускладнень інфаркту міокарда та прогнозування та діагностування кардіальної патології на основі аналізу електрокардіограм шляхом аналізу варіабельності міозитів в умовах різноманітного функціонального навантаження. Розв'язано задачу динамічної інтелектуальної обробки біологічних часових рядів. Розв'язано задачу ідентифікації хімічного складу сталі на основі киснево-конверторного процесу. Застосування гібридних вейвлет-нейро-фаззі-технологій в задачах динамічної інтелектуальної обробки металургійних даних дозволило підвищити якість хімічного складу сталі. Розроблені методи динамічного інтелектуального аналізу даних показали свою ефективність для розв'язання задачі інтелектуальної ідентифікації та керування процесом сушіння деревини в конвекторній печі для синтезу моделі процесу, де використовувалася вейвлет-нейро-фаззі-мережа. Розв'язано задачу виділення локальних особливостей з біометричних образів користувачів для подальшого створення біометричного ключа, які можуть бути використані для біометричних паспортів. Усі результати впроваджено та підтверджено актами впровадження.

У додатках наведено акти про впровадження результатів дисертаційної роботи у виробництво, держбюджетні роботи та навчальний процес.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі, що присвячено розв'язанню важливої науково-практичної проблеми розвитку теоретичних основ динамічного інтелектуального аналізу даних і створення нових гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем з метою підвищення ефективності послідовної обробки нестационарних масивів інформації різної фізичної природи з локальними особливостями за умов апріорної та поточної невизначеності, що мають важливе наукове й практичне значення для створення ефективних систем прогнозування, емуляції, ідентифікації, компресії, інтелектуального керування, сегментації та діагностування як об'єктів, що функціонують, так і новостворених об'єктів, було отримано такі наукові результати:

1. Розроблено нову архітектуру подвійного вейвлет-нейрона, що базується на архітектурі вейвлет-нейрона з одновимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності та характеризується універсальними апроксимувальними властивостями і простотою реалізації. Запропоновано методи навчання подвійного вейвлет-нейрона на основі модифікованих квазі-н'ютонівських і робастних методів, що дає можливість обробляти нестационарні нелінійні сигнали з короткою вибіркою спостережень з аномальними викидами довільної природи за умов апріорної та поточної невизначеності.

2. Синтезовано нову архітектуру вейвлет-нейро-компресора, що характеризується спроможністю узагальнення та виявлення локальних особливостей не тільки даних, що описуються у вигляді таблиць «об'єкт-властивість», але і багатовимірних часових рядів довільної природи. Запропоновано метод навчання вейвлет-нейро-компресора в послідовному режимі. Вейвлет-нейро-компресор дозволяє розв'язувати задачі стиснення багатовимірних нестационарних сигналів з наступним виявленням прихованих залежностей, ідентифікацією, емуляцією, діагностуванням і прогнозуванням узагальненого стисненого сигналу.

3. Розроблено нові закони адаптивного інтелектуального керування нестационарними нелінійними об'єктами, що функціонують за умов невизначеності та описуються малою вибіркою спостережень. Запропоновано використання вейвлет-нейрона з одновимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності для синтезу моделі об'єкту. Запропоновані закони інтелектуального керування характеризуються підвищеною швидкодією, точністю й містять додатковий контур з енергетичними обмеженнями на керувальні дії, що дає змогу керувати нестационарними об'єктами.

4. Розроблено нову математичну модель адаптивної одновимірної та багатовимірної вейвлет-функції активації-належності. Для введеної вейвлет-функції активації-належності синтезовано методи налаштування параметрів ширини, центру та форми функції на основі узагальненої метрики Ітакури-Сайто, що дозволяє покращити апроксимувальні та екстрапольовальні властивості гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи систем. На основі введеної вейвлет-функції активації-належності були розроблені одновимірні й багатовимірні фаззи-вейвлет-функції активації-належності типу-2, які відрізняються від стандартних функцій типу-2 видами невизначеності, а саме: по ширині, по центру та формі функції належності. Запропоновані фаззи-вейвлет-функції активації-належності типу-2 дозволяють мінімізувати ступінь суб'єктивізму при виборі функції належності при розв'язанні конкретної задачі.

5. Запропоновано нову архітектуру адаптивного складеного W-нейрона (вейвлону) з багатовимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності. Запропоновано метод навчання на основі модифікованих квазі-н'ютонівських процедур, що має фільтрувальні й сглажувальні властивості та дозволяє покращити якість розв'язку задач динамічного інтелектуального аналізу даних. Також запропоновано метод навчання на основі робастних критеріїв оптимізації, що дозволило оброблювати нестационарні сигнали з аномальними викидами з негаусовським розподілом Архітектурa W-нейрона може використовуватися як самостійна гібридна вейвлет-нейро-фаззи-мережа або як елемент гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем, яка має покращені апроксимувальні та екстрапольовальні властивості за рахунок введення багатовимірних вейвлет-функцій активації-належності та налаштування всіх їх параметрів в послідовному режимі, що дозволило обробляти нестационарні нелінійні сигнали за умов апріорної та

поточної невизначеності.

6. Розроблено нову архітектуру гібридної адаптивної вейвлет-нейро-фаззі-системи на основі адаптивних W-нейронів в консеквентні та з налаштовними одновимірними або багатовимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності в антецеденті. Така система має істотно покращені апроксимувальні та екстрапольовальні властивості, що дає змогу обробляти нестационарних нелінійних сигналів довільної природи за умов поточної та апіорної невизначеності.

7. Створено нові гібридні адаптивні еволюційні вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2 з процедурами редукції-дефаззіфікації в послідовному режимі. Запропоновано нейро-фаззі-вейвлон типу-2 з багатовимірними фаззі-вейвлет-функціями належності типу-2, адаптивний вейвлет-фаззі-нейрон типу-2 з одновимірними фаззі-вейвлет-функціями належності типу-2. Синтезовано адаптивну вейвлет-нейро-фаззі-систему типу-2 на основі банку нейронних мереж, кожна з яких характеризується індивідуальним набором параметрів фаззі-вейвлет-функцій належності типу-2 з переналаштвовною формою в антецеденті. Запропоновані гібридні адаптивні еволюційні вейвлет-нейро-фаззі-системи типу-2 мають гнучкість, підвищену швидкодію, покращені апроксимувальні та екстрапольовальні властивості, що дозволило проводити динамічний аналіз даних нестационарних нелінійних сигналів довільної природи та різної довжини вибірки.

8. Розроблено нову архітектуру гібридної еволюційної каскадної МГУА-нейронної мережі. Запропоновано у якості вузлів використовувати синтезовані гібридні нейрони, а саме: W-нейрон, Q-нейрон, вейвлет-нейрон, що дозволило покращити апроксимувальні та екстрапольовальні властивості та розширити кількість входів у вузлі. Запропонована гібридна еволюційна каскадна МГУА-нейронна мережа поєднує переваги МГУА-нейронних та каскадних мереж, а також дозволяє виконувати адаптацію не тільки параметрів мережі, але й архітектури мережі в послідовному режимі, а також реалізувати селекцію вхідних сигналів з найбільшою інформативністю при розв'язанні задач динамічного інтелектуального аналізу даних.

9. Удосконалено архітектуру адаптивної фаззі-вейвлет-нейронної мережі з лінійним консеквентом. Синтезована архітектура може використовуватися як самостійна мережа, або як елемент більш складних вейвлет-нейро-фаззі-систем типу-2. Запропонована адаптивна фаззі-вейвлет-нейронна мережа з лінійним консеквентом відрізняється від існуючих нейро-фаззі систем введенням адаптивних вейвлет-функцій активації-належності в шар антецедента, що дозволило підвищити апроксимувальні і екстрапольовальні властивості мережі та проводити динамічний аналіз даних на новому якісному рівні.

10. Удосконалено методи навчання гібридної адаптивної вейвлет-нейро-фаззі-системи на адаптивних W-нейронах з налаштовними одновимірними або багатовимірними адаптивними вейвлет-функціями активації-належності в прихованому шарі на основі квадратичного та робастного критеріїв. Такі методи навчання характеризуються фільтрувальними та слідкувальними властивостями, а також підвищеною швидкістю збіжності в порівнянні з системами, які використовують звичайні градієнтні процедури зворотного поширення похибки, що дозволило розв'язувати задачі динамічного інтелектуального аналізу даних на новому якісному рівні в порівнянні з існуючими системами.

11. Розвинуто архітектуру багаторядної гібридної МГУА-нейронної мережі.

Модифікацію архітектури проведено шляхом введення в структуру вузла гібридних Q-нейронів і W-нейронів, що мають покращені апроксимувальні властивості та підвищену швидкість навчання. Введення гібридних нейронів в архітектуру мережі дозволило підвищити апроксимувальні властивості МГУА-нейронних мереж, розширити кількість входів у вузлі мережі на відміну від класичного МГУА-підходу, а також проводити оптимізацію структури гібридної мережі в процесі навчання. Запропонована багаторядна гібридна МГУА-нейронна мережа дозволяє проводити динамічний аналіз даних з великою відносною розмірністю.

12. Розвинуто архітектуру еволюційної каскадної вейвлет-нейронної мережі за рахунок введення вейвлет-нейрона з адаптивними вейвлет-функціями активації-належності в структуру вузла каскадної мережі. Така мережа дозволяє нарощувати архітектуру мережі в послідовному режимі обробки нестационарних часових рядів за умов невизначеності. Запропоновано метод навчання еволюційної каскадної вейвлет-нейронної мережі в послідовному режимі обробки даних.

13. Проведено імітаційне моделювання розроблених архітектур і методів навчання гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззі-систем. Наведено їхні переваги перед відомими системами й методами навчання як за точністю, так і за швидкістю в задачах емуляції, прогнозування, ідентифікації нестационарних процесів, сегментації та діагностування стохастичних процесів, а також інтелектуального керування нелінійними динамічними об'єктами за умов апріорної та поточної невизначеності.

14. Розв'язано практичну задачу прогнозування та ідентифікації хімічного складу сталі, яка виробляється за киснево-конверторним процесом, де використовувалася багатомірною гібридною вейвлет-нейро-фаззі-мережа. Оскільки технологічний режим киснево-конвертерної плавки повинен забезпечувати високопродуктивну роботу конвертерів, отримання сталі заданих параметрів з'єднання і температури з низьким вмістом шкідливих домішок, газів і неметалевих включень, економну витрату матеріалів і кисню і високу стійкість футеровки, застосування вейвлет-нейро-фаззі-технологій в задачах інтелектуальної обробки металургійних даних дозволило підвищити якість хімічного складу сталі. Результати впроваджено в Державному науково-виробничому підприємстві "Системні технології", що підтверджено відповідним актом впровадження.

15. Розв'язано практичну задачу прогнозування й сегментування біомедичних даних в кріобіологічних дослідженнях на основі W-нейрона, а також W-нейрона з підсистемою виявлення розладнань. Результатом інтелектуальної обробки біомедичних часових рядів було виявлення прихованих залежностей, а також прогнозування функціонування центральної нервової та серцево-судинної системи біологічного об'єкту, що знаходиться в екстремальних умовах. Результати впроваджено в Інституті проблем кріобіології і кріомедицини НАН України, що підтверджено відповідним актом впровадження.

16. Розв'язано практичну задачу інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних профілактики та інтенсивної терапії синдрому гострого ураження шлунку в абдомінальній хірургії. Результатом інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних було визначення ступеня розвитку ентеральної недостатності, яке дозволило проводити відповідну гастропротекторну терапію. Результати впроваджено в Державній організації "Інститут загальної і невідкладної хірургії АМН України", що підтверджено відповідним актом впровадження.

17. Розв'язано практичну задачу інтелектуальної ідентифікації процесу сушіння

деревини в конвекторній печі для синтезу моделі процесу, а також задачу керування процесом сушіння, де використовувалася вейвлет-нейро-фаззи-мережа. Запропоновані методи дали можливість знайти оптимальні технологічні режими в послідовному режимі, досягти необхідного рівня якості сушіння, а також можливість контролювати вологість і змінення внутрішніх якостей матеріалу. Результати впроваджено в ВАТ "Добромильський деревообробний комбінат", що підтверджено відповідним актом впровадження.

18. Розв'язано задачу прогнозування сигналів електрокардіограми з метою виявлення ускладнень інфаркту міокарда та прогнозування та діагностування кардіальної патології на основі аналізу електрокардіограм шляхом аналізу варіабельності міозитів в умовах різноманітного функціонального навантаження. Результати впроваджені в Харківській медичній академії післядипломної освіти, що підтверджено відповідним актом впровадження.

19. Розв'язано практичну задачу виділення локальних особливостей з біометричних образів користувачів для подальшого створення біометричного ключа, які можуть бути використані для біометричних паспортів на основі вейвлет-нейро-компресора та методу його навчання. Результати впроваджено в ПрАТ "Інститут інформаційних технологій", що підтверджено відповідним актом впровадження.

20. Наукові положення, висновки і рекомендації, викладені в дисертації, пов'язані з синтезом гібридних адаптивних еволюційних вейвлет-нейро-фаззи-систем і методів їхнього навчання для розв'язання задач обробки нестационарних часових рядів, було використано при підготовці та читанні курсів на кафедрі штучного інтелекту і кафедрі безпеки інформаційних технологій ХНУРЕ, при підготовці курсів "Нейромережеві методи обчислювального інтелекту" і "Інтелектуальні системи управління і діагностики", що читаються студентам спеціальності "Системи штучного інтелекту", в курсі "Інтелектуальні методи автентифікації користувачів", що читаються магістрам спеціальності "Безпека інформаційних і комунікаційних систем" і "Безпека державних інформаційних ресурсів", в атестаційних роботах бакалаврів, спеціалістів і магістрів, а також у науково-дослідній роботі ХНУРЕ, що підтверджено відповідними актами впровадження.

21. Застосування всього комплексу запропонованих методів (гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем як типу-1, так і типу-2 з адаптивними вейвлет-функціями активації-належності та їх методів навчання (в тому числі і робастних) і редукції моделі дозволяє підвищити ефективність динамічного інтелектуального аналізу даних різної фізичної природи за умов поточної й апріорної невизначеності. Отримані теоретичні результати досліджено експериментально на синтетичних та реальних даних, де вони довели свої переваги над відомими.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Аналіз клінічних даних в медичних дослідженнях на основі методів висчислювального інтелекту / [Бойко, В.В., Бодянский, Е.В., Винокурова, Е.А., Сушков, С.В., Павлов, А.А.] - Х.: ТО Ексклюзив, 2008. - 120 с.

2. Стратегія анестезії та інтенсивної терапії при гострих кровотечах високого операційного ризику / [Бойко, В.В., Сушков, С.В., Павлов, О.О., Винокурова, Е.А.] - Х.: ТО Ексклюзив, 2007. - 97 с.

3. Бодянский Е.В. Алгоритм обучения вэйвлет-нейрона на основе комбинированного критерия / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова, И.П. Плисс // Радиоэлектроника. Информатика. Управление. - 2005. - №14(2). - С. 83-89.

4. Винокурова Е.А. Об одном алгоритме обучения адаптивной вэйвлет-нейронной сети на скользящем окне / Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова // Автоматизация виробничих процесів. - 2005. - №21(2). - С.71-75.

5. Бодянский Е.В. Идентификация фаз сна в реальном времени на основе гибридных нейронных сетей / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, А.Н. Слипченко, А.В. Шило // Бионика интеллекта. - 2006. - №1(64). - С. 42-45.

6. Бодянский Е.В. Двойной вэйвлет-нейрон и алгоритм его обучения / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова // Радиоэлектроника. Информатика. Управление. - 2006. - №16(2). - С. 85-91.

7. Павлов А.А. Интеллектуальный анализ данных влияния вида наркоза на кровопотерю теплокровных организмов / А.А. Павлов, Е.А. Винокурова, Е.В. Бодянский // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. - 2007. - №6/3(30). - С. 16-21.

8. Винокурова О.А. Алгоритм навчання радіально-базисної фаззі-вейвлет-нейронної мережі / О.А. Винокурова, Г.О. Беднарська, І.П. Плісс // Прикладна радіоелектроніка. - 2007. - №6(3). - С. 427-431.

9. Бодянский Е.В. Составной адаптивный вэйвлон и алгоритм его обучения / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Управляющие системы и машины. - 2009. - №1(219). - С. 47-53.

10. Бодянский С.В. Интеллектуальна обробка даних на основі гібридної вейвлет-нейро-фаззі системи на адаптивних W-нейронах / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова // Наукові праці: науково-методичний журнал. - Комп'ютерні технології. - Вип. 104. - Т. 117. - 2009. - С. 88-98.

11. Винокурова Е.А. Интеллектуальный анализ и визуализация нечетких данных на основе метода главных компонент / Е.А. Винокурова, В.А. Филатов, Н.В. Касаткина // Вестник Херсонского национального технического университета. - 2010. - №2(38). - С.154-158.

12. Винокурова О.А. Функціонально зв'язана багатовимірна вейвлет-нейро-фаззі система для обробки хаотичних часових рядів / О.А. Винокурова // Наукові праці: науково-методичний журнал. - Комп'ютерні технології. - 2010. - Вип. 130. - Т. 143. - С.71-76.

13. Бодянский С.В. Адаптивна інтелектуальна система керування на базі гібридної вейвлет-нейро-фаззі моделі / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова // Наукові праці: науково-методичний журнал. - Комп'ютерні технології. - 2011. - Вип. 161. - Т. 173. - С. 50-55.

14. Винокурова Е.А. Проблемы компрессии данных большого объема в условиях неопределенности с целью выявления локальных особенностей / Е.А. Винокурова // Прикладна радіоелектроніка. - 2012. - №11(2). - С. 250-254.

15. Бодянский Е.В. Двойной вэйвлет-нейрон: треугольные активационные функции, архитектура, обучение / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Адаптивные системы автоматического управления. - 2006. - №29(9). - С. 16-22.

16. Винокурова Е.А. Адаптивный алгоритм обучения фаззи-вэйвлет-нейронной сети / Е.А. Винокурова, А.А. Беднарская, И.П. Плисс // Системи обробки інформації. - 2007. - №59(1). - С. 15-18.

17. Бодянский Е.В. Робастный алгоритм обучения радиально-базисной адаптивной

фаззи-вейвлет-нейронной сети / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // *Адаптивные системы автоматического управления*. - 2007. - №11(31). - С. 3-15.

18. Bodyanskiy Ye. Robust learning algorithm for wavelet-neural fuzzy network based on Polywog wavelet / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // *Системные технологии*. - 2008. - №3(56). - Т.2 - С. 129-134.

19. Бодянский Е.В. Дискретное вейвлет-преобразование функций на ограниченном интервале и прогнозирование на его основе временных последовательностей, заданных короткой выборкой / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, А.А. Павлов // *Адаптивные системы автоматического управления*. - 2008. - №12(32). - С. 8-15.

20. Бодянский С.В. Адаптивний вейвлон як вузол штучних МГУА-нейронних мереж / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова // *Моделювання та керування станом еколого-економічних систем регіонів*. - 2008. - №4. - С. 19-29.

21. Винокурова Е.А. Гибридные адаптивные нейро-фаззи и вейвлет-нейро-фаззи системы вычислительного интеллекта в задачах обработки сигналов при наличии помех / Е.А. Винокурова // *Адаптивные системы автоматического управления*. - 2009. - №15(35). - С. 113-120.

22. Бодянский Е.В. Вейвлет-нейро-фаззи система типа-2 и алгоритм ее обучения в задачах интеллектуальной обработки информации / Е.В. Бодянский, О.А. Винокурова // *Адаптивные системы автоматического управления*. - 2010. - №17(37). - С.139-148.

23. Бодянский Е.В. Функционально связанная МГУА-вейвлет-нейро-фаззи система и робастный алгоритм ее обучения / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // *Индуктивне моделювання складних систем*. - 2010. - Вип.2. - С.15-24.

24. Винокурова О.А. Аналіз біометричних систем автентифікації та ідентифікації з використанням гібридних інтелектуальних методів для захисту від несанкціонованого доступу / О.А. Винокурова, П.О. Філоненко // *Радіотехніка*. - 2011. - №166. - С.84-93.

25. Бодянский С.В. Вейвлет-фаззі нейрон типу-2 / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова, О.О. Харченко // *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. Комп'ютерні науки та інформаційні технології. - 2011. - №170. - С. 175-181.

26. Винокурова Е.А. Гибридная эволюционирующая каскадная МГУА нейронная сеть на фаззи-вейвлет-нейронах типа-2 / Е.А. Винокурова // *Индуктивне моделювання складних систем*. - 2011. - Вип.3. - С. 17-26.

27. Bodyanskiy Ye. An adaptive learning algorithm for a wavelet neural network / Ye. Bodyanskiy, N. Lamonova, I. Pliss, O. Vynokurova // *Expert Systems*. - 2005. - №22(5). - P. 235-240.

28. Bodyanskiy Ye. Double-wavelet neuron based on analytical activation functions / Ye. Bodyanskiy, N. Lamonova, O. Vynokurova // *Int. J. on Information Theory and Applications*. - 2007. - №14. - P. 281-288.

29. Bodyanskiy Ye. Adaptive wavelet-neuro-fuzzy network in the forecasting and emulation tasks / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // *Int. J. on Information Theory and Applications*. - 2008. - №15(1). - P. 47-55.

30. Bodyanskiy Ye. Radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network with adaptive activation-membership function / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, E. Yegorova // *Int. J. on Artificial Intelligence and Machine Learning*. - 2008. - №8(II). - P. 9-15.

31. Бодянский Ye. Outliers resistant learning algorithm for radial-basis-fuzzy-wavelet-neural network in stomach acute injury diagnosis tasks / Ye. Bodyanskiy, O. Pavlov,

O. Vynokurova // Information Science and Computing. - Sofia: Institute of Information Theories and Application. - 2008. - №2. - P.55-62.

32. Bodyanskiy Ye. Adaptive compartmental wavelon with robust learning algorithm / Ye. Bodyanskiy, O. Pavlov, O. Vynokurova // Int. J. on Information Technologies and Knowledge. - 2009. - №3. - P.24-36.

33. Bodyanskiy Ye. Hybrid cascade neural network based on wavelet-neuron / Ye. Bodyanskiy, O. Kharchenko, O. Vynokurova // Int. J. Information Theories and Application. - 2011. - №18(4). - P. 335-343.

34. Bodyanskiy Ye. Hybrid type-2 wavelet-neuro-fuzzy network for businesses process prediction / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // Business Informatics. - 2011. - №21. - P. 9-21.

35. Bodyanskiy Ye. Hybrid adaptive wavelet-neuro-fuzzy system for chaotic time series identification / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // Information Science. - 2012. - [Електронний ресурс] Режим доступу: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.07.044>

Наукові праці, що додатково характеризують результати дисертацій:

36. Bodyanskiy Ye. Hybrid wavelet-neuro-fuzzy system using adaptive W-neurons / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // Wissenschaftliche Berichte, FH Zittau/Goerlitz. - 2010. - №106 (N.2454-2490). - S. 301-308.

37. Винокурова Е.А. Аналіз біометричних інтелектуальних методів автентифікації та ідентифікації особи за відбитками пальців та за голосом для захисту від несанкціонованого доступу / Е.А. Винокурова, П.А. Филоненко, Е.И. Барсуков // Прикладна радіоелектроніка. - 2012. - 11. - №2. - С. 267-274.

Наукові праці апробаційного характеру:

38. Бодянский Е.В. Адаптивная гибридная вэйвлет-нейронная сеть для решения задачи прогнозирования и эмуляции / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова // Автоматика - 2005: сб. науч. трудов по материалам 12-й междунар. конф. по автоматическому управлению. - Харьков: НТУ "ХПИ". - 2005. - 3. - С. 40-41.

39. Винокурова Е.А. Обработка биомедицинских сигналов на основе вэйвлет-нейроархитектуры / Е.А. Винокурова, А.Й. Девис, Н.С. Ламонова // Прикладная радиоэлектроника. Состояние и перспективы развития, информационные системы и технологии: сб. науч. трудов по материалам 2-го междунар. радиоэлектронного форума. - Харьков: АНПРЭ, ХНУРЭ. - 2005. - С. 294-297.

40. Бодянский Е.В. Треугольный вэйвлет и формальный нейрон на его основе / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем: Сб. наук. праць по матеріалам 3-ої міжнар. наук.-практ. конф. - Дніпропетровськ: ДНУ. - 2005. - С. 14-15.

41. Бодянский Е.В. Обратное распространение ошибок в двойном вэйвлет-нейроне / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Интеллектуальные системы принятия решений и информационные технологии: сб. научн. трудов по материалам междунар. научн.-практ. конф. - Черновцы: Рута, 2006. - С. 63-64.

42. Bodyanskiy Ye. Recurrent learning algorithm for double-wavelet neuron / Ye. Bodyanskiy, N. Lamonova, O. Vynokurova // Proc. XII -th Int. Conf. "Knowledge - Dialogue - Solution". - Varna (Bulgaria). - 2006. - P.77-84.

43. Бодянский Е.В. Вэйвлет-нейрон и алгоритм обучения на точках поворота / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Современные проблемы гидробиологии. Перспективы, пути и методы исследований: сб. научн. трудов по материалам междунар. науч. конф. -

Херсон: ХНТУ. - 2006. - С. 26-29.

44. Винокурова Е.А. Вэйвлет-нейрон на основе Polywog-вэйвлетов / Е.А. Винокурова, С.Г. Удовенко // Автоматика: проблемы, идеи, решения: сб. научн. трудов междунар. научн.-техн. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2006. - С. 101-102.

45. Бодянский Е.В. Треугольные вэйвлеты переменной формы в вэйвлет-нейронных сетях / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Автоматика - 2006: сб. науч. трудов по материалам 13-ой междунар. конф. по автоматическому управлению. - Винница: ВНТУ. - 2006. - С. 393.

46. Бодянский Е.В. Двойной вэйвлет-нейрон на основе треугольных вэйвлетов / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Теорія прийняття рішень: зб. наук. праць по матеріалам III-ої міжнар. школи-семінару. - Ужгород: УжНУ. - 2006. - С. 8-10.

47. Бодянский Е.В. Радиально-базисная фаззи-вэйвлет-нейронная сеть с многомерными вэйвлет-активационными функциями/ Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, А.А. Беднарская // Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій: зб. наук. праць міжнар. наук. конф. - Євпаторія-Херсон. - 2007. - Т.3. - С. 11-13.

48. Bodyanskiy Ye. A learning algorithm for forecasting adaptive wavelet-neuro-fuzzy network / Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // Proc. XIII-th Int. Conf. "Information Research and Applications". - Varna (Bulgaria). - 2007. - P.211-218.

49. Бодянский Е.В. Прогнозуюча радіально-базисна вейвлет-нейронна мережа з гіпереліпсоїдальними рецепторними полями, що настроюються / Е.В. Бодянский, А.А. Беднарская, Е.А. Винокурова // Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании: сб. науч. труд. по материалам междунар. науч.-практ. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2007. - Ч. 2. - С. 3-6.

50. Bodyanskiy Ye. Forecasting adaptive wavelet-neuro-fuzzy-network using Polywog activation function / Ye. Bodyanskiy, G. Bednarska, O. Vynokurova // Proc. 3-rd Int. Conf. "Advanced Computer Systems and Networks: Design and Application". - Lviv. - 2007. - P.79-82.

51. Бодянский, Е.В. Вэйвлет-нейро-фаззи сеть в задачах прогнозирования и эмуляции / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова// Глобальные информационные системы. проблемы и тенденции развития: сб. науч. труд. по материалам 2-й междунар. науч. конф. - Харьков. - 2007. - С.513-514.

52. Бодянский Е.В. Робастный гибридный двойной вэйвлет-нейрон в задачах обработки динамики показателей гомеостаза при остром стресс-повреждении / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту»: зб. праць по матеріалам міжнар. наук. конф. - Євпаторія-Херсон. - Т. 3(1). - 2008. - С. 56-59.

53. Винокурова Е.А. Компрессор данных медицинского мониторинга на основе гибридной вэйвлет-нейро-архитектуры / Е.А. Винокурова, А.А. Павлов, И.П. Плисс // Автоматизація: проблеми, ідеї, рішення: зб. наук. праць по матеріалам міжнар. наук.-техн. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2008. - С. 156-159.

54. Bodyanskiy Ye. Hybrid radial-basis neuro-fuzzy wavelon in the non-stationary sequences forecasting problems / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // Proc. of 2nd Int. Conf. on Inductive Modelling. - Kyiv. - 2008. - P.144-147.

55. Бодянский Е.В. Адаптивні вейвлет-нейро-фаззі конструкції обробки нестационарних нелінійних сигналів у системах обчислювального інтелекту /

Є.В. Бодянский, О.А. Винокурова // Теорія прийняття рішень: зб. наук. праць за матеріалами IV-та міжнар. школи-семінару. - Ужгород, УжНУ. - 2008. - С. 24-25.

56. Бодянский Е.В. Гибридные нейросетевые архитектуры на Q-нейронах и алгоритмы их обучения / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова, И.П. Плисс // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук. конф. - Євпаторія-Херсон. – 2009. – Т.2. – С. 235-239.

57. Бодянский Е.В. Гибридная вэйвлет-нейро-фаззи-архитектура, основанная на адаптивных вэйвлонгах в задачах интеллектуальной обработки данных / Бодянский, Е.В., Винокурова, Е.А. // Автоматизация: проблемы, идеи, решения: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук.-техн. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2009 - С. 9-12.

58. Bodyanskiy Ye. Hybrid GMDH-neural network of computational intelligence/ Ye. Bodyanskiy, I. Pliss, O. Vynokurova // Proc. 3rd International Workshop on Inductive Modelling, Poland, Krynica. - 2009. - P. 100-107.

59. Винокурова Е.А. Робастные адаптивные нейро-фаззи и вэйвлет-нейро-фаззи системы вычислительного интеллекта / Е.А. Винокурова // Проблеми інформатики та моделювання: зб. наук. праць за матеріалами 9-ої міжнар. науково-технічної конф. - Х.: НТУ "ХПІ", 2009. - С. 24.

60. Винокурова Е.А. Робастный алгоритм обучения адаптивной нейро-фаззи системы / Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова // Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем: зб. наук. праць за матеріалами VII-ої міжнар. наук.-практ. конф. - Дніпропетровськ: ДНУ. - 2009. - С.58.

61. Bodyanskiy Ye. The wavelet-neuro-fuzzy system based on adaptive W-neuron robust learning for the dynamical object forecasting and identification / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // Proc. 5-rd Int. Conf. "Advanced Computer Systems and Networks: Design and Application". - Lviv. - 2009. - P.182-185.

62. Винокурова Е.А. Обобщенная многомерная вэйвлет-нейро-фаззи система в задачах вычислительного интеллекта / Е.А. Винокурова // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. праць за матер. міжнар. наук. конф. – Євпаторія-Херсон. – 2010. – Т.2. – С. 329-333.

63. Bodyanskiy Ye. Adaptive intelligent controller for nonlinear dynamical non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, J. Sokolowsky, O. Petrynych // Proc. 3rd Int. Conf. on Inductive Modelling. - Yevpatoriya. - 2010. - P.92-99.

64. Бодянский Е.В. Вэйвлет-нейро-фаззи-система типа-2 в задачах интеллектуального анализа данных / Е.В. Бодянский, Е.А. Винокурова // Автоматизация: проблемы, идеи, решения: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук.-техн. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2010 - С. 12-15.

65. Bodyanskiy Ye. Adaptive controller for nonlinear dynamic non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model / Ye. Bodyanskiy, P. Otto, O. Vynokurova, J. Sokolowsky, O. Petrynych // Proc. 48. Int. Wiss. Koll. Tagungsband. – TU Ilmenau (Thuer). - 2010. – S. 255-260.

66. Бодянский Є.В. Адаптивний інтелектуальний регулятор на основі нео-фаззі-моделі / Є.В. Бодянский, О.А. Винокурова, Я.І. Соколовський, О.В. Петрянич // Автоматика - 2010: зб. наук. праць за матеріалами 17-ої міжнар. конф. з автоматичного управління. - Харків: ХНУРЕ. - 2010. - Т.2. - С. 151-152.

67. Винокурова Е.А. Гібридні МГУА-вейвлет-нейро-фаззі системи в задачах прогнозування нестационарних хаотичних часових рядів / Е.А. Винокурова, Н.С. Ламонова, Л.Э. Чалая // Теорія прийняття рішень: зб. наук. праць за матеріалами V-ої міжнар. школи-семінару. - Ужгород: УжНУ. - 2010. - С. 36-37.

68. Бодянский Е.В. Вэйвлет-нейро-система управления нестационарным нелинейным объектом / Е.В. Бодянский, О.А. Винокурова // Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи): зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук.-техн. конф. - Черкаси. - 2011. - С. 19-22.

69. Бодянский Е.В. Прогнозирующая вэйвлет-нейро-фаззи-система типа-2/ Е.В. Бодянский, О.А. Винокурова, А.А. Харченко // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наукової конф. - Херсон. - 2011. - Т.1. - С. 215-220.

70. Bodyanskiy Ye. Cascade GMDH-Wavelet-Neuro-Fuzzy Network / Ye. Bodyanskiy, N. Teslenko, O. Vynokurova // Proc. of Int. Workshop Inductive Modelling. - Kyiv. - 2011. - P. 22-30.

71. Бодянский Е.В. Адаптивный нейро-фаззи-вэйвлон типа-2 / Е.В. Бодянский, О.А. Винокурова, А.А. Харченко // Автоматизація: проблеми, ідеї, рішення: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук.-техн. конф. - Севастополь: СевНТУ. - 2011 - С. 205-207.

72. Бодянский С.В. Адаптивное управление процессом сушки древесины на основе вэйвлет-нейро-модели / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова, Я.І. Соколовський, О.В. Петрянич // Современные энергосберегающие тепловые технологии (Сушка и термовлажностная обработка материалов): сб. науч. трудов по материалам 4-ой междунар. научн.-практ. конф. – Москва. – 2011. – С. 118-126.

73. Бодянский С.В. Адаптивный регулятор на основе вейвлет-нейро-модели для керування технологічним процесом сушки деревини / С.В. Бодянский, О.А. Винокурова, Я.І. Соколовський, О.В. Петрянич // Автоматика - 2011: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. конф. з автоматичного управління. - Львів: Львівська політехніка. - 2011. - С.283-284.

74. Винокурова, О.А. Вейвлет-нейро-фаззі предиктор типу-2 / О.А. Винокурова, И.П. Плисс // Proc. of the 5-th Int. Conf. Advanced Computer Systems and Application. - Lviv. - 2011. - P. 271-274.

75. Винокурова Е.А. Гибридные эволюционные адаптивные вэйвлет-нейро-фаззи-системы вычислительного интеллекта / Е.А. Винокурова // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту: зб. наук. праць за матеріалами міжнар. наук. конф. - Євпаторія-Херсон. - 2012. - С. 326-327.

АНОТАЦІЯ

Винокурова О.А. Гібридні еволюційні адаптивні вейвлет-нейро-фаззі-системи для динамічного аналізу даних. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. - Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України, Харків, 2012.

Дисертаційна робота присвячена вирішенню актуальної науково-технічної проблеми розробки методів динамічного інтелектуального аналізу для послідовної обробки

нестационарных нелинейных сигналов на основе гибридных эволюционных адаптивных вейвлет-нейро-фаззи-систем, способных функционировать за условий дефицита априорной та поточної інформації щодо структури та параметрів, що мають можливість обробки часових рядів з короткою і довгою вибіркою з локальними особливостями, а також забруднених викидами з невідомим розподілом і характеризуються підвищеною швидкістю навчання. Вперше запропоновано низку вейвлет-нейронних мереж, гібридних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем, гібридних вейвлет-нейро-фаззи-систем типа-2, законів інтелектуального адаптивного керування на основі запропонованих вейвлет-нейро-фаззи-моделей, а також гібридні еволюційні багаторядні та каскадні МГУА-вейвлет-нейронні мережі для розв'язання задач динамічного інтелектуального аналізу даних. Для розроблених архітектур гібридних еволюційних адаптивних вейвлет-нейро-фаззи-систем запропоновано низку методів навчання, на основі квазі-н'ютоновських та робастних процедур, які характеризуються підвищеною швидкодією, слідкуючими та фільтруючими властивостями.

Ключові слова: динамічний інтелектуальний аналіз даних, гібридна нейронна мережа, вейвлет-функції активації-належності, гібридна вейвлет-нейро-фаззи-система, МГУА-підхід, індуктивне моделювання, W-нейрон, каскадні мережі, еволюційні системи обчислювального інтелекту.

АННОТАЦИЯ

Винокурова Е.А. Гибридные эволюционные адаптивные вейвлет-нейро-фаззи-системы для динамического анализа данных. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки, молодежи и спорта Украины, Харьков, 2012.

Диссертационная работа посвящена решению актуальной научно-технической проблемы разработки методов динамического интеллектуального анализа для последовательной обработки нестационарных нелинейных сигналов на основе гибридных эволюционных адаптивных вейвлет-нейро-фаззи-систем, способных функционировать в условиях дефицита априорной и текущей информации о структуре и параметрах, имеющих возможность обработки временных рядов с короткой и длинной выборкой с локальными особенностями, а также загрязненных выбросами с неизвестным распределением и характеризуются повышенной скоростью обучения.

Впервые предложена архитектура двойного вейвлет-нейрона и его метод обучения на основе модифицированных квази-ньютоновских и робастных методов, обладающая универсальными аппроксимирующими свойствами и простотой реализации. Впервые предложена архитектура вейвлет-нейро-компрессора и его метод обучения, характеризующиеся возможностью обобщения и выявления локальных особенностей, что позволяет решать задачи компрессии многомерных нестационарных сигналов с последующим выявлением скрытых зависимостей, идентификацией, эмуляцией, диагностированием и прогнозированием обобщенного сжатого сигнала. Впервые предложены законы адаптивного управления нестационарными нелинейными объектами, функционирующими в условиях неопределенности, на основе вейвлет-нейрона с

адаптивными вэйвлет-функциями активации-принадлежности, характеризующиеся быстроедействием, повышенной точностью и содержащие дополнительный контур с энергетическими ограничениями на управляющие воздействия, что дает возможность управления нестационарными объектами, описываемыми малой выборкой наблюдений. Впервые предложена математическая модель адаптивной одномерной и многомерной вэйвлет-функции активации-принадлежности и методы настройки всех ее параметров на основе обобщенной метрики Итакуры-Сайто, а также введены одномерные и многомерные фаззи-вэйвлет-функции активации-принадлежности типа-2, которые отличаются от стандартных функций типа-2 видами неопределенности и позволяют минимизировать степень субъективизма при выборе функции для конкретно решаемой задачи. Впервые предложена архитектура адаптивного составного W-нейрона (вэйвлон) с многомерными адаптивными вэйвлет-функциями активации- принадлежности и его методы обучения на основе модифицированных квази-ньютоновских и робастных процедур. Впервые предложен ряд архитектур гибридных адаптивных вэйвлет-нейро-фаззи-систем для обработки нестационарных нелинейных сигналов произвольной природы в условиях неопределенности. Впервые предложены гибридные адаптивные эволюционные вэйвлет-нейро-фаззи-системы типа-2 с процедурами редукции-дефаззификации в последовательном режиме: нейро-фаззи-вэйвлон типа-2, адаптивный вэйвлет-фаззи-нейрон типа-2 и адаптивная вэйвлет-нейро-фаззи-система типа-2 на основе банка нейронных сетей, каждая из которых характеризуется индивидуальным набором параметров фаззи-вэйвлет-функций принадлежности типа-2 с перестраиваемой формой в antecedенте, обладающие гибкостью, быстроедействием, улучшенными аппроксимирующими свойствами, что позволило обрабатывать в последовательном режиме нестационарные нелинейные сигналы произвольной природы и различной длины выборки. Впервые предложена архитектура гибридной эволюционной каскадной МГУА-нейронной сети, в узлах которой используются синтезированные гибридные нейроны (W-нейрон, Q-нейрон, вэйвлет-нейрон), сочетающая преимущества как каскадных, так и МГУА-нейронных сетей, что позволяет выполнять адаптацию не только параметров сети, но и архитектуры в последовательном режиме, а также производить селекцию входных сигналов с наибольшей информативностью при решении задач идентификации и прогнозирования нестационарных сигналов. Усовершенствованы методы обучения гибридной адаптивной вэйвлет-нейро-фаззи-системы на адаптивных составных W-нейронах на основе квадратичного и робастного критериев, которые отличаются повышенной скоростью сходимости по сравнению с системами, использующими обычные градиентные процедуры обратного распространения, что позволило решать задачи прогнозирования, диагностирования, эмуляции на новом качественном уровне по сравнению с существующими системами. Получила дальнейшее развитие архитектура многорядной гибридной МГУА-нейронной сети путем введения в структуру узла гибридных Q-нейронов и W-нейронов, обладающих повышенными аппроксимирующими свойствами, что позволило повысить аппроксимирующие способности МГУА-нейронных сетей, расширить количество входов в узле сети в отличие от классического подхода, а также обрабатывать многомерные нестационарные нелинейные сигналы и оптимизировать структуру гибридной сети в процессе обучения. Получила дальнейшее развитие архитектура эволюционной каскадной вэйвлет-нейронной сети и метод ее обучения путем введения вэйвлет-нейрона в структуру узла каскадной сети, что позволило повысить

качество прогнозирования сигналов произвольной природы, а также наращивать архитектуру сети в on-line процессе обработки временных рядов.

Ключевые слова: динамический интеллектуальный анализ данных, гибридная нейронная сеть, вэйвлет-функция активации-принадлежности, гибридная вэйвлет-нейро-фаззи-система, МГУА-подход, индуктивное моделирование, W-нейрон, каскадные сети, эволюционные системы вычислительного интеллекта.

ABSTRACT

Vynokurova O.A. Hybrid evolving adaptive wavelet-neuro-fuzzy systems in dynamical data mining. – Manuscript.

A Thesis for a Doctor of Technical Sciences degree in the specialty 05.13.23 – systems and means of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry education and science, youth and sports of Ukraine, Kharkiv, 2012.

The thesis is dedicated to solving a topical problem of dynamic data mining methods design for on-line non-stationary nonlinear signal processing based on hybrid evolving adaptive wavelet-neuro-fuzzy systems, which can operate under priori and current lack of information conditions. Such methods are characterized by improving learning rate and have possibility of processing the time series with short and long data sampling, as well as with local features and abnormal outliers with unknown distribution. For the first time a number of wavelet-neural networks, hybrid evolving adaptive wavelet-neuro-fuzzy systems, type-2 hybrid wavelet-neuro-fuzzy systems, intelligent adaptive control laws based on proposed wavelet-neuro-fuzzy models, and hybrid evolving multirowed and cascaded GMDH-wavelet-neural network for the dynamic data mining tasks solving are proposed. For the suggested architectures of hybrid evolving adaptive wavelet-neuro-fuzzy-systems a number of learning methods based on quasi-Newtonian and robust procedures are proposed. These learning methods are characterized by increased learning rate, following and filtering properties.

Key words: dynamic data mining, hybrid neural network, wavelet-activation-membership function, hybrid wavelet-neuro-fuzzy systems, GMDH methods, inductive modeling, W-neuron, cascaded neural network, evolving systems of computational intelligence.