

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

СУББОТІН СЕРГІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

УДК 004.891.3 : 004.93 : 004.032.26

**МЕТОДИ ПОБУДОВИ ДІАГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ
НА ОСНОВІ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МЕРЕЖ
В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ ДІАГНОСТУВАННЯ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Харків – 2013

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Запорізькому національному технічному університеті Міністерства освіти і науки України.

Науковий консультант – доктор технічних наук, професор,
Піза Дмитро Макарович,
Запорізький національний технічний університет,
проректор з науково-педагогічної роботи
та питань перспектив розвитку,
директор Інституту інформатики та радіоелектроніки,
завідувач кафедри радіотехніки і телекомунікацій.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор,
Ахметшина Людмила Георгіївна,
Дніпропетровський національний
університет ім. О. Гончара, професор кафедри
електронних обчислювальних машин;

доктор технічних наук, доцент,
Литвиненко Володимир Іванович,
Херсонський національний технічний університет,
завідувач кафедри інформатики
та комп'ютерних наук;

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

Захист відбудеться “_____” _____ 2014 р. о 13⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, проспект Леніна, 14.

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

Автореферат розісланий “_____” _____ 2013 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради

О. А. Винокурова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Для забезпечення високого рівня якості продукції, що випускається, а також підтримки її працездатності у період експлуатації необхідно вчасно здійснювати технічне діагностування (ТД) виробів. Проте у багатьох задачах ТД на практиці відсутні математичні моделі та недостатні експертні знання. Це викликає потребу у створенні інтелектуальних систем діагностування як різновиду автоматизованих систем ТД (АСТД) на основі методів штучного інтелекту, які дозволяють будувати діагностичні моделі (ДМ) за прецедентами для слабо формалізованих задач в умовах латентності, багатовимірності, нелінійності та взаємозалежності факторів, які їх характеризують.

Як один з найбільш потужних напрямів штучного інтелекту, що забезпечує можливість інтеграції формалізованих експертних знань та експериментальних спостережень, нейро-нечіткі мережі (ННМ) є перспективним базисом для побудови ДМ, завдяки їх здатностям до індуктивного навчання за прикладами (здійснюваного, як правило, на основі градієнтних методів пошуку), інтерпретовності та масованому паралелізму обчислень.

Для вирішення завдань автоматизації основних етапів процесу побудови ДМ на основі ННМ також використовують методи стохастичного пошуку, які дозволяють вирішувати завдання дискретної і неперервної багатовимірної нелінійної оптимізації, є методами глобального пошуку, не висувають вимог до виду цільової функції і дозволяють уникнути зациклення у її локальних оптимумах.

Значний внесок у створення і дослідження методів побудови інтелектуальних систем діагностування внесли А.І. Біргер, В.В. Ключев, Я. Гертлер, В.А. Гуляєв, П.П. Пархоменко, Ю.О. Скобцов, В.І. Хаханов, Д. Хіммельблау, у теорію нечітких систем та ННМ – Є.В. Бодянський, Л. Заде, Ю.П. Зайченко, Є.І. Кучеренко, Е. Мамдані, Т. Сугено, у теорію стохастичного пошуку – В.Д. Дмитрієнко, М. Доріго, О.Г. Івахненко, Л.А. Растрігін, Д. Холланд, Я.З. Ципкін та інші.

Проте відомі методи синтезу ННМ характеризуються такими недоліками, як низька швидкість навчання, надмірність структури і кількості налаштовуваних параметрів синтезованої ДМ, що тягне за собою її низький рівень узагальнення, недостатній рівень автоматизації процесу побудови ДМ внаслідок необхідності залучення користувача у процес її побудови (вимагають визначення користувачем набору інформативних ознак, кількості нечітких термів, виду і початкових значень параметрів функцій належності, а також експертних правил прийняття діагностичних рішень). Крім того, недоліками градієнтних методів навчання ННМ є невизначеність вибору початкової точки пошуку, їхня схильність до зациклення у локальних оптимумах, а також вимога диференційованості цільового функціоналу якості ННМ.

Отже, **актуальною науково-прикладною проблемою** є підвищення якості, рівня автоматизації та швидкості синтезу ДМ на основі ННМ шляхом створення нових і удосконалення існуючих методів побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування, що вирішують протиріччя між характеристиками процесу побудови та властивостями отримуваних ДМ на основі ННМ.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана відповідно до тематичних планів науково-дослідних робіт Запорізького національного технічного університету (ЗНТУ) Міністерства освіти і науки України згідно з Державною науково-технічною програмою "Нові вітчизняні інтелектуальні комп'ютерні засоби" (затверджена Постановою Кабінету Міністрів України № 1716 від 24.12.2001) та Державною програмою розвитку промисловості України на 2003–2011 роки (прийнята Постановою Кабінету Міністрів України № 1174 від 28.07.2003), яка обумовлює створення систем штучного інтелекту та діагностичних систем.

Робота відповідає "Основним науковим напрямам та найважливішим проблемам фундаментальних досліджень у галузі природничих, технічних і гуманітарних наук на 2009–2013 роки" (затверджені Наказом Міністерства освіти і науки та Національної академії наук України № 1066 / 609 від 26.11.2009, п. 1.2.3 "Інтелектуальні інформаційні технології та системи").

Дослідження здійснювалися у межах трьох держбюджетних науково-дослідних робіт (НДР) ЗНТУ: "Науково-методичні основи та математичне забезпечення для автоматизації й моделювання процесів керування та підтримки прийняття рішень на основі процедур розпізнавання й еволюційної оптимізації в нейромережевому та нечіткологічному базисах" (ДР № 0106U008621, керівник), "Інформаційні технології автоматизації розпізнавання образів і прийняття рішень для діагностування в умовах невизначеності на основі гібридних нечіткологічних, нейромережевих та мультиагентних методів обчислювального інтелекту" (ДР № 0109U007673, керівник), "Методи, моделі та пристрої прийняття рішень у системах розпізнавання образів" (ДР № 0111U000059, відповідальний виконавець), а також у межах трьох госпдоговірних науково-дослідних робіт: за договором між ЗНТУ та ВАТ "Мотор Січ" "Аналіз прогресивних технологій моделювання, оптимізації та інтелектуальної автоматизації етапів життєвого циклу авіаційних двигунів" (ДР № 0110U002624, виконавець), за договором творчої співдружності ЗНТУ та ТОВ "МПА Групп" у роботах "Розробка математичного та інформаційного забезпечення інтелектуальної системи візуального контролю транспортних засобів" (ДР № 0106U012013, керівник) та "Розроблення методів і програмних засобів на підставі навчання, розпізнавання, оптимізації та адаптації для прийняття рішень в автоматизованих системах управління транспортними засобами" (ДР № 0107U006781, керівник), де автор дисертаційної роботи удосконалив існуючі, розробив та дослідив нові методи та програмні засоби побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування, які застосував при вирішенні практичних завдань діагностування й автоматичної класифікації.

Мета і задачі дослідження. Метою дисертаційної роботи є створення нових і удосконалення існуючих методів побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж в інтелектуальних системах діагностування для вирішення проблеми підвищення якості, рівня автоматизації та швидкості синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж.

Для досягнення поставленої мети у роботі вирішувалися такі задачі:

– аналіз методів побудови інтелектуальних систем діагностування і вибір базису для їхньої реалізації;

- створення методів побудови діагностичних моделей у нейро-нечіткому базисі з автоматичним налаштуванням параметрів;
- удосконалення методів синтезу діагностичних моделей у нейро-нечіткому базисі на основі стохастичного пошуку;
- удосконалення моделі оцінки якості вибірки об'єктів діагностування і методів формування вибірок на основі переборного і стохастичного пошуку;
- побудова моделі оцінки якості нейро-нечітких діагностичних моделей;
- розроблення програмних засобів для побудови діагностичних моделей в інтелектуальних системах діагностування на основі запропонованих методів;
- експериментальне дослідження властивостей і характеристик створених методів та розроблення рекомендацій щодо їхнього застосування при вирішенні практичних завдань діагностування й автоматичної класифікації.

Об'єкт дослідження – процес побудови інтелектуальних систем діагностування.

Предмет дослідження – методи побудови діагностичних моделей в інтелектуальних системах діагностування на основі нейро-нечітких мереж.

Методи дослідження. Для вирішення завдань, поставлених у роботі, використовувалися методи: математичної статистики – для розрахунку характеристик вибірок даних; теорії інформації – для розрахунку показників індивідуальної значущості діагностичних ознак; кластерного аналізу – для групування екземплярів вибірки або ознак, що їх характеризують, у методах синтезу ДМ; нечіткої логіки і теорії ННМ – як базис для побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування; еволюційного і мультиагентного пошуку – при розробленні стратегій дослідження простору пошуку в методах синтезу ДМ на основі гібридного стохастичного пошуку; імітаційного моделювання – для підтвердження достовірності отриманих теоретичних результатів.

Наукова новизна дисертаційної роботи полягає у вирішенні проблеми підвищення якості, рівня автоматизації та швидкості синтезу ДМ на основі нейро-нечітких мереж шляхом створення нових і удосконалення існуючих методів побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування, а саме:

- уперше запропоновано метод синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж з урахуванням значущості термів ознак, який за вибіркою даних виділяє нечіткі терми, для яких визначає коефіцієнти взаємної еквівалентності та виконує редукцію надлишкових термів, а також автоматично налаштовує параметри діагностичної моделі, що дозволяє спростити її структуру, підвищити рівень узагальнення і збільшити швидкість роботи;

- уперше запропоновано метод побудови діагностичних нейромоделей на основі регулярного розбиття простору ознак, що автоматично за вибіркою даних будує діагностичну модель на основі нейро-нечіткої мережі, яка здатна надавати оцінку вірогідності прийнятого рішення, що дозволяє підвищити рівні контролеспроможності та достовірності діагностування;

- уперше запропоновано метод синтезу діагностичних моделей, який в автоматичному режимі за вибіркою даних будує ієрархічну логічно прозору нейро-нечітку мережу, що узагальнює моделі нечіткого виведення на основі різних композицій, а також за рахунок спрощення структури обробних елементів і ско-

рочення кількості зв'язків між вузлами дозволяє підвищити інтерпретовність та простоту реалізації діагностичних моделей;

– уперше запропоновано метод побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечіткої класифікації за узагальненою віссю, який формує ієрархічне перетворення навчальної вибірки даних з багатовимірного простору ознак на одновимірну узагальнену вісь та синтезує часткові моделі залежностей для кластерів, що дозволяє автоматизувати синтез діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж та підвищити їх інтерпретовність;

– уперше запропоновано модель оцінки якості діагностичних нейромоделей, що є комплексом первинних та інтегральних показників, які характеризують властивості нейро-нечітких мереж, що дозволяє автоматизувати аналіз властивостей і порівняння діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж при вирішенні завдань діагностування;

– дістали подальший розвиток еволюційні та мультиагентні методи стохастичного пошуку, які удосконалено шляхом урахування характеристик навчальної вибірки в операторах пошуку та поєднано шляхом гібридизації у метод структурно-параметричного синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей на основі стохастичного пошуку, що дозволяє збільшити рівень автоматизації і швидкість процесу побудови та зняти обмеження на функціонали якості діагностичних нейромоделей;

– дістала подальший розвиток модель оцінки якості вибірки, що містить комплекс критеріїв, які дозволяють кількісно виразити придатність вибірок для побудови діагностичних моделей;

– дістали подальший розвиток переборні й еволюційні методи формування вибірок, які модифіковані шляхом введення розроблених критеріїв для відбору, цензурування і псевдокластеризації екземплярів, що дозволяє автоматизувати і прискорити процес формування вибірок.

Практичне значення результатів роботи полягає у тому, що:

– розроблено програмні засоби, що реалізують запропоновані методи побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж, що дозволяє автоматизувати скорочення розмірності вибірок даних (відбір інформативних ознак і найбільш значущих екземплярів), структурно-параметричний синтез, спрощення й аналіз діагностичних моделей;

– проведено експериментальне дослідження властивостей і характеристик розроблених методів шляхом синтезу діагностичних моделей при вирішенні практичних завдань неруйнівного діагностування й автоматичної класифікації. Результати експериментів показали, що запропоновані методи за рахунок використання додаткової інформації про об'єкт діагностування дозволяють скоротити розмірність діагностичних даних, підвищити швидкість побудови і роботи діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж, а також забезпечити урахування вимог користувача щодо їхніх властивостей;

– надано порівняльну характеристику обчислювальної і просторової складності, запропоновано рекомендації щодо задавання значень параметрів і застосування запропонованих методів, що дозволяє рекомендувати їх для використання на практиці при вирішенні завдань діагностування і класифікації;

– наукові положення, висновки і рекомендації, викладені у дисертаційній роботі, використані при підготовці курсів "Системи інтелектуальної діагностики", "Сучасні бази даних та інтелектуальний аналіз даних", "Математичні основи подання знань", "Нейроінформатика та еволюційні алгоритми" на кафедрі програмних засобів ЗНТУ у межах міжнародного проекту "Європейсько-український ступінь магістра з програмної інженерії" (JEP 26182–2005) за програмою Tempus Tasis Європейської Комісії (акт впровадження від 28.08.2013);

– розроблене програмне забезпечення, що реалізує запропоновані і досліджені у дисертації методи, упроваджено на ВАТ "Мотор Січ" (акт впровадження від 24.12.2009), Казенному підприємстві "Науково-виробничий комплекс "Іскра" (акт впровадження від 27.01.2012), Запорізькому державному медичному університеті (акт впровадження від 19.03.2012), ТОВ "Макфорт" (акт впровадження від 12.03.2012) та ТОВ "Ітекс" (акт впровадження від 09.02.2012), де використовується для вирішення задач діагностування та у НДР.

Особистий внесок здобувача полягає у тому, що наукові положення, висновки та рекомендації, які складають суть дисертаційної роботи, були сформульовані, розроблені та досліджені ним самостійно. Основні результати дисертації опубліковано в [1–45]. У публікаціях, написаних у співавторстві, здобувачу належать: методи побудови ДМ на основі ННМ з автоматичним налаштуванням параметрів: з урахуванням значущості термів ознак, із регулярним розбиттям простору ознак, на основі ієрархічних логічно прозорих ННМ, на основі класифікації за узагальненою віссю та стохастичного пошуку [1]; модель якості вибірки та вирішення прикладних завдань ТД [2]; дослідження перетворень на узагальнену вісь [16]; методи синтезу ДМ на основі гібридного стохастичного пошуку: з урахуванням апріорної інформації на основі еволюційного підходу (для відбору інформативних ознак із групуванням ознак [5] та їхнім поєднанням [43], для побудови ДМ із відбором ознак [7] та структурного синтезу [8] й оптимізації [22]), на основі пошуку із непрямим зв'язком (для відбору ознак [3] і його реалізація [32] та на основі моделі BFO [21]), на основі пошуку із прямим зв'язком (для оптимізації [11] та параметричного синтезу [23] ДМ); вирішення задачі діагностування газотурбінних авіадвигунів [30].

Апробація результатів дисертації. Основні положення та результати дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на міжнародних конференціях і семінарах: "Inductive Modelling" (Київ, 2008), "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science" (Львів – Славське, 2006 – 2012), "Smart Engineering Systems Design" (Міссупі-Полла, 2006, 2007), "The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics" (Львів–Поляна, 2007 – 2011), "Автоматика" (Вінниця, 2006; Севастополь, 2007; Одеса, 2008; Чернівці, 2009; Харків, 2010; Львів, 2011), "Інтелектуальний аналіз інформації" (Київ, 2008), "Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту" (Херсон – Євпаторія, 2008), "Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи" (Запоріжжя, 2007), "Моделирование неравновесных систем" (Красноярськ, 2006–2010), "Нейроінформатика" (Москва, 2006–2009), "Нейроінформатика, её приложения и анализ данных" (Красноярськ, 2006–2010), "Проведение научных исследований в области обработки, хранения, передачи и защиты ин-

формации" (Ульяновськ, 2009), "Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій" (Запоріжжя, 2010, 2012).

Публікації. Основні положення та результати дисертації опубліковано у 45 друкованих працях, з них 2 наукові монографії, 27 статей (18 одноосібних), з яких 23 статті у наукових фахових виданнях України з технічних наук (19 статей у журналах та 4 статті у збірниках наукових праць, з яких 8 статей у виданнях, що входять до міжнародних наукометричних баз), 4 статті у провідних іноземних наукових фахових виданнях, 13 публікацій у збірниках праць наукових конференцій та семінарів, а також 3 патенти України.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається з переліку скорочень, вступу, семи розділів, висновків, списку використаних джерел із 319 найменувань на 33 сторінках та трьох додатків на 148 сторінках. Робота містить 93 рисунка на 62 сторінках та 37 таблиць на 95 сторінках. Загальний обсяг дисертації становить 492 сторінки, з них 277 сторінок основного тексту.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

Вступ містить обґрунтування актуальності теми дисертації, зв'язок роботи із науковими програмами, планами та темами, формулювання мети та основних завдань дослідження, перелік основних методів вирішення сформульованих завдань, наукову новизну та практичне значення одержаних результатів роботи, характеристику особистого внеску автора у роботи, виконані у співавторстві, відомості про апробацію та практичну реалізацію результатів роботи.

Перший розділ дисертації присвячено аналізу сучасного стану і тенденцій розвитку методів штучного інтелекту для побудови систем діагностування за прецедентами та постановці задач дослідження.

Проведено огляд літературних джерел, за яким надано узагальнений опис основних етапів процесу ТД, структури і функцій базових компонентів АСТД. Визначено, що основою для створення АСТД є ДМ. На основі аналізу літератури побудовано класифікацію та наведено порівняльну характеристику основних методів побудови ДМ. Обґрунтовано необхідність використанні методів штучного інтелекту для побудови ДМ за прецедентами в інтелектуальних системах діагностування за відсутності математичних моделей та експертних знань.

Проаналізовано процес побудови ДМ за вибіркою прецедентів $\langle x, y \rangle$, де $x = \{x^s\}$, $x^s = \{x_j^s\}$, $y = \{y^s\}$, $s = 1, 2, \dots, S$, $j = 1, 2, \dots, N$, x_j^s – значення j -ї діагностичної ознаки, що характеризує прецедент (екземпляр) x^s , y^s – значення вихідної ознаки, зіставлене прецеденту x^s , S – кількість прецедентів, N – кількість діагностичних ознак, вимагає ідентифікації структури $F()$ та значень параметрів w ДМ $\langle F(), w \rangle$, що задовольняють заданому користувачем функціоналу якості ДМ f і містить такі етапи (у дужках наведено постановки завдань етапів): відбір ознак (дано: $\langle x, y \rangle$, треба: $\langle x', y \rangle$, $x' \subset \{x_j\}$, $N' < N$, $S' = S$, $f(\langle x', y \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$, де opt – оптимальне або бажане значення функції f для вирішуваної задачі, S' – обсяг вибірки $\langle x', y \rangle$, N' – кількість ознак, що характеризують вибірку $\langle x', y \rangle$), конструювання штучних ознак (дано: $\langle x, y \rangle$, треба: $\langle x', y \rangle$, $x' = \{x'_i\}$, $x'_i = F_i(\{x_j\})$, $S' = S$, $f(\langle x', y \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$), відбір екземплярів (дано: $\langle x, y \rangle$, тре-

ба: $\langle x', y' \rangle$, $x' \subset \{x^s\}$, $y' = \{y^s | x^s \in x'\}$, $S' \subset S$, $N' = N$, $f(\langle x', y' \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$), структурно-параметричний синтез ДМ (дано: $\langle x, y \rangle$, треба: $\langle F(), w \rangle$: $y^{s^*} = F(w, x^s)$, $f(F(), w, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$), спрощення ДМ (дано: $[\langle x, y \rangle]$, $\langle F(), w \rangle$, треба: $\langle F'(), w' \rangle$, $f(\langle F'(), w' \rangle, \langle F(), w \rangle, [\langle x, y \rangle]) \rightarrow \text{opt}$, де $\langle F'(), w' \rangle$ – оптимізована ДМ), донавчання ДМ (дано: $\langle x', y' \rangle$, $\langle x, y \rangle$, $\langle F(), w \rangle$, треба: $\langle F'(), w' \rangle$: $f(\langle F'(), w' \rangle, \langle F(), w \rangle, \langle x', y' \rangle, \langle x, y \rangle) \rightarrow \text{opt}$).

У результаті проведеного аналізу науково обґрунтовано використання ННМ як базису для створення ДМ, оскільки вони здатні видобувати знання з даних у процесі навчання і поєднувати їх із експертними знаннями та є інтерпретовними адаптивними паралельними обчислювальними структурами.

ДМ на основі ННМ можна подати як ієрархічну структуру виду: $y^s = \Psi^{(M,1)}(\Phi^{(M,1)}(w^{(M,i)}, \Psi^{(M-1,i)}(\dots))), \Psi^{(0,i)} = x_i^s$, $w^{(\eta,i)} = \{w_j^{(\eta,i)}\}$, $i=1, 2, \dots, N_{\eta-1}$, $\eta=1, 2, \dots, M$, де M – кількість шарів, N_{η} – кількість вузлів у η -му шарі, $\Phi^{(\eta,i)}$ і $\Psi^{(\eta,i)}$ – відповідно, дискримінантна (вагова) і активаційна функції i -го вузла η -го шару, $w_j^{(\eta,i)}$ – значення ваги j -го входу або значення j -го параметра i -го вузла η -го шару. Множина $\{y^{(\eta,i)} = \Psi^{(\eta,i)}(\Phi^{(\eta,i)})\}$ визначає структурні блоки ДМ, а $\{w_j^{(\eta,i)}\}$ – її параметри. Як правило, перший шар ННМ виконує фаззифікацію вхідних сигналів, визначаючи їхні належності до нечітких термів, а останній – дефаззифікацію результату; проміжні шари реалізують нечітке виведення.

Визначено основні недоліки відомих методів побудови ННМ: низька швидкість навчання, надмірність структури і кількості налаштовуваних параметрів та низький рівень узагальнення, недостатній рівень автоматизації процесу її побудови, схильність методів до зациклення у локальних оптимумах, вимога диференційованості цільової функції навчання.

Відзначено, що стохастичний пошук як засіб структурно-параметричної ідентифікації ННМ має глобальний характер та не висуває вимог щодо функціоналу якості ДМ. Визначено основні недоліки відомих методів стохастичного пошуку: випадковість початку та висока ітераційність пошуку, нехтування у пошукових операторах доступною інформацією про об'єкти діагностування.

Проведений у роботі аналіз показав, що для усунення зазначених недоліків необхідно вирішити проблему удосконалення існуючих і створення нових методів побудови ДМ на основі ННМ в інтелектуальних системах діагностування для підвищення якості, рівня автоматизації і швидкості синтезу нейро-нечітких ДМ. Вирішенню цієї проблеми присвячено наступні розділи.

Основні результати розділу опубліковані у роботах [1, 2, 19, 21].

Другий розділ містить опис розроблення методів побудови ДМ на основі ННМ з автоматичним налаштуванням параметрів.

Метод синтезу ДМ на основі ННМ з урахуванням значущості термів ознак для вибірки $\langle x, y \rangle$, $y^s \in \{1, 2, \dots, K\}$, де K – кількість класів, на першому етапі автоматично формує розбиття простору ознак на основі методу формування нечітких термів ознак, на другому етапі здійснює редукцію нечітких термів, а на третьому етапі у автоматичному режимі виконує синтез ДМ на основі ННМ.

На етапі формування нечітких термів за ознаками метод для кожного класу окремо виділяє компактні групи екземплярів, на основі значень відповідних ко-

ординат яких визначає параметри інтервалів класів, що дозволяє за тими ж ознаками для різних класів виділяти частково пересічні інтервали і вирішувати задачі зі складним поділом класів та підвищити узагальнювальну здатність ННМ.

Для цього спочатку задається вибірка $\langle x, y \rangle$ та значення масштабувального коефіцієнта α , $1 \leq \alpha \leq S$.

Потім для формування чіткого розбиття простору ознак для кожної j -ї ознаки, $j = 1, 2, \dots, N$, формуються буферні масиви x_t і y_t : $\forall s: x_t = x_j, y_t = y$; упорядковуються пари елементів масивів x_t і y_t у порядку неспадання значень x_t ; після чого для кожного q -го класу, $q = 1, 2, \dots, K$, виконуються такі дії:

– знайти $\{r_j^q(s, p)\}$ – відстані по осі j -ї ознаки між екземплярами вибірки, що належать до q -го класу, $\forall s, p = 1, 2, \dots, S, s \neq p$, а також r_j^{q*} – середню відстань по осі j -ї ознаки між екземплярами вибірки, що належать до q -го класу;

– установити: номер поточного інтервалу значень j -ї ознаки для екземплярів, що належать до q -го класу: $k = 0$, номер поточного екземпляра: $s = 1$, кількість інтервалів значень j -ї ознаки для екземплярів q -го класу: $k_{j,q} = 0$;

– поки $s > S$, виконувати у циклі: якщо $y_t^s = q$, тоді установити: $k + 1, p = s + 1, l_{j,q,k} = x_t^s, r_{j,q,k} = x_t^s, n_{j,q,k} = 1, k_{j,q} = k_{j,q} + 1$, де $l_{j,q,k}, r_{j,q,k}$ – відповідно, ліва та права межі k -го інтервалу i -ї ознаки для q -го класу; поки $p \leq S$, виконувати в циклі: якщо $y_t^p \neq q$, тоді прийняти: $p = p + 1$, інакше, якщо $r_j^q(s, p) \leq \alpha^q r_j^q$, тоді прийняти: $r_{j,q,k} = x_t^p, n_{j,q,k} = n_{j,q,k} + 1, p = p + 1$; установити: $s = p$; у протилежному випадку – прийняти: $s = s + 1$.

Замість цих дій для виділення інтервалів також можуть бути використані результати кластер-аналізу як проекції меж кластерів на осі ознак.

Далі для оцінювання значущості інтервалів і ознак за потреби для усіх виділених інтервалів значень ознак, $j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, k_j, q = 1, 2, \dots, K$,

визначаються показники: $n'_{j,q,k} = \sum_{s=1}^S \{1 | y^s \neq q, l_{j,q,k} \leq x_j^s \leq r_{j,q,k}\}$. Після чого визна-

чаються показники: діагностичної цінності (значущості) k -го інтервалу j -ї ознаки для q -го класу, діагностичної цінності j -ї ознаки для q -го класу та діагностичної цінності j -ї ознаки – за формулами (1), (2) та (3), відповідно:

$$I(j, q, k) = \begin{cases} S^{q-1} (n_{j,q,k} - n'_{j,q,k}), n_{j,q,k} > n'_{j,q,k}; \\ 0, n_{j,q,k} = n'_{j,q,k}; \\ -(S - S^q)^{-1} (n_{j,q,k} - n'_{j,q,k}), n_{j,q,k} < n'_{j,q,k}, \end{cases} \quad (1)$$

$$I(j, q) = \frac{1}{k_{j,q}} \sum_{k=1}^{k_{j,q}} \frac{1}{1 + e^{-I(j, q, k)}}, \quad (2)$$

$$I_j = \frac{1}{K} \sum_{q=1}^K I(j, q), \quad (3)$$

де S^q – кількість екземплярів вибірки $\langle x, y \rangle$, що належать до q -го класу.

Потім для формування нечітких термів на основі сформованого розбиття $\{<l_{ik}, r_{ik}, K_{ik}>\}$, де l_{ik}, r_{ik} – відповідно, ліва і права межі k -го інтервалу значень i -ї ознаки, якому зіставлено номер класу K_{ik} при суцільній нумерації інтервалів усіх класів, задаються функції належності до нечітких термів, наприклад, П-подібні, що з підстановкою параметрів виділених інтервалів визначимо за формулою (4):

$$\mu_{i,k}(x_i^s) = \begin{cases} 0, & x_i^s \leq 0,5(l_{i,k} + r_{i,k}); \\ (x_j^s - 0,5(l_{i,k} + r_{i,k-1})) / (0,5(l_{i,k} - r_{i,k-1})), & 0,5(l_{i,k} + r_{i,k-1}) \leq x_i^s < l_{i,k}; \\ 1, & l_{i,k} \leq x_i^s \leq r_{i,k}; \\ (0,5(l_{i,k+1} + r_{i,k}) - x_i^s) / (0,5(l_{i,k+1} - r_{i,k})), & r_{i,k} \leq x_i^s < 0,5(r_{i,k} + l_{i,k+1}); \\ 0, & 0,5(r_{i,k} + l_{i,k+1}) \leq x_j^s. \end{cases} \quad (4)$$

На етапі редукції термів спочатку визначаються оцінки діагностичної цінності ознак $\{I_i\}$, наприклад, модуль коефіцієнта парної кореляції, коефіцієнт кореляції знаків, коефіцієнт кореляції Фехнера тощо, які впорядковуються за убуттям I_i . Далі виконується редукція надлишкових термів для виключення семантично еквівалентних термів різних ознак. Для цього визначаються коефіцієнти взаємної еквівалентності між k -м термом i -ї ознаки і q -м термом j -ї ознаки: $e_{i,k,j,q} = N(i,k,j,q) / \max\{N_{i,k}, N_{j,q}\}$, де $N_{i,k}$ – кількість екземплярів навчальної вибірки, що потрапили до k -го інтервалу значень i -ї ознаки, $N(i,k,j,q) = \sum_{s=1}^S \sum_{g=1, g \neq s}^S \{1 \mid K_{i,k} = K_{j,q}, l_{i,k} \leq x_i^s \leq r_{i,k}, l_{j,q} \leq x_j^s \leq r_{j,q}\}$, а також коефіцієнти взаємної еквівалентності між i -ю та j -ю ознаками: $e_{i,j} = (\sum_{k=1}^{k_i} \sum_{q=1}^{k_j} e_{i,k,j,q}) / \max\{k_i, k_j\}$, де k_i – кількість інтервалів для i -ї ознаки. Для $i = N, N-1, \dots, 1; j = 1, 2, \dots, (i-1); j \neq i$: якщо $e_{i,j} = 1$, тоді видалити ознаку x_i й установити: $N=N-1$. Для $i = N, N-1, \dots, 1$: установити: $k = k_i$, поки $k \geq 1$: прийняти: $c = \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{q=1}^{k_j} \{e_{i,k,j,q} \mid e_{i,k,j,q} = 1\}$, якщо $c \geq 1$, тоді видалити k -й інтервал i -ї ознаки й установити: $k_i = k_i - 1$; установити: $k = k - 1$. Далі для посилення узагальнювальних властивостей розбиття виключаються терми, до яких потрапила невелика кількість екземплярів, і виконується об'єднання суміжних з ними термів, що додатково збільшує швидкість роботи та спрощує ДМ на основі ННМ.

На етапі синтезу ДМ для випадку K класів з урахуванням значущості термів ознак для сформованого розбиття створюється тришарова ННМ, вузли першого шару якої обчислюють значення функцій належності зразка, що діагностується, до нечітких термів ознак за формулою (4), вузли другого шару поєднують їх у належності до термів класів з урахуванням значущості термів ознак: $y^{(2,i)} = \max\{w_j^{(2,i)} x_j^{(2,i)}\}$; єдиний вузол останнього шару виконує дефаззифікацію: $y^{(3,1)} = \text{round}(\sum_j w_j^{(2,i)} x_j^{(2,i)}) / \sum_j x_j^{(2,i)}$, де round – функція округлення. Ваги вузлів ННМ при однаковій кількості нечітких термів z для усіх ознак визначаються у автоматичному режимі за формулою (5):

$$w_j^{(\eta i)} = \begin{cases} \left(\sum_{s=1}^S \{\mu_{i,j}(x_i^s) \mid y^s = i\} \right) / \left(\sum_{s=1}^S \mu_{i,j}(x_i^s) \right), & \eta=2, i=1,2,\dots,K, j=(p-1)N+r, p=1,2,\dots,N, r=1,2,\dots,z; \\ j, \eta=3, i=1, j=1,2,\dots,K. \end{cases} \quad (5)$$

На етапі синтезу ДМ для випадку K класів з урахуванням інформативності термів та ознак для сформованого розбиття створюється чотиришарова ННМ, вузли першого шару якої обчислюють значення функцій належності зразка, що діагностується, до нечітких термів ознак за формулою (4), вузли другого шару обчислюють належності екземпляра до q -го класу за j -м термом i -ї ознаки, вузли третього шару визначають належності діагностовуваного екземпляра до кожного з класів – термів вихідної ознаки, єдиний вузол останнього четвертого шару здійснює дефаззіфікацію вихідної ознаки. Нехай

$$J_{\Sigma} = \sum_{j=1}^N k_j, \alpha_{iq} = I_{iq} \left(\sum_{j=1}^{k_i} (I_{ijq}) \right)^{-1}, \beta_{abq} = K \left(b - 1 + \sum_{j=1}^{a-1} k_j \right) + q, I_{ijq} = n_{i,q,j} \left(\sum_{p=1}^K n_{i,p,j} \right)^{-1}, I_{iq} = \frac{1}{k_i} \sum_{j=1}^{k_i} I_{ijq}.$$

Тоді ваги вузлів ДМ визначаються у автоматичному режимі за формулою (6):

$$w_j^{(\eta,i)} = \begin{cases} 0, \eta=2, i=1, 2, \dots, J_{\Sigma} K, j=0; \\ I_{abq}, \eta=2, i=\beta_{abq}, j=(\beta_{abq}-q)/K, a=1, 2, \dots, N, b=1, 2, \dots, k_a, q=1, 2, \dots, K; \\ 0, \eta=2, i=\beta_{abq}, j \neq (\beta_{abq}-q)/K, a=1, 2, \dots, N, b=1, 2, \dots, k_a, q=1, 2, \dots, K; \\ 0, \eta=3, i=1, 2, \dots, K, j=0; \\ 0, \eta=3, i=1, 2, \dots, K, j \neq \beta_{abi}, a=1, 2, \dots, N, b=1, 2, \dots, k_a, j=1, 2, \dots, J_{\Sigma} K; \\ \alpha_{ai}, \eta=3, i=1, 2, \dots, K, j=\beta_{abi}, a=1, 2, \dots, N, b=1, 2, \dots, k_a, j=1, 2, \dots, J_{\Sigma} K. \end{cases} \quad (6)$$

Метод побудови ДМ на основі регулярного розбиття простору ознак на етапі ініціалізації задає навчальну вибірку $\langle x, y \rangle$ та набір експертних продукційних правил, на другому етапі формує чітке розбиття простору ознак, за параметрами якого на третьому етапі формує нечітке розбиття, після чого на четвертому етапі виконує синтез ДМ на основі ННМ. За потреби також використовується донавчання ДМ.

Етап формування чіткого розбиття спочатку формує експертне розбиття для урахування експертних знань у ДМ – подає їх набором правил виду: якщо $\bigwedge_{j=1}^N (x_j^g \in [l_{j,q}, r_{j,q}])$, то $y^g = K_{j,k}$ з коефіцієнтом довіри α_g , де $g = 1, 2, \dots, G$. Далі метод формує чітке розбиття як прямокутне розбиття простору ознак на інтервали $\{ \langle l_{j,k}, r_{j,k}, K_{j,k} \rangle \}$, після чого на перетинанні відповідних інтервалів значень ознак у N -вимірному просторі ознак формує блоки-кластери $\{B_q\}$, $q = 1, 2, \dots, Q$: до $B_{q,j}$ заносить номер інтервалу j -ї ознаки, що відповідає q -му блоку, і задає коефіцієнт упевненості: $\alpha_q = 0$. Для непорожніх блоків установлюється номер класу: $K_q = \arg \max_{k=1,2,\dots,K} \{S_q^k\}$, де S_q^k – кількість екземплярів k -го класу, що потрапили до q -го блоку, і $\alpha_q = \{1 | \forall k \neq K_q : S_q^k = 0\}$. Для порожніх блоків установлюється номер класу: $K_p = \arg \max_{k=1,2,\dots,K} \{L_k^{-1} \sum_{q=1}^Q \{S_q e^{-R^2(B_q, B_p)} | K_q = k, K_p = 0, q \neq p\}\}$, де $R(B_q, B_p)$ – відстань між центрами q -го та p -го блоків, L_k – кількість блоків, що належать до k -го класу; S_q – кількість екземплярів навчальної вибірки, що потрапили до q -го блоку, і модифікується α_q . Після чого виконується об'єднання

суміжних блоків, що належать до одного класу, корегуючи відповідним чином їхні параметри.

Етап уточнення розбиття і донавчання ДМ: відносно сформованого розбиття з вибірки $\langle x, y \rangle$ виділяється підмножина екземплярів $\langle x^*, y^* \rangle$ обсягу S^* , що відносяться до блоків-кластерів, номери класів яких не збігаються з номерами класів екземплярів. Для цих екземплярів формуються окремі точкові кластери: для кожного нового s^* -го спостереження у B_{Q+G+s^*j} заноситься номер інтервалу для j -ї ознаки, що відповідає новому кластеру, та визначається: $l_{j,v} = x_j^{s^*} - \gamma R_j$, $r_{j,v} = x_j^{s^*} + \gamma R_j$, $K_v = y^{s^*}$, $\alpha_v = 1$, $v = B_{Q+G+s^*j}$, $s^* = 1, 2, \dots, S^*$, $R_j = \min_{s,g} \{ \Delta_{j,s,g} | \Delta_{j,s,g} > 0 \}$, $\Delta_{j,s,g} = |x_j^s - x_j^g|$, $s = 1, 2, \dots, S$, $g = s+1, s+2, \dots, S$, $j = 1, 2, \dots, N$, де γ – константа, $\gamma \in (0, 1)$.

Етап формування нечіткого розбиття на основі параметрів чітких розбиттів визначає функції належності до термів за формулою (4).

Етап синтезу ДМ на основі отриманих розбиттів синтезує ДМ у вигляді ННМ, схему якої зображено на рис. 1. Вона поєднує у собі три розбиття простору ознак на кластери, сформовані на основі: експертних знань (виділені крапками), прямокутного розбиття (виділені пунктиром), а також точкових спостережень (виділені штрих-пунктиром). Вузли першого шару визначають належності до термів, другого шару – до блоків-кластерів, третього шару – до класів. Перший вузол четвертого шару здійснює дефаззифікацію результату, а другий – оцінює вірогідність класифікації R_y .

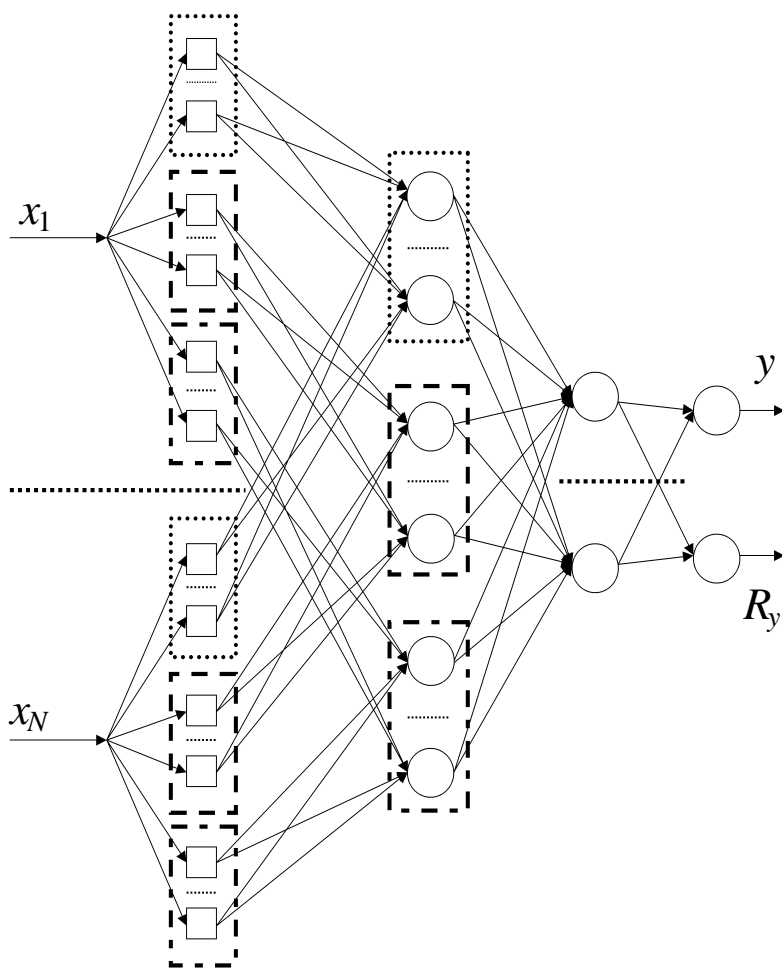


Рисунок 1 – Схема ДМ на основі ННМ

Вагові коефіцієнти вузлів ННМ визначаються автоматично за формулою (7):

$$w_j^{(\eta_i)} = \begin{cases} 1, \eta = 2, B_{i,p} \neq j, \\ i = 1, 2, \dots, G+Q+S^*, \\ p = 1, 2, \dots, N, \\ j = 1, 2, \dots, V+z+NS^*; \\ 0, \eta = 2, B_{i,p} = j, \\ i = 1, 2, \dots, G+Q+S^*, \\ p = 1, 2, \dots, N, \\ j = 1, 2, \dots, V+z+NS^*; \\ \alpha_j, \eta = 3, i = K_j, i = 1, 2, \dots, K, \\ j = 1, 2, \dots, G+Q+S^*; \\ 0, \eta = 3, i \neq K_j, i = 1, 2, \dots, K, \\ j = 1, 2, \dots, G+Q+S^*; \\ 1, \eta = 4, i = 1, 2, j = 1, 2, \dots, K, \end{cases} \quad (7)$$

де V, z – кількість термів усіх ознак, відповідно, для набору експертних правил і сформованих за вибіркою блоків.

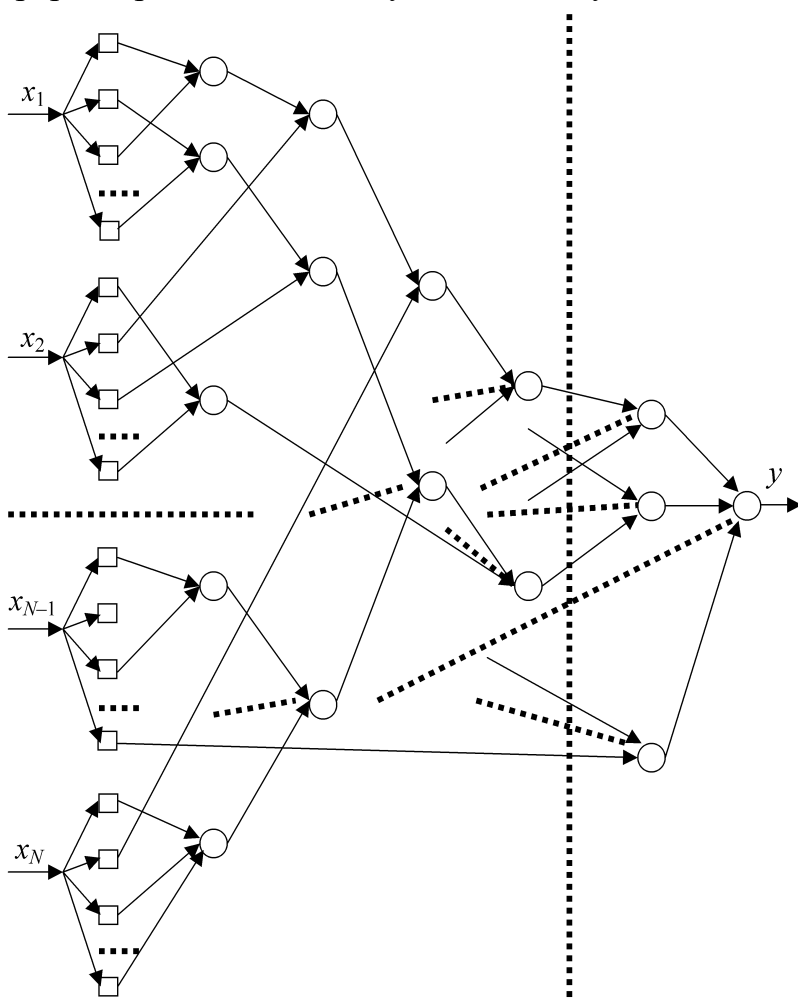
Розроблені у другому розділі методи дозволяють підвищити швидкість та збільшити рівень автоматизації процесу побудови ДМ на основі ННМ.

Основні результати розділу опубліковані в роботах [1, 2, 10, 13, 15, 26–28, 31, 33, 36, 38, 40, 41, 44, 45].

Третій розділ присвячено вирішенню завдання розроблення методів побудови ДМ на основі ННМ з автоматичним налаштуванням параметрів на основі принципу ієрархічності прийняття рішень.

Метод побудови ДМ на основі ієрархічних логічно прозорих ННМ заснований на сполученні ієрархії перетворень при прийнятті рішень із узагальненням діагностичних правил з метою зробити ДМ компактною та інтерпретовною.

У пропонованому методі на першому етапі – ініціалізації задається навчальна вибірка $\langle x, y \rangle$, на другому етапі виділяються терми ознак і визначаються їхні параметри $\{\langle l_{j,k}, r_{j,k}, K_{j,k} \rangle\}$, $j = 1, 2, \dots, N$, $k=1, 2, \dots, k_j$, оцінюються $\{I_j\}$, а також загальна кількість термів для усіх ознак Z , задаються функції належності (4), на третьому етапі формується ієрархія правил, на четвертому етапі виконується аналіз ієрархії правил, на п'ятому етапі виконується синтез ДМ на основі ННМ (рис. 2).



Метод на етапі формування ієрархії правил спочатку формує структури даних: створює масив вузлів $\{u(p)\}$, $p = 1, 2, \dots, Z$, яким послідовно зіставляє терми ознак у порядку збільшення номера ознаки і номера терму ознаки, додає вузол $u(Z+1)$ для об'єднання нечітких термів вихідної змінної та встановлює загальну кількість вузлів: $z = Z+1$.

Для $i, j=1, 2, \dots, z$, далі формується матриця зв'язків між вузлами $\{v(i,j)=0\}$, а також масив типів вузлів $\{t(j)=-1\}$, де $t(j)$ – тип j -го вузла (0 – тип «ТА», 1 – тип «АБО», –1 – вхідний нечіткий терм або вихідний вузол).

Створюється масив номерів рівнів ієрархії для вузлів h ; для $j=1, 2, \dots, z-1$, приймається: $h(j)=1$; установлюється: $h(z)=0$.

Далі здійснюється формування ієрархії правил: в циклі для кожного q -го класу, $q=1, 2, \dots, K$, на основі вибірки $\langle x, y \rangle$ і параметрів термів метод формує ма-

трицю правил r : установлюється номер поточного рівня ієрархії: $h = 2$; для $\forall s = 1, 2, \dots, S$: установлюється: $s_t = 1$, якщо $y^s = q$, тоді для $\forall j = 1, 2, \dots, N$, до комірки $r(s_t, j)$ заноситься номер інтервалу, до якого потрапило значення j -ї ознаки s -го екземпляра вибірки і встановлюється: $s_t = s_t + 1$; для кожного стовпця матриці r та $j = 1, 2, \dots, N$, знаходиться $n(j)$ – кількість термів j -ї ознаки, які належать до q -го класу; стовпці матриці r упорядковуються за зростанням $n(j)$; установлюється: $j = N$, $s_t = s_t - 1$; поки $j \geq 2$ повторюється у циклі: для j -ї ознаки знайти в r та узагальнити правила з однаковими частинами лівіше j -го стовпця, для $s = 1, 2, \dots, s_t$: додати новий вузол $u(z+1)$ і прийняти: $z = z + 1$, $h(z) = h + 2$, $t(z) = 0$, $v(r(s, j), z) = 1$, $v(r(s, j-1), z) = 1$, $r(s, j-1) = z$; установити: $h = h + 2$, $j = j - 1$.

Далі виконуються пошук та узагальнення правил: у матриці r з кожної групи однакових правил залишається тільки одне правило і відповідним чином корегується s_t ; якщо $s_t > 1$, тоді: додається новий вузол $u(z+1)$ і приймається: $z = z + 1$, $h(z) = h + 1$, $t(z) = 0$, $v(s, z) = 1$, для $s = 1, 2, \dots, s_t$, установлюється: $r(1, 1) = z$, з r видаляються усі правила, крім першого; установлюється: $v(r(1, 1), Z+q) = 1$.

Після чого здійснюється аналіз ієрархії правил: метод спочатку встановлює: $h(Z+1) = 1 + \max\{h(i)\}$, далі для кожного рівня ієрархії $\eta = 1, 2, \dots, h(Z+1)$, визначається N_η – кількість вузлів, що знаходяться на рівні ієрархії η .

Етап синтезу ДМ на основі ієрархічної логічно прозорої ННМ створює структуру ДМ (рис. 2.). На входи ННМ подаються чіткі значення ознак об'єкта ТД. Перший шар ННМ містить вузли, що визначають належності значень ознак до нечітких термів. Дискримінантні функції усіх вузлів ННМ, крім першого й останнього шарів, будуть задаватися конормою (наприклад, \min) – для парних шарів та нормою (наприклад, \max) – для непарних шарів. Функції активації усіх вузлів, крім першого й останнього шарів, будуть задаватися нормою – для парних і конормою – для непарних шарів. Останній шар ННМ містить один вузол, що виконує поєднання нечітких значень належностей діагностовного екземпляра до класів і приведення результату до чіткого значення. Вагові коефіцієнти вузлів ННМ визначаються за формулою (8):

$$w_j^{(\eta, i)} = \begin{cases} j, \eta = h(Z+1), i = 1, j = 1, 2, \dots, K; \\ v(j, i), \eta = 2, 4, \dots, h(Z+1) - 1, i = 1, 2, \dots, N_\eta, j = 1, 2, \dots, N_{\eta-1}; \\ 1 - v(j, i), \eta = 3, 5, \dots, h(Z+1) - 2, i = 1, 2, \dots, N_\eta, j = 1, 2, \dots, N_{\eta-1}. \end{cases} \quad (8)$$

ДМ на основі синтезованої ННМ буде реалізувати виведення на основі ієрархічної \max - \min композиції. У розділі також запропоновано модифікації цієї ННМ для реалізації виведення на основі різних ієрархічних композицій. Запропоновані методи за рахунок спрощення структури обробних елементів і скорочення кількості зв'язків між вузлами дозволяють підвищити інтерпретовність, узагальнювальні властивості та простоту реалізації ДМ на основі ННМ.

Метод побудови ДМ на основі нейро-нечіткої класифікації за узагальненою віссю засновано на використанні ієрархії перетворень із двовимірного простору комбінацій ознак в одновимірний простір узагальненої осі для спрощення подальшого аналізу фізичного змісту, як самих перетворень, так і ознак, що будують-

ся на їхній основі. При цьому пропонується для кожної пари ознак здійснювати відбір із заданого набору перетворень такого перетворення, що забезпечить локально найкращу роздільність класів в одержуваному просторі. Формування узагальненої осі пропонується здійснювати з виключенням дублювання ознак, з мінімізацією кількості використовуваних ознак і об'єднанням тільки тих ознак, поділ за узагальненою віссю для яких дозволяє одержати краще розбиття, ніж для кожної з ознак окремо. Для формування узагальненої осі у розділі запропоновано набір елементарних перетворень, які легко реалізуються у нейробазисі.

У методі на першому етапі задається навчальна вибірка $\langle x, y \rangle$ і набір перетворень на узагальнену вісь \mathfrak{X} , установлюються: номер поточного рівня $k = 1$, номер поточної ознаки $p = 1$, $x_{(k-1,i)} = x_i$, $i = 1, 2, \dots, N$, $N_{(k-1)} = N$, де $x_{(k,i)}$ – значення i -ї ознаки, а $N_{(k)}$ – кількість ознак на k -му рівні. Далі до тих пір, поки не буде отримано одну узагальнену ознаку, у циклі виконується другий етап – формування ієрархії узагальнення ознак. На третьому етапі здійснюється синтез ДМ.

Етап формування ієрархії узагальнення ознак методу спочатку виконує прямий прохід: генерує можливі комбінації для узагальнених ознак попереднього рівня, для кожної з яких на основі перетворень \mathfrak{X} синтезуються узагальнені осі поточного рівня, причому з множини перетворень для кожного сполучення відбирається локально найкраще перетворення.

Для цього метод спочатку визначає $D(x_{(k-1,i)})$ – кількість інтервалів різних класів, на які розбивається діапазон значень ознаки $x_{(k-1,i)}$, $i = 1, 2, \dots, N$. Якщо $\exists i = 1, 2, \dots, N_{(k-1)}: D(x_{(k-1,i)}) = K$, тоді виконується перехід до зворотного проходу. Установлюється: $i = 1$, $p = 1$. Поки $i \leq N_{(k-1)} - 1$, у циклі виконується: установити: $j = i + 1$; поки $j \leq N_{(k-1)} - 1$, виконувати у циклі: сформувати кандидатів в узагальнену ознаку на основі i -ї та j -ї ознак (прийняти: $x_{(k,p)z} = \mathfrak{X}_z(x_{(k-1,i)}, x_{(k-1,j)})$, $z = 1, 2, \dots, Z$, де \mathfrak{X}_z – оператор, що поєднує ознаки $x_{(k-1,i)}$ та $x_{(k-1,j)}$ в узагальнену ознаку на основі z -го перетворення, Z – загальна кількість перетворень у заданому наборі перетворень) і зробити відбір серед перетворень-кандидатів в узагальнену ознаку (для $\forall z = 1, 2, \dots, Z$: знайти $D(x_{(k,p)z})$ – кількість інтервалів різних класів, на які розбивається діапазон значень ознаки $x_{(k,p)z}$, визначити номер найкращого перетворення для p -ї ознаки k -го рівня: $\tau_{(k,p)} = \arg \min D(x_{(k,p)z})$; прийняти: $x_{(k,p)} = x_{(k,p)\tau_{(k,p)}}$, $D(x_{(k,p)}) = D(x_{(k,p)\tau_{(k,p)}}$; якщо $D(x_{(k,p)}) \leq \min(D(x_{(k-1,i)}), D(x_{(k-1,j)}))$, тоді узагальнена ознака k -го рівня не погіршує поділяючі властивості у порівнянні з одновимірними розбиттями за ознаками k -го рівня, що її складають, прийняти: $f(k,p)_1 = i$, $f(k,p)_2 = j$, $p = p + 1$. Тут $f(k,p)_1, f(k,p)_2$ – відповідно, індекси першої і другої ознак, що утворюють p -ту узагальнену ознаку k -го рівня), установити: $j = j + 1$; установити: $i = i + 1$. Для $\forall i = 1, 2, \dots, N_{(k-1)}$: якщо $\neg \exists x_{(k,q)}: x_{(k-1,i)} \in x_{(k,q)}$, $q = 1, \dots, p - 1$, тоді прийняти: $x_{(k,p)} = x_{(k-1,i)}$, $f(k,p)_1 = i$, $f(k,p)_2 = i$, $\tau_{(k,p)} = 0$, $p = p + 1$. Установити: $N_{(k)} = p - 1$. Якщо $N_{(k-1)} = N_{(k)}$ та для $\forall i = 1, 2, \dots, N_{(k)}$: $x_{(k,i)} = x_{(k-1,i)}$, тобто k -й та $(k-1)$ -й рівні містять однакові набори ознак, тоді установити: $k = k - 1$, перейти до зворотного проходу. Установити: $k = k + 1$.

Зворотний прохід виконується методом, рухаючись від останнього синтезованого рівня до першого: на поточному рівні видаляє усі осі-ознаки, що забезпечують поганий поділ класів. Для цього для $j = 1, 2, \dots, N_{(k)}$ установлюється:

$I = \arg \min \{D(x_{(k,j)})\}$, $i = \arg \min \{n(x_{(k,j)}) \mid j \in I\}$, де I – множина індексів ознак k -го рівня, що забезпечують найкращий поділ класів, $n(x_{(k,j)})$ – кількість первинних ознак, що входять до узагальненої ознаки $x_{(k,j)}$. Видаляються усі ознаки k -го рівня, крім ознаки $x_{(k,i)}$. Рухаючись від передостаннього рівня до першого, видаляються на кожному рівні ознаки, відсутні в ознаках наступного рівня. Для єдиного блоку останнього k -го рівня визначаються параметри одновимірного розбиття: $D(x_{(k,1)})$ та $\{<l_i, r_i, K_i>\}$, $i = 1, 2, \dots, D(x_{(k,1)})$.

Як результат виконання етапу одержимо ієрархію об'єднання ознак, що містить тільки ті первинні ознаки та їхні узагальнення, що є мінімально необхідними для знаходження одновимірної узагальненої осі, яка забезпечує найкраще розбиття екземплярів навчальної вибірки на класи.

Етап синтезу ДМ з перетворенням на узагальнену вісь створює структуру ДМ на основі НММ (рис. 3), що складається з двох модулів: перший модуль реалізує ієрархію перетворень ознак $\{x_i\}$ на узагальнену вісь, а другий модуль визначає належності екземпляра x^s до термів узагальненої осі, потім об'єднує їх у належності до класів і перетворює у чіткий номер класу y .

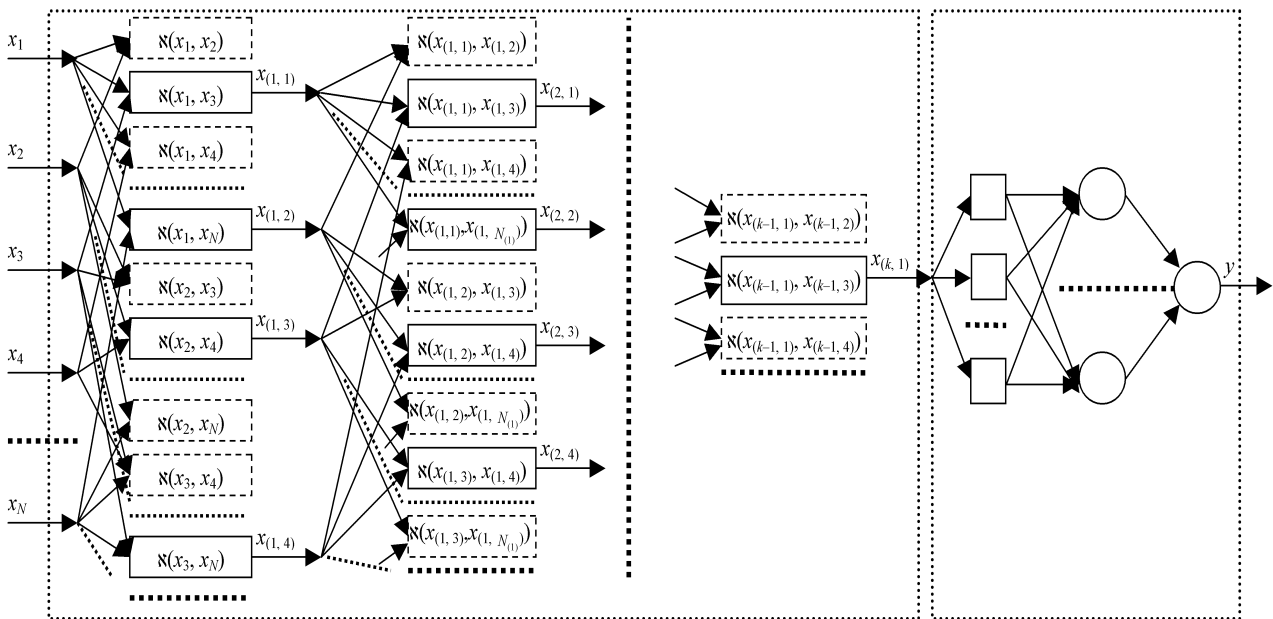


Рисунок 3 – Схема ДМ-класифікатора за узагальненою віссю

У розділі також запропоновано вирішення завдання апроксимації кількісних залежностей на основі пропонованого методу. Для навчальної вибірки $\langle x, y \rangle$ із дійсним виходом y пропонується групувати екземпляри x у кластери за упорядкованим значенням вихідної ознаки, з подальшою дискретизацією її значень. Причому терми вихідної ознаки формуються так, щоб не було порожніх інтервалів, а усередині кожного інтервалу значення вихідної ознаки не сильно відрізнялися від її середнього значення усередині інтервалу. Далі для перетвореної вибірки із дискретним виходом формується ієрархія перетворень вхідних координат екземплярів у координати за узагальненою віссю. Після чого для групи екземплярів кожного кластера-терма вихідної ознаки будуються одновимірні часткові

моделі залежності вихідної ознаки від координати екземпляра за узагальненою віссю. Далі формується структура ДМ на основі ННМ, що складається з двох модулів: перший модуль, як і в попередньому випадку, реалізує ієрархію перетворень ознак на узагальнену вісь, а другий модуль являє собою комбінацію селектора часткової моделі та вузлів часткових регресійних моделей.

Запропонований метод дозволяє автоматизувати синтез ДМ на основі ННМ при вирішенні завдань кількісного і якісного оцінювання значень діагностичних параметрів, підвищити рівні узагальнення та логічної прозорості ДМ.

Для розроблених методів синтезу ДМ з автоматичним налаштуванням параметрів отримано оцінки обчислювальної і просторової складності.

Основні результати розділу опубліковані в [1, 2, 6, 9, 16, 34, 35, 40, 41].

Четвертий розділ присвячено створенню *методу структурно-параметричного синтезу нейро-нечітких ДМ на основі стохастичного пошуку*. Він гібридує еволюційні та мультиагентні методи стохастичного пошуку, поєднуючи їхні переваги, та використовує додаткову інформацію про навчальну вибірку для підвищення швидкості пошуку за рахунок формування початкових рішень не випадковим чином, модифікації пошукових процедур і операторів так, аби підвищити інформованість пошуку і знизити вплив його випадкової складової, але разом з тим зберегти її для забезпечення глобального характеру пошуку і запобігти його влученню у локальні оптимуми.

Пропонований метод виконує синтез ДМ на основі ННМ у сім етапів.

На першому етапі виконується ініціалізація: задається навчальна вибірка $\langle x, y \rangle$, значення параметрів, що регулюють роботу пропонованих методів стохастичного пошуку, а також показники якості ДМ на основі ННМ.

На другому етапі здійснюється відбір інформативних ознак на основі окремого або спільного використання методів еволюційного і мультиагентного стохастичного пошуку, кращі рішення яких поєднуються шляхом голосування. Для забезпечення ретельності пошуку та розмаїтості рішень пропонується використовувати гібридний еволюційний пошук на основі острівної моделі як ітераційне комбінування двох груп рішень, в одній з яких здійснюється пошук рішень із групуванням ознак, а у другій – на основі ентропії. При цьому через кожні t_m ітерацій відбуваються міграції рішень між групами.

У *методі еволюційного відбору ознак із групуванням* для прискорення пошуку пропонується: при генерації початкової популяції рішень $\{H_j\}$, $H_j = \{h_{ij}\}$, де h_{ij} – i -й розряд j -го рішення, що визначає використання i -ї ознаки, $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, H$, де H – кількість рішень, враховувати індивідуальні оцінки інформативності ознак I_i ; схрещування рішень здійснювати на основі маски $h^* = \{h_i^*\}$, у якій установити: $h_i^* = 1$, якщо $I_i > I_{п.}$, де $I_{п.}$ – поріг, у протилежному випадку: $h_i^* = 0$; в операторі мутації підсилювати імовірності мутації ознак, що мають низькі значення індивідуальної інформативності та послаблювати імовірності мутації ознак з високими оцінками індивідуальної інформативності; в операторі відбору для побудованої за відібраними ознаками j -ї моделі на основі її похибки E_j та індивідуальної інформативності i -ї ознаки відносно k -ї ознаки d_{ik} задавати цільову функцію за формулою (9):

$$f(H_j) = \left(\sum_{i=1}^N I_i h_{ij} \right) \left(1 + \left(\sum_{i=1}^H h_{ij} \right) \left(\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N h_{ij} h_{ik} d_{jk} \right) E_j \right)^{-1}, E_j \geq 0. \quad (9)$$

У методі еволюційного відбору ознак на основі ентропії для прискорення пошуку пропонується: індивідуальну інформативність i -ї ознаки оцінювати на основі її ентропії e_i , за якою розрахувати імовірність включення i -ї ознаки у рішення, як: $P_i = 1 - e_i$; схрещування рішень здійснювати на основі маски h^* , у якій установити: $h_i^* = 1$, якщо $e_i < e_{п.}$, де $e_{п.}$ – поріг, у протилежному випадку: $h_i^* = 0$; в операторі мутації підсилювати імовірності мутації ознак, що мають високі значення ентропії і послаблювати імовірності мутації ознак з низькою ентропією; в операторі відбору цільову функцію визначати за формулою (10):

$$f(H_j) = \left(1 + \left(\sum_{i=1}^N h_{ij} \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N h_{ij} h_{ik} d_{jk} \right) E_j \right)^{-1} \left(\sum_{i=1}^N e_i \cdot h_{ij} \right)^{-1}, E_j \geq 0. \quad (10)$$

Для задач із великою кількістю взаємозалежних ознак пропонується використовувати еволюційний пошук із кластеризацією ознак, у якому групуються схожі ознаки і у кожній групі виділяється одна найбільш тісно пов'язана із виходом ознака, а при формуванні нових рішень імовірність включення ознаки у рішення пропонується розраховувати у залежності від її відстані до центра кластера та індивідуальних інформативностей ознак і центра її кластера.

У методі мультиагентного пошуку з непрямим зв'язком між агентами з поданням пунктів призначення ознаками передбачається, що агент повинен пройти шлях за заданою кількістю пунктів призначення N' , яка визначає кількість ознак, яку необхідно залишити, при цьому кожному пункту ставиться у відповідність ознака x_i , $i=1, 2, \dots, N$, тоді шлях, пройдений j -м агентом, складає набір ознак H_j , на основі якого будується ДМ.

У методі мультиагентного пошуку з непрямим зв'язком із поданням пунктів призначення інформативностями ознак пунктам призначення ставиться у відповідність сформований випадково двійковий набір $B = \{b_i\}$, $b_i = \{0;1\}$, $i=1, 2, \dots, N$, причому кількість одиничних елементів повинна бути N' . Кожен агент повинен пройти шлях за всіма пунктами призначення, після чого за отриманим шляхом будується модель відповідно до двійкового набору B .

У методі мультиагентного пошуку з непрямим зв'язком на основі модифікованої моделі ВФО, пропонується у просторі пошуку кожену точку подати як бінарний рядок, розряди якого визначають інформативності ознак, а модель ВФО гібридизувати шляхом застосування еволюційних операторів: пропорційного відбору, арифметичного схрещування та простої мутації.

У методі мультиагентного пошуку з прямим зв'язком між агентами пропонується інформативність ознаки подавати як ресурс, що збирається агентом, для прискорення пошуку при запуску агентів-розвідників одну частину розвідників випадково розмішувати у просторі пошуку (умова забезпечення

глобального пошуку), а іншу частину розміщувати у джерелах ресурсів пропорційно значенням їхніх інформативностей (урахування апріорної інформації).

Таким чином, запропоноване використання у методах відбору ознак в операторах стохастичного пошуку характеристик навчальної вибірки дозволяє прискорити пошук інформативної комбінації ознак, а поєднання різних методів пошуку – забезпечити розмаїтість рішень і глобальний характер пошуку.

На третьому етапі базового методу виконується кластер-аналіз навчальної вибірки на основі одного з класичних методів чіткого або нечіткого кластер-аналізу, або на основі мультиагентного пошуку.

На четвертому етапі при великій кількості екземплярів у вибірці здійснюється її редукція. Для цього з екземплярів кожного кластера залишаються тільки екземпляри, найближчі до меж проекцій кластера на координатні осі ознак, а також екземпляри, найближчі до центра кластера в проекціях кластера на кожен з координатних осей ознак. Альтернативою даному підходу може бути використання моделі якості вибірки й еволюційних методів її формування, запропонованих у п'ятому розділі.

На п'ятому етапі виділяються нечіткі терми і формуються функції належності до них на основі методів, запропонованих у другому розділі або проекцій на координатні осі кластерів, виділених на третьому етапі, на основі яких можна задати параметри функцій належності до нечітких термів.

На шостому етапі здійснюється синтез ДМ, який пропонується реалізувати на шляхом роздільної або спільної ідентифікація структури і параметрів ННМ.

Роздільну ідентифікацію структури і параметрів ННМ пропонується здійснювати на основі скороченої вибірки і виділених термів. При цьому структуру ДМ можна синтезувати шляхом відображення екземплярів вибірки або центрів, отриманих на третьому етапі кластерів, як нечітких правил у структуру ННМ (при цьому доцільно попередньо з групи правил, що дублюються, залишити тільки одне правило) або за допомогою *методу структурного синтезу ННМ на основі еволюційного пошуку*, у якому пропонується: цільову функцію задавати з урахуванням складності та похибки моделі, а також критеріїв якості, запропонованих у п'ятому розділі; при генерації ННМ-рішень видаляти вузли, що відповідають термам, які дублюються, на основі методу, запропонованого у другому розділі; використовувати полімодальний пошук із групуванням рішень за їх розташуванням у просторі пошуку і підвищенням розмаїтості популяції шляхом погіршення значень цільової функції рішень у залежності від близькості до центра їхньої групи.

Для сформованої структури ННМ здійснюється налаштування значень параметрів на основі градієнтних методів з використанням техніки зворотного поширення похибки або на основі еволюційного чи мультиагентного стохастичного пошуку.

При використанні *методу параметричного синтезу ННМ на основі еволюційного пошуку* пропонується: рішення складати із дійсним кодування параметрів вузлів; для скорочення часу пошуку враховувати значущості ознак і властивості функцій вузлів в еволюційних операторах; в операторі точкової мутації знижувати імовірність мутації ваг зв'язків, що йдуть від вхідних ознак з висо-

кою інформативністю; початкові значення ваг вузлів створювати так, щоб рівномірно розподілити максимальні інтервали значень входів вузлів.

При використанні *методу мультиагентного пошуку з непрямым зв'язком між агентами на основі моделювання рою часток* пропонується контролювати діапазон зміни швидкостей агентів v_{ji} для запобігання виходу агентів за межі простору пошуку: якщо $v_{ji} \geq V_{\max,j}^*$, тоді прийняти: $v_{ji} = V_{\max,j}$; інакше – прийняти: $v_{ji} = v_{ji}^*$, де v_{ji} – швидкість i -го агента у вимірі j , $V_{\max,j}$ – максимально припустима швидкість агента у вимірі j , v_{ji}^* – швидкість агента, розрахована за стратегією gbest або lbest.

При використанні *методу мультиагентного пошуку з прямим зв'язком між агентами* у нього пропонується ввести для прискорення пошуку процедуру імітації відпалу, що дозволяє поступово зменшувати кількість агентів, які відбираються для аналізу рішень, а також оператори еволюційного пошуку – для більш детального дослідження простору пошуку. Спільне виконання структурної та параметричної ідентифікації пропонується здійснювати за скороченою вибіркою і виділеними термами на основі еволюційного або гібридного мультиагентного пошуку, або на основі методів, запропонованих у першому і другому розділах. При використанні *методу еволюційного пошуку* рішення пропонується подавати як структуру, що містить параметри нечітких термів, ваги та значення порогів вузлів, коди комбінації дискримінантної й активаційної функцій вузлів, а задля спрощення ДМ розроблено спеціальні оператори схрещування та мутації рішень, спрямовані на зменшення кількості зв'язків. При використанні *методу мультиагентного пошуку* запропоновано шляхом гібридизації поєднати на основі конвеєрного принципу для структурної ідентифікації мультиагентного пошуку з непрямым зв'язком, а для параметричної ідентифікації – мультиагентного пошуку із прямим зв'язком, що забезпечить взаємний вплив результатів структурної та параметричної ідентифікації.

На сьомому етапі методу виконуються спрощення й оптимізація якості отриманої на шостому етапі ДМ на основі острівного еволюційного пошуку, використовуючи обраний користувачем показник якості ДМ-рішень $f(H_j)$ із запропонованих у п'ятому розділі. У результаті використання запропонованого методу буде отримана ДМ на основі ННМ, оптимізована за кількістю використовуваних ознак, структурних блоків і точністю (похибкою), що дозволить забезпечити простоту, задану точність, високі узагальнювальні властивості та інтерпретовність отриманої ДМ на основі ННМ.

Для розроблених еволюційних і мультиагентних методів отримано оцінки обчислювальної і просторової складності, які дозволяють визначити їхню застосовність на практиці та порівнювати між собою. Розроблені методи дозволяють збільшити швидкість процесу побудови ДМ за рахунок скорочення простору пошуку шляхом наближення початкових рішень до точки оптимуму, виділення та більш детального дослідження областей простору пошуку з перспективними рішеннями, зняти обмеження на використовувані функціонали якості ДМ, а також збільшити рівень автоматизації процесу їх побудови.

Основні результати розділу опубліковані у роботах [1–3, 7, 8, 11, 19, 21, 22, 23, 30, 32, 39, 40, 43].

П'ятий розділ містить опис розробленого математичного забезпечення для аналізу якості та формування навчальних вибірок, а також побудови ДМ на основі ННМ.

Модель якості вибірки пропонується подати як комплекс показників якості, що характеризують її властивості: компактність, монотонність, нелінійність, віддільність класів, повторюваність, повнота, суперечливість, рівномірність і нерівномірність, розмірність, розмаїтість, репрезентативність, зв'язаність змінних, складність, еластичність. Зокрема, для вибірки $\langle x, y \rangle$ при заданих константах α і δ пропонується визначати: повторюваність – за формулою (11), компактність – за формулою (12), суперечливість – за формулою (13), нелінійність – за формулою (14):

$$R_p = \frac{2}{S(S-1)} \sum_{s=1}^S \sum_{g=s+1}^S \left(\exp \left(- \sum_{i=1}^N (x_i^s - x_i^g)^2 \right) \middle| y^s = y^g \right); \quad (11)$$

$$I_{comp}^{\min} = \min_{q=1,2,\dots,K} \left\{ 1 - \frac{1}{S^q} \sum_{s=1}^S \left\{ 1 \middle| y^s = q, \min_{\substack{p=1,2,\dots,S; \\ s \neq p, y^s \neq y^p}} \left\{ \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2 \right\} \leq \min_{\substack{g=1,2,\dots,S; \\ s \neq g, y^s = y^g}} \left\{ \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^g)^2 \right\} \right\} \right\}; \quad (12)$$

$$I_c = \frac{1}{S(S-1)} \sum_{s=1}^S \sum_{g=s+1}^S \left\{ \exp \left(- \alpha \sum_{i=1}^N (x_i^s - x_i^g)^2 \right) \middle| \delta \leq |y^s - y^g| \right\}; \quad (13)$$

$$I_{nl} = \frac{2}{S(S-1)} \sum_{s=1}^S \sum_{p=s+1}^S \left(\exp \left(- \max_{i=1,2,\dots,N_M} \left\{ \frac{\sqrt{(y_i^s - y_i^p)^2}}{\max_{g=1,2,\dots,S} \{y_i^g\} - \min_{g=1,2,\dots,S} \{y_i^g\}} \right\} \right) \exp \left(\frac{1}{N} \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2}{\left(\max_{g=1,2,\dots,S} \{x_j^g\} - \min_{g=1,2,\dots,S} \{x_j^g\} \right)^2}} - 1 \right) \right). \quad (14)$$

Для автоматизації формування і скорочення розмірності вибірки розроблено комплекс показників індивідуальної та групової інформативності екземплярів, що містить, зокрема критерії індивідуальної інформативності s -го екземпляра відносно: внутрішньої межі класів (15), віддаленості від межі класу (16), близькості до центра класу (17):

$$I_G^s = \frac{1}{S-1} \sum_{q=1}^S \left\{ \exp \left(- S^{y^s} S^{y^q} \left(\sum_{g=1}^S \sum_{p=1}^S \left\{ \sum_{j=1}^N (x_j^g - x_j^p)^2 \middle| (y^g = y^s, y^p = y^q) \vee (y^g = y^q, y^p = y^s) \right\} \right)^{-1} \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^q)^2 \right) \middle| s \neq q, y^s \neq y^q \right\}; \quad (15)$$

$$I_U^s = 1 - \min_{q=1,2,\dots,S} \left\{ \exp \left(- \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^q)^2 / \max_{\substack{g=1,2,\dots,S; \\ p=s+1,\dots,S}} \left\{ \sum_{j=1}^N (x_j^g - x_j^p)^2 \middle| y^g = y^p = y^s \right\} \right) \middle| s \neq q, y^s = y^q \right\}; \quad (16)$$

$$I_o^s = \frac{1}{S^{y^s} - 1} \sum_{p=1}^S \left\{ \exp \left(- \sum_{j=1}^N (x_j^s - x_j^p)^2 \right) \middle| s \neq p, y^s = y^p \right\}. \quad (17)$$

Для скорочення розмірності навчальних даних при побудові ДМ модифіковано методи формування вибірок, які скорочують простір пошуку шляхом використання критеріїв індивідуальної і групової інформативності екземплярів та дозволяють в автоматичному режимі виділяти з вихідної вибірки підмножину екземплярів мінімального обсягу, що містить найбільш важливі екземпляри.

Метод формування вибірки на основі перебору з цензуруванням і псевдокластеризацією розділяє вихідну вибірку на підмножини і з кожної підмножини залишає тільки найбільш цінні екземпляри за заданим критерієм; зі скороченої вибірки формується множина рішень, серед яких відбираються найкращі шляхом перебору з цензуруванням, що усуває непридатні підвибірки.

На етапі ініціалізації задаються вихідна вибірка $\langle X, Y \rangle$, обсягом S екземплярів, і максимально припустимий обсяг S_ϕ формованої вибірки $\langle x, y \rangle$, розраховується значення критерію якості вихідної вибірки I .

На етапі псевдокластеризації рішень для кожної i -ї ознаки, $i = 1, 2, \dots, N$, упорядковуються екземпляри вихідної вибірки у порядку неспадання значень i -ї ознаки, після чого переглядаючи упорядковану множину екземплярів за віссю i -ї ознаки від менших значень до більших попарно для кожних двох сусідніх екземплярів, обидва екземпляри включаються у вибірку $\langle X', Y' \rangle$, якщо вони належать до різних класів. У вибірку $\langle X', Y' \rangle$ також включаються крайні лівий і правий екземпляри по осі значень i -ї ознаки.

На етапі генерації рішень для вибірки $\langle X', Y' \rangle$ обсягом S' екземплярів генеруються усі можливі підвибірки $\langle x(k), y(k) \rangle$, що містять комбінації не більш ніж S_ϕ екземплярів, $S_\phi \leq S'$.

На етапі цензурування рішень для всіх k виключаються з розгляду підвибірки, що задовольняють умові: $\exists q, q = 1, 2, \dots, K: S^q(k) = 0$, де $S^q(k)$ – кількість екземплярів у k -й підвибірці, що належать до q -го класу. Для підвибірок, що залишилися, виключаються з розгляду ті, для яких: $\exists q, q = 1, 2, \dots, K: |S^q(k) - S^q| / S > \delta_K$, де δ_K – певна заздалегідь задана константа, $0 < \delta_K < 1$. Для всіх що підвибірок, що залишилися, визначаються значення критерію якості $I(k)$ і виключаються з розгляду ті підвибірки, що залишилися, для яких: $I(k) < I^*$, де I^* – середнє значення критерію якості для підвибірок, що залишилися.

На етапі відбору рішень серед підвибірок, що залишилися, $\{\langle x(k), y(k) \rangle\}$ як рішення $\langle x, y \rangle$ обирається та підвибірка $\langle x(p), y(p) \rangle$, що щонайкраще відповідає заздалегідь заданому критерію відбору вибірок.

Метод формування вибірки на основі еволюційного підходу сполучає ідеї випадкового і детермінованого пошуку рішень: він починає роботу з виділення найбільш перспективних екземплярів для включення у рішення, однак зберігає шанси інших екземплярів увійти у формовані вибірки, і у процесі своєї роботи цілеспрямовано поліпшує розглянуті рішення, використовуючи для скорочення кількості рішень інформацію про вже проаналізовані рішення при переході до нових рішень.

На етапі ініціалізації задаються: вихідна вибірка $\langle X, Y \rangle$, обсягом S екземплярів, максимально припустимий обсяг S_ϕ формованої вибірки $\langle x, y \rangle$, параметри еволюційного пошуку, імовірність мутації P_m , а також прийнятне значення критерію якості результату I^* , розраховується значення критерію якості вихідної вибірки I .

Етап псевдокластеризації рішень виконується аналогічно другому етапу метода формування вибірки на основі перебору з цензуруванням і псевдокластеризацією.

На етапі формування початкової популяції з H бінарних рішень: для $k = 1, 2, \dots, H$, $s = 1, 2, \dots, S$, імовірності включення екземплярів до k -го рішення h^k пропонується визначати за формулою (18):

$$P(h_s^k) = \begin{cases} \frac{\lambda + \text{rand}}{2}, & X^s \in \langle X', Y' \rangle; \\ 0,5\text{rand}, & X^s \notin \langle X', Y' \rangle, \end{cases} \quad \lambda = \begin{cases} 1, & S' \leq S_\phi; \\ \min\left\{0,5; \frac{S_\phi}{S'}\right\}, & S' > S_\phi. \end{cases} \quad (18)$$

де h_s^k – s -й розряд рішення h^k .

На етапі перевірки на закінчення пошуку для кожного k -го рішення формується вибірка, для якої оцінюється $I(k)$. Якщо виконано більше ніж T ітерацій або існує таке рішення з номером k : $I(k) \geq I^*$, тоді зупинити пошук та повернути як результат вибірку з найбільшим значенням $I(k)$.

На етапі відбору рішень, виходячи з цілі $I(k) \rightarrow \max$, на основі правила "рулетки" формуються батьківські пари.

На етапі схрещування нові рішення формуються на основі односточкового кросинговеру.

На етапі мутації для кожного рішення випадковим чином інвертується не більше $\text{round}(P_m S)$ розрядів, а для рішень, у яких кількість бітів, що дорівнюють одиниці, перевищує S_ϕ , випадковим чином інвертуються зайві одиничні біти. З популяції видаляються рішення, що раніше вже зустрічалися. Здійснюється перехід до етапу перевірки на закінчення пошуку.

Модель якості ДМ на основі ННМ призначена для автоматизації їхнього аналізу та порівняння і являє собою комплекс критеріїв, що кількісно характеризують властивості ННМ: автономність, адаптивність, варіативність, ієрархічність, інтерпретовність, надійність, нелінійність, узагальнення, навченість, однорідність, паралелізм архітектури, перенавченість, пластичність, попередня організація у навчанні, розмаїтість, розподіленість пам'яті, робастність, симетрія, упевненість, стійкість до шуму, функціональна блочність, чутливість, еквівалентність, еквіфінальність, еластичність, емерджентність. Також розроблені інтегральні показники властивостей ДМ. Зокрема, пропонується визначати показники ієрархічності з (19), розподіленості пам'яті з (20), паралелізму з (21), узагальнення з (22), ефективності з (23):

$$I_h = \frac{2}{M(M+1)N_h} \sum_{\eta=1}^M \eta N_\eta; \quad (19)$$

$$I_{md} = \frac{1}{SN_w} \sum_{s=1}^S \sum_{\eta=1}^M \sum_{i=1}^{N_\eta} \sum_{j=1}^{N_{\eta-1}} (1 - \exp(-(E(w, x^s) - E(w, x^s | w_j^{(\eta,i)} = 0))^2)); \quad (20)$$

$$I_{par} = \frac{1}{N_w + 2N_n} \sum_{\eta=1}^M \frac{1}{\eta} \sum_{i=1}^{N_\eta} (N_{\eta-1} + 3); \quad (21)$$

$$I_{gen} = NSI_h \exp(-(E_{навч.} - E_{тест.})^2) / (N_w N_n); \quad (22)$$

$$I_{ef} = e^{-E} \prod_{g=1}^G I_g, I_g \in [0; 1], E = \max\{E_{навч.}, E_{тест.}\}, \quad (23)$$

де N_w, N_n – відповідно, кількість ваг та вузлів (нейроелементів) у ННМ; $E_{навч.}, E_{тест.}$ – відповідно, значення похибки ДМ для навчальної і тестової вибірок, $E(w, x^s)$ – похибка для екземпляра x^s при наборі значень параметрів w ; I_g – критерій, що характеризує g -ту властивість моделі; G – кількість розглянутих властивостей.

Визначено оцінки складності розроблених моделей і методів, що дозволяють визначити умови їхньої застосовності на практиці.

Основні результати розділу опубліковані в [1, 2, 12, 14, 18, 24, 25, 29, 37, 40].

Шостий розділ присвячено вирішенню завдання розроблення програмних засобів для побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування на основі створених методів.

Комп'ютерна програма "Автоматизована система синтезу нейромережкових та нейро-нечітких моделей для неруйнівної діагностики і класифікації образів за ознаками" (свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 35431 від 21.10.10) містить набір функцій, що реалізують запропоновані у дисертації методи синтезу ДМ на основі ННМ з автоматичним налаштуванням параметрів, а також методи формування вибірок та моделі якості вибірок і ННМ. Схему функціонування програми зображено на рис. 4.

Розроблені у дисертації методи структурно-параметричного синтезу ДМ на основі стохастичного пошуку реалізовано у комп'ютерних програмах "Автоматизована система еволюційного синтезу та оптимізації діагностичних моделей" (свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 26729 від 01.12.08; реалізує синтез ДМ на основі ННМ та еволюційних методів стохастичного пошуку) та "Багатоагентна система побудови й оптимізації прецедентно-орієнтованих моделей для підтримки прийняття рішень" (свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 26730 від 01.12.08; реалізує синтез ДМ на основі ННМ і мультиагентного стохастичного пошуку).

Розроблені програмні засоби дозволяють у комплексі вирішувати завдання автоматизації обробки, скорочення розмірності й аналізу діагностичних даних, а також побудови інтелектуальних систем діагностування на основі ННМ та стохастичного пошуку і може бути рекомендоване до використання у промисловості для автоматизації ТД та неруйнівного контролю якості продукції на ви-

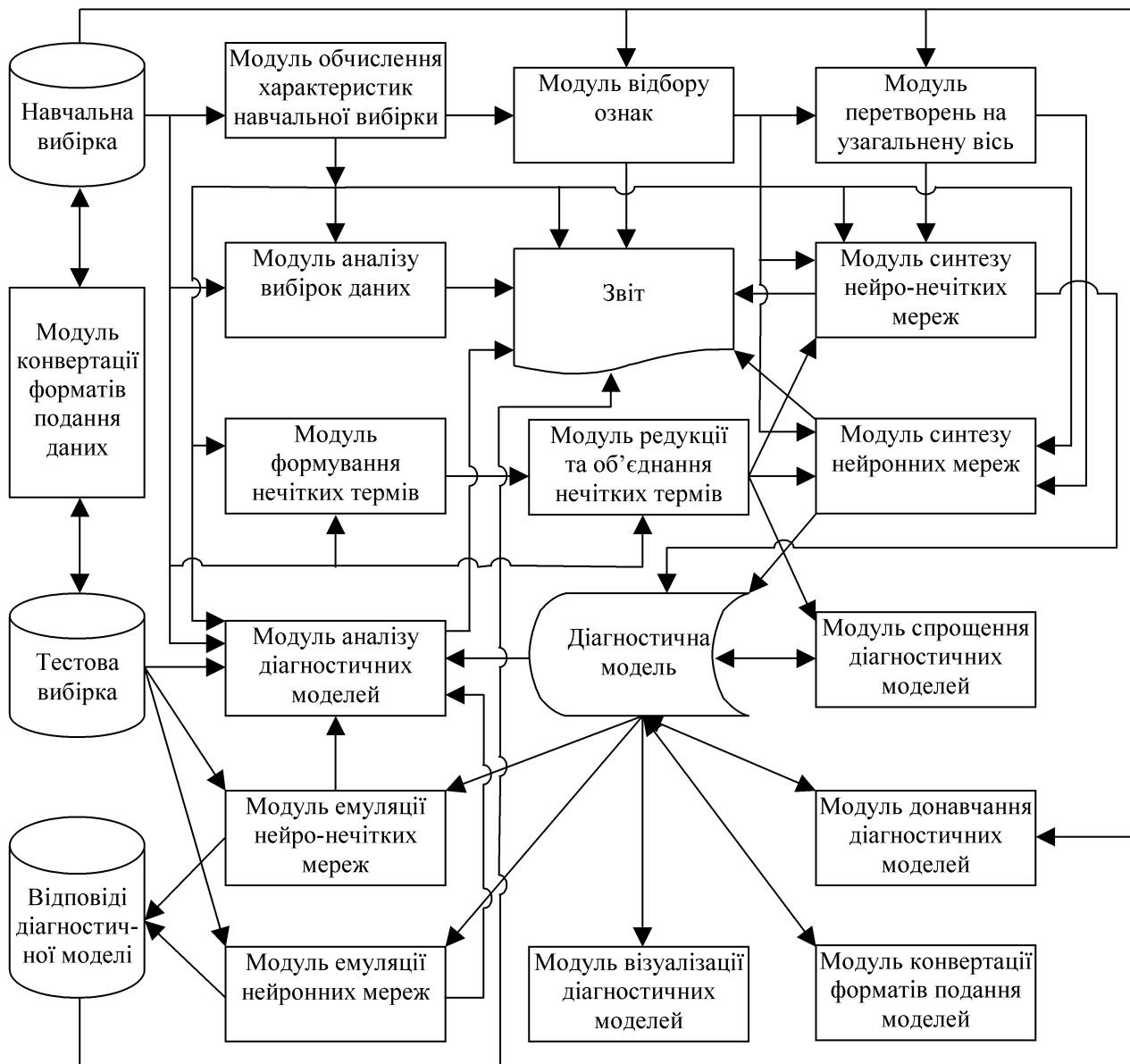


Рисунок 4 – Схема роботи комп'ютерної програми "Автоматизована система синтезу нейромережових та нейро-нечітких моделей для неруйнівної діагностики і класифікації образів за ознаками"

робництві та у період експлуатації, а також у науково-дослідній і навчальній роботі для вирішення завдань побудови ДМ на основі ННМ.

Основні результати розділу опубліковані у роботах [1–3, 19, 40–42].

Сьомий розділ містить результати експериментального дослідження властивостей створених методів, а також рекомендації щодо їхнього застосування при вирішенні практичних завдань. Дослідження проводилося за допомогою розроблених програмних засобів шляхом вирішення низки практичних завдань ТД (зокрема, діагностування лопаток газотурбінних авіадвигунів та моделювання взаємозв'язку результатів випробовування авіаційних двигунів у різних режимах), а також завдань біомедичного діагностування.

За результатами експериментів надано порівняльну характеристику запропонованих методів, фрагмент якої наведено у табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика методів синтезу ДМ на основі ННМ

Методи синтезу ДМ на основі ННМ	Усереднені характеристики процесу синтезу ДМ			Відносні характеристики отримуваної ДМ	
	Збільшення швидкості	Збільшення обсягу використовуваної пам'яті ЕОМ	Відносний рівень автоматизації	Інтерпретовність	Складність
ННМ Мамдані, метод зворотного поширення похибки	–	–	Низький	Низька	Низька
З урахуванням значущості термів ознак	16,4 – 21,6%	1,3 рази	Високий	Середня	Низька
На основі регулярного розбиття простору ознак	16,2%	2 рази	Середній	Висока	Середня
На основі ієрархічних логічно прозорих ННМ	10,2%	18 разів	Високий	Висока	Висока
За узагальненою віссю	7,2%	7 разів	Високий	Середня	Висока
На основі інтелектуального стохастичного пошуку	–	13 разів	Високий	Висока	Низька

Як видно з табл. 1, збільшення швидкості роботи запропонованих методів в основному досягається шляхом збільшення обсягу використовуваної ними пам'яті ЕОМ. Проте з урахуванням сучасного стану і тенденцій розвитку ЕОМ (суттєве збільшення обсягу оперативної пам'яті) та потреби у перебудові ДМ на основі ННМ у процесі їхнього синтезу, оптимізації та донавчання для більшості прикладних завдань запропоновані методи є практично застосовними.

Дослідження методів на основі стохастичного пошуку показали, що її методи на етапі відбору ознак у порівнянні із канонічним еволюційним пошуком дозволяють у середньому у 1,7 (мультиагентні) та 3,6 (еволюційні) рази збільшити швидкість роботи за рахунок урахування апріорної інформації про вибірку в операторах пошуку, а на етапі структурно-параметричного синтезу дозволяють зняти обмеження щодо функціоналу якості та повністю автоматизувати процес синтезу ДМ, проте у середньому у 23 рази збільшують час побудови ДМ у порівнянні з методом зворотного поширення похибки для ННМ із заданою структурою.

Обчислювальні експерименти підтвердили працездатність розроблених методів і показали, що вони дозволяють в автоматичному режимі синтезувати інтерпретовні ДМ на основі ННМ.

Експериментальне дослідження якості вибірок та показників індивідуальної інформативності екземплярів вибірок проводилося для кожної задачі на основі вихідних, скорочених і штучно розширених вибірок, за якими розраховувалися значення показників якості.

На рис. 5 показано приклад відбору екземплярів вибірки, для яких значення показника I_G^s вище за середнє – обведені окружностями. У результаті аналізу отриманих даних виявлено взаємозв'язки між показниками якості вибірок (приклад отриманої залежності R_p від I_c наведено на рис. 6) та залежності між показниками індивідуальної інформативності екземплярів вибірок (на рис. 7 наведено приклад отриманої залежності I_o^s від I_u^s).

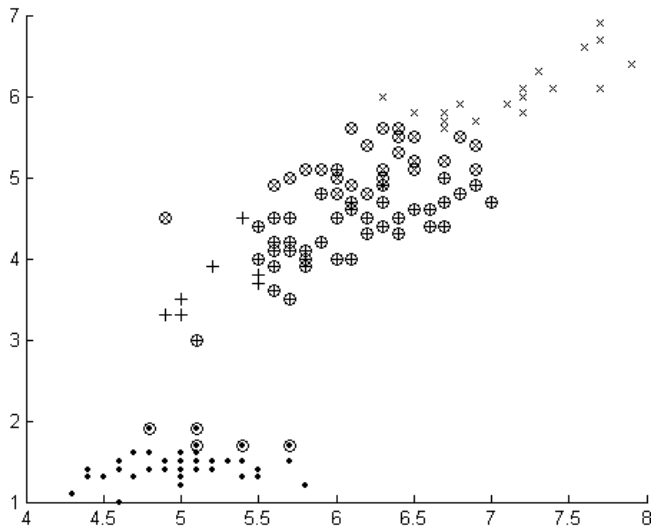


Рисунок 5 – Відбір екземплярів на основі I_G^s

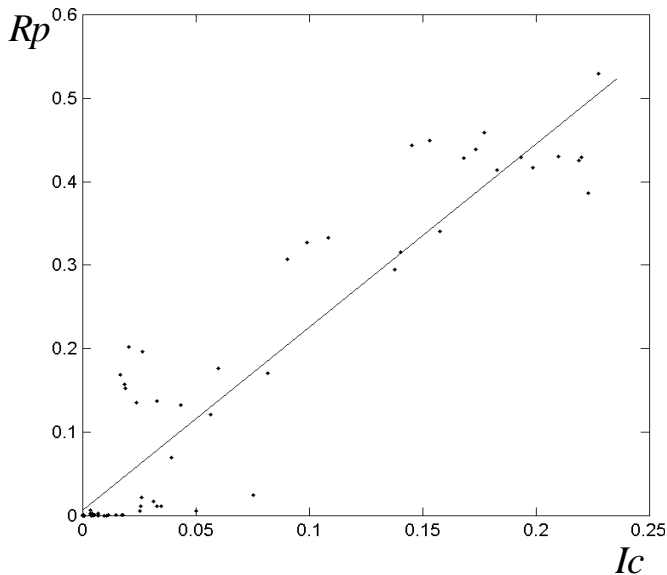


Рисунок 6 – Графік залежності R_p від I_c

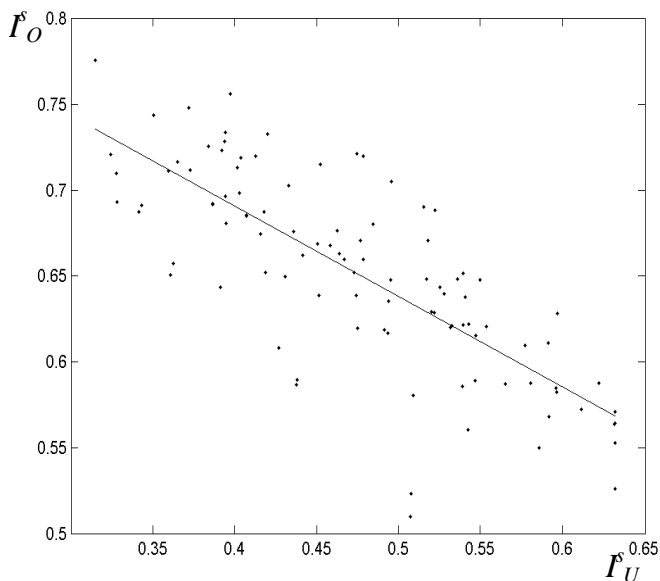


Рисунок 7 – Графік залежності I_O^s від I_U^s

Результати експериментів підтвердили працездатність розробленої моделі якості і показали, що вона дозволяє оцінити різні властивості вибірки і відобразити зміни в даних, що характеризують задачу, у порівнянні з вихідною вибіркою, а використання методів формування вибірки дозволяє автоматизувати процес побудови навчальної множини для вирішення завдань ТД.

Дослідження запропонованих методів формування вибірок дозволило встановити залежності швидкості скорочення простору пошуку від параметрів методів і вихідної вибірки. Їхнє використання дозволяє на практиці забезпечувати скорочення навчальних вибірок на 30-50% при збереженні топології класів.

Експериментальне дослідження взаємозв'язків показників якості проводилося для ННМ та нейромереж, які навчалися за вибірками для кожної прикладної задачі. На основі отриманих даних виявлено взаємозв'язки між показниками якості вибірок і ДМ, а також між різними показниками якості діагностичних нейромоделей (приклад отриманої залежності $I_{\text{interp.}}$ від I_h наведено на рис. 8),

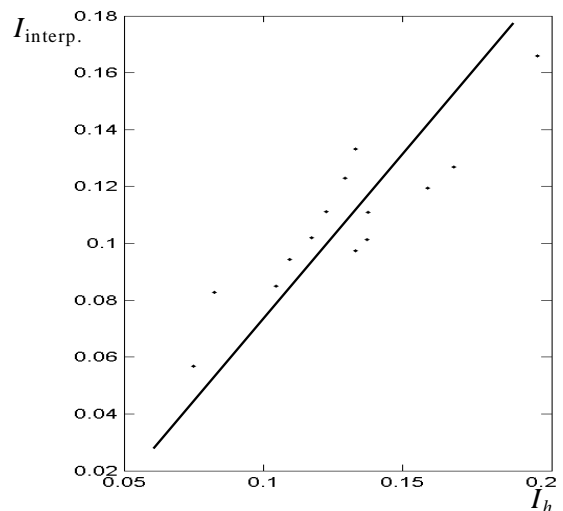


Рисунок 8 – Графік залежності $I_{\text{interp.}}$ від I_h

що дозволяє спростити розрахунок інтегральних показників якості. Результати експериментів показали, що розроблена модель якості ДМ на основі ННМ є працездатною, і дозволяють рекомендувати її для використання на практиці для автоматизації синтезу й аналізу ДМ в інтелектуальних системах діагностування.

Основні результати розділу опубліковані у роботах [1, 2, 4–8, 14, 18, 19, 21, 22, 26, 29, 30, 34, 40, 41, 43].

Висновки містять основні наукові та практичні результати роботи.

Додатки містять описи практичних задач та результати експериментальних досліджень розроблених методів і програмних засобів щодо їх вирішення, а також копії документів про впровадження та належність результатів дисертаційної роботи.

ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ

У дисертації наведено теоретичне узагальнення і нове рішення актуальної науково-прикладної проблеми підвищення якості, рівня автоматизації та швидкість синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж шляхом вирішення протиріччя між характеристиками процесу побудови та властивостями отримуваних діагностичних нейромоделей. Це дозволило створити нові й удосконалити існуючі методи побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж в інтелектуальних системах діагностування.

У результаті проведених досліджень отримано такі наукові результати.

1. Проведений аналіз сучасного стану проблеми побудови систем технічного діагностування показав, що як базис для синтезу діагностичних моделей доцільно використовувати нейро-нечіткі мережі і стохастичний пошук, а також обґрунтував необхідність розроблення на їхній основі методів побудови діагностичних моделей в інтелектуальних системах діагностування для підвищення якості, рівня автоматизації та швидкості синтезу діагностичних моделей.

2. Для зменшення складності отримуваної ДМ пропонується використовувати новий метод синтезу ДМ на основі ННМ з урахуванням значущості термів ознак. Він розбиває простір ознак на частково пересічні інтервали для різних класів, на основі яких формує нечіткі терми, визначає коефіцієнти взаємної еквівалентності термів і виконує редукцію надлишкових термів, а також видалення термів, що відповідають інтервалам з невеликою кількістю екземплярів, шляхом об'єднання суміжних з ними термів, після чого синтезує діагностичну модель на основі тришарової ННМ, ваги вузлів якої налаштовуються у автоматичному режимі. Це дозволяє підвищити рівень узагальнення і спростити структуру отримуваної ДМ, а також збільшити швидкість її роботи.

3. При необхідності урахування експертних знань рекомендується використовувати новий метод побудови діагностичних нейромоделей на основі регулярного розбиття простору ознак. Він за вибіркою даних автоматично формує розбиття простору ознак, на основі якого виділяє нечіткі терми, які поєднує у блоки-кластери, та зіставляє їм номери класів і коефіцієнти довіри та у автоматичному режимі будує ДМ на основі ННМ. Побудована ДМ поєднує у собі сфо-

рмоване розбиття простору ознак на основі узагальнення спостережень та точкових спостережень, а також розбиття на основі експертних знань і здатна надавати оцінку вірогідності прийнятого рішення. Це дозволяє підвищити рівні контролеспроможності та достовірності ТД.

4. Для підвищення інтерпретовності та рівня автоматизації побудови ДМ пропонується застосовувати розроблений метод синтезу ДМ на основі ієрархічних логічно прозорих ННМ, які узагальнюють моделі нечіткого виведення на основі різних композицій. Шляхом спрощення структури обробних елементів і скорочення кількості зв'язків між вузлами запропонований метод дозволяє підвищити простоту реалізації діагностичних нейромоделей.

5. При вирішенні завдань кількісного і якісного оцінювання значень діагностичних параметрів рекомендується використовувати новий метод побудови ДМ на основі нейро-нечіткої класифікації за узагальненою віссю. Він автоматично формує ієрархічне перетворення координат екземплярів вибірки з багатовимірнього простору ознак на одновимірну узагальнену вісь, виділяє нечіткі терми класів за узагальненою ознакою та налаштовує їхні параметри, а також синтезує часткові регресійні моделі кількісних залежностей для кластерів. Це дозволяє автоматизувати синтез та підвищити інтерпретовність ДМ.

6. Запропонований комплекс первинних та інтегральних показників властивостей діагностичних моделей на основі ННМ утворює модель оцінки якості діагностичних моделей на основі ННМ. Розроблену модель оцінки якості рекомендується використовувати для автоматизації аналізу властивостей і порівняння ДМ на основі ННМ при вирішенні завдань технічного діагностування.

7. Для збільшення рівня автоматизації процесу побудови ДМ у порівнянні з відомими методами стохастичного пошуку рекомендується використовувати методи стохастичного пошуку на основі еволюційного та мультиагентного підходів, удосконалені шляхом урахування характеристик навчальної вибірки в операторах пошуку і поєднані шляхом гібридизації у метод структурно-параметричного синтезу нейро-нечітких ДМ на основі стохастичного пошуку. Його використання дозволяє зняти обмеження на використовувані функціонали якості ДМ та збільшити швидкість процесу побудови ДМ на основі ННМ за рахунок скорочення простору пошуку, виділення та більш детального дослідження областей простору пошуку з перспективними рішеннями.

8. Запропонований комплекс критеріїв, які кількісно виражають придатність вибірок для побудови ДМ та дають змогу порівнювати вибірки між собою, утворює модель оцінки якості вибірки. Використання розробленої моделі дозволяє автоматизувати процес формування вибірок і прискорити обчислення.

9. Уведенням критеріїв для відбору, цензурування і псевдокластеризації екземплярів модифіковані переборні й еволюційні методи формування вибірок. Це дозволяє автоматизувати і прискорити процес формування вибірок.

10. Розроблені програмні засоби, які реалізують запропоновані методи побудови ДМ в інтелектуальних системах діагностування, дозволяє автоматизувати скорочення розмірності вибірок даних (відбір інформативних ознак і найбільш значущих екземплярів), структурно-параметричний синтез, а також спрощення й аналіз ДМ на основі нейро-нечітких мереж.

11. Проведене експериментальне дослідження властивостей і характеристик розроблених методів шляхом синтезу ДМ на основі ННМ при вирішенні практичних завдань неруйнівного діагностування й автоматичної класифікації показало, що запропоновані методи за рахунок використання додаткової інформації про об'єкт діагностування дозволяють скоротити розмірність діагностичних даних (кількість екземплярів – на 30 – 50%, кількість ознак – у середньому на 40%), та прискорити скорочення в 1,7 – 3,6 разів у порівнянні з канонічним еволюційним пошуком, підвищити швидкість побудови діагностичних нейромоделей на 7–21% у порівнянні з методом зворотного поширення похибки, а також забезпечити урахування вимог користувача щодо бажаних властивостей діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж.

12. Надана порівняльна характеристика обчислювальної і просторової складності, а також запропоновані рекомендації щодо задавання значень параметрів і застосування запропонованих методів дозволяють рекомендувати їх для використання на практиці при вирішенні завдань технічного діагностування.

Отримані результати доведені до практичної реалізації та впроваджені на провідних підприємствах і в організаціях.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностирования и распознавания образов : монография / [С. А. Субботин, Ан. А. Олейник, Е. А. Гофман, С. А. Зайцев, Ал. А. Олейник] ; под ред. С. А. Субботина. – Харьков : Компания СМІТ, 2012. – 318 с.

2. Прогрессивные технологии моделирования, оптимизации и интеллектуальной автоматизации этапов жизненного цикла авиационных двигателей : монография / [А. В. Богуслаев, Ал. А. Олейник, Ан. А. Олейник, Д. В. Павленко, С. А. Субботин] ; под ред. Д. В. Павленко, С. А. Субботина. – Запорожье: ОАО "Мотор Сич", 2009. – 468 с.

3. Субботин С. А. Отбор информативных признаков на основе модифицированного метода муравьиных колоний / С. А. Субботин, Ал. А. Олейник, В. К. Яценко // *Радіоелектроніка та інформатика*. – 2006. – № 1. – С. 65–69.

4. Субботин С. А. Неитеративный синтез и редукция нейро-нечётких моделей / С. А. Субботин // *Штучний інтелект*. – 2006. – № 3. – С. 323–330.

5. Субботин С. А. Выбор набора информативных признаков для синтеза моделей объектов управления на основе эволюционного поиска с группировкой признаков / С. А. Субботин, Ан. А. Олейник // *Штучний інтелект*. – 2006. – № 4. – С. 488–494.

6. Субботин С. А. Синтез диагностических моделей авиадвигателей на основе иерархических нейро-нечётких сетей / С. А. Субботин // *Вісник двигунобудування*. – 2007. – № 1. – С. 15–19.

7. Субботин С. А. Эволюционный синтез моделей сложных объектов и процессов / С. А. Субботин, Ан. А. Олейник // *Радіоелектроніка та інформатика*. – 2007. – № 2. – С. 99–104.

8. Субботін С. О. Структурний синтез нейромоделей на основі полімодального еволюційного пошуку / С. О. Субботін, А. О. Олейник // *Радіоелект-*

роніка. Інформатика. Управління. – 2008. – № 1. – С. 111–117. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)

9. Субботин С. А. Метод нейро-нечёткой классификации по обобщенной оси / С. А. Субботин // Штучний інтелект. – 2008. – № 3. – С. 591–599.

10. Субботин С.А. Структурно-параметрическая идентификация нейро-нечётких моделей для диагностики / С. А. Субботин // Біоніка інтелекту. – 2009. – № 2. – С. 118–122.

11. Субботин С.А. Мультиагентная оптимизация на основе метода пчелиной колонии / С. А. Субботин, Ал. А. Олейник // Кибернетика и системный анализ. – 2009. – № 2. – С. 15–25. (Входить до міжнародних наукометричних баз SCOPUS, INSPEC, EBSCO, ProQuest, Computer Science Index та ін.)

12. Субботин С. А. Анализ свойств и критерии сравнения нейросетевых моделей для решения задач диагностики и распознавания образов / С. А. Субботин // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2009. – Т. 11, № 3. – С. 42–52.

13. Субботин С. А. Неитеративный синтез нейро-нечётких диагностических экспертных систем / С. А. Субботин // Штучний інтелект. – 2009. – № 4. – С. 380–386.

14. Субботин С. А. Комплекс характеристик и критериев сравнения обучающих выборок для решения задач диагностики и распознавания образов / С. А. Субботин // Математичні машини і системи. – 2010. – № 1. – С. 25–39.

15. Субботин С.А. Метод синтеза нейро-нечётких моделей количественных зависимостей для решения задач диагностики и прогнозирования / С. А. Субботин // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2010. – № 1. – С. 121–127. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)

16. Субботин С.А. Анализ преобразований для проецирования данных на обобщённую ось в задачах распознавания образов / С. А. Субботин, Ал. А. Олейник // Штучний інтелект. – 2010. – № 1. – С. 114–121.

17. Субботин С.А. Методы синтеза и модели нейро-нечётких сетей для решения задач диагностики и классификации по признакам / С.А. Субботин // Штучний інтелект. – 2010. – № 2. – С. 153–157.

18. Субботин С. А. Экспериментальное исследование и анализ взаимосвязей информационных показателей качества диагностических нейромоделей / С. А. Субботин // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2011. – № 1. – С. 104–110. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)

19. Субботин С. А. Интеллектуальная информационная технология структурно-параметрического синтеза диагностических моделей в нейро-нечётком базисе на основе гибридного стохастического поиска / С. А. Субботин // Радіоелектроніка та інформатика. – 2011. – № 1. – С. 83–86.

20. Субботин С.А. Идентификация нейро-нечётких моделей для решения задач технической диагностики / С.А. Субботин // Штучний інтелект. – 2011. – № 1. – С. 230–233.

21. Олейник Ан. А. Агентные технологии для отбора информативных признаков / Ан. А. Олейник, Ал. А. Олейник, С. А. Субботин // Кибернетика и системный анализ. – 2012. – № 2. – С. 113–125. (Входить до міжнародних наукометричних баз SCOPUS, INSPEC, EBSCO, ProQuest, Computer Science Index та ін.)

22. Субботин С. А. Оптимизация нейросетевых моделей на основе многокритериального метода эволюционного поиска / С. А. Субботин, Ан. А. Олейник // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" : зб. наук. праць. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2008. – № 24. – С. 165–173. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)
23. Олейник Ал. А. Мультиагентный метод параметрического синтеза нейро-фаззи сетей с прямой связью между агентами / Ал. А. Олейник, С. А. Субботин // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" : зб. наук. праць. – Харків: НТУ "ХПІ", 2009. – № 13. – С. 115–127. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)
24. Субботин С. А. Модели критериев сравнения нейронных и нейро-нечётких сетей в задачах диагностики и классификации образов / С. А. Субботин // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія "Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка". – Донецьк: ДНТУ, 2010. – Вип.12 (165). – С.148–151.
25. Субботин С. А. Методы формирования выборок для построения диагностических моделей по прецедентам / С. А. Субботин // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" : зб. наук. праць. – Харків: НТУ "ХПІ", 2011. – № 17. – С. 149–156. (Входить до міжнародних наукометричних баз INSPEC та EBSCO)
26. Субботин С. А. Методы синтеза нейро-нечётких классификаторов для случая нескольких классов / С. А. Субботин // Информационные технологии. – 2006. – № 11. – С. 31–36.
27. Субботин С. А. Метод синтеза нейро-нечётких аппроксиматоров / С. А. Субботин // Автоматизация и современные технологии. – 2007. – № 11. – С. 14–18.
28. Субботин С. А. Метод синтеза классифицирующих нейронечётких сетей с учётом значимости термов признаков / С. А. Субботин // Информационные технологии. – 2008. – № 7. – С. 31–33.
29. Subbotin S. A. The training set quality measures for neural network learning / S. A. Subbotin // Optical memory and neural networks (Information optics). – 2010. – Vol. 19, № 2. – P. 126–139. (Входить до міжнародних наукометричних баз SCOPUS, INSPEC, ACM Digital Library та ін.)
30. Subbotin S. A. Feature selection based on evolutionary approach / S. A. Subbotin, An. A. Oleynik, Al. A. Oleynik // Intelligent engineering systems through artificial neural networks. – New York : ASME Press, 2006. – Vol. 16 : Smart engineering systems design : infrastructure systems engineering, bio-informatics and computational biology, and evolutionary computation : Artificial neural networks in engineering conference ANNIE–2006, St. Louis, 5–8 November 2006 / eds : C. H. Dagli [et al.]. – P. 125–130.
31. Субботин С. А. Метод формирования баз знаний для нейро-нечётких моделей / С. А. Субботин // Нейроинформатика и ее приложения : XIV Всероссийский семинар, Красноярск, 6–8 октября 2006 г. : материалы / под ред. А. Н. Горбаня [и др.]. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2006. – С. 116–118.

32. Субботин С. А. Методы отбора информативных признаков для синтеза нейромоделей на основе метода муравьиных колоний / С. А. Субботин, Ал. А. Олейник // Научная сессия МИФИ–2007. Нейроинформатика–2007 : IX Всероссийская научно-техническая конференция, Москва, 23–26 января 2007 г. : сб. науч. тр. в 3-х частях. – М.: МИФИ, 2007. – Ч. 2. – С. 185–193.

33. Субботин С. А. Нейро-нечёткая кластер-регрессионная аппроксимация / С. А. Субботин // Нейроинформатика и её приложения : XV Всероссийский семинар, Красноярск, 5–7 октября 2007 г. : материалы / под ред. А. Н. Горбаня [и др.]. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2007. – С. 143–146.

34. Субботин С. А. Синтез нейро-нечётких моделей для выделения и распознавания объектов на сложном фоне по двумерному изображению / С. А. Субботин // Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи : збірник наукових праць / за ред. Д.М. Пізи, С.О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. – С. 68–91.

35. Субботин С. А. Нейро-нечёткий классификатор по обобщенной оси / С. А. Субботин // Нейроинформатика, её приложения и анализ данных : XVI Всероссийский семинар, Красноярск, 19-21 сентября 2008 г. : материалы / под ред. А.Н. Горбаня [и др.]. – Красноярск: ИВМ СО РАН, 2008. – С. 138–142.

36. Субботин С. А. Метод построения распознающих нейро-нечётких моделей / С. А. Субботин // Нейроинформатика, её приложения и анализ данных : XVII Всероссийский семинар, Красноярск, 2–4 октября 2009 г. : материалы / под ред. А.Н. Горбаня [и др.]. – Красноярск; ИПК СФУ, 2009. – С. 149–152.

37. Субботин С. А. Показатели качества и эффективность нейромоделей / С. А. Субботин // Проведение научных исследований в области обработки, хранения, передачи и защиты информации : Всероссийская конференция с элементами научной школы для молодежи, Ульяновск, 1–5 декабря 2009 : сборник научных трудов. – Ульяновск : УлГТУ, 2009. – Т. 2. – С. 38–47.

38. Субботин С. А. Информационные технологии для структурно-параметрического синтеза диагностических моделей на основе нейро-нечётких сетей / С. А. Субботин // Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій : V Міжнародна науково-практична конференція, Запоріжжя, 22–24 вересня 2010 р. : тези доповідей. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2010. – С. 195–196.

39. Subbotin S. The method of a structural-parametric synthesis of neuro-fuzzy diagnostic model based on the hybrid stochastic search / S. Subbotin // The experience of designing and application of CAD systems in microelectronics : XI International conference CADSM, Polyana-Svalyava, 23–25 February 2011 : proceedings. – Lviv: Publishing House of NU "Lviv Polytechnic", 2011. – P. 248 – 249.

40. Субботін С. О. Інтелектуальні інформаційні технології побудови автоматизованих систем технічного діагностування / С. О. Субботін // Автоматика – 2011 : XVIII Міжнародна конференція. з автоматичного управління, 28–30 вересня 2011 р. : матеріали конференції. – Львів: НУ "Львівська політехніка", 2011. – С. 291–292.

41. Subbotin S. The experimental study of intelligent information technologies of diagnosis / S. Subbotin // Modern problems of radio engineering, telecommunications

and computer science : International conference TCSET-2012, Lviv, 21–24 February 2012 : proceedings. – Lviv: NU Lviv polytechnic, 2012. – P. 141.

42. Субботін С. О. Програмні засоби синтезу діагностичних і розпізнавальних моделей за прецедентами / С. О. Субботін // Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій : VI Міжнародна науково-практична конференція, Запоріжжя, 19–21 вересня 2012 р. : тези доповідей. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2012. – С. 21–22.

43. Пат. 18294 Україна, МПК²⁰⁰⁶ G06F 19/00. Спосіб відбору інформативних ознак для діагностики виробів / С. О. Субботін, А. О. Олійник (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u200603087; Заявл. 22.03.06; Опубл. 15.11.06, Бюл. №11. – 4 с.

44. Пат. 46006 Україна, МПК²⁰⁰⁹ G 06 N 3/00, G 06 N 7/00. Спосіб побудови і навчання нейро-нечіткої мережі / С. О. Субботін (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u200904305; Заявл. 30.04.09; Опубл. 10.12.09, Бюл. № 23. – 6 с.

45. Пат. № 59633 Україна, МПК²⁰¹¹ G 06 N 3/00, G 06 N 7/00. Спосіб побудови нейро-нечіткої мережі для апроксимації кількісних залежностей при діагностуванні виробів / С. О. Субботін (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u201012940 ; Заявл. 01.11.10 ; Опубл. 25.05.11; Бюл. № 10. – 5 с.

АНОТАЦІЯ

Субботін С. О. Методи побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж в інтелектуальних системах діагностування. – 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 Міністерства освіти і науки України, Харків, 2013.

Мета дисертації – створення нових і удосконалення існуючих методів побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж в інтелектуальних системах діагностування для вирішення проблеми підвищення якості, рівня автоматизації та швидкості синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж.

Об'єкт дослідження – процес побудови інтелектуальних систем діагностування. Предмет дослідження – методи побудови діагностичних моделей в інтелектуальних системах діагностування на основі нейро-нечітких мереж.

Розроблено нові методи і програмні засоби для побудови інтелектуальних систем діагностування, які синтезують діагностичні моделі у нейро-нечіткому базисі з автоматичним налаштуванням параметрів та на основі гібридного стохастичного пошуку. Запропоновано моделі якості вибірок та діагностичних нейромоделей і методи формування вибірок, використання яких дозволяє вирішити проблему автоматизації побудови інтелектуальних систем діагностування. Проведено експериментальне дослідження властивостей і характеристик та запропоно-

вано рекомендації щодо використання розроблених методів при вирішенні практичних завдань діагностування і автоматичної класифікації. Отримані результати доведені до практичної реалізації та впроваджені на підприємствах і в організаціях.

Ключові слова: інтелектуальна система діагностування, діагностична модель, нейро-нечітка мережа, вибірка, стохастичний пошук.

АННОТАЦІЯ

Субботин С. А. Методы построения диагностических моделей на основе нейро-нечётких сетей в интеллектуальных системах диагностирования. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники Министерства образования и науки Украины, Харьков, 2013.

Цель диссертации – создание новых и усовершенствование существующих методов построения диагностических моделей на основе нейро-нечётких сетей в интеллектуальных системах диагностирования для решения проблемы повышения качества, уровня автоматизации и скорости синтеза диагностических моделей на основе нейро-нечётких сетей.

Объект исследования – процесс построения интеллектуальных систем диагностирования.

Предмет исследования – методы построения диагностических моделей в интеллектуальных системах диагностирования на основе нейро-нечётких сетей.

Проведен анализ современного состояния проблемы построения интеллектуальных систем технического диагностирования, показавший, что синтез диагностических моделей в интеллектуальных системах диагностирования целесообразно осуществлять в нейро-нечётком базисе, а для его автоматизации необходимо усовершенствовать существующие и разработать новые методы, позволяющие повысить качество, уровень автоматизации и скорость синтеза нейро-нечётких диагностических моделей.

Впервые предложен метод синтеза диагностических моделей на основе нейро-нечётких сетей (ННС) с учётом значимости термов признаков, позволяющий повысить уровень обобщения и упростить структуру диагностической модели на основе ННС, а также увеличить скорость ее работы.

Впервые предложен метод построения диагностических моделей на основе регулярного разбиения признакового пространства, который по выборке формирует разбиение признакового пространства, на основе которого выделяет нечёткие термы, которые объединяет в блоки-кластеры и сопоставляет им номера классов и коэффициенты доверия, а также в автоматическом режиме строит диагностическую модель на основе ННС, объединяющую в себе сформированное разбиение пространства признаков на основе обобщения наблюдений и точечных наблюдений, а также разбиение на основе экспертных знаний и способную давать оценку достоверности принятого решения, что позволяет повысить уровни контролеспособности и достоверности диагностирования.

Впервые предложен метод синтеза диагностических моделей, который в автоматическом режиме по выборке данных строит иерархическую логически прозрачную ННС, обобщающую модели нечёткого вывода на основе различных композиций, а также за счёт упрощения структуры обрабатываемых элементов и сокращения числа связей между узлами позволяет повысить интерпретабельность и простоту реализации диагностических моделей на основе ННС.

Впервые предложен метод построения диагностических моделей на основе нейро-нечёткой классификации по обобщенной оси, применение которой позволяет автоматизировать синтез диагностических моделей при решении задач количественного и качественного оценивания значений диагностических параметров, повысить уровень обобщения и интерпретабельность диагностических моделей.

Получили дальнейшее развитие эволюционные и мультиагентные методы стохастического поиска, которые усовершенствованы путём учёта характеристик обучающей выборки в операторах поиска и объединены путём гибридизации в метод структурно-параметрического синтеза нейро-нечётких диагностических моделей на основе стохастического поиска. Это позволяет повысить уровень автоматизации и скорость процесса построения, а также снять ограничения на используемые функционалы качества диагностических нейромоделей.

Впервые предложена модель качества диагностических моделей на основе ННС, позволяющая автоматизировать анализ свойств и сравнение диагностических моделей на их основе.

Получила дальнейшее развитие модель качества выборки, которая содержит комплекс критериев, позволяющих количественно выразить пригодность выборок для построения диагностических моделей на основе ННС.

Получили дальнейшее развитие переборные и эволюционные методы формирования выборок, которые модифицированы путём введения разработанных критериев для отбора, цензурирования и псевдокластеризации экземпляров, что позволяет автоматизировать и ускорить процесс формирования выборок для построения диагностических моделей на основе ННС.

Разработаны программные средства, реализующие предложенные методы построения интеллектуальных систем диагностирования, позволяющие автоматизировать сокращение размерности выборок данных, структурно-параметрический синтез, а также упрощение и анализ диагностических моделей на основе ННС.

Проведено экспериментальное исследование свойств и характеристик разработанных методов, а также предложены рекомендации по их использованию при решении практических задач диагностирования и автоматической классификации.

Дана сравнительная характеристика вычислительной и пространственной сложности, предложены рекомендации по заданию значений параметров и использованию предложенных методов, позволяющие рекомендовать их для использования на практике при решении задач диагностирования.

Научные положения, выводы и рекомендации, изложенные в диссертационной работе, использованы при подготовке учебных курсов на кафедре программных средств Запорожского национального технического университета.

Разработанные программные средства, реализующие предложенные и исследованные в диссертации методы построения интеллектуальных систем диагностирования, внедрены на предприятиях и в организациях, что подтверждается актами о внедрении.

Ключевые слова: интеллектуальная система диагностирования, диагностическая модель, нейро-нечёткая сеть, выборка, стохастический поиск.

ABSTRACT

Subbotin S. A. Methods of diagnosis model building on the basis of neuro-fuzzy networks in intelligent diagnosis systems. – Manuscript.

The thesis for a doctor degree in technical sciences on the speciality 05.13.23 – systems and means of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics of Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2013.

The purpose of the thesis – the creation of new and improvement of existing methods of building of diagnostic models on the basis of neuro-fuzzy networks in intelligent diagnosis systems for the solving of a problem of rising of quality, level of automation and speed of diagnostic model synthesis based on neuro-fuzzy networks.

The object of research – the process of intelligent diagnosis system building. The subject of research – the methods of diagnosis model building in intelligent diagnosis systems based on neuro-fuzzy networks.

The new methods and software tools for building of intelligent diagnosis systems that synthesize diagnostic models in a neuro-fuzzy basis with automatic parameter tuning and on the basis of hybrid stochastic search are developed. The model of sample quality and the model of diagnostic neural model quality as well as methods of ample forming are proposed. Their use allows to solve the problem of automation of the construction of intelligent diagnosis systems. The experimental research of the properties and characteristics of the developed methods was provided by the practical problem solving of diagnosis and automatic classification. The recommendations on their using are proposed. The obtained results are enhanced to the practical realization and introduced in enterprises and organizations.

Key words: intelligent diagnosis system, diagnostic model, neuro-fuzzy network, sample, stochastic search.

Підписано до друку 04.12.2013 р. Зам. № 1553.
Формат 60x90 ¹/₁₆. Тираж 100 прим. Обсяг 1,9 д.а.

69063, Запоріжжя, вул. Жуковського, 64,
Запорізький національний технічний університет, Друкарня.