

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

КОРАБЛЬОВ МИКОЛА МИХАЙЛОВИЧ

УДК 681.5: 004.89

ГІБРИДНІ МЕТОДИ І МОДЕЛІ ОБРОБКИ НЕЧІТКОЇ ІНФОРМАЦІЇ
НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Харків – 2012

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Харківському національному університеті радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України.

Науковий консультант - доктор технічних наук, професор
Руденко Олег Григорійович,
Харківський національний університет
радіоелектроніки, завідувач кафедри
електронних обчислювальних машин.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Бідюк Петро Іванович,
Інститут прикладного системного аналізу
Національного технічного університету
України «КПІ», професор кафедри
математичних методів системного аналізу;

доктор технічних наук, професор
Кучеренко Євген Іванович,
Харківський національний університет
радіоелектроніки, професор кафедри
штучного інтелекту.

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

Захист відбудеться ” ____ ” _____ 2012 р. о ____ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, просп. Леніна, 14.
З дисертацією можна ознайомитися в бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, просп. Леніна, 14.

Автореферат розіслано ” ____ ” _____ 2012 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради

Є.І. Литвинова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Інтелектуальні комп'ютерні технології в теперішній час є одним з ключових напрямів розвитку інформатики. Особливо важливим у дослідженнях є створення інтелектуальних систем обробки інформації за умов невизначеності, які знаходять широке застосування при вирішенні складних завдань, що важко формалізуються. Відсутність універсального підходу щодо вирішення таких завдань призводить до необхідності розвитку та застосування нових методів і технологій та їх комплексного об'єднання з традиційними методами штучного інтелекту для взаємної компенсації недоліків, притаманних кожній з технологій. Однією з центральних проблем, що виникають при обробці інформації за умов невизначеності, є проблема побудови адекватної моделі досліджуваної предметної області, а також розробка ефективних методів і моделей пошуку оптимальних або близьких до них рішень. Для задач, що важко формалізуються, складно будувати формальні теорії і застосовувати класичні математичні методи через недостатній рівень формалізації предметної області та значних обчислювальних витрат на їх реалізацію, а також необхідності втрачувати суб'єктивний досвід та інтуїцію експерта.

Основні обмеження відомих методів і технологій при вирішенні завдань, що важко формалізуються, обумовлені недостатньою ефективністю вирішення в них проблем навчання, настроювання і адаптації щодо проблемної області, обробки неповної і неточної вихідної інформації, інтерпретації даних і накопичення знань експертів, однакового подання інформації, що надходить з різних джерел тощо. Ці обмеження можуть бути усунуті на основі використання перспективних гібридних методів м'яких обчислень, за допомогою яких можливо породження нових знань за умов дефіциту знань і невизначеності, що дозволяє розширити логічні можливості інтелектуальних систем, які використовують ці технології.

Найбільш ефективними моделями, реалізованими в рамках гібридного підходу, є нейро-фаззі моделі, які об'єднують в собі універсальні апроксимуючі можливості нейронних мереж, а також прозорість й інтерпретованість систем нечіткого виведення. Різним аспектам вирішення проблеми створення нечітких моделей присвячені роботи А.Н. Аверкіна, А.В. Боженюка, В.В. Борисова, Л.Х. Ванга, Л. Заде, Ю.П. Зайченка, Б. Коско, А. Кофмана, Е.Х. Мамдані, Дж.М. Менделя, Д.А. Поспелова, А.П. Ротштейна, Д. Рутковської, Д.П. Рижова, М. Сугено, Т. Такагі, С.В. Ульянова, А. Хофмана, Дж.-С.Р Янга та інших вчених. Питанням побудови, реалізації та використання гібридних систем обробки нечіткої інформації присвячені роботи І.З. Батиршина, Є.В. Бодянського, В.І. Гостева, М.Б. Коломойцевої, Л.Г. Комарцової, В.В. Круглова, Є.І. Кучеренка, С.Т. Ліна, С. Осовського, М. Пилиньського, О.Г. Руденка, О.Ю. Соколова, А.С. Федулова, С. Хайкіна, С.Д. Штовби, Н.Г. Ярушкіної та інших вчених.

Задачу адаптації нечітких моделей розв'язують за допомогою різних підходів, основні труднощі застосування яких пов'язані з проблемами попадання в локальний екстремум, великою розмірністю задачі, а також відсутністю можливості модифікації структури бази правил. Подолати вказані недоліки можливо шляхом використання еволюційного підходу, зокрема, штучних імунних

систем (ШС), які мають низку переваг перед генетичними алгоритмами, пов'язаних з пам'яттю ШС, динамічним захистом, мережевою взаємодією, самоорганізацією тощо. Особливістю ШС є те, що вони під час розв'язання задач еволюціонують, змінюючи як параметри, так і структуру. Це дозволяє на всіх етапах пошуку раціонального рішення перейти від моделей подання та використання знань з жорсткими зв'язками до моделей зі змінною структурою в залежності від розв'язуваної задачі, тобто, можлива побудова нечітких моделей, в яких проводиться навчання та адаптація не тільки параметрів, а й структури в цілому, що дозволяє в результаті отримувати ефективні гібридні моделі для конкретних задач обробки нечіткої інформації.

Питанням створення і використання різних моделей ШС присвячені роботи П.І. Бідюка, А.В. Головка, Ф.А. Гонзалеса, Д. Дасгупти, Н.К. Ерне, Ф.Ж. Зубена, Е. Ішиди, Л.Н. Кастро, Е. Кларка, Т. Кнайфта, В. Кутелло, В.І. Литвиненка, О.І. Михальова, Ж. Тімміса та інших вчених. Разом з тим, практично недослідженими залишаються питання використання ШС для навчання і настроювання параметрів та структури нейро-фаззі моделей за прийнятний час. Тому доцільним є розроблення гібридних методів і моделей на основі нечіткої логіки, нейронних мереж та ШС, у яких взаємно компенсуються недоліки та об'єднуються переваги різних технологій подання і обробки нечіткої інформації, та які знаходять широке застосування для вирішення різних практичних задач, таких як оптимізація, класифікація, ідентифікація, прогнозування, діагностика, прийняття рішень, управління тощо.

У зв'язку з цим розробка нових гібридних методів і моделей обробки нечіткої інформації на основі використання ШС, які дозволяють підвищити ефективність процесів обробки інформації в інтелектуальних системах, є актуальною проблемою як з теоретичної, так і з практичної точки зору.

Зв'язок роботи з науковими програмами, темами, планами. Дисертаційну роботу виконано відповідно до тематичного плану Харківського національного університету радіоелектроніки в рамках держбюджетних НДР, що здійснювались згідно з наказами Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України за результатами конкурсного відбору проектів таких наукових досліджень: 1) НДР «Інтелектуальний аналіз та обробка даних у реальному часі на основі засобів обчислювального інтелекту» (№ ДР0104U003432), при виконанні якої здобувач був виконавцем; 2) НДР «Синтез методів обробки інформації за умов невизначеності на основі самонавчання та м'яких обчислень» (№ ДР0107U003028), при виконанні якої здобувач був керівником розділу «Гібридні моделі, що самонавчаються, в задачах обробки нечіткої інформації»; 3) НДР «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних» (№ ДР0110U000458), при виконанні якої здобувач був керівником розділу «Еволюційні гібридні методи і моделі інтелектуальної обробки інформації зі змінною структурою за умов невизначеності».

Під час виконання зазначених НДР здобувачем розроблено методи обробки нечіткої інформації за умов невизначеності і синтезовано моделі предметних областей для систем різного призначення у задачах оптимізації, класифікації,

ідентифікації та управління, які дозволяють підвищити ефективність процесів обробки інформації в інтелектуальних системах при більш високому рівні невизначеності в порівнянні з традиційними підходами.

Проблема, що розв'язується в дисертації: полягає у створенні сукупності ефективних взаємопов'язаних гібридних методів і моделей обробки нечіткої інформації на основі використання ШІС, що забезпечують навчання, адаптацію та модифікацію бази знань до предметної області за умов невизначеності та дозволяють підвищити швидкодію процесів обробки інформації в інтелектуальних системах.

Мета і задачі дослідження. Метою дисертаційної роботи є розвиток теоретичних засад, розробка, дослідження та вдосконалення методів і моделей, що становлять основу гібридних технологій обробки нечіткої інформації в інтелектуальних системах на основі ШІС та підвищують їх ефективність за якістю рішень та термінами отримання результатів. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі щодо проблеми дослідження, вдосконалення та розробки гібридних технологій обробки нечіткої інформації на основі використання ШІС:

1. Розробка моделей організації експертизи та методів отримання, узгодження та корекції експертних оцінок.

2. Аналіз збіжності імунних алгоритмів і обґрунтування вибору параметрів імунних операторів в задачах адаптації нечітких моделей.

3. Розвиток методів формалізації нечіткої експертної інформації в рамках кількісних і якісних ознак.

4. Розробка методів і моделей класифікації об'єктів при нечіткій вихідній інформації, як за наявності, так і за відсутності еталонів класів.

5. Розробка методів класифікації об'єктів у нечіткому середовищі на основі використання ШІС.

6. Розробка методів та адаптивних нечітких моделей на основі ШІС для ідентифікації нелінійних залежностей.

7. Розробка нечітких регуляторів з імунним настроюванням їх структури та параметрів для керування нелінійними динамічними об'єктами.

8. Експериментальні дослідження розроблених гібридних методів і моделей на тестових прикладах.

9. Дослідження на практиці ефективності застосування розроблених гібридних методів і моделей для обробки нечіткої інформації в різних предметних областях.

Об'єктом дослідження є процеси аналізу та обробки нечіткої інформації.

Предметом дослідження є гібридні методи та моделі обробки нечіткої інформації на основі ШІС за умов невизначеності.

Методи дослідження. Для моделювання предметних областей у нечіткому середовищі використано теорію нечітких множин і теорію штучних нейронних мереж. Для побудови моделей організації експертизи, отримання, узгодження та корекції експертних оцінок використано теорію графів, методи оптимізації, теорію ймовірностей і математичної статистики. Для формалізації нечіткої експертної інформації в рамках кількісних і якісних ознак використано алгебру нечітких

чисел, теорію функцій і правила дедуктивного виведення. Для класифікації об'єктів у нечіткому середовищі використано теорію множин і апарат лінійної алгебри. Для навчання і адаптації нечітких моделей використано теорію штучних імунних систем. Для синтезу нечітких регуляторів керування нелінійними динамічними об'єктами використано принципи системного аналізу, теорії автоматичного та оптимального керування.

Наукова новизна одержаних результатів:

1. Вперше запропоновано математичну модель визначення кількості експертів, яка характеризується отриманням наближеної оцінки можливої кількості кандидатів при однотуровому опитуванні, що дозволяє зменшити час і скоротити витрати коштів на проведення опитування експертів.

2. Вперше запропоновано метод оцінки вектора пріоритетів ознак за неповною матрицею парних порівнянь (МПП), який характеризується цілеспрямованою процедурою заповнення неповної МПП та розв'язанням системи лінійних рівнянь, що дозволяє в зручній для експерта формі висловлювати свої уподобання, спрощує процес і скорочує терміни проведення експертизи.

3. Вперше розроблено метод нечіткої класифікації об'єктів на основі ШС, в якому для визначення належності об'єктів до класів використовуються функції належності, які базуються на використанні критерію афінності, що дозволяє підвищити точність класифікації об'єктів, а також працювати з вихідними класами, що перетинаються.

4. Вперше розроблено метод адаптації моделей нечіткого виведення і нечітких нейронних мереж (ННМ) на основі ШС, який характеризується можливістю проводити навчання та адаптацію не тільки параметрів, а й структури нечітких моделей в цілому, що дозволяє модифікувати базу знань, спростити моделі та підвищити ефективність вирішення задач як структурної, так і параметричної адаптації.

5. Вперше запропоновано модель кодування параметрів нечітких нейронних мереж, що настроюються, у вигляді структурованого адаптивного мультиантитіла, в якому параметри розділені на незалежні частини, а розмір мультиантитіла не є фіксованим, що дозволяє одночасно виконувати настройку параметрів мережі та скорочувати кількість нейронів у прихованих шарах.

6. Вперше розроблено метод синтезу нечітких регуляторів для адаптивних систем управління нелінійними динамічними об'єктами, структура і параметри яких настроюються за допомогою ШС, що дозволяє отримати більш високі показники точності регулювання та забезпечити стійкість системи управління.

7. Удосконалено методи експертного оцінювання ознак відповідно до вимог щодо властивостей функцій належності, які відрізняються від існуючих можливістю визначення кількісних показників проявів якісних ознак і дозволяють підвищити адекватність моделей формалізації нечіткої інформації та побудованих на їх основі нечітких моделей.

8. Удосконалено метод класифікації об'єктів у нечіткому середовищі, який відрізняється від існуючих узагальненням оцінки значень функції належності нечіткій множині допустимих рішень, що дозволяє класифікувати об'єкти як за

наявності, так і за відсутності еталонів класів.

9. Набув подальшого розвитку метод визначення вектора пріоритетів ознак, узгодження і корекції експертних оцінок шляхом використання ШС, що зменшує вплив суб'єктивності на результати обробки нечіткої експертної інформації.

10. Набув подальшого розвитку метод аналізу збіжності імунних алгоритмів шляхом дослідження збіжності імунних алгоритмів на основі узагальненого підходу, що розширює область використання ШС у задачах навчання та адаптації структури і параметрів нечітких моделей.

11. Набули подальшого розвитку методи мутації і клонування антитіл шляхом регулювання параметрів цих імунних операторів в процесі адаптації, що дозволяє підвищити швидкість збіжності імунних алгоритмів.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що запропоновані гібридні методи та моделі обробки нечіткої інформації на основі ШС дозволяють вирішувати широкий клас різних за змістом практичних завдань за умов невизначеності і доведені до рівня програмних засобів. Експериментальні дослідження, які проведені для оцінки працездатності та ефективності розроблених методів і моделей та впроваджені для вирішення різних практичних завдань, підтверджують основні положення, що виносяться на захист.

Результати дисертаційної роботи були використані для вирішення таких завдань:

1) удосконалення мікроконтролерної системи управління лінійними прискорювачами електронів у НДК «Прискорювач» ННЦ «Харківський фізико-технічний інститут» (акт впровадження від 15.09.11 р.);

2) моделювання технологічного процесу отримання товстоплівкових резисторів у ДП «Науково-дослідний технологічний інститут приладобудування», м. Харків (акт впровадження від 14.08.09 р.);

3) диференціальної діагностики алергодерматозів в Інституті дерматології та венерології АМН України, м. Харків (акт впровадження від 31.08.09 р.);

4) попередньої діагностики патології міокарда в обласній клінічній лікарні м. Харкова (акт впровадження від 15.03.06 р.);

5) тестування власників зброї, що навчаються, компанії «СТРАЖ» м. Харків, (акт впровадження від 15.12.11 р.);

6) управління процедурою лікування захворювання пародонту за допомогою електрофорезу в комунальному підприємстві охорони здоров'я «Стоматологічна поліклініка № 7», м. Харків (акт впровадження від 16.01.06 р.).

Результати роботи впроваджено у навчальний процес Харківського національного університету радіоелектроніки під час проведення лекційних, практичних і лабораторних занять з дисциплін, спрямованих на вивчення методів інтелектуальної обробки інформації, у курсовому і дипломному проектуванні, в спецкурсах для магістрів і аспірантів (акт впровадження від 09.12.11 р.).

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати, що виносяться на захист, отримані автором особисто. У роботах, що опубліковані в співавторстві, здобувачеві належать такі результати: [1] – використання нечіткої вихідної інформації для побудови нечіткої ситуаційної моделі об'єкта; [2] – розробка методу корекції експертних оцінок; [4] – розробка імунного алгоритму оптимізації

нелінійних залежностей; [5] – розробка показників для порівняльного аналізу алгоритмів; [8] – розробка методу адаптації нечітких моделей на основі ШС; [9] – розробка нечіткої моделі технологічного процесу одержання товстоплівкових резисторів; [10] – розробка підходу для оцінки збіжності імунних алгоритмів; [11] – розробка моделі нечіткого регулятора з імунним настроюванням; [13] – розробка підходу щодо кластеризації даних в нечіткому середовищі; [14] – розробка моделей імунних операторів клонування і мутації для кластеризації даних; [15] – розробка методу обробки та аналіз результатів тестування; [16] – розробка підходу щодо кластеризації даних на основі методу k-means, який використовує імунні оператори; [17] – розробка підходу щодо формування функцій належності; [18] – розробка методу узгодження експертних оцінок; [19] – розробка підходу щодо визначення вектора пріоритетів ознак; [20] – розробка математичної моделі класифікації об'єктів за узагальненою оцінкою ознак; [23] – розробка процедури структурної та параметричної адаптації нечітких моделей; [25] – використання імунного підходу щодо навчання нечітких нейронних мереж; [27] – розробка нечіткої моделі діагностики алергодерматозів; [28] – розробка підходу щодо кластеризації даних на основі ШС; [29] – розробка моделі обробки нечіткої інформації з використанням ШС; [30] – розробка методу скелетонізації зображення на основі ШС; [31] – синтез нечіткого нейронного регулятора для управління нелінійним об'єктом; [32] – розробка моделі класифікації об'єктів на основі ШС; [33] – розробка моделі класифікації об'єктів у нечіткому середовищі; [34] – виконання аналізу загальних умов роботи імунних операторів для збіжності імунних алгоритмів; [35] – розробка моделі адаптації структури та параметрів нейромережевого нечіткого регулятора; [36] – розробка гібридної моделі класифікації об'єктів у нечіткому середовищі; [38] – розробка моделі навчання та адаптації нечіткої нейронної мережі з використанням мультиантитіла; [39] – розробка нейромережевої бази знань для системи підтримки прийняття рішень; [40] – розробка імунного підходу щодо оптимізації та відновлення нелінійних залежностей; [41] – розробка методу навчання та адаптації нечітких моделей з використанням ШС; [42] – розробка процедури генерації бази знань на основі ШС; [43] – розробка адаптивної нечіткої моделі нелінійного об'єкта з використанням ШС; [44] – використання ШС для навчання і розпізнавання образів; [45] – розробка методу адаптації нечітких моделей на основі ШС; [46] – розробка нечіткої моделі ідентифікації екосистем з імунним настроюванням параметрів; [47] – розробка методу адаптації параметрів нечіткого регулятора на основі ШС; [48] – розв'язання задачі кластеризації даних за допомогою ШС; [49] – отримання оцінки кількості експертів для якісного вимірювання ознак; [50] – обґрунтований вибір методу обробки нечіткої експертної інформації; [51] – отримання оцінки адекватності нечіткої моделі еталонній ситуації; [52] – обґрунтоване обрання методу прийняття рішень за умов невизначеності; [53] – використання генетичного алгоритму для навчання нечіткого регулятора; [54] – проведення порівняльного аналізу імунного та генетичного алгоритмів у задачі оптимізації; [55] – розробка нейромережевої моделі управління нелінійним динамічним об'єктом; [56] – розробка адаптивної моделі нечіткого лінгвістичного регулятора; [57] – розробка моделі обробки нечіткої інформації з використанням ШС; [58] – розробка імунного підходу щодо нечіткої кластеризації

даних за умов невизначеності; [59] – розробка моделі навчання нечіткої нейронної мережі за допомогою ШС; [60] – розробка моделі відновлення класів за допомогою ШС; [61] – розробка моделі розпізнавання образів на основі ШС; [62] – розробка підходу щодо нечіткої кластеризації даних за допомогою ШС; [63] – розробка моделі адаптивного нейромережевого нечіткого регулятора на основі ШС; [64] – розробка імунного підходу щодо настроювання нейромережевого нечіткого регулятора; [65] – розробка інтелектуальної комп'ютерної системи диференційної діагностики алергодерматозів; [66] – розробка моделі нечіткого регулятора з імунним настроюванням для багатовимірного нелінійного динамічного об'єкта; [67] – розробка імунного підходу щодо настроювання нечіткого регулятора; [68] – розробка імунного підходу щодо класифікації об'єктів за умов невизначеності; [69] – розробка моделі підвищення якості діагностики алергодерматозів; [70] – отримання рівняння управління нечіткого регулятора для нелінійного динамічного об'єкта; [71] – використання ШС для кластеризації даних методом k-means; [72] – використання імунного підходу для розв'язання задачі комівояжера; [73] – дослідження імунних операторів в задачі кластеризації даних; [74] – використання імунного підходу для класифікації об'єктів по моделі RLAIIS; [75] – використання мультиагентної системи для детектування комп'ютерних вірусів.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи були представлені, доповідалися і обговорювалися на міжнародних і всеукраїнських наукових конференціях і семінарах, зокрема на: 1-му Міжнародному радіоелектронному Форумі «Прикладна радіоелектроніка. Стан та перспективи розвитку» – МРФ–2002 (Харків, 2002); 5-й, 6-й, 8-й Міжнародних науково-практичних конференціях «Сучасні проблеми науки та освіти» (Алушта, 2004, 2005, 2007); 12-й, 16-й, 17-й Міжнародних науково-практичних конференціях «Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я» – MicroCAD–2004, MicroCAD–2008, MicroCAD–2009 (Харків, 2004, 2008, 2009); 10-й Ювілейній Міжнародній науковій конференції «Теорія і техніка передачі, прийому і обробки інформації» (Туапсе, Росія, 2004); 11-й, 12-й, 15-й, 17-й Міжнародних конференціях з автоматичного управління – «Автоматика–2004», «Автоматика–2005», «Автоматика–2008», «Автоматика–2010» (Київ, 2004, Харків, 2005, Одеса, 2008, Харків, 2010); 12-й Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я» (Харків, 2004); 5-й Міжнародній міждисциплінарній науково-практичній конференції «Сучасні проблеми гуманізації та гармонізації управління» (Харків, 2004); 2-й Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології в наукових дослідженнях і навчальному процесі» (Луганськ, 2006); 1-й Міжнародній науковій конференції «Глобальні інформаційні системи. Проблеми і тенденції розвитку» (Харків – Туапсе, 2006); Міжнародній науково-технічній конференції «Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи» – CMIS-2007 (Запоріжжя, 2007); 3-rd International Conference «Advanced Computer Systems and Networks: Design and Application» – ACSN–2007 (Lviv, 2007); 7-й, 8-й, 9-й Міжнародних конференціях «Інтелектуальний аналіз інформації» – IAI-2007, IAI-2008, IAI-2009 (Київ, 2007, 2008, 2009); 3-й Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій» –

ISDMIT-2007 (Євпаторія, 2007); 2-й Міжнародній науковій конференції «Сучасні інформаційні системи: проблеми і тенденції розвитку» (Харків – Туапсе, 2007); 10-й, 11-й, 12-й Міжнародних науково-практичних конференціях «Інформаційні технології в освіті та управлінні» (Нова Каховка, 2008, 2009, 2010); 9-й Міжнародній науково-практичній конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології» – CIET-2008 (Одеса, 2008); 10-й, 11-й Міжнародних науково-технічних конференціях «Системний аналіз та інформаційні технології» – CAIT-2008, CAIT-2009 (Київ, 2008, 2009); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень і проблеми обчислювального інтелекту» – ISDMCI-2008 (Євпаторія, 2008); 9-й Міжнародній конференції «Контроль і управління в складних системах» – КУСС-2008 (Вінниця, 2008); 6-й, 7-й, 9-й Міжнародних науково-практичних конференціях «Математичне і програмне забезпечення інтелектуальних систем» – MPZIS-2008, MPZIS-2009, MPZIS-2011 (Дніпропетровськ, 2008, 2009, 2011); науково-технічних конференціях «Інформаційні технології в металургії і машинобудуванні» – ITMM-2008, ITMM-2010 (Дніпропетровськ, 2008, 2010); 2-й Міжнародній науковій конференції «Сучасні проблеми гідробіології. Перспективи, шляхи та методи рішень» (Херсон, 2008); 9-й Міжнародній науково-технічній конференції «Проблеми інформатики і моделювання» – ПІМ-2009 (Харків, 2009); 1-й, 2-й Міжнародних науково-технічних конференціях «Інформаційні технології в навігації та управлінні: стан та перспективи розвитку» (Київ, 2010, 2011); 1-му Всеукраїнському з'їзді «Медична і біологічна інформатика та кібернетика» (Київ, 2010); 1-й, 2-й науково-технічних конференціях «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління» (Харків – Київ, 2010, 2011); 10-rd International Conference «Artificial Immune Systems» – ICARIS 2011, (Cambridge, UK, 2011); 6-й Міжнародній науково-практичній конференції «Наука і соціальні проблеми суспільства: інформатизація та інформаційні технології» (Харків, 2011).

Публікації. За результатами дисертаційних досліджень опубліковано 75 наукових праць, у тому числі 38 статей, з них 35 у наукових фахових виданнях України з технічних наук, 1 за кордоном, серед яких 9 статей без співавторів, та 37 публікацій матеріалів і тез доповідей у збірниках праць і тез науково-технічних конференцій, семінарів, форумів.

Структура та обсяг дисертаційної роботи. Дисертація складається із вступу, семи розділів, висновків, списку використаних літературних джерел з 370 найменувань на 37 сторінках, 7 додатків на семи сторінках. Робота містить 75 рисунків (з них 13 – на окремих сторінках), 31 таблицю (в тому числі 5 на окремих сторінках). Загальний обсяг роботи складає 352 сторінки, з них 290 – основного тексту.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обґрунтовано актуальність обраної теми дисертації, сформульовано мету та задачі дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи досліджень, визначено наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, а також особистий внесок автора в роботах, виконаних у співавторстві, наведено відомості про апробацію результатів дисертації та

кількість публікацій за темою дисертаційної роботи.

У **першому розділі** на базі вивчення літературних джерел проведено аналіз методологій побудови інтелектуальних систем обробки інформації за умов невизначеності для вирішення складних завдань, які важко формалізуються. Визначено, що за відсутності універсального підходу щодо вирішення завдань такого роду необхідно розвивати та застосовувати нові методи і технології та їх комплексне об'єднання з традиційними методами штучного інтелекту для взаємної компенсації недоліків, які має кожна з технологій, реалізованих у рамках інтелектуальних систем обробки інформації.

Розглянуто можливі підходи щодо розв'язання задач, які важко формалізуються. Методам класичного штучного інтелекту притаманні складність отримання знань з експертів, вузька спрямованість і відсутність гарантії повноти та несуперечності створюваної бази знань. Зручним при формалізації знань є нечіткий підхід, але дуже часто експерт відчуває труднощі в оцінці міри належності. Крім того, цей підхід часто не дає можливості генерувати вихідні нечіткі множини. Дуже ефективним щодо вирішення задач, які важко формалізуються, виявляється нейромережевий підхід, особливістю використання якого є можливість його інтеграції з іншими інформаційними технологіями для створення гібридних моделей на основі принципів синергізму.

Проведені дослідження властивостей семантичних просторів (СП), які служать моделями експертного оцінювання ознак, спрямованих на підвищення адекватності моделей і їх корисності для вирішення практичних завдань, що дозволило обґрунтовано сформулювати вимоги щодо функцій належності (ФН) їх терм-множин. Зазначено, що не всі моделі, які побудовані на основі СП, мають властивості, що забезпечують успішність вирішення практичних завдань на основі цих моделей. Однією з таких властивостей є повнота моделі, яка полягає в можливості опису кожного з елементів універсальної множини в лінгвістичних термах цього простору. Проаналізовано методи побудови ФН нечітких множин і СП. Зазначено, що потребують розвитку методи формалізації експертного оцінювання якісних ознак на універсальних множинах, елементами яких є значення інтенсивності проявів цих ознак. Як наслідок, потребують розвитку методи, що дозволяють використовувати формалізації якісних ознак для визначення кількісних показників їх проявів. Тому в роботі поставлено завдання розвитку методів формалізації нечіткої експертної інформації в рамках кількісних і якісних ознак, а також визначення кількісних показників проявів якісних ознак на основі моделей їх експертного оцінювання.

Проаналізовано методи та моделі класифікації об'єктів у нечіткому середовищі. Проведений аналіз показав, що використання нечіткого підходу дозволяє підвищити точність визначення класів, формувати кластери складної геометричної форми, підвищити стійкість щодо перешкод у вихідних даних. Разом з тим вказано на необхідність розвивати методи класифікації об'єктів у нечіткому середовищі як за наявності, так і за відсутності еталонів класів, що засновані на обліку як пріоритетності ознак щодо мети класифікації, так і переваг об'єктів щодо кожної ознаки. Зазначено, що необхідно розробити методи та моделі класифікації об'єктів у нечіткому середовищі на основі використання

нових інтелектуальних технологій, зокрема, ШІС.

Проведено аналіз моделей обробки нечіткої інформації, які можуть використовуватися для ідентифікації нелінійних залежностей, синтезу нечітких регуляторів тощо. Розглянуто найбільш розповсюджені моделі нечіткого виведення Мамдані і Такагі-Сугено першого порядку та відповідні нечіткі правила:

$$\Pi_i : IF \ x_i \text{ is } A_{i1} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_j \text{ is } A_{ij} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_m \text{ is } A_{im} \text{ THEN } y \text{ is } B_i, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \Pi_i : IF \ x_i \text{ is } A_{i1} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_j \text{ is } A_{ij} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_m \text{ is } A_{im}, \\ \text{THEN } y = k_{i1}x_1 + \dots + k_{ij}x_j + \dots + k_{im}x_m + k_{i0}, \quad i = 1, \dots, n, \end{aligned} \quad (2)$$

де x_j ($j = 1, \dots, m$) – вхідні змінні, $x_j \in X_j$, X_j – область визначення відповідної передумови; y – вихідна змінна, $y \in Y$, Y – область визначення висновку; A_{ij} , B_i – лінгвістичні терми, що є нечіткими множинами, визначеними на X_j та Y з ФН $\mu_{A_{ij}}(x_j) \in [0, 1]$ і $\mu_{B_i}(y) \in [0, 1]$ відповідно, k_{ij} ($j = 1, \dots, m$) – коефіцієнти аргументів функції; k_{i0} – зсув.

Проведений аналіз показав, що класичні нечіткі моделі мають певні недоліки, які зумовлені тим, що вихідний набір нечітких правил формується експертом та може бути неповним і суперечливим, існує певна суб'єктивність у виборі видів і параметрів ФН у нечітких правилах, а також відсутня можливість автоматичного набування знань. Тому в ряді робіт запропоновано розробляти адаптивні нечіткі моделі з можливістю навчання без залучення експертів. Адаптивну нечітку модель подано у вигляді кортежу:

$$AFM = \langle \{X_r, y_r\}, RB, DB, I, G(RB), L(DB), F \rangle, \quad (3)$$

де $\{X_r, y_r\}$, $r = \overline{1, M}$ – навчальна вибірка; RB – база правил; DB – база даних; I – механізм нечіткого логічного виведення; $G(RB)$ – генерація і оптимізація бази правил; $L(DB)$ – оптимізація бази даних (параметрів ФН); F – функція, що оцінює ефективність нечіткої моделі.

Алгоритми навчання адаптивних нечітких моделей, зазвичай, складаються з двох стадій: структурної адаптації – генерації та оптимізації лінгвістичних правил, та параметричної адаптації – оптимізації параметрів ФН. Розглянуто існуючі методи розв'язання задач структурної та параметричної адаптації нечітких моделей Мамдані і Такагі-Сугено першого порядку. При адаптації нечітких моделей виникає певне протиріччя: для генерації нечітких правил необхідні ФН, а для проведення нечіткого виведення – правила.

Одночасно настроювати і висновки правил, і ФН термів вхідних змінних можливо шляхом реалізації нечіткої моделі у вигляді нечіткої нейронної мережі (ННМ) архітектури ANFIS, елементи кожного шару якої реалізують окремий етап алгоритму нечіткого виведення Такагі-Сугено. Показано, що існуючі методи адаптації нечітких моделей Мамдані і Такагі-Сугено та ННМ здебільшого засновані на градієнтних методах оптимізації, є трудомісткими і висувають значні математичні вимоги щодо видів цільових функцій і обмежень. Також є

певні труднощі, пов'язані з проблемами великої розмірності задачі оптимізації та попаданням у локальні екстремуми. Основною їх рисою є відсутність можливості модифікації бази правил. Спроби подолання зазначених проблем призвели до створення еволюційних алгоритмів, до яких відносяться генетичні алгоритми (ГА), ШС тощо, яким властиві такі основні перевагами: відсутні вимоги до видів цільових функцій, можливість ефективно знаходити глобальний оптимум.

Для розв'язання задач навчання і адаптації нечітких моделей обрано ШС, які мають певні переваги перед ГА, що пов'язані з мережевою взаємодією та пошуком екстремумів. Розглянуто основні характеристики ШС: моделі, які базуються на принципах функціонування імунної системи – клонального відбору, мережевої взаємодії, негативного відбору; імунні оператори клонування, мутації, редагування популяції; питання кодування антитіл та антигенів, вибору функції афінності як міри близькості антитіл з антигенами, іншими антитілами.

На основі наведених висновків сформульовано загальну проблему дослідження, визначено сукупність перспективних напрямків обробки нечіткої інформації на основі ШС і сформульовано задачі дисертаційної роботи.

У другому розділі розглянуто питання формалізації процесів організації експертизи та аналізу нечіткої експертної інформації. Нечіткі моделі мають недоліки, які обумовлені необхідністю залучення експертів до формування бази знань, що вносить елементи суб'єктивності. Незважаючи на активні дослідження нечітких моделей, все ще залишаються не повністю вирішеними багато питань, пов'язаних з розробкою методів і моделей отримання, узгодження і корекції експертних оцінок. Тому в роботі виділено проблеми, які мають принциповий і загальний характер для всіх експертиз: визначення кількості експертів; вибір методу обробки нечіткої інформації, яку отримують від експертів; проведення опитування та здобуття нечітких експертних даних; узгодження та корекція нечітких експертних оцінок; аналіз і обробка нечіткої інформації, яку отримують від експертів.

Формування експертних груп є вибором з множини спеціалістів осіб, які є найбільш компетентними з питань, що розглядаються. На практиці використовується спрощений спосіб складання списків спеціалістів-кандидатів – метод «сніжного кому». Згідно з цим методом у роботі отримано математичну модель вибору кількості експертів для r -го туру опитування у вигляді

$$M_r^0 = \sum_{i=0}^r M_i = \sum_{i=0}^r \sum_{j_i=1}^{M_{i-1}} m(j_i), \quad (4)$$

де M_0 – кількість апріорі відомих кандидатів; $m(j_i)$ – кількість нових осіб, які названі J -м екпертом в i -му турі. Однак ця модель не дозволяє визначити, на якій ітерації закінчиться процедура, що може приводити до значних витрат часу на проведення опитування експертів. Тому в роботі вперше запропоновано математичну модель наближеної оцінки кількості експертів при однотуровому опитуванні, яка дозволяє зменшити час і скоротити витрати коштів на проведення опитування експертів:

$$N^* = N + 1 \approx \frac{mM_0(M_0 - 1)}{M_0} + 1 \quad (5)$$

$$mM_0 - \sum_{i=1}^{M_0} f(i)$$

де m – кількість осіб, які називає кожний опитуваний кандидат;

$$f(i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i - \text{й кандидат із } M_0 \text{ називає особу, яка не входить до } M_0, \\ 0, & \text{в протилежному варіанті.} \end{cases}$$

Серед існуючих методів обробки нечіткої експертної інформації перевагу надано методу парних порівнянь, результати якого можуть бути подані у вигляді матриці парних порівнянь (МПП). Між тим, цей метод має такі недоліки: для побудови повної МПП необхідно здійснити $n(n-1)/2$ парних порівнянь, де n – кількість порівнювальних альтернатив; з надходженням нових альтернатив змінюється порядок альтернатив, які раніше пройшли порівняння.

На сьогодні відсутні ефективні рекомендації щодо здобуття експертних знань на основі проведення процедури неповних парних порівнянь та визначення вектора пріоритетів ознак об'єкта за отриманою множиною неповних парних порівнянь. У зв'язку з цим у роботі вперше пропонується метод знаходження вектора пріоритетів ознак за неповною МПП, який відрізняється цілеспрямованою процедурою заповнення неповної МПП та розв'язанням системи лінійних рівнянь, що дозволяє у зручній для експерта формі висловлювати свої переваги та спрощує процес і термін проведення експертної процедури. Згідно з цим методом, якщо відома множина парних порівнянь A^H , яка не містить всіх елементів повної МПП A , виконується така послідовність дій:

1. Формується на площині множина вершин, яка дорівнює кількості порівнювальних альтернатив, і приписується кожній вершині ім'я альтернативи.

2. Вибирається пара вершин, для яких найлегше оцінити ступінь переваги, та будується граф $G(A^H)$, який складається з однієї дуги, спрямованої від альтернативи з більшою перевагою до альтернативи з меншою перевагою.

3. Біля дуги проставляється ступінь переваги a_{ij} за шкалою Т. Сааті. Таким чином, завжди маємо «вагу» дуги $a_{ij} \geq 1$.

4. На кожному наступному кроці вибирається дві альтернативи, одна з яких (i) лежить в $G(A^H)$, а інша ні, присвоюється новій вершині номер j і додається в $G(A^H)$ дуга (i, j) з присвоєнням їй ступеня переваги.

5. Процедура продовжується, доки не отримаємо зв'язаний граф, згідно з яким будується неповна МПП A^H .

Як міру оцінки узгодженості вихідних суб'єктивних оцінок обрано «відношення узгодженості» (ВУ) Т. Сааті. Найбільш поширеною є ситуація, коли виникає неоднозначність знаходження елементів через вже визначені, тобто коли $a_{kl} = a_{il}/a_{ik} \neq a_{jl}/a_{jk} = a_{kl}$. Для такої ситуації згідно з запропонованим методом розглядається система лінійних рівнянь $C\omega = e$, де ω – вектор пошуку,

а квадратна матриця $C = \|c_{ij}\|$ порядку n і вектор e довжиною n знаходяться наступним чином: $c_{ij} = a_{ij}$, якщо $i < j$ та a_{ik} визначено; c_{ij} дорівнює взятому з протилежним знаком числу таких індексів j , якщо $i < j$ та a_{ij} визначено; $c_{nj} = 1$ для всіх j ; $c_{ij} = 0$ у всіх інших випадках; $e_i = 0$, якщо $i < n$; $e_n = 1$.

У роботі удосконалено метод узгодження і корекції експертних оцінок, який відрізняється можливістю виявляти та усувати явні та приховані протиріччя в експертних оцінках на проміжних етапах розв'язання задачі аналізу об'єктів, що дозволяє одержувати потрібне значення відношення узгодженості експертних оцінок. При цьому для кожного i -го рядка МПП $A = \|a_{ij}\|_{n \times n}$ обчислюється сума квадратів різниць відношення оцінок ознак, запропонованих експертом a_{ij} , та відношення пріоритетів цих ознак:

$$S_i = \sum_{j=1}^n (a_{ij} - \mu_W(\omega_i) / \mu_W(\omega_j))^2, \quad i = \overline{1, n}. \quad (6)$$

В i -му рядку з максимальним значенням S_i , при $i = const$, експертні оцінки a_{ij} замінюються відношеннями знайдених компонент власного вектора $\overline{U} = (\mu_W(\omega_i))$, тобто $a_{ij}^* = \mu_W(\omega_i) / \mu_W(\omega_j)$, $i = \overline{1, n}$. Тоді для забезпечення несуперечливості ознак слід замінити оцінки у відповідному j -му стовпці, ураховуючи, що $a_{ij}^* = 1/a_{ji}^*$ при $j = const$, $\forall i = \overline{1, n}$. Якщо для отриманої МПП значення $BV > BV_{дон}$, то процес корекції повторюється, поки не буде отримано значення $BV \leq BV_{дон}$.

Для зменшення впливу суб'єктивності на результати обробки нечіткої експертної інформації в роботі набув подальшого розвитку метод визначення вектора пріоритетів ознак, узгодження і корекції експертних оцінок шляхом використання ШІС. Задача знаходження вектора пріоритетів ознак $\overline{U} = \{\mu_W(\omega_i)\}$, $i = \overline{1, n}$ розв'язується шляхом мінімізації критерію:

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_{ij} - \mu_W(\omega_i) / \mu_W(\omega_j))^2 \rightarrow \min_{\mu} \quad (7)$$

при виконанні умов

$$\mu_W(\omega_i) > 0, \quad \sum_{i=1}^n \mu_W(\omega_i) = 1, \quad BV \leq BV_{дон}. \quad (8)$$

Популяція антитіл подається множиною $Ab = \{Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_N\}$, де антитіло Ab_i виступає вектором пріоритетів ознак $\overline{U} = \{\mu_W(\omega_i)\}$, $i = \overline{1, n}$, який необхідно визначити, а антиген – функцією цілі (7). Використовується дійсне кодування, а функція афінності $Aff_{Ab-Ag} = (1 + S)^{-1}$ обчислюється відповідно до

цільової функції (7).

Внаслідок того, що задача адаптації нечітких моделей є оптимізаційною, набув подальшого розвитку метод аналізу збіжності імунних алгоритмів для випадку дійсного кодування антитіл. Аналіз збіжності імунних алгоритмів адаптації моделей нечіткого виведення виконано на основі теорії ланцюгів Маркова і засновано на двох твердженнях.

Твердження 1. Всі неоптимальні стани є перехідними при $0 < p_m < 1$:

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}(n) = \sum_{n=0}^{\infty} p^n = \frac{1}{1-p} < \infty, \quad (9)$$

де p_m – ймовірність мутації; $p = P_{jj} < 1$ – ймовірність для неоптимального стану j залишитися в тому ж стані на наступній ітерації; n – кількість поколінь.

Твердження 2. Всі оптимальні стани є поглинаючими :

$$\sum_{n=0}^{\infty} P_{jj}(n) = \infty. \quad (10)$$

Для оцінювання збіжності імунних алгоритмів проаналізовано загальні умови роботи імунних операторів клонування, мутації, старіння та селекції. Показано, що імунні алгоритми сходяться як в середньому, так і повністю при виконанні умов: 1) кожна особа в популяції може бути змінена на довільну іншу особу в одній єдиній мутації з ймовірністю $p > 0$; 2) краща особа в популяції виживає в кожному поколінні з ймовірністю $p = 1$. Показано, що тільки оператори мутації і селекції, які можуть вносити зміни в антитіла, задовольняють ці умови і сприяють пошуку оптимуму.

У третьому розділі розглянуто питання формалізації нечіткої експертної інформації або побудови моделей експертного оцінювання ознак відповідно до вимог щодо властивостей ФН. Математичною основою формалізації, аналізу і обробки нечіткої експертної інформації з використанням нечітких множин є алгебра нечітких чисел, тому в роботі розглянуто побудову сукупності нечітких чисел, які використовуються для формалізації лінгвістичних значень ознак. У роботі удосконалено методи експертного оцінювання ознак відповідно до вимог щодо властивостей ФН, які відрізняються можливістю визначення кількісних показників проявів якісних ознак і дозволяють підвищити адекватність моделей формалізації нечіткої інформації та побудованих на їх основі нечітких моделей.

Побудовано ФН на основі апостеріорної інформації, отриманої в результаті оцінювання експертом якісної ознаки \underline{X} у сукупності об'єктів у рамках вербальної шкали з рівнями $X_l, l = \overline{1, m}$, впорядкованими за зростанням інтенсивності прояву ознаки. Побудова ФН здійснювалася, щоб забезпечувалося виконання вимог, які висуваються до цих функцій. Очевидно, що ФН, які відповідають цим вимогам, нескінченно багато, тому побудову обмежено логічними вимогами на області нечіткості між сусідніми термами. Цей метод побудови ФН пропонується застосовувати не тільки за умов апостеріорної інформації, поданої до обробки, але і користуючись інформацією, якою володів

експерт раніше в силу свого досвіду. Цей метод може також застосовуватися для побудови ФН терм-множин, які формалізують інформацію з оцінювання об'єкта кількома експертами.

Побудовано ФН на основі апостеріорної інформації, отриманої в результаті оцінювання експертом проявів якісної ознаки X , для якої розроблена вербальна шкала з рівнями, розташованими в порядку зростання інтенсивності, у сукупності об'єктів Y_1, Y_2, \dots, Y_N у рамках бальної шкали. Після побудови ФН для кожної з оцінок $y_i, i = \overline{1, j}$ можна визначити її ступені належності до термів і поставити у відповідність той терм (або той рівень вербальної шкали), ступінь належності до якого більше 0,5. Отримані при цьому результати в загальному випадку можуть не збігатися з експертними оцінками, попередньо віднесеними до рівнів вербальної шкали.

Розглянуто методи побудови ФН терм-множин на основі прямого опитування як одного експерта, так і групи експертів про типові значення терма, а також про розбиття універсальної множини ознаки, які рівною мірою можуть застосовуватися для формалізації значень як кількісних, так і якісних ознак. Якщо можливе отримання додаткової інформації щодо значень ФН у точках універсальної множини, що лежать між типовими інтервалами сусідніх термів, то можна уточнити вид ФН.

У четвертому розділі розглядаються методи класифікації об'єктів у нечіткому середовищі. Основою для включення об'єкта в певний клас використовується поняття пріоритету, який визначає міру близькості або подібності між описами об'єкта і класу. Нечіткість вихідної інформації про ознаки об'єкта ускладнює застосування класичних методів розпізнавання, тому в роботі використано структурні методи розпізнавання, ідея яких базується на вивченні і використанні взаємозв'язків характерних ознак об'єкта. При структурному підході щодо розв'язання задач класифікації виправданим є оцінювання об'єктів з точки зору їх залежності від пріоритетів ознак та їх пріоритетності відносно кожної ознаки. Тому в роботі удосконалено метод класифікації об'єктів у нечіткому середовищі, який базується на узагальненні оцінки значень ФН нечіткій множині допустимих рішень, що дозволяє класифікувати об'єкти як за наявності, так і за відсутності еталонів класів. У цьому випадку пріоритет об'єкта x визначається як лінійна комбінація компонент вектора ознак об'єкта $\overline{W}(x) = (\omega_1(x), \dots, \omega_n(x))$ і відповідних компонент вектора пріоритетів ознак $\overline{PRW} = (PR(\omega_1), \dots, PR(\omega_n))$, тобто як скалярний добуток цих векторів.

Введення поняття нечітких множин дозволяє розширити опис класів об'єктів за рахунок якісного представлення ознак елементів, виключаючи поняття границь цього класу. Тоді об'єкт x_j може належати різним класам, але з різним ступенем належності, який визначається значенням ФН об'єкта x_j відповідному класу $\mu_{L_q}(x_j)$. Під класом L_q розуміють нечітку множину об'єктів в універсальній множині X , які мають більшу ступінь належності цій нечіткій множині, ніж іншим, які входять в X . Задача класифікації об'єктів

зводиться до визначення значень ФН об'єкта x_j до кожного класу $L_q, q = \overline{1, k}$. Найбільше значення ФН об'єкта x_j класу L_q визначає клас цього об'єкта.

Метод розв'язання задачі класифікації об'єктів при якісному опису ознак об'єктів і еталонів відповідних класів, який пропонується, відрізняється узагальненням оцінки приналежності об'єкта x_j класу L_q , що дозволяє класифікувати об'єкти як за наявності, так і за відсутності еталонів класів.

За наявності еталонів класів кожний клас L_q представлено своїм еталоном l_q , який характеризується тим же набором ознак $\{\omega_{iq}\}$, що і об'єкти. Кожному об'єкту x_j і еталону l_q відповідає вектор ознак, компонентами якого є значення ознак об'єкта або ознак еталона відповідного класу, тобто для об'єкта x_j : $\overline{W}(x_j) = (\omega_{ij}, \dots, \omega_{nj}), j = \overline{1, m}$; для еталона l_q : $\overline{W}(l_q) = (\omega_{lq}, \dots, \omega_{nq}), q = \overline{1, k}$. Узагальнена оцінка $\mu_{L_q}(x_j)$ визначатиметься вектором ознак об'єкта $\overline{W}(x_j) = (\mu_{\omega_i}(x_j))$ і вектором пріоритетів ознак еталона $\overline{PRW}_q(\omega_i) = (\mu_{L_q}(\omega_i))$:

$$\mu_{L_q}(x_j) = \sum_{i=1}^n \mu_{\omega_i}(x_j) \cdot \mu_{L_q}(\omega_i), j = \overline{1, m}, q = \overline{1, k}. \quad (11)$$

Найбільше значення ФН $\mu_{L_q}(x_j)$ об'єкта x_j класу L_q визначає клас цього об'єкта: $\text{нб } \mu_{L_q}(x_j) \Rightarrow x_j \in L_q$.

За відсутності еталонів класів розв'язання задачі класифікації запропонованим методом у випадку k класів і m об'єктів, які описуються набором з n ознак, зводиться до отримання узагальненої оцінки

$$\mu_{L_q}(x_j) = \sum_{i=1}^n \mu_{\omega_i}(x_j) \cdot \mu_W(\omega_{iq}), j = \overline{1, m}, q = \overline{1, k}, \quad (12)$$

де $\mu_W(\omega_{iq})$ – ступінь пріоритетності i -ї ознаки в нечіткій множині ознак W відповідно до поставленої мети в класі L_q ; $\mu_{\omega_i}(x_j)$ – ступінь пріоритетності об'єкта x_j відповідно до кожної ознаки ω_i . Найбільше значення $\mu_{L_q}(x_j)$ визначає клас об'єкта x_j : $\text{нб } \mu_{L_q}(x_j) \Rightarrow x_j \in L_q$. Найбільше значення $\mu_{L_q}(x_j)$ для всіх об'єктів x_j можна розглядати як еталонну характеристику класу L_q .

В роботі вперше запропоновано імунний підхід щодо розв'язання задачі класифікації об'єктів у нечіткому середовищі за допомогою ФН, які враховують афінність між об'єктами та класами, що дозволяє підвищити точність і стійкість класифікації об'єктів, а також працювати з вихідними класами, що перетинаються. У запропонованому методі нечіткої класифікації використовуються нові підходи щодо розв'язання задачі клонування та відбору клонів, організації додаткового розкиду антитіл і механізму формування нечітких кластерів, що дозволяє прискорити процес відновлення об'єктів

(навчання) і спростити процес формування кластерів.

Як міра близькості між об'єктами використовується критерій афінності

$$Af_{ij} = (1 + d_{ij})^{-1}, \quad d_{ij} = \sqrt{\sum_{m=1}^k (s_{im} - s_{jm})^2}, \quad (13)$$

де d_{ij} – відстань між i -м та j -м об'єктами, s_{im} – m -а ознака у i -го об'єкта.

Роботу імунного алгоритму кластеризації у нечіткому середовищі можна розділити на два основних етапи: 1) відновлення вихідної популяції антигенів (етап навчання), 2) формування нечітких кластерів. Процес відновлення антигенів (процес навчання) подано послідовністю операторів:

$$\begin{aligned} reconstr(ag_1; \dots; ag_n) &= reconstr(sel(ab_1; \dots; ab_n), clon(ab'_1; \dots; ab'_n)), \\ ageing(ab''_1; \dots; ab''_n), dispers(ab_1; \dots; ab_n)), \\ (ab'_1; \dots; ab'_n) &= sel(ab_1; \dots; ab_n), \\ (ab''_1; \dots; ab''_n) &= clon(ab'_1; \dots; ab'_n), \end{aligned} \quad (14)$$

де $sel(ab_1; \dots; ab_n)$ – функція відбору антитіл; $clon(ab'_1; \dots; ab'_n)$ – функція клонування, мутації та відбору клонів для популяції антитіл; $ageing(ab''_1; \dots; ab''_n)$ – функція старіння антитіл; $dispers(ab_1; \dots; ab_n)$ – функція додаткового розкиду антитіл.

Процес кластеризації описано в такий спосіб:

$$\begin{aligned} fclust(ag_1; \dots; ag_n) &= result(reconstr(ab_1; \dots; ab_n), clust(ab'_1; \dots; ab'_n)), \\ (ab'_1; \dots; ab'_n) &= reconstr(ab_1; \dots; ab_n), \end{aligned} \quad (15)$$

де $reconstr(ab_1; \dots; ab_n)$ – функція відновлення антигенів (навчання) шляхом використання імунних операторів відбору, клонування, мутації та старіння щодо популяції антитіл $Ab(ab_1; \dots; ab_n)$; $clust(ab'_1; \dots; ab'_n)$ – функція формування кластерів.

Для забезпечення відбору антитіл $sel(ab_1; \dots; ab_n)$ використовується критерій середньої афінності антигенів $CSel$:

$$CSel = \frac{\sum_{i=1}^n AF_{iAG}}{n}, \quad AF_{iAG} = \frac{\sum_{j=1}^n af_{ij}}{n}, \quad (16)$$

де AF_{iAG} – середня афінність антигена ag_i з усіма антигенами вибірки $AG(ag_1; \dots; ag_n)$; af_{ij} – афінність між антигенами ag_i і ag_j . Це спрощує процедуру відбору та підвищує ймовірність відновлення антигенів на наступних етапах роботи імунного алгоритму.

Для реалізації операторів відбору клонів $clon(ab'_1; \dots; ab'_n)$ та клонування пропонується пріоритетне послідовне клонування з конкурентно-цільовим відбором клонів, суть якого в тому, що для кожного об'єкта (антитіла), що клонується, здійснюється пошук цільових антигенів. Скорочення кількості цільових антигенів досягається визначенням спеціальної області пошуку цілей, для чого використовуються значення афінності між об'єктами і кластерами:

$$r = \frac{aff_{iAG} \max + aff_{iAG} \min}{k}, \quad (17)$$

де $aff_{iAG} \max$ і $aff_{iAG} \min$ – відповідно максимальна і мінімальна афінність i -го антитіла з антигенами; k – нормуючий коефіцієнт.

Визначення належності антитіл щодо класів відбувається на підставі запропонованої ФН, у якій використовується критерій афінності:

$$\mu = e^{-k \left[\frac{affc_{jr_x}^2}{affo_{i,c_{jx}}^2} + \frac{affc_{jr_y}^2}{affo_{i,c_{jy}}^2} \right]}, \quad (18)$$

де k – нормуючий коефіцієнт, $affc_{jr_x}$ і $affc_{jr_y}$ – афінності від центру J -го класу до його границь, $affo_{i,c_{jx}}$ і $affo_{i,c_{jy}}$ – афінності між i -м об'єктом і J -м класом.

У п'ятому розділі розглянуто нечіткі моделі, які реалізовані у вигляді систем нечіткого виведення та ННМ, для ідентифікації нелінійних залежностей. У роботі вперше запропоновано метод їх адаптації на основі ШС, який характеризується можливістю проводити навчання та адаптацію не тільки параметрів, а й структури нечітких моделей в цілому, що дозволяє модифікувати базу знань, спростити моделі та усунути протиріччя між структурною і параметричною адаптацією.

Для підвищення точності нечіткої моделі Мамдані вперше запропоновано метод параметричної адаптації на основі ШС, в ході якої ітераційно змінюються параметри ФН нечітких термів, за допомогою яких оцінюються входи і вихід нечіткої моделі, з метою мінімізації відхилення результатів логічного виведення від експериментальних результатів. У нечітких моделях використовуються гаусові ФН, вибір яких зумовлений їх достатньою гнучкістю та простотою, що скорочує розмірність задачі адаптації. Формально імунний алгоритм параметричної адаптації подано в такий спосіб:

$$ImmAlg = \left(P^L, L, Ab, N, Ag, M, Op, n_c, N_c, d, Alph, A, Aff, gen, t \right), \quad (19)$$

де P^L – простір пошуку; L – розмірність простору пошуку; Ab – популяція антитіл, Ab_i – i -е антитіло популяції Ab ; N – розмір популяції антитіл; Ag – популяція антигенів; M – розмір популяції антигенів; Op – множина імунних операторів, що реалізують етапи імунного алгоритму параметричної адаптації нечіткої моделі, виду $Op = \{ Clone, Mutate, Edit \}$; n_c – кількість антитіл для клонування; N_c – кількість клонів одного антитіла; d – кількість антитіл з гіршою афінністю, що підлягають заміні при редагуванні популяції антитіл;

$Alph$ – алфавіт, з використанням якого кодується антитіла; A – потужність алфавіту $Alph$; Aff – функція афінності; gen – покоління роботи імунного алгоритму, t – критерій закінчення роботи алгоритму.

В популяції антитіл Ab закодовано параметри ФН термів вхідних і вихідної змінних. Кожне антитіло Ab_i подано в такий спосіб:

$$Ab_i = \left\langle c_{11}, \dots, c_{1m}, \dots, c_{(n+1)(1)}, \dots, c_{(n+1)(m)}, \sigma_{11}, \dots, \sigma_{1m}, \dots, \sigma_{(n+1)(1)}, \dots, \sigma_{(n+1)(m)} \right\rangle, \quad (20)$$

де c_{ij}, σ_{ij} , $i = \overline{1, n+1}$; $j = \overline{1, m}$ – параметри гаусових ФН для n вхідних і однієї вихідної змінних, кожна з яких має m термів.

При такому кодуванні в одному антитілі закодовано всі параметри, що настраюються в задачі. Афінність антитіл обчислюється відповідно до виразу:

$$Aff_{Ab-Ag} = (1 + d_M)^{-1} = \left(1 + \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1}^M [F_{Md}(X_r, P) - y_r]^2}\right)^{-1}, \quad (21)$$

де M – розмір навчальної вибірки; P – вектор параметрів ФН термів вхідних і вихідної змінних; $F_{Md}(X_r, P)$ – результат виведення за нечіткою базою знань Мамдані з параметрами P при значенні входів X_r ; y_r – значення виходу.

У загальному вигляді зміна популяції антитіл у поточному поколінні gen в результаті виконання всіх етапів шляхом застосування імунних операторів клонування, мутації, редагування популяції подано в такий спосіб:

$$Ab^{gen+1} = Edit(Mutate(Clone(Ab^{gen})), Ab^{gen}); \quad (22)$$

$$Clone: Ab^{gen} \rightarrow Ab_C^{gen}; \quad (23)$$

$$Mutate: Ab_C^{gen} \rightarrow Ab_{CM}^{gen}; \quad (24)$$

$$Edit: \left(Ab_{CM}^{gen}, Ab^{gen} \right) \rightarrow Ab^{gen+1}. \quad (25)$$

Результатом роботи імунного алгоритму є антитіло з кращою афінністю в популяції, яке містить параметри нечітких правил.

Для генерації й налаштування бази знань нечіткої моделі Такагі-Сугено першого порядку вперше запропоновано метод структурної адаптації на основі ШПС, який дозволяє спростити нечітку модель та підвищити її точність. Цей метод засновано на використанні принципів клонального відбору та мережевої взаємодії в імунній системі, реалізованих в імунному алгоритмі, основними етапами якого є клонування та мутація антитіл внаслідок взаємодії з антигенами, формування популяції клітин пам'яті, що становлять собою антитіла з кращою афінністю, які отримані в поточному поколінні, супресія всередині популяції клітин пам'яті та редагування популяції антитіл. Структурну адаптацію нечіткої моделі Такагі-Сугено подано в такий спосіб:

$$ImmAlg = (P^L, L, Ab, N, Ag, M, MC, Op, n_c, N_c, d, \vartheta, Aff, \delta_{net}, Alph, A, Aff, gen, t), \quad (26)$$

де MC – популяція клітин пам'яті; Op – множина імунних операторів, що реалізують етапи структурної адаптації нечіткої моделі Такагі-Сугено виду $Op = \{Clone, Mutate, Edit, Suppress\}$; ϑ_{Aff} – граничне значення афінності для заповнення популяції клітин пам'яті; δ_{net} – коефіцієнт стиснення мережі.

У задачі структурної адаптації в популяції антитіл Ab закодовано правила нечіткого виведення. Кожне антитіло відповідає одному нечіткому правилу, кількість яких прийнято рівною кількості прикладів у навчальній вибірці. Антитіла закодовано дійсними числами, що становлять собою індекси нечітких множин вхідних змінних IFS_i і коефіцієнти нечітких правил k_j :

$$Ab = \langle IFS_1, IFS_2, \dots, IFS_n, k_0, k_1, \dots, k_n \rangle. \quad (27)$$

Структура бази правил при такому підході не є фіксованою. У процесі роботи імунного алгоритму антитіла з кращою афінністю формують базу нечітких правил, для зберігання яких введено популяцію клітин пам'яті. Сформована в такий спосіб база правил може містити надлишкові та суперечливі правила, які видаляються з бази шляхом супресії популяції клітин пам'яті.

Афінність антитіла й антигену Aff_{Ab-Ag} обчислюється через абсолютну величину різниці значень між результатом виведення за нечіткою базою знань та виходом моделі:

$$Aff_{Ab-Ag} = (1 + |F_{T-S}(X_r, P, B) - y_r|)^{-1}, \quad (28)$$

де B – вектор коефіцієнтів лінійних функцій у висновках нечітких правил; $F_{T-S}(X_r, P, B)$ – результат нечіткого виведення Такагі-Сугено за нечіткою базою знань із параметрами (P, B) при значенні входів X_r .

Афінність двох антитіл Ab_a й Ab_b , що використовується при виконанні супресії, обчислюється через евклідову відстань між векторами їхніх параметрів:

$$Aff_{Ab_a-Ab_b} = (1 + \|Ab_a - Ab_b\|)^{-1} = (1 + \sqrt{\sum_{j=1}^L (ab_{b,j} - ab_{a,j})^2})^{-1}. \quad (29)$$

Етапи формування популяції клітин пам'яті та її супресію подано в такий спосіб:

$$MC^{gen+1} = Suppress \left(MC^{gen} \uplus Ab_s^{gen+1} \right), \quad (30)$$

де $Ab_s^{gen+1} = \{ Ab_i^{gen+1} \mid Aff_{Ab-Ag} > \vartheta_{Aff} \}$ – множина антитіл з популяції Ab , афінність яких перевищує заданий поріг афінності ϑ_{Aff} ; $Suppress$ – оператор супресії, що видаляє з популяції клітин пам'яті антитіла, афінність антитіло-антитіло яких більше порога стиснення мережі.

Метод параметричної адаптації нечіткої моделі Такагі-Сугено на основі ШС аналогічний методу параметричної адаптації нечіткої моделі Мамдані. В цілому, адаптація нечіткої моделі Такагі-Сугено виконується шляхом взаємодії методів структурної й параметричної адаптацій, у ході яких виконується роздільне настроювання параметрів ФН і коефіцієнтів нечітких правил.

У роботі вперше запропоновано метод адаптації ННМ на основі ШС, в

якому виконується одночасне настроювання параметрів та структури ННМ шляхом застосування принципів клонального відбору та мережевої взаємодії в імунній системі. Параметрами, що настроюються, є параметри нейронів першого та четвертого шарів – параметри ФН та коефіцієнти нечітких правил відповідно. Імунний алгоритм адаптації ННМ подано формально у вигляді (26).

Вперше запропоновано модель кодування параметрів ННМ, що настроюються, у вигляді адаптивного мультиантитіла, представленого на рис. 1.

$c_{11}, \dots, c_{1m}, \dots, c_{n1}, \dots, c_{nm}; \sigma_{11}, \dots, \sigma_{1m}, \dots, \sigma_{n1}, \dots, \sigma_{nm}$	k_{10}, \dots, k_{1n}	...	k_{q0}, \dots, k_{qn}
Ab_0	Ab_1	...	Ab_q
Частина 1	Частина 2		

Рис. 1. Структура мультиантитіла

У структурі мультиантитіла, яка складається з окремих антитіл, використовується розділення параметрів на дві незалежні частини – параметри ФН ($c_{ij}, \sigma_{ij}, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}$, де n – кількість вхідних змінних, кожна з яких має m термів) і коефіцієнти нечітких правил ($k_{i0}, \dots, k_{in}, i = \overline{1, q}$, де q – кількість нечітких правил). Обчислення афінності виконується для мультиантитіла в цілому, а імунні оператори, що реалізують етапи адаптації ННМ, застосовуються до кожної із частин мультиантитіла окремо. Виконання супресії антитіл всередині другої частини мультиантитіла дозволяє зменшувати кількість нейронів у всіх прихованих шарах ННМ, зменшуючи таким чином кількість нечітких правил.

Афінність мультиантитіла визначається через середньоквадратичне відхилення дійсного виходу ННМ від бажаного для всіх антигенів популяції Ag :

$$Aff_{mAb_i - Ag} = \left(1 + \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1}^M [F_{afns}(X_r, P) - y_r]^2} \right)^{-1}. \quad (31)$$

На етапі супресії відбувається скорочення надлишкових правил шляхом видалення антитіл, що містяться в другій частині мультиантитіла, для кожного мультиантитіла $mAb_i^{gen+1}, i = \overline{1, N}$, афінність між якими перевищує коефіцієнт стиснення мережі δ_{net} . Афінність між антитілами $Ab_a, a = \overline{1, q}$ й $Ab_b, b = \overline{1, q}$ обчислюється в такий спосіб:

$$Aff_{Ab_a - Ab_b} = \left(1 + \|Ab_a - Ab_b\| \right)^{-1} = \left(1 + \sqrt{\sum_{j=0}^n (k_{aj} - k_{bj})^2} \right)^{-1}. \quad (32)$$

Результатом роботи імунного алгоритму є мультиантитіло із кращою в популяції афінністю, що містить коефіцієнти правил нечіткого виведення й параметри ФН вхідних змінних.

У роботі набули подальшого розвитку методи мутації та клонування антитіл, які дозволяють підвищити швидкість збіжності імунних алгоритмів адаптації нечітких моделей. Етапи клонування та мутації антитіл реалізуються

операторами клонування і мутації, вибір параметрів яких впливає на швидкість збіжності й обчислювальну складність імунних алгоритмів, а також на властивість імунних алгоритмів знаходити глобальне рішення, не зупиняючись у точках локальних екстремумів. У роботі показано вплив параметрів оператора клонування – кількості антитіл для клонування й кратності клонування – на збіжність імунних алгоритмів. Із збільшенням значень даних параметрів зменшується кількість поколінь, необхідних для збіжності імунного алгоритму. Однак слід зазначити, що час обчислень для кожного покоління збільшується пропорційно зі збільшенням кількості клонів. Тому необхідно регулювати параметри оператора клонування в процесі роботи алгоритму. Кількість антитіл для клонування в імунних алгоритмах адаптації нечітких моделей є фіксованою. Кратність клонування антитіла регулюється в процесі роботи імунного алгоритму пропорційно афінності антитіла за виразом:

$$N_c(Ab_i) = \begin{cases} N_{c_min}, & \text{якщо } Aff(Ab_i) \leq Aff_{best} * 0.3 \\ N_{c_max}, & \text{якщо } Aff(Ab_i) \geq Aff_{best} * 0.7 \\ \alpha * N_{c_min} + (1 - \alpha) * N_{c_max}, & \text{в інших випадках} \end{cases}, \quad (33)$$

де $\alpha = \frac{Aff(Ab_i) - Aff_{best} * 0.3}{Aff_{best} * 0.4}$; N_{c_min} та N_{c_max} – мінімальна та максимальна

кратності клонування антитіла відповідно; $Aff(Ab_i)$ – значення афінності антитіла Ab_i ; Aff_{best} – краще значення афінності в поточному поколінні.

Використання дійсного кодування антитіл у запропонованих імунних алгоритмах адаптації нечітких моделей вимагає визначення оператора мутації, що оперує такими параметрами, як ймовірність і крок мутації. Ймовірність мутації обчислюється відповідно до афінності антитіла за виразом:

$$P_{mut}(Ab_i) = \beta * P_{mut_max} + (1 - \beta) * P_{mut_min}, \quad (34)$$

де $\beta = \frac{Aff_{best} - Aff(Ab_i)}{Aff_{best} - Aff_{worst}}$; $Aff(Ab_i)$ – значення афінності антитіла Ab_i ; Aff_{best} і

Aff_{worst} – відповідно краще та гірше значення афінності в поточному поколінні; P_{mut_min} і P_{mut_max} – мінімальна та максимальна ймовірність мутації антитіла.

Настроювання кроку мутації виконується згідно з запропонованим виразом:

$$\sigma_{i+1} = \sigma_i \frac{Aff_{best} - Aff(Ab_i)}{Aff_{best} - Aff_{worst}}. \quad (35)$$

Таким чином, величина кроку мутації й ймовірність мутації антитіл регулюються в залежності від афінностей в процесі роботи імунного алгоритму.

Для перевірки ефективності нечітких моделей проведено експериментальні дослідження на тестових функціях. Порівняльний аналіз запропонованих адаптивних нечітких моделей Мамдані (Im M) і Такагі-Сугено першого порядку (Im T-S) з імунною адаптацією та ННМ (Im NN) з методом зворотного

розповсюдження помилки (Backprop), гібридним градієнтним методом (Hybrid), методом Левенберга-Марквардта (L-M), а також генетичними алгоритмами (GA), який проведено на тестовій функції трьох змінних:

$$F(x_1, x_2, x_3) = (1 + x_1^{0.5} + x_2^{-1} + x_3^{-1.5})^2; x_1, x_2, x_3 \in [1;6], \quad (36)$$

показав більшу ефективність запропонованих адаптивних нечітких моделей Такагі-Сугено першого порядку та ННМ з імунним настроюванням (рис. 2).

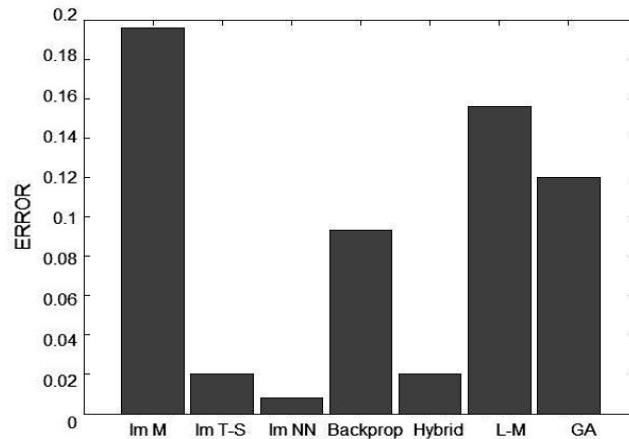


Рис. 2. Порівняльний аналіз методів адаптації нечітких моделей

Перевагою запропонованого методу адаптації нечітких моделей на основі ШС є спрощення моделей та підвищення їх точності, а також можливість модифікації бази нечітких правил шляхом виконання супресії, що дозволяє виключати надлишковість і зменшувати час обчислень. Слід зазначити, що зі збільшенням кількості параметрів, що настроюються з використанням імунних алгоритмів, час обчислень збільшується майже лінійно.

У шостому розділі вперше запропоновано метод синтезу НР для адаптивних систем керування нелінійними динамічними об'єктами, структура і параметри яких настроюються за допомогою ШС, що дозволяє отримати більш високі показники точності регулювання та забезпечити стійкість замкненої системи керування. Методику синтезу подано у вигляді таких етапів: 1) побудова математичної моделі НР, що передбачає формування ФН і отримання співвідношень для вихідного сигналу; 2) синтез оптимального закону керування, що забезпечує оптимізацію вибраного функціонала якості керування об'єктом; 3) навчання та адаптація параметрів і структури НР на основі ШС.

Правила керування для НР з багатовимірним входом і одним виходом подано у вигляді рівняння нечіткого виведення Такагі-Сугено нульового порядку. У цьому випадку вихідний сигнал НР описується виразом:

$$u = \bar{p}^T \bar{\xi}(\bar{x}), \quad (37)$$

де $\bar{\xi}(\bar{x}) = [\xi_1(\bar{x}), \xi_2(\bar{x}), \dots, \xi_L(\bar{x})]^T$ – вектор параметрів, що залежить від ФН вхідних змінних: $\xi_j(\bar{x}) = \left[\prod_{i=1}^n \mu_{T_i^j}(x_i) \right] / \sum_{j=1}^L \prod_{i=1}^n \mu_{T_i^j}(x_i)$, які взято як гаусові ФН;

$\bar{p} = [p_1, p_2, \dots, p_L]^T$ – вектор параметрів керування НР.

Для нелінійного динамічного об'єкта, математичний опис якого має вигляд

$$\begin{cases} \dot{x}_i = f_i(\bar{x}, \delta_i(t)) + g_i(\bar{x})u_j, i = \overline{1, n}; j = \overline{1, m}, \\ y = h(\bar{x}), \end{cases} \quad (38)$$

де $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ – вектор змінних стану; $f_i(\bar{x})$, $g_j(\bar{x})$ и $h(\bar{x})$ – нелінійні безперервні функції, що диференціюються; $\delta_i(t)$ – неконтрольовані збурення, обмежені за амплітудою; u – сигнал управління; y – вихідна змінна, отримано оптимальне керування у вигляді:

$$u^* = - \frac{1}{g(x)} \left(\frac{\partial \psi}{\partial x_n} \right)^{-1} \left[\sum_{i=1}^n \frac{\partial \psi}{\partial x_i} f_i(\bar{x}) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial \psi}{\partial \delta_i} + \psi \right]. \quad (39)$$

Сигнал керування (39) НР визначається як функція від змінних стану. У тих випадках, коли відсутня можливість вимірювання всіх змінних стану, він може бути визначений в залежності від вектора помилки $\bar{e} = [e, \dot{e}]^T$, де $e = |y_s - y|$

– помилка, \dot{e} – похідна помилки. Для забезпечення умови асимптотичної стійкості замкнутої системи керування функцію ψ обрано у вигляді $\psi = e + \alpha \dot{e}$, де α – позитивний постійний коефіцієнт пропорційності. Слід зазначити, що якість системи керування також визначається цією функцією.

Пропонується процедуру визначення оптимальних параметрів НР реалізувати в два етапи.

Етап 1. Основне настроювання в режимі off-line. В результаті комп'ютерного моделювання замкнутої системи керування об'єктом (38) з оптимальним керуючим сигналом (39) при випадкових збуреннях та зміні параметрів об'єкта отримано вибірку щодо вхідних \bar{e} і вихідної u змінних, яка використовується для навчання НР. Метою навчання є мінімізація середньоквадратичної помилки між бажаним $u^*(t)$ та дійсним $u(t)$ керуючими сигналами $I = \frac{1}{2}(u^* - u)^2 \rightarrow \min$ при однакових вхідних сигналах. Результати навчання дозволяють визначити набір правил керування та параметри НР: m_i , m_j , σ_i , σ_j і p_k .

Етап 2. Адаптація в режимі on-line. Як параметри, що настроюються в цьому режимі, прийнято коефіцієнти управління p_k . Їх настроювання запропоновано здійснювати за допомогою ШС.

Аналогічні результати отримані при синтезі НР з імунним настроюванням для керування багатовимірними нелінійними динамічними об'єктами.

НР, вихідний сигнал якого має вигляд (37), може бути поданий у вигляді нейронної мережі. В цьому випадку в режимі off-line шляхом навчання

нейромережевого НР можуть бути визначені всі його параметри на основі використання методу зворотного розповсюдження помилки, а в режимі on-line настроюватимуться тільки параметри управління p_k на основі використання ШС. Разом з тим, пропонується одночасне настроювання і адаптація всіх параметрів m_i , m_j , σ_i , σ_j , p_k нейромережевого НР і його структури в режимі on-line з використанням ШС. Для розв'язання цієї задачі використовується модель кодування параметрів, що настроюються, у вигляді адаптивного структурованого мультиантитіла, яке складається з двох частин, кожна з яких може оброблятися незалежно одна від одної. У першій частині мультиантитіла закодовані параметри ФН m_i , m_j , σ_i , σ_j , а в другій частині – параметри управління p_k . Як обчислювальна модель ШС використано принципи клонального відбору і мережевої взаємодії.

У сьомому розділі розглянуто питання використання розроблених у дисертаційній роботі методів і моделей для розв'язання практичних задач. Проведено перевірку ефективності розроблених нейромережевих НР з імунним настроюванням, здатних з високою точністю відслідковувати поведінку об'єкта, для керування енергією електронів в односекційному потужнострумовому прискорювачі електронів. У ході експериментальних досліджень система керування досягла необхідної точності $1,6 \cdot 10^{-6}$ за 132 покоління.

Нечіткі моделі, які реалізовано у вигляді адаптивної ННМ, застосовано для розв'язання задачі моделювання технологічного процесу отримання товстоплівкових резисторів на основі. Адаптацію ННМ виконано на основі ШС за експериментальними даними, отриманими в результаті дослідів з різними значеннями факторів. Після тестування побудованої моделі відхилення значень вихідного опору від тестової вибірки не перевищило 5%, що є допустимим. Побудована модель дозволяє прогнозувати значення вихідного опору при значеннях факторів, які неможливо перевірити через відсутність відповідної апаратної бази.

Нечіткі моделі з імунним настроюванням застосовано в задачі диференційного діагностування алергодерматозів, яка полягає в тому, щоб кожному сполученню показників імунного статусу хворого поставити у відповідність один із діагнозів – алергічний дерматит, atopічний дерматит, екзема. Настроювання нечітких правил та ФН виконувалося на основі методу параметричної адаптації моделі нечіткого виведення. Помилка діагностування при порівнянні лікарняного та комп'ютерного діагнозу склала не більше 6.2 %, що є допустимим і дозволяє рекомендувати створену систему у допомогу лікарю-дерматологу.

Проведено дослідження ефективності запропонованих методів класифікації в електрокардіографії. Для оцінки ступеня пріоритетності виділених показників використовувався запропонований метод здобуття експертних знань на основі проведення процедури неповних парних порівнянь. Для оцінки хворих за станом використовувалась клінічна класифікація ішемічної хвороби серця та критерії кардіологічного центру. Порівняльний аналіз запропонованого методу класифікації з класифікацією, проведеною методами

кластерного аналізу, показав, що запропонована модель класифікації за ефективністю значно продуктивніша методів кластерного аналізу (в середньому на 10 %), а за показником специфічності перевага ще більш суттєва (в середньому на 20 %).

Проведено експериментальні дослідження з класифікації власників зброї, які навчаються, шляхом обробки результатів тестування на основі використання ШС, що автоматизувало і спростило процедуру оцінювання знань.

У додатку наведено акти про використання результатів дисертаційної роботи.

ВИСНОВКИ

Отже внаслідок досліджень, присвячених вирішенню важливої науково-практичної проблеми, яка має практичне значення для вдосконалення технологій інтелектуальної обробки інформації за умов невизначеності і полягає у розробці сукупності нових гібридних методів і моделей обробки нечіткої інформації на основі ШС, які, з одного боку, забезпечують навчання, адаптацію та модифікацію структури та параметрів гібридних моделей щодо предметної області, а з іншого, дозволяють підвищити ефективність процесів обробки інформації в інтелектуальних системах, було отримано такі наукові результати:

1. Нова математична модель вибору кількості експертів і приблизна оцінка можливої кількості кандидатів, використання якої зменшує витрати часу та коштів на проведення опитування.

2. Новий метод отримання експертних знань на основі організації процедури неповних парних порівнянь, що дозволяє в зручній для експерта формі висловлювати свої уподобання, а також спрощує сам процес і терміни проведення експертної процедури.

3. Новий метод нечіткої класифікації об'єктів на основі ШС, який відрізняється від існуючих вирішенням основних завдань на етапах відновлення початкових класів та визначення належності об'єктів щодо класів на основі ФН, які використовують критерії афінності, що дозволяє провести більш точну і стійку класифікацію об'єктів у нечіткому середовищі та працювати з класами, які перетинаються.

4. Новий метод адаптації нечітких моделей на основі ШС для ідентифікації нелінійних залежностей, який дозволяє генерувати набір нечітких правил, налаштовувати параметри та модифікувати структуру бази нечітких правил, що дає можливість усунути їх надлишковість і суперечливість.

5. Нова модель кодування параметрів ННМ у вигляді структурованого адаптивного мультиантитіла, яке складається з двох частин, що дозволяє застосовувати імунні оператори до кожної з частин мультиантитіла окремо і, тим самим, забезпечити можливість одночасного налаштування параметрів і модифікації структури ННМ шляхом скорочення кількості нейронів у прихованих шарах.

6. Новий метод синтезу адаптивної системи автоматичного управління нелінійним динамічним об'єктом на основі НР, адаптація структури та

параметрів якого здійснюється за допомогою ШС. Запропонований метод передбачає побудову моделі НР, синтез оптимального закону управління та адаптацію його структури і параметрів на основі ШС.

7. Удосконалено методи формалізації нечіткої інформації, отриманої в результаті оцінювання якісних ознак та опису значень кількісних ознак у лінгвістичних термах, що дозволяє підвищити адекватність як моделей експертного оцінювання ознак, так і нечітких моделей, побудованих на їх основі.

8. Удосконалено метод класифікації об'єктів у нечіткому середовищі як за наявності, так і за відсутності еталонів класів, який базується на отриманні узагальненої оцінки значення ФН нечіткій множині допустимих рішень і враховує взаємний вплив порівнюваних ознак на ФН об'єкта кожному класу.

9. Набув подальшого розвитку метод визначення вектора пріоритетів ознак, узгодження і корекції експертних оцінок на основі ШС, який дозволяє поліпшити узгодження експертних оцінок, зменшити вплив суб'єктивності на результати обробки нечіткої експертної інформації і встановити більш точні пріоритети ознак.

10. Набув подальшого розвитку метод дослідження збіжності імунних алгоритмів на основі теорії ланцюгів Маркова з використанням дійсного кодування антитіл для обґрунтування їх використання щодо адаптації структури та параметрів нечітких моделей. Проведено аналіз загальних умов роботи імунних операторів, які є достатніми для збіжності імунних алгоритмів. Показано, що тільки оператори мутації і селекції, які можуть вносити зміни в антитіла, сприяють пошуку оптимуму.

11. Набули подальшого розвитку методи клонування і мутації антитіл, у яких запропоновано регулювання їх параметрів в залежності від значень афінностей, що впливає на швидкість збіжності імунних алгоритмів.

12. Розроблені ННР з імунним настроюванням використано для керування енергією електронів в односекційному потужнострумівому прискорювачі електронів. В ході експериментальних досліджень система керування досягла необхідної точності, величина помилки стабілізувалася на рівні $1.6 \cdot 10^{-5}$, заданої точності система досягла за 132 ітерації.

13. ННМ з імунним настроюванням використано для моделювання технологічного процесу одержання товстоплівкових резисторів. Відхилення значень вихідного резистивного опору не перевищує 5%, що дозволило рекомендувати розроблені ННМ для визначення виходу придатних мікросхем.

14. Розроблені методи та моделі ідентифікації нелінійних залежностей використано для розв'язання задачі диференційної діагностики алергодерматозів. Помилка лікарського та комп'ютерного діагнозу склала не більше 6.2%, що дозволило рекомендувати розроблену модель в допомогу лікарю-дерматологу на етапі діагностування шкірних захворювань.

15. Дослідження ефективності запропонованих моделей класифікації об'єктів в електрокардіографії показало, що ймовірність помилки першого роду зменшилася в порівнянні з іншими методами класифікації в середньому на 20%, сумарна ймовірність помилки першого і другого роду зменшилася на 10%, що дозволило рекомендувати цей метод на етапі попереднього діагностування стану

серцево-судинної системи пацієнта.

16. Розглянуто рішення задачі класифікації учнів, що навчаються, шляхом обробки результатів тестування на основі використання ШС. Проведено експериментальні дослідження на прикладі класифікації власників зброї, що навчаються, за результатами їх тестування в компанії «СТРАЖ» (м. Харків), які вказали на високу ефективність запропонованої моделі класифікації.

17. Розроблені моделі аналізу об'єктів та нечіткого виведення впроваджені в стоматології для процедури лікування захворювання пародонту за допомогою електрофорезу. Обробка нечітких висловів експертів дозволила отримати кількісні характеристики ознак у вигляді ФН, які визначають конкретний діагноз.

18. Результати роботи також використано у навчальному процесі Харківського національного університету радіоелектроніки.

Накопичений досвід дозволяє накреслити шляхи подальших теоретичних і практичних досліджень щодо вдосконалення гібридних методів та моделей обробки нечіткої інформації за умов невизначеності.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Кораблев Н.М. О построении нечеткой ситуационной модели объекта управления в условиях неопределенности / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Вісник Сумського державного університету. Серія «Технічні науки» (Автоматика, електроніка, інформатика). – 2004. – № 12 (71). – С. 25–29.

2. Кораблев Н.М. Согласование и коррекция экспертных оценок в системах поддержки принятия решений в условиях нечеткой исходной информации / Н.М. Кораблев, С.Г. Удовенко, Ферас Алзин // Радиоэлектроника, информатика, управление.– 2005. – № 2 (14). – С. 116–120.

3. Кораблев Н.М. Формирование правил нечеткого вывода с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев // Вестник ХНТУ. – 2007. – № 4 (27). – С. 234–239.

4. Кораблев Н.М. Применение искусственных иммунных систем в задачах восстановления и оптимизации нелинейных зависимостей / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко, В.В. Токарев // Бионика интеллекта. – 2007. – №1 (66). – С. 126–129.

5. Кораблев Н.М. Сравнительный анализ иммунного и генетического алгоритмов в задачах оптимизации нелинейных функций / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко, В.В. Токарев // Бионика интеллекта. – 2007. – №2 (67). – С. 56–60.

6. Кораблев Н.М. Адаптивные нечеткие нейронные сети с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев // Вестник ХНТУ. – 2008. – № 1 (30). – С.177–181.

7. Кораблев Н.М. Формализация нечеткой информации при оценивании качественных признаков в вербальных шкалах / Н.М. Кораблев // Бионика интеллекта. – 2008. – № 1 (68). – С. 106–110.

8. Кораблев Н.М. Адаптивные нечеткие модели идентификации нелинейных объектов на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина // Бионика интеллекта. – 2008. – № 2 (69). – С. 125–131.

9. Овчаренко В.Е. Моделирование технологического процесса получения толстопленочных резисторов с использованием адаптивных нечетких нейронных сетей / В.Е. Овчаренко, Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина // Технология приборо-

строения. – 2008. – №2. – С. 28–31.

10. Кораблев Н.М. О сходимости иммунных алгоритмов адаптации систем нечеткого вывода / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина // Бионика интеллекта. – 2009. – № 1 (70). – С. 50–54.

11. Кораблев Н.М. Синтез адаптивной системы управления нелинейным динамическим объектом на базе нечеткого регулятора с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон // Вестник ХНТУ. – 2009. – № 1 (34). – С. 337–341.

12. Кораблев Н.М. Согласование и коррекция экспертных оценок признаков с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев // Вестник ХНТУ. – 2010. – № 2 (38). – С. 343–347.

13. Кораблев Н.М. Нечеткая кластеризация данных на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичёв // Вестник ХНТУ. – 2010. – № 2 (38). – С. 323–328.

14. Кораблев Н.М. Исследование иммунных операторов в задаче кластеризации объектов / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичёв // Бионика интеллекта. – 2010. – № 1 (72). – С. 70–74.

15. Кораблев Н.М. Обработка результатов тестирования обучающихся с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Бионика интеллекта. – 2011. – № 1 (75). – С. 84–87.

16. Кораблев Н.М. Кластеризация данных методом k-means с использованием иммунных операторов / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Бионика интеллекта. – 2011. – № 3 (77). – С. 102–106.

17. Кораблев Н.М. Формализация нечетких понятий и переменных в моделях объектов управления / Н.М. Кораблев, А.А. Комиссаров, О.С. Щепеткина // Автомобильный транспорт. – 2003. – Вып. 13. – С. 287–289.

18. Кораблев Н.М. Согласование экспертных оценок на основе функций принадлежности нечеткого множества / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Вестник национального технического университета «ХПИ». «Системный анализ, управление и информационные технологии». – 2004. – №18. – С. 163–168.

19. Кораблев Н.М. Сравнительный анализ методов определения абсолютных приоритетов признаков при нечеткой исходной информации / Н.М. Кораблев, А.С. Непокупный, Ферас Алзин // Системи обробки інформації. – 2005. – Вип. 9 (49). – С. 75–83.

20. Кораблев Н.М. Классификация объектов по обобщенной оценке при нечеткой исходной информации / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики. – 2005. – Вып. 133. – С.46–53.

21. Кораблев Н.М. Оценка количества экспертов для качественного измерения признаков в условиях неопределенности / Н.М. Кораблев // Системи обробки інформації. – 2006. – Вип. 7 (56). – С. 42–44.

22. Кораблев Н.М. Формализация нечеткой информации на основе опроса одного эксперта / Н.М. Кораблев // Системи обробки інформації. – 2007. – Вип. 9 (67). – С. 20–23.

23. Корабльов М.М. Адаптація моделей нечіткого виводу з використанням штучних імунних систем / М.М. Корабльов, І.В. Овчаренко // Вісн. нац. ун-ту «Львівська політехніка». – 2007. – № 603. – С. 73–76.

24. Кораблев Н.М. Адаптивные системы нечеткого вывода с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев // Системні технології. – Вип. 3 (56). – Том 2. – 2008. – С. 157–163.
25. Кораблев Н.М. Иммунный алгоритм обучения адаптивных нечетких нейронных сетей / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина, А.И. Русецкий // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2008. – Вип. 4 (8). – С. 62–67.
26. Кораблев Н.М. Формализация нечеткой экспертной информации при оценивании качественных признаков в балльных шкалах / Н.М. Кораблев // Системи обробки інформації. – 2008. – Вип. 6 (73). – С. 64–68.
27. Кораблев Н.М. Дифференциальная диагностика аллергодерматозов с использованием адаптивной модели нечеткого вывода / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина, А.Э. Макогон // Системи обробки інформації. – 2009. – Вип. 3 (77). – С. 142–146.
28. Кораблев Н.М. Кластеризация данных на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Системи обробки інформації. – 2009. – Вип. 4 (78). – С. 77–82.
29. Кораблев Н.М. Адаптивная система управления нелинейным динамическим объектом на базе нейросетевого нечеткого регулятора с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, О.Г. Руденко // Системные технологии. – 2010. – Вып. 3 (68). – С. 93–100.
30. Кораблев Н.М. Скелетонизация изображения на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, Е.В. Чумак // Системные технологии. – 2010. – Вып. 3(68). – С. 101–105.
31. Кораблев Н.М. Синтез нейросетевого нечеткого регулятора адаптивной системы управления нелинейным динамическим объектом / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, О.Г. Лебедев // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2010. – Вып. 4 (16). – С. 119–123.
32. Кораблев Н.М. Классификация объектов на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичёв // Системи обробки інформації. – 2010. – Вип. 6 (87). – С. 13–17.
33. Кораблев Н.М. Нечеткая классификация объектов на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев, М.В. Кушнарв // Комп'ютерні системи та компоненти. – 2010. – Том 1. – Вип.2. – С. 88–94.
34. Кораблев Н.М. Анализ сходимости иммунных алгоритмов / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, А.А. Фомичев // Системи обробки інформації. – 2011. – Вип. 2 (92). – С. 29–33.
35. Кораблев Н.М. Адаптация структуры и параметров нейросетевого нечеткого регулятора с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, И.В. Сорокина // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2011. – Вип. 1 (17). – С. 89–93.
36. Кораблев Н.М. Классификация объектов с помощью иммунного метода ближайших соседей / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2011. – Вип. 2 (18). – С. 114–118.
37. Кораблев Н.М. Определение вектора приоритетов признаков на основе процедуры неполных парных сравнений / Н.М. Кораблев // Системи обробки

інформації. – 2011. – Вып. 4 (94). – С. 133–137.

38. Korablev N. Immune Approach for Neuro-Fuzzy Systems Learning Using Multiantibody Model / N. Korablev, I. Sorokina // Springer Lecture Notes in Computer Science. – 2011. – Vol. 6825. – P. 395–405.

39. Кораблев Н.М. Организация нейросетевой базы знаний в системах поддержки принятия решений / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон // Информационные технологии в научных исследованиях и учебном процессе: 2-я Междунар. науч.-практ. конф., 2006 г. – Луганск, 2006. – Том 1. – С. 173–179.

40. Кораблев Н.М. Восстановление и глобальная оптимизация мультимодальных нелинейных зависимостей на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко // Компьютерное моделирование и интеллектуальные системы: междунар. науч. конф.: сб. трудов. – Запорожье, 2007. – С.122–127.

41. Кораблев Н.М. Параметрическая адаптация в адаптивных нечетких моделях на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко // Интеллектуальный анализ информации: VII междунар. конф.: сб. трудов. – К., 2007. – С.169–178.

42. Korablyov M.M. Adaptation of fuzzy inference models using artificial immune systems / M.M. Korablyov, I.V. Ovcharenko // Proceeding of the 3-rd International Conference ACSN-2007, Lviv: Polytechnic Nat. University, 2007. – P. 89–91.

43. Кораблев Н.М. Адаптивная модель нечеткой идентификации объектов с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко // Интеллектуальные системы принятия решений и прикладные аспекты информационных технологий: междунар. науч. конф.: сб. трудов. – Евпатория, 2007. – Т.3.–С.42–44.

44. Кораблев Н.М. Использование искусственных иммунных систем для обучения распознаванию образов / Н.М. Кораблев, Т.Н. Кротенко, Е.В. Чумак // Интеллектуальный анализ информации: VIII междунар. конф.: сб. трудов. – К.: Просвіта, 2008. – С. 256–264.

45. Кораблев Н.М. Адаптивные нечеткие модели с настройкой на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко // Интеллектуальные системы принятия решений и проблемы вычислительного интеллекта: междунар. науч. конф.: сб. трудов. – Евпатория, 2008.–Т. 3 (ч.1).– С.163–166.

46. Кораблев Н.М. Адаптивная модель нечеткой идентификации водных экосистем с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев Н.М., А.С. Мищенко // Современные проблемы гидробиологии. Перспективы, пути и методы решения: междунар. науч. конф., 2008 г.: материалы конф. – Херсон, 2008. – С. 191–195.

47. Кораблев Н.М. Адаптация параметров нечеткого регулятора на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, А.В. Снегурский // Автоматика-2008: XV междунар. конф. по автоматическому управлению: сб. докладов. – Одесса: ОНМА, 2008. – С. 264–267.

48. Кораблев Н.М. Решение задачи кластеризации данных при помощи искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Интеллектуальный анализ информации: IX междунар. конф.: сб. трудов. – К.: Просвіта, 2009. – С. 171–177.

49. Кораблев Н.М. Оценка числа экспертов при организации и проведении

экспертизы / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Современные проблемы науки и образования: 5-я междунар. междисц. науч.-практ. конф.: материалы конф. – Харьков, 2004. – С. 21.

50. Кораблев Н.М. Выбор метода обработки экспертной информации в системах поддержки принятия решений / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Современные проблемы гуманизации и гармонизации управления: 5-я междунар. междисц. науч.-практ. конф.: материалы конф. – Харьков, 2004. – С. 264–265.

51. Кораблев Н.М. Об адекватности нечеткой ситуационной модели объекта эталонной ситуации / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Автоматика–2004: 11-я междунар. конференция по автоматическому управлению: материалы конф. – К.: НУПТ, 2004. – Том 4. – С. 60.

52. Кораблев Н.М. Выбор методов для принятия решений в проблемных ситуациях в условиях неопределенности / Н.М. Кораблев, Ферас Алзин // Теория и техника передачи, приема и обработки информации: 10-я Юбилейная междунар. науч. конф.: тез. докладов. – Харьков – Туапсе, 2004. – С. 291–292.

53. Кораблев Н.М. Применение генетического алгоритма для синтеза нечеткого регулятора / Н.М. Кораблев, М.А. Кресальный // Глобальные информационные системы. Проблемы и тенденции развития: 1-я междунар. науч. конф.: материалы конф. – Харьков – Туапсе, 2006. – С. 229–230.

54. Кораблев Н.М. Иммунный и генетический алгоритмы в задачах оптимизации / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко, В.В. Токарев // Современные информационные системы. Проблемы и тенденции развития: 2-я междунар. науч. конф.: материалы конф. – Харьков – Туапсе, 2007. – С. 483–484.

55. Кораблев Н.М. Адаптивная нейросетевая модель формирования управлений нелинейными динамическими системами в условиях неопределенности / Н.М. Кораблев, Т.В. Корниенко, А.Э. Макогон // Современные информационные системы. Проблемы и тенденции развития: 2-я междунар. науч. конф.: материалы конф. – Харьков – Туапсе, 2007. – С. 479–480.

56. Кораблев Н.М. Адаптивный нечеткий лингвистический регулятор / Н.М. Кораблев, А.Б. Горшков, А.Э. Макогон // Современные проблемы науки и образования: 8-я междунар. междисц. науч.-практ. конф.: тез. докладов. – Алушта, 2007. – С. 37.

57. Кораблев Н.М. Адаптивные модели обработки нечеткой информации с использованием искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко, Е.В. Токарева // Современные проблемы науки и образования: 8-я междунар. междисц. науч.-практ. конф.: тез. докладов. – Алушта, 2007. – С.30-31.

58. Кораблев Н.М. Использование искусственных иммунных систем для кластеризации данных / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Системный анализ и информационные технологии: X междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – К.: НТУУ «КПІ», 2008. – С. 210.

59. Кораблев Н.М. Адаптивные нечеткие нейронные сети с обучением на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Овчаренко // Современные информационные и электронные технологии: Труды 9-й междунар. науч.-практ. конф.: тез. докладов. – Одесса, «Политехперіодика», 2008. – Т.1. – С.34.

60. Кораблев Н.М. Восстановление классов с помощью искусственных им-

мунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Математическое и программное обеспечение интеллектуальных систем: VI междунар. науч.-практ. конф.: тез. докладов. – Днепропетровск: ДНУ, 2008. – С. 180.

61. Кораблев Н.М. Распознавание образов на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, Т.Н. Кротенко, А.А. Фомичев // Системный анализ и информационные технологии: XI Междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – К.: ННК «ПСА» НТУУ «КПИ», 2009. – С. 326.

62. Кораблев Н.М. Кластеризация данных с помощью нечетких искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичёв, Т.Н. Кротенко // Проблемы информатики и моделирования: 9-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – Харьков: НТУ «ХПИ». – 2009. – С. 28.

63. Кораблев Н.М. Адаптивный нейросетевой нечеткий регулятор управления нелинейным динамическим объектом / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон // Проблемы информатики и моделирования: 9-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – Харьков, НТУ «ХПИ». – 2009 – С. 29.

64. Кораблев Н.М. Нейросетевой нечеткий регулятор с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон // Информационные технологии в навигации и управлении: состояние и перспективы развития: 1-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф.– К.: 2010.– С. 56–57.

65. Кораблев Н.М. Интеллектуальная компьютерная система дифференциальной диагностики аллергодерматозов на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина, Э.Н. Солошенко // Медицинская и биологическая информатика и кибернетика: Первый Всеукраинский съезд, 2010 г.: сб. трудов. – К.: 2010. – С.55.

66. Кораблев Н.М. Адаптивная система управления многомерным нелинейным динамическим объектом на основе нечеткого регулятора с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон // Автоматика–2010: 17-я междунар. конф. по автоматическому управлению: тез. докладов. – Харьков, 2010. – Том 1.– С. 122-124.

67. Кораблев Н.М. Адаптивная система управления на базе нечеткого регулятора с иммунной настройкой / Н.М. Кораблев, А.Э. Макогон, И.В. Грешило // Современные направления развития информационно-коммуникационных технологий и средств управления: 1-я науч.-техн. конф.: тез. докладов. – Х.: ДП «ХНДИ ТМ»; К.: ДП «ЦНДИ НиУ», 2010. – С. 70.

68. Кораблев Н.М. Иммунный подход к классификации объектов / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев, А.А. Москаленко // Современные направления развития информационно-коммуникационных технологий и средств управления: 1-я науч.-техн. конф.: тез. докладов. – Х: ДП «ХНДИ ТМ»; К.: ДП «ЦНДИ НиУ», 2010. – С. 71.

69. Кораблев Н.М. Повышение качества дифференциальной диагностики аллергодерматозов с применением искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблев, И.В. Сорокина, Э.Н. Солошенко // Наука и социальные проблемы общества: Информатизация и информационные технологии: VI Междунар. науч.-практ. конф.: сб. науч. трудов. – Харьков, ХНУРЭ, 2011. – С. 24–25.

70. Кораблёв Н.М. Нечеткий регулятор для многомерного нелинейного

динамического объекта с адаптацией параметров на основе искусственных иммунных систем / Н.М. Кораблёв, А.Э. Макогон // Информационные технологии в навигации и управлении: состояние и перспективы развития: 2-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – К.: 2011. – С. 37.

71. Кораблев Н.М. Кластеризация данных методом k-means при использовании иммунного подхода / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Информационные технологии в навигации и управлении: состояние и перспективы развития: 2-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – К.: 2011. – С. 38.

72. Кораблев Н.М. Применение гибридного иммунного алгоритма для решения задачи коммивояжера / Н.М. Кораблев, Г.С. Иващенко // Информационные технологии в навигации и управлении: состояние и перспективы развития: 2-я междунар. науч.-техн. конф.: материалы конф. – К.: 2011. – С. 39.

73. Кораблев Н.М. Исследование свойств иммунных алгоритмов адаптации моделей нечетких регуляторов / Н.М. Кораблев, К.А. Лавриненко, А.Э. Макогон // Современные направления развития информационно-коммуникационных технологий и средств управления: 2-я науч.-техн. конф.: тез. докладов. – Х.: ДП «ХНДИ ТМ»; К.: ДП «ЦНДИ НиУ», 2011. – С. 70.

74. Кораблев Н.М. Классификация объектов с помощью модифицированной модели RLAIIS / Н.М. Кораблев, А.А. Фомичев // Современные направления развития информационно-коммуникационных технологий и средств управления: 2-я науч.-техн. конф.: тез. докладов. – Х.: ДП «ХНДИ ТМ»; К.: ДП «ЦНДИ НиУ», 2011. – С. 71.

75. Кораблев Н.М. Применение многоагентной системы для классификации компьютерных вирусов / Н.М. Кораблев, М.В. Кушнарев // Современные направления развития информационно-коммуникационных технологий и средств управления: 2-я науч.-техн. конф.: тез. докладов. – Х.: ДП «ХНДИ ТМ»; К.: ДП «ЦНДИ НиУ», 2011. – С. 72.

АНОТАЦІЯ

Корабльов М.М. Гібридні методи і моделі обробки нечіткої інформації на основі штучних імунних систем. – 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.

Дисертаційну роботу присвячено вирішенню науково-практичної проблеми розробки гібридних методів і моделей обробки нечіткої інформації на основі використання ШС, які, з одного боку, забезпечують навчання, адаптацію та модифікацію структури та параметрів гібридних моделей щодо предметної області, а з іншого, дозволяють підвищити ефективність процесів обробки інформації в інтелектуальних системах за умов невизначеності.

Розроблено метод здобуття нечітких експертних знань на основі цілеспрямованої процедури неповних парних порівнянь. Запропоновано метод визначення вектора пріоритетів ознак, узгодження і корегування експертних оцінок

на основі використання ШС. Розглянуто методи формалізації нечіткої експертної інформації, отриманої в результаті оцінювання якісних ознак та опису значень кількісних ознак у лінгвістичних термах, що дозволяє підвищити адекватність як моделей експертного оцінювання ознак, так і побудованих на них нечітких моделей. Розроблено метод класифікації об'єктів як за наявності, так і за відсутності еталонів класів, ґрунтований на отриманні узагальненої оцінки значень ФН нечіткій множині припустимих рішень. Запропоновано імунний підхід щодо класифікації об'єктів у нечіткому середовищі, який характеризується використанням у ФН афінності для визначення належності об'єктів до класів.

Запропоновано методи структурної та параметричної адаптації нечітких моделей і нечітких нейронних мереж на основі ШС. Вдосконалено методи клонування та мутації антитіл для підвищення швидкості збіжності імунних алгоритмів. Запропоновано синтез нечіткого регулятора для керування нелінійним динамічним об'єктом, який передбачає побудову його моделі, отримання оптимального закону керування та адаптацію його структури і параметрів за допомогою ШС.

Ключові слова: нечітка модель, штучні імунні системи, функція належності, адаптація, нечітка нейронна мережа, нечіткий регулятор, мультиантитіло, класифікація, ідентифікація, управління.

АННОТАЦИЯ

Кораблев Н.М. Гибридные методы и модели обработки нечеткой информации на основе искусственных иммунных систем. – 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 научно-практической проблемы разработки гибридных методов и моделей обработки нечеткой информации на основе использования искусственных иммунных систем (ИИС), которые, с одной стороны, обеспечивают обучение, адаптацию и модификацию структуры и параметров гибридных моделей к предметной области, а с другой, позволяют повысить эффективность процессов обработки информации в интеллектуальных системах в условиях неопределенности.

Предложенные методы и модели позволяют решать широкий класс прикладных задач, связанных с организацией и проведением экспертизы, извлечением и обработкой баз знаний, согласованием и коррекцией нечетких экспертных суждений, формализацией нечеткой экспертной информации, классификацией объектов как при наличии, так и отсутствии эталонов классов, а также на основе ИИС, идентификацией нелинейных зависимостей с помощью нечетких моделей, структура и параметры которых адаптируются на основе использования ИИС, синтезом нечетких регуляторов с иммунной настройкой.

При организации экспертизы для сокращения затрат времени и средств на проведение опроса получены математические модели выбора множества

экспертов и оценки возможного числа кандидатов. Разработан метод извлечения экспертных знаний на основе организации целенаправленной процедуры неполных парных сравнений, которая позволяет в удобной для эксперта форме высказывать свои предпочтения и упрощает процесс и сроки проведения экспертизы. Предложен метод определения вектора приоритетов признаков, согласования и коррекции экспертных оценок по полной МПС на основе использования ИИС, который позволяет улучшить согласование экспертных оценок и установить более точные приоритеты сравниваемых признаков.

Разработаны методы формализации нечеткой экспертной информации, полученной в результате оценивания качественных признаков и описания значений количественных признаков в лингвистических терминах, что позволяет повысить адекватность как моделей экспертного оценивания признаков, так и нечетких моделей, построенных на их основе.

Разработаны модели классификации объектов как при наличии, так и при отсутствии эталонов классов, которые основаны на получении обобщенной оценки значений функции принадлежности нечеткого множества допустимых решений и учитывают взаимное влияние сравниваемых признаков на функции принадлежности объекта каждому классу. Предложен иммунный подход к нечеткой классификации объектов, отличающийся решением основных задач на этапах восстановления исходных классов и определения принадлежности объектов к классам. Для организации отбора антител, клонирования и определения принадлежности объектов к классам используются функции принадлежности, основанные на критерии аффинности, что позволяет произвести более точную классификацию объектов.

Проведен анализ сходимости разработанных иммунных алгоритмов как с использованием теории Марковских цепей, так и из общих условий работы иммунных операторов. Показано, что только операторы мутации и селекции, которые могут вносить изменения в антитела, способствует поиску оптимума. Получили дальнейшее развитие методы клонирования и мутации антител, в которых параметры иммунных операторов клонирования и мутации регулируются в процессе адаптации в соответствии с аффинностью антитела, что позволяет повысить скорость сходимости иммунных алгоритмов.

Предложены методы структурной и параметрической адаптации нечетких моделей на основе использования ИИС. Разработанные иммунные алгоритмы параметрической и структурной адаптации нечетких моделей основаны на принципах клонального отбора и сетевого взаимодействия в иммунной системе и реализуют отдельную настройку параметров функций принадлежности и коэффициентов нечетких правил, а также позволяют упростить нечеткие модели и повысить их точность. Предложен метод адаптации нечеткой нейронной сети, реализующей нечеткий вывод Такаги-Сугено, с использованием ИИС, позволяющий выполнять одновременную настройку всех параметров сети, а также ее структуры путем использования адаптивного мультиантитела. В мультиантителе используется разделение настраиваемых параметров на две независимые части – параметры функций принадлежности и коэффициенты нечетких правил. Размер мультиантитела не является фиксированным, что

позволяет уменьшать количество нейронов в скрытых слоях сети.

Предложено построение адаптивной системы автоматического управления нелинейным динамическим объектом на основе нечеткого регулятора, адаптация структуры и параметров которого осуществляется с помощью ИИС. Предложенный подход предусматривает построение модели нечеткого регулятора, синтез оптимального закона управления и адаптацию структуры и параметров нечеткого регулятора на основе искусственных иммунных систем.

Проведены экспериментальные исследования на модельных примерах и исследования на практике эффективности разработанных гибридных методов и моделей для обработки нечеткой информации в различных предметных областях.

Ключевые слова: нечеткая модель, искусственные иммунные системы, функция принадлежности, адаптация, нечеткая нейронная сеть, нечеткий регулятор, мультиантитело, классификация, идентификация, управление.

ABSTRACT

Korablyov M.M. Hybrid methods and models for fuzzy information processing based on artificial immune systems. – Manuscript.

A Thesis for a Doctor of Technical Sciences degree on the speciality 05.13.23 – systems and methods of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science, Youth and Sport of Ukrain, Kharkiv, 2012.

The thesis is dedicated to solving the scientific and practical problem of developing hybrid models and methods for fuzzy information processing based on using AIS, which allow more effective information analyzing by the quality of their decisions, terms of receipt and expanding a class of problems solved.

The method of obtaining fuzzy expert knowledge based on the targeted procedure of incomplete pair wise comparisons is worked out. The method of determining the vector of features' priorities, coordination and adjustment of expert assessments on the basis of AIS is proposed. The methods of formalizing fuzzy expert information obtained through evaluation of quality attributes and through description of the indications of quantitative attributes in linguistic terms are highlighted. It have been shawn that these methods can improve the adequacy of the models of expert features evaluation and of fuzzy models built on them. The method of objects' classification – with or without classes' standards – based on a generalized estimation of values of AF to a fuzzy set of acceptable solutions, is elaborated. An immune approach to the classification of objects in a fuzzy environment is proposed, which is characterized with using AF affinity to determine the affiliation of objects to classes.

The methods of structural and parametric adaptation of fuzzy models and fuzzy neural networks based on AIS are introduced. The methods of cloning and antibodies mutation for increasing the rate of immune algorithms convergence are improved. A synthesis of fuzzy controllers for coping with nonlinear dynamic objects is proposed, which involves the construction of its model, obtaining the optimal control law and adaptation of the structure and the parameters using AIS.

Keywords: fuzzy model, artificial immune systems, affiliation function, adaptation,

fuzzy neural network, fuzzy controller, multi-antibody, classification, identification, control.

Відповідальний випусковий В.П. Машталір

Підп. до друку _____.____.2012. Формат 60x84 1/16. Спосіб друку –
ризотрафія.
Умов. друк. арк. 2,3. Облік. вид. арк. 2,1. Тираж 100 прим.
Ціна договірна Зам. №

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

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