Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

ОЛІЙНИК АНДРІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

Підпис

УДК 004.032.26:004.8

МЕТОДИ СИНТЕЗУ ДІАГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВІ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Харків – 2021

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Національному університеті «Запорізька політехніка» Міністерства освіти і науки України.

Науковий консультант – доктор технічних наук, професор,
Субботін Сергій Олександрович,
Національний університет «Запорізька політехніка»,
завідувач кафедри програмних засобів.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор,
Корабльов Микола Михайлович,
Харківський національний університет
радіоелектроніки, професор кафедри
комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем;

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

доктор технічних наук, професор,
Леонов Сергій Юрійович,
Національний технічний університет
«Харківський політехнічний інститут»,
професор кафедри обчислювальної техніки
та програмування.

Захист відбудеться «17» березня 2021 р. о 13^{00} годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, проспект Науки, 14.

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

Автореферат розісланий «16» лютого 2021 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради *Підпис* Є. І. Литвинова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Розроблення систем технічного та біомедичного діагностування пов'язано з необхідністю аналізу та оброблення інформації, обсяг якої постійно збільшується. Це обумовлено зростанням апаратних можливостей комп'ютерної техніки щодо збору та зберігання інформації, а також отриманням нової інформації про досліджувані об'єкти чи процеси. Для побудови систем діагностування потрібно мати відповідну діагностичну модель. У більшості випадків на практиці об'єкти діагностування є багатовимірними, нелінійними та не повністю дослідженими (теоретичні та експертні знання про об'єкти діагностування є неповними або відсутніми). Діагностування на основі даних є універсальним механізмом побудови діагностичних моделей у випадках, коли відсутні аналітичні описи об'єктів діагностування.

Методи обчислювального інтелекту (зокрема, нейро-нечіткі та еволюційні) є перспективним базисом для створення діагностичних моделей при розробці інтелектуальних систем діагностування, керованих даними. Проте відомі методи обчислювального інтелекту характеризуються значними витратами часу при послідовній реалізації обчислень, що суттєво обмежує їхнє застосування на практиці, особливо для задач великої розмірності. Синтезовані за допомогою таких методів діагностичні моделі, як правило, мають надмірну структуру та велику кількість параметрів, що у свою чергу призводить до низького рівня узагальнення даних, зменшення рівня зрозумілості моделі для людини (інтерпретовності моделі), а також значних витрат пам'яті. Це суттєво обмежує застосування відомих методів штучного інтелекту на практиці, особливо при розв'язанні задач великої розмірності. Крім того, у зв'язку з появою нових даних про досліджувані об'єкти виникає потреба переналаштування параметрів вже побудованої діагностичної моделі без повторного виконання складних процедур її синтезу за всім набором наявних даних.

Тому виникає потреба у розробленні методів побудови діагностичних моделей на основі інтелектуальних обчислень, що дозволять прискорити процес побудови моделей об'єктів діагностування, підвищити їх інтерпретовність та узагальнювальні можливості.

Значний внесок у розвиток обчислювального інтелекту, зокрема штучних нейронних і нейро-нечітких мереж та еволюційних обчислень, внесли Ф. Розенблатт, П. Вербос, Б. Уідроу, Д. Хопфілд, Д. Румельхарт, Л. Заде, Е. Мамдані, Т. Сугено, Д. Голланд, О.Г. Івахненко, Є.В. Бодянський, О.Г. Руденко, М.М. Корабльов, Ю.П. Зайченко, Н.М. Куссуль, В. І. Литвиненко, Ю.О.Скобцов, В.С. Степашко, В.Д. Дмитрієнко, С.Ю. Леонов та ін.

Таким чином, актуальною є науково-прикладна проблема розроблення та дослідження методів синтезу діагностичних моделей, які поєднують принципи інтелектуальних та паралельних обчислень, що дозволяє підвищити швидкість процесу побудови діагностичних моделей, збільшити їх інтерпретовність та узагальнювальні можливості.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана відповідно до планів науково-дослідних робіт (НДР) Національного університету «Запорізька політехніка» у межах таких держбюджетних тем: «Інтелектуальні інформаційні технології автоматизації проектування, моделювання, керування та діагностування виробничих процесів і систем» (номер державної реєстрації – 0112U005350), «Інтелектуальні інформаційні технології діагностування та автоматичної класифікації» (номер державної реєстрації – 0115U004676), «Методи і засоби обчислювального інтелекту та паралельного комп'ютингу для оброблення великих даних в системах діагностування» (номер державної реєстрації – 0116U007419), «Методи і засоби прийняття рішень для оброблення даних в інтелектуальних системах розпізнавання образів» (номер державної реєстрації – 0117U003920), «Інтелектуальні інформаційні технології обробки даних» (номер державної реєстрації – 0118U100063), «Інтелектуальні методи та програмні засоби діагностування й неруйнівного контролю якості техніки військового та цивільного призначення» (номер державної реєстрації – 0119U100360), а також у межах госпдоговірної НДР за договором між Національним університетом «Запорізька політехніка» та Акціонерним товариством «Мотор Січ» «Аналіз прогресивних технологій моделювання, оптимізації та інтелектуальної автоматизації етапів життєвого циклу авіаційних двигунів» (номер державної реєстрації – 0110U002624). У зазначених НДР здобувач брав участь як відповідальний виконавець, удосконалив та розробив методи оброблення даних для синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж та стохастичного пошуку.

Мета та завдання дослідження. Метою дисертаційної роботи є розроблення та дослідження методів високопродуктивного оброблення даних для синтезу діагностичних моделей, які поєднують інтелектуальні та паралельні обчислення для підвищення швидкості процесу побудови діагностичних моделей, збільшення їх інтерпретовності та узагальнювальних можливостей.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

– виконати аналіз та дослідження процесу синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж;

– розробити нові методи видобування продукційних правил на основі дерев розв'язків, негативного відбору та асоціативних правил для синтезу діагностичних моделей;

– розробити паралельний метод видобування знань при обробці великих вибірок даних;

– розробити систему критеріїв оцінювання індивідуальної та групової інформативності ознак;

– розробити метод редукції даних на основі стохастичного підходу та високопродуктивних обчислень;

– розробити метод синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей;

– розробити метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей;

– провести експериментальне дослідження розроблених методів обробки даних та синтезу діагностичних моделей.

Об'єктом дослідження є процес діагностування на основі даних.

Предметом дослідження є методи синтезу моделей в інтелектуальних системах діагностування.

Методи дослідження: для вирішення завдань, поставлених у дисертаційній роботі, використано методи: кластерного аналізу – для виявлення груп компактно розташованих екземплярів при синтезі діагностичних моделей; теорії нейро-нечітких мереж – як базис для синтезу діагностичних моделей; теорії паралельних обчислень – для розробки паралельних методів редукції даних та синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей; стохастичного пошуку та лінійної алгебри для створення нових методів оброблення даних на основі дерев розв'язків, асоціативних правил, негативного відбору та нейро-нечітких мереж; математичної статистики – для обчислення оцінок індивідуальної значущості ознак в процесі побудови дерев розв'язків, видобування асоціативних правил та синтезу нейро-нечітких мереж, а також для аналізу ефективності розроблених методів синтезу діагностичних моделей та перевірки достовірності отриманих результатів.

Наукова новизна отриманих результатів. Основні результати, які визначають наукову новизну роботи, полягають у такому.

Вперше запропоновано метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки, який при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, що дозволяє виключати малозначущі та надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнювальними властивостями.

Вперше запропоновано паралельний метод видобування продукційних правил на основі обчислювального інтелекту, що здійснює паралельну побудову інтелектуальних моделей, які узагальнюють задані вибірки даних у вигляді моделей на основі дерев розв'язків, асоціативних правил, негативного відбору, що дозволяє скоротити часові витрати на синтез моделей при обробленні великих обсягів діагностичних даних.

Вперше запропоновано паралельний стохастичний метод редукції даних, в якому використовуються різні стратегії інтелектуального пошуку та виконується оцінювання концентрованості контрольних точок навколо локальних екстремумів, що дозволяє розширити покриття простору пошуку, зменшити надмірну концентрацію рішень в областях локальних оптимумів для підвищення рівномірності пошуку, скоротити час пошуку, і, як наслідок, збільшити практичний поріг застосовуваності методів відбору ознак при обробці великих обсягів даних.

Вперше запропоновано метод параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж на основі паралельного стохастичного пошуку, в якому початкова множина рішень формується з урахуванням апріорної інформації про навчальну вибірку, з метою більш детального дослідження областей локальних оптимумів виконується розбиття поточної множини рішень на підмножини з урахуванням інформації про просторове розташування рішень, з наступним

пошуком оптимумів у кожній з них на відповідних процесах паралельної системи, обчислювально складні етапи пошуку виконуються на різних вузлах паралельної системи, оператори формування нової множини рішень враховують особливості параметрів, що налаштовуються, що дозволяє наблизити початкові точки пошуку до областей розташування екстремумів, виходити з можливих областей локальних екстремумів та прискорити процес параметричного синтезу діагностичних нейро-нечітких моделей.

Вперше запропоновано метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей, у якому виконується побудова кориґувального блоку, що узагальнює дані кориґувальних екземплярів, і впровадження його у вже існуючу модель, що дозволяє модифікувати діагностичні моделі з урахуванням інформації, отриманої в результаті нових спостережень.

Удосконалено стохастичний метод синтезу моделей на основі дерев розв'язків, який відрізняється використанням інформації про інформативність ознак, складність синтезованого дерева, точність його розпізнавання, що дозволяє на початковому етапі формувати множину деревоподібних структур, які характеризуються простою ієрархією та невисокою помилкою розпізнавання, у процесі пошуку створювати нові множини розв'язків з урахуванням інформації про значущість ознак та інтерпретовність генерованих дерев, що, у свою чергу, забезпечує можливість побудови дерева розв'язків з невеликою кількістю вузлів і зв'язків між ними та прийнятною точністю розпізнавання, а також можливість видобування на його основі найцінніших екземплярів для структурного синтезу діагностичних моделей.

Удосконалено стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил, який відрізняється попереднім розбиттям значень ознак на інтервали, використовує ймовірнісний перебір сполучень антецедентів і консеквентів асоціативних правил та апріорну інформацію про значущість термів й ознак, що дозволяє істотно скоротити кількість проходів по заданому набору даних, виявляти правила з високим рівнем вірогідності й інших критеріїв оцінювання їхньої якості.

Удосконалено модель подання стохастичного пошуку у ярусно-паралельній формі для параметричного синтезу нейро-нечітких мереж, яка відрізняється використанням апріорної інформації про навчальну вибірку та просторове розташування рішень, що дозволяє більш детально досліджувати області можливих оптимумів та скоротити час настроювання параметрів синтезованих діагностичних нейромоделей.

Удосконалено систему критеріїв оцінювання інформативності ознак, яка відрізняється можливістю визначення значущості ознак, виходячи з просторового розташування екземплярів різних класів, та не вимагає побудови моделей на основі оцінюваних комбінацій ознак, що істотно знижує часові й обчислювальні витрати в процесі відбору інформативних ознак.

Практичне значення отриманих результатів полягає у тому, що запропоновані методи оброблення діагностичних даних доведені до рівня практичної реалізації та дозволяють виконувати редукцію даних, видобування знань на основі дерев розв'язків, асоціативних правил та негативного відбору для структурного синтезу діагностичних моделей, а також будувати нейро-

нечіткі діагностичні мережі, прості і зручні для подальшого аналізу та використання на практиці.

Результати практичної реалізації показали, що застосування запропонованих у дисертаційній роботі методів синтезу діагностичних моделей дозволило значно підвищити швидкість побудови діагностичних моделей (у два та більше разів) у порівнянні з методами, які передбачають послідовну реалізацію обчислень, збільшити рівні інтерпретовності та узагальнення даних синтезованих моделей (на 20–40 %). Розроблені методи можуть застосовуватися до широкого кола задач діагностування, де є невідомими експертні знання про об'єкти діагностування (або природа яких є недостатньо вивченою), є адаптивними відносно експериментальних спостережень та можуть бути використані при синтезі діагностичних моделей на основі великих вибірок даних. Розроблені методи синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж можуть знайти широке застосування та практичне використання при створенні інтелектуальних систем діагностування у різних галузях економіки, зокрема у авіадвигунобудуванні, військовій промисловості, приладобудуванні, медицині тощо.

Результати дисертаційної роботи апробовано та впроваджено на Державному підприємстві «Запорізьке машинобудівне конструкторське бюро «Прогрес» імені академіка О.Г. Івченка (акт впровадження від 27.02.2020), на Лубенському верстатобудівному заводі Акціонерного товариства «Мотор Січ» (акт впровадження від 10.03.2020), на Публічному акціонерному товаристві «Запорізький металургійний комбінат «Запоріжсталь» (акт впровадження від 28.01.2020), у Запорізькому державному медичному університеті (акт впровадження від 2.03.2020), у практичну діяльність Товариства з обмеженою відповідальністю «СофтХ» (акт впровадження від 20.02.2020), у практичну діяльність Товариства з обмеженою відповідальністю «Науково-виробниче підприємство «Енергоальянс» (акт впровадження від 14.04.2016), у практичну діяльність товариства з обмеженою відповідальністю «Дніпро-Трейд» (акт впровадження від 15.06.2020), де використовуються для побудови діагностичних моделей технічних та медичних об'єктів. Наукові положення, висновки і рекомендації, викладені в дисертаційній роботі, використано при підготовці дисциплін «Інтелектуальні системи», «Основи обчислювального інтелекту», «Еволюційне моделювання» на кафедрі програмних засобів Національного університету «Запорізька політехніка» (акт впровадження від 05.03.20).

Особистий внесок здобувача. Всі основні наукові результати дисертаційної роботи отримано автором особисто. Роботу з експериментального дослідження програмних модулів, що реалізують запропоновані у роботі методи синтезу діагностичних моделей, проведено разом із співавторами, прізвища яких наведено у бібліографічному списку. У роботах, написаних зі співавторами, здобувачеві належать такі результати: [1] – метод синтезу нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку; [2] – паралельний стохастичний метод редукції даних; [3] – аналіз методів редукції даних для розв'язання завдань діагностування; [5] – стохастичний метод синтезу дерев розв'язків; [6] – дослідження ефективності використання еволюційного підходу для синтезу дерев розв'язків; [8] –

стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил; [9] – метод видобування діагностичних правил для випадку нерівномірного розподілу екземплярів по класам навчальної вибірки; [11] – розробка методу синтезу продукційних правил на основі негативного відбору; [12] – паралельний метод видобування продукційних правил на основі обчислювального інтелекту; [13] – експериментальне дослідження паралельного методу видобування продукційних правил; [14] – модель планування ресурсів паралельної обчислювальної системи при видобуванні продукційних правил; [18] – дослідження ефективності використання мультиагентного підходу для відбору інформативних ознак; [19] – паралельний мультиагентний метод редукції великих масивів даних; [20] – система критеріїв оцінювання інформативності ознак; [21] – розробка паралельного методу редукції даних на основі стохастичного підходу; [22] – модель процесу параметричного синтезу нейро-нечітких мереж у ярусно-паралельній формі; [23] – аналіз доцільності використання паралельного випадкового пошуку для навчання нейро-нечітких мереж; [24] – розробка методу синтезу діагностичних нейромоделей на основі еволюційної оптимізації; [25] – експериментальне дослідження методу синтезу нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку; [26] – синтез моделі планування ресурсів паралельної обчислювальної системи при побудові нейро-нечітких мереж; [27] – метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей; [28] – технологія синтезу діагностичних моделей на основі паралельних обчислень; [29] – обґрунтування доцільності застосування дерев розв’язків для структурного синтезу нейро-нечітких мереж; [30] – дослідження процесу редукції даних з використанням асоціативних правил; [31] – обґрунтування доцільності застосування асоціативних правил для структурного синтезу нейро-нечітких моделей; [32] – дослідження методу редукції даних для синтезу нейро-нечітких мереж; [33] – аналітичний огляд процесу застосування дерев розв’язків для технічного діагностування; [34] – обґрунтування доцільності застосування дерев розв’язків для редукції даних; [36] – паралельний мультиагентний підхід для редукції великих масивів даних; [37] – розробка та дослідження критеріїв оцінювання інформативності ознак для синтезу діагностичних моделей; [38] – паралельний підхід до видобування продукційних правил; [39] – дослідження паралельного методу редукції даних для технічного діагностування; [40] – обґрунтування доцільності застосування паралельного стохастичного пошуку для відбору ознак; [42] – дослідження технології параметричного синтезу нейро-фаззі мереж; [43] – аналітичний огляд процесу синтезу нейро-нечітких моделей; [44] – експериментальне дослідження процесу синтезу нейро-нечітких мереж на векторному процесорі; [45] – вирішення задачі медичного діагностування на основі обчислювального інтелекту; [47] – дослідження ефективності застосування дерев розв’язків для синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей; [48] – процедура виділення термів ознак для скорочення навчальних вибірок даних; [49] – дослідження процесу редукції даних для синтезу діагностичних моделей; [50] – обґрунтування доцільності редукції даних на основі асоціативних правил; [51] – аналітичний огляд моделей на основі нейронних мереж; [52] – дослідження процесу прийняття рішень на основі інтелектуальних технологій; [53] – модифікація процесу стохастичного пошуку на основі еволюційних обчислень;

[54] – експериментальне дослідження методу генетичного пошуку; [55] – синтез діагностичних моделей на основі інтелектуальних обчислень; [56] – розробка способу відбору інформативних ознак великих даних; [57] – розв'язання завдання технічного діагностування на основі дерев розв'язків; [59] – модифікація генетичних операторів у стохастичному методі еволюційного пошуку.

Апробація матеріалів дисертації. Основні результати дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на міжнародних конференціях і форумах: International Conference "Information and Digital Technologies (IDT'2015)", 7–9 July 2015 (Zilina, Slovak Republic); IEEE First International Conference "Data Stream Mining & Processing (DSMP)", 23-27 August 2016 (Lviv); 14th International Conference "Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET'2018)", 20-24 February 2018 (Lviv); 9th IEEE International Conference "Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT'2018)", 24-27 May, 2018 (Kyiv); XIIIth International Scientific and Technical Conference "Computer Science and Information Technologies (CSIT'2018)", 11-14 September, 2018 (Lviv); IEEE First Ukraine Conference "Electrical and Computer Engineering (UKRCON)", May 29 – June 2, 2017 (Kyiv); 5th International Scientific-Practical Conference "Problems of Infocommunications. Science and Technology (PICST2018)", 9–12 October 2018 (Kharkiv); 2nd International Workshop "Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019)", 15-19 April, 2019 (Zaporizhzhia); 2nd International Workshop "Informatics and Data-Driven Medicine (IDDM 2019)", 11–13 November 2019 (Lviv); IV Всеукраїнська науково-практична конференція «Інформаційні технології та автоматизація», 12-14 жовтня 2011 р. (Одеса); II та V Всеукраїнська науково-технічна конференція «Інформаційні управляючі системи та комп'ютерний моніторинг (ІУС КМ)», 11-13 квітня 2011 р., 22–23 квітня 2014 р. (Донецьк); I та III Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні інформаційні системи та технології (AIST)», 15–18 травня 2012 р., 14–16 травня 2014 р. (Суми); IX Міжнародна науково-технічна конференція «Інформатика та комп'ютерні технології», 4-6 листопада 2013 р. (Донецьк); XIV Міжнародна конференція «Информатика: проблемы, методология, технологии», 6-8 лютого 2014 р. (Воронеж); Науково-технічна конференція «Інформатика, управління та штучний інтелект», 26–27 листопада 2014 р. (Харків); I Українська конференція «Інформаційні технології (ІТ–2014)», 22–23 травня 2014 р. (Київ); Науково-практична конференція «Тиждень науки», 14–18 квітня 2014 р., 18–21 квітня 2017 р. (Запоріжжя); VIII та IX Міжнародна науково-практична конференція «Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій», 21–23 вересня 2016 р., 03–05 жовтня 2018 р. (Запоріжжя); Всеукраїнська науково-практична конференція «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» , 21-23 березня 2018 р. (Кривий Ріг).

Публікації. Матеріали дисертації повною мірою викладені у 59 публікаціях, з яких 32 наукові публікації розкривають основний зміст дисертації, зокрема опубліковано 20 статей у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України з технічних наук (з них 5 статей опубліковано одноосібно, 12 статей включено у міжнародні наукометричні бази

Scopus та/або Web of Science), 10 статей у закордонних виданнях, проіндексованих у базах даних Scopus та/або Web of Science, 2 монографії. Опубліковано 23 тези доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій (8 англійською мовою, включені д міжнародну наукометричну базу Scopus), які засвідчують апробацію матеріалів дисертації, 4 наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації, зокрема 2 патенти України на винахід.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, 7 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи складає 439 сторінок тексту, що містять 2 анотації на 33 сторінках, 37 рисунків, 20 таблиць, список використаних джерел з 352 найменувань на 40 сторінках, 3 додатки на 43 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність обраної теми дисертації, вказано зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами, сформульовано мету та основні завдання дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи дослідження, сформульовано наукову новизну та практичне значення одержаних результатів роботи, наведено характеристику особистого внеску здобувача у роботи, виконані у співавторстві, відомості про апробацію та практичну реалізацію результатів роботи, а також структуру та обсяг дисертації.

У **першому розділі** розглянуто стан проблеми діагностування на основі даних. Визначено, що завдання синтезу діагностичної моделі полягає в ідентифікації її параметрів і структури моделі за заданим набором даних $S =< P, T >$, що містить Q екземплярів, кожен з яких характеризується значеннями ознак p_{q1}, p_{q2}, …, p_{qM}, і вихідного параметра t_q, де p_{qm} – значення m-ї ознаки q-го екземпляру, $q = 1, 2, ..., Q$, $m = 1, 2, ..., M$; M – загальна кількість ознак у множині S. При цьому структура моделі та її параметри обираються таким чином, щоб забезпечувалося прийнятне значення заданого критерію якості G. Як цільовий критерій G при синтезі моделей діагностування можуть бути використані, наприклад, помилка розпізнавання $E = N_{er} / Q$ (в задачах з дискретним виходом T, де N_{er} – кількість невірно розпізнаних спостережень вибірки S за синтезованою моделлю), або середньоквадратична помилка (у випадках, коли вихідний параметр T може приймати дійсні значення з деякого діапазону $T \in [t_{\min}; t_{\max}]$).

Проаналізовано властивості та характеристики навчальних вибірок вхідних даних $S =< P, T >$, що використовуються в процесі побудови моделей об'єктів діагностування. Відзначено, що в наш час наборам навчальних даних властиві наявність пропущених і суперечливих значень, різні типи вхідних атрибутів і вихідного параметру об'єктів вибірки, шумів, неструктурований характер даних, великі обсяги надлишкових даних та інші характеристики, які суттєво уповільнюють, ускладнюють, а в деяких випадках і роблять

неможливим застосування існуючих методів обробки діагностичних даних. Наявність зазначених недоліків обумовлює необхідність розробки нових методів і засобів обробки даних, здатних підвищити швидкість обробки інформації, а також поліпшити узагальнювальні та апроксимаційні властивості діагностичних моделей, синтезованих на основі наявних наборів даних.

Проведено аналіз методів попередньої обробки даних для синтезу діагностичних моделей. Встановлено, що процес редукції даних при діагностуванні пов'язаний з необхідністю оцінювання інформативності ознак. Однак відомі критерії оцінювання індивідуальної і групової інформативності, як правило, ґрунтуються на припущенні про те, що ознаки вибірки є незалежними величинами, інші критерії дозволяють встановити ступінь тісноти зв'язку випадкових величин тільки лінійного виду, деякі засновані на дуже довгому та високоітеративному процесі побудови моделей для оцінювання значущості наборів ознак, що суттєво ускладнює застосування таких критеріїв на практиці і викликає потребу розробки нових критеріїв оцінювання індивідуальної та групової інформативності ознак. Обґрунтовано доцільність розробки нового методу відбору інформативних ознак, заснованого на стохастичному підході та високопродуктивних обчисленнях. Показано, що істотні витрати часу при виконанні обчислювальних процедур в процесі редукції даних шляхом видобування продукційних правил ускладнюють застосування існуючих методів при вирішенні практичних завдань діагностування, що обумовлює необхідність модифікації існуючих і створення нових методів і засобів побудови наборів правил на основі еволюційних обчислень.

Розглянуто різні типи моделей, які можуть використовуватися для розв'язання завдань діагностування. В якості базису для синтезу діагностичних моделей запропоновано вибрати моделі на основі нейронних мереж, які характеризуються високими апроксимаційними та узагальнювальними здібностями, в силу природного паралелізму можуть бути легко реалізовані на паралельних обчислювальних системах, що дозволяє істотно спростити процес діагностування на основі таких моделей. Проаналізовано різні види нейронних мереж. Встановлено, що в якості діагностичних моделей на основі нейронних мереж ефективно можуть застосовуватися нейро-нечіткі мережі, що являють собою нелінійні моделі, які є легкими у використанні та розумінні, а також, на відміну від статистичних та регресійних моделей є універсальними апроксиматорами, що дозволяє їх використовувати для відновлення складних нелінійних залежностей різних вибірок даних. Відзначено, що на відміну від багатошарових персептронів, які являють собою моделі "чорна скриня" (за якими користувач не може пояснити, яким чином обчислюється значення вихідного параметра за заданим набором вхідних ознак), нейро-нечіткі мережі є більш доступними до розуміння експертами в прикладних областях, дозволяють генерувати набори легко доступних та інтерпретовних продукційних правил, крім того, такі моделі дозволяють більш ефективно обробляти набори, що характеризуються невизначеністю та суперечливістю даних.

Проаналізовано процес і методи синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей. Визначено, що для синтезу нейро-нечітких мереж ефективно можуть застосовуватися еволюційні методи, які є методами стохастичної оптимізації та не висувають вимог до виду цільової функції і дозволяють вирішувати завдання структурного та параметричного синтезу нейро-нечітких моделей. Показано, що суттєвим недоліком еволюційних методів є їх висока ітеративність, і, відповідно, високі вимоги до обчислювальних ресурсів комп'ютера і часу, які витрачаються на оптимізаційний процес, що обумовлює необхідність прискорення процесу еволюційної оптимізації шляхом розробки нових високопродуктивних еволюційних методів, які дозволять скоротити час синтезу і навчання нейро-нечітких діагностичних моделей при побудові систем діагностування та неруйнівного контролю якості.

Наприкінці розділу, виходячи з проведеного аналізу, сформульовано науково-прикладну проблему розроблення та дослідження методів синтезу діагностичних моделей, які поєднують принципи інтелектуальних та паралельних обчислень, що дозволяє підвищити швидкість процесу побудови діагностичних моделей, збільшити їх інтерпретовність та узагальнювальні можливості. Поставлено мету та задачі наукового дослідження. Для вирішення зазначених проблем розроблено методи, описані у наступних розділах роботи.

У **другому розділі** запропоновано методи видобування продукційних правил на основі дерев розв'язків, негативного відбору та асоціативних правил для синтезу діагностичних моделей.

У *стохастичному методі синтезу дерев розв'язків* на етапі ініціалізації генерується початкова множина рішень $R^{(0)} = \left\{\chi_1^{(0)}, \chi_2^{(0)}, ..., \chi_{N\chi}^{(0)}\right\}$, де N_χ – кількість рішень у множині $R^{(0)}$. Кожне *k*-те рішення χ_k являє собою структуру, що відповідає деякому дереву розв'язків (рис. 1) та являє собою набір взаємозалежних вузлів виду $d_{ab} =< p_{mab}, p_{TRab}, d_{(a+1)(2b-1)}, d_{(a+1)(2b)} >$, які містять інформацію про ознаку p_{mab}, по якій виконується розбиття, граничне значення p_{TRab} ознаки p_{mab}, посилання на лівого $d_{(a+1)(2b-1)}$ та правого $d_{(a+1)(2b)}$ нащадків.

При виборі ознаки-перевірки p_{mab} для вузла d_{ab} запропоновано використовувати апріорну інформацію про значущість ознак V_m. Оцінювання інформативності ознак виконується виходячи з їхньої значущості для визначення границь кластерів екземплярів у ознаковому просторі. Ознака p_m є тим важливішою для кластера Cl_c ($c = 1, 2, ..., N_{cl}$), чим меншою є ширина розкиду σ_{mc} її значень у цьому кластері, розрахована за формулою (1):

$$\sigma_{mc} = \sqrt{\sum_{q=1}^{N_{inst}(Cl_c)} \left(p_{mq} - \overline{p_{mc}}\right)^2}, \qquad (1)$$

де p_{mq} – значення *m*-ї ознаки *q*-го екземпляра, що входить у *c*-й кластер; $\overline{p_{mc}}$ – середнє значення *m*-ї ознаки p_m в *c*-му кластері; $N_{inst}(Cl_c)$ – кількість екземплярів *c*-го кластера Cl_c.

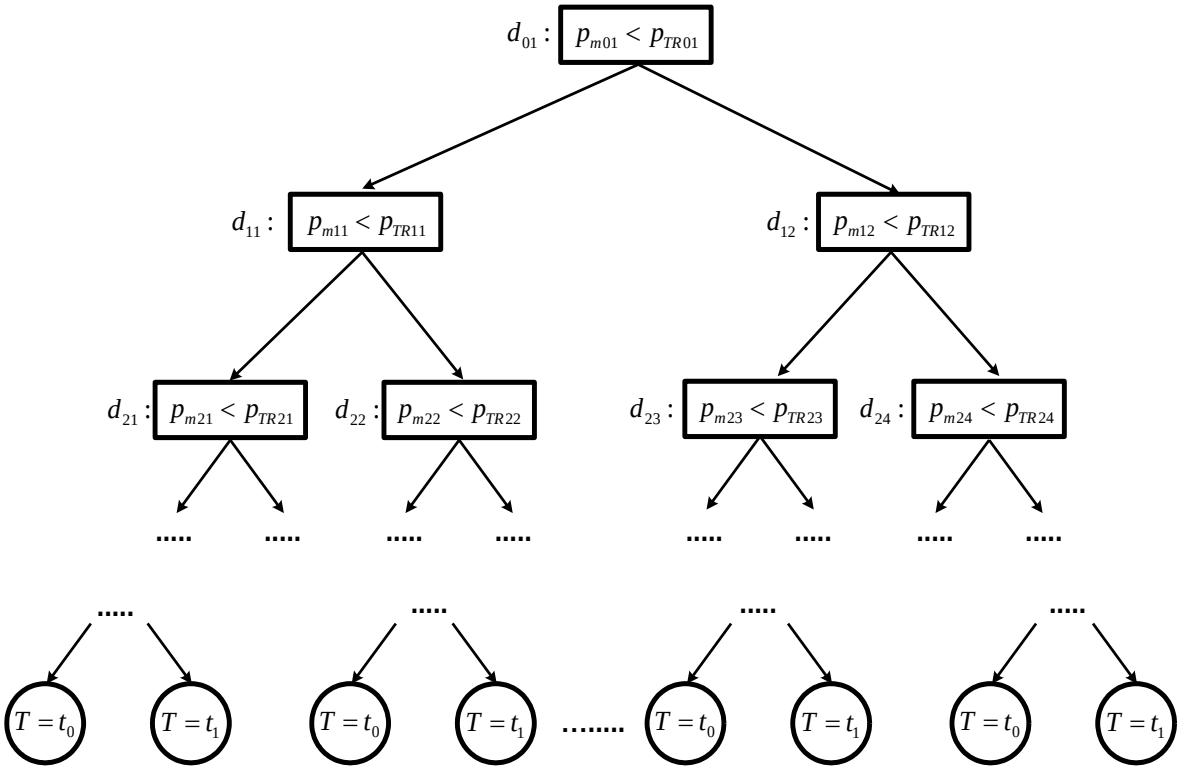

Рисунок 1 – Схематичне подання структури χ_k при синтезі дерев розв'язків

Потім для кожного c-го кластера Cl_c ознаки ранжируються $R\sigma_{mc}$ у залежності від значення величини σ_{mc}. Значення загального рангу $R\sigma_m$ m-ї ознаки p_m по всіх N_{cl} кластерах визначається як сума значень рангів $R\sigma_{mc}$ за формулою (2):

$$R\sigma_m = \sum_{c=1}^{N_{Cl}} R\sigma_{mc}\,. \tag{2}$$

Оцінка індивідуальної інформативності V_m m-ї ознаки визначається за формулою (3):

$$V_m = \frac{R\sigma_m}{\max\limits_{n=1,2,...,M}\{R\sigma_n\}}. \tag{3}$$

Ознаки p_m з високими оцінками індивідуальної інформативності V_m є більш значущими, тому у запропонованому методі такі ознаки мають більшу імовірність вибору як ознаки-перевірки p_{mab} для відповідного вузла d_{ab}.

Вибір ознаки p_m для використання у вузлі-перевірці d_{ab} виконується, виходячи зі значення величини V_{m_norm} нормованої оцінки інформативності. Для цього послідовно переглядаються ознаки $p_1, p_2, ..., p_M$ і порівнюються значення величин V_{m_norm} з випадково згенерованим числом $rand[0;1]$ в інтервалі [0; 1]. У випадку, якщо виконується умова $V_{m_\mathrm{norm}} \geq rand[0;1]$, то ознака p_m вважається такою, що добре розподіляє екземпляри на класи, і включається до поточного вузла d_{ab} дерева розв'язків χ_k як ознака-перевірка.

Далі для ознаки-перевірки p_{mab} у вузлі d_{ab} виконується визначення граничного значення p_{TRab}. Для цього розраховуються значення помилки розпізнавання E_{ab} екземплярів S_{ab}, що попадають у вузол d_{ab}, при різних значеннях $p_{TRab} \in [p_{mab\min}; p_{mab\max}]$, і вибирається таке значення p_{TRab}, при якому значення помилки розпізнавання E_{ab} буде найменшим. Якщо знайдено значення p_{TRab}, при якому помилка розпізнавання знаходиться в припустимих межах $E_{ab} < E_{TR}$, то нащадками поточного вузла будуть вузли, що являють собою листи дерева χ_k. Аналогічним чином на етапі ініціалізації формується N_χ дерев розв'язків χ_k.

Потім виконується оцінювання якості синтезованих дерев розв'язків χ_k, $k = 1, 2, ..., N_\chi$. Для цього пропонується використовувати цільову функцію $G = G(\chi_k)$ (4), що враховує інтерпретовність дерева $Int(\chi_k)$ і його розпізнавальні властивості (помилку розпізнавання $E(\chi_k)$):

$$G(\chi_k) = \gamma_1 Int(\chi_k) + \gamma_2 E(\chi_k), \quad (4)$$

де γ_1 і γ_2 – коефіцієнти, що дозволяють врахувати важливість критеріїв $Int(\chi_k)$ та $E(\chi_k)$, відповідно. Після оцінювання якості синтезованих дерев розв'язків χ_k, $k = 1, 2, ..., N_\chi$ виконується перевірка критеріїв зупинення стохастичного пошуку.

При невиконанні критеріїв зупинення виконується оператор відбору рішень χ_k для формування нової множини рішень $R^{(i)} \to R^{(i+1)} = \{\chi_1^{(i+1)}, \chi_2^{(i+1)}, ..., \chi_{N\chi}^{(i+1)}\}$. Відбір виконується, виходячи зі значень цільових функцій $G(\chi_k)$. Потім на основі відібраних рішень χ_k виконується створення нових рішень $\chi_k^{(i+1)}$. Для цього з множини відібраних рішень $RP^{(i)}$ вибираються випадковим чином два рішення $\chi_{parent\,1}$ і $\chi_{parent\,2}$. Після чого в кожному з рішень-батьків вибираються вузли $d_{abparent\,1}$ і $d_{abparent\,2}$, по яких буде здійснюватися обмін між відповідними частинами дерев розв'язків $\chi_{parent\,1}$ і $\chi_{parent\,2}$. У результаті такого обміну утворюються два нових рішення $\chi_{child\,1}$ і $\chi_{child\,2}$. Після цього виконується перерахунок граничних значень p_{TRab} ознак-перевірок p_{mab} від вузла $d_{abparent\,2}$ ($d_{abparent\,1}$) дерева $\chi_{child\,1}$ ($\chi_{child\,2}$) до відповідних кінцевих вузлів, що містять значення вихідного параметра. Такий підхід дозволяє для однакових батьків створювати множину нащадків.

Нові рішення $\chi_k^{(i+1)}$ також створюються за допомогою оператору мутації. Для цього з множини $RP^{(i)}$ відбирається рішення $\chi_{mutated}$, у якому випадковим чином вибирається мутуючий вузол $d_{abmutated}$, потім у цьому вузлі виконується заміна ознаки-перевірки p_{mab} на іншу, що не міститься у вузлах дерева $\chi_{mutated}$

по напрямку від його кореня до вузла $d_{abmutated}$, включно. Після визначення нової ознаки-перевірки, виконується перерахунок її граничного значення p_{TRab} і подальше переформатування дерева, починаючи від вузла $d_{abmutated}$ (аналогічно етапу ініціалізації відбувається побудова фрагмента дерева від вузла $d_{abmutated}$).

У нову множину рішень $R^{(i+1)}$ заносяться рішення, створені за допомогою схрещування і мутації, а також елітні рішення $\chi_k^{(i)}$ з множини $R^{(i)}$, що характеризуються найкращими значеннями цільової функції $G\left(\chi_k^{(i)}\right)$ в популяції $R^{(i)}$.

Потім виконується оцінювання значень цільової функції G для рішень $\chi_k^{(i+1)}$: $G = G\left(\chi_k^{(i+1)}\right)$, $k = 1,2,...,N_\chi$ і формування нової множини $R^{(i+2)} = \left\{\chi_1^{(i+2)}, \chi_2^{(i+2)}, ..., \chi_{N\chi}^{(i+2)}\right\}$. Даний процес продовжується до виконання критеріїв зупинення. Результатом виконання стохастичного методу синтезу дерев розв'язків є дерево χ_{opt} з мінімальним значенням цільової функції $G\left(\chi_{opt}\right) = \min\limits_{k=1,2,...,N_\chi}\left\{G\left(\chi_k\right)\right\}$. Після цього на основі синтезованого дерева розв'язків χ_{opt} виконується видобування правил RB, що являють собою найбільш цінні екземпляри.

Таким чином, запропонований стохастичний метод синтезу моделей на основі дерев розв'язків використовує інформацію про інформативність ознак, складність синтезованого дерева, а також точність його розпізнавання. Це дозволяє на початковому етапі формувати множину деревоподібних структур, які характеризуються простою ієрархією і невисокою помилкою розпізнавання, у процесі пошуку створювати нові множини рішень з урахуванням інформації про значущість ознак та інтерпретовність генерованих дерев, що, у свою чергу, забезпечує можливість побудови дерева розв'язків з невеликою кількістю елементів (вузлів і зв'язків між ними) і прийнятною точністю розпізнавання, а також видобування на його основі найбільш цінних екземплярів, що можуть використовуватися для побудови діагностичних моделей.

У *стохастичному методі видобування чисельних асоціативних правил* на початковому етапі відбувається розбиття значень ознак P на інтервали. Для цього виділяються групи компактно розташованих екземплярів в одновимірному просторі кожної ознаки $Cl_m = \left\{Cl_{1m}, Cl_{2m}, ...Cl_{N_{\text{int}}m}\right\}$. Потім на основі границь $Cl_{n\min m}$ і $Cl_{n\max m}$ ($n = 1,2,...,N_{\text{int}\,m}$, $m = 1,2,...,M$) виділених кластерів визначаються інтервали значень (терми) $[Cl_{n\min m}; Cl_{n\max m})$ ознак p_m. Після цього генерується N_χ рішень для виконання стохастичного пошуку. Рішення χ_k при видобуванні асоціативних правил подається у вигляді множини параметрів $\chi_k = \{g_{1k}, g_{2k}, ..., g_{N_g k}\}$, де g_{mk} – m-й параметр рішення, що містить інформацію про номер терму Δp_{nm} m-ї ознаки p_m (або її відсутність) у k-му асоціативному правилі $A_k : P_k \to T_k$ (рис. 2).

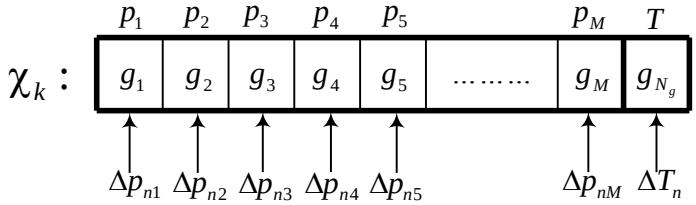

Рисунок 2 – Подання структури χ_k при видобуванні асоціативних правил

Значення *m*-го параметру g_m кожного *k*-го рішення χ_k визначаються в такий спосіб. Якщо випадково згенероване число $rnd = rand[0;1]$ перевищує частоту ν_m появи *m*-ї ознаки p_m у вибірці S ($rnd > \nu_m$, $\nu_m = N(p_m)/Q$), то значенню параметра g_m рішення χ_k присвоюється нульове значення ($g_{mk} = 0$), що характеризує відсутність *m*-ї ознаки в *k*-му асоціативному правилі χ_k. У випадку, якщо $rnd \le \nu_m$, значенню параметра g_m правила χ_k присвоюється номер *n* інтервалу (терму) Δp_{nm} ознаки p_m в залежності від частоти його наявності у вибірці *S*.

Потім обчислюється вірогідність $\mathrm{conf}(\chi_k)$ кожного рішення. Для цього рішення χ_k перетворюються в асоціативні правила: $\chi_k \to A_k$. При цьому асоціативне правило A_k формується з ненульових параметрів g_{mk} рішення χ_k, у результаті чого виходить імплікація вигляду $\bigcap(p_m \in p_{nm}) \to T$. Після цього у поточну множину рішень вводяться достовірні асоціативні правила A_k – правила з рівнем вірогідності $\mathrm{conf}(A_k)$, не нижче заданого *minconf*: $\mathrm{conf}(A_k) \ge minconf$. Крім критерію вірогідності $\mathrm{conf}(A_k)$ для більш детального дослідження асоціативних правил, що видобуваються, при стохастичному пошуку також пропонується враховувати інші критерії, зокрема інформативність правила $VI(A_k)$ (5):

$$VI(A_k) = \frac{1}{N(P_k)} \mathrm{confG}(A_k) \sum_{m:\, p_m \in P_k} V_m , \qquad (5)$$

де $\mathrm{confG}(A_k)$ – загальна вірогідність правила A_k, що враховує частоту виконання як позитивних так і негативних умов правил $A_k : P_k \to T_k$ та розраховується за формулою (6); V_m – оцінка індивідуальної інформативності *m*-ї ознаки p_m, яка визначається як сума індивідуальних інформативностей V_{nm} термів цієї ознаки (7):

$$\mathrm{confG}(A_k) = \frac{1}{2}\left(\mathrm{conf}(P_k \to T_k) + \mathrm{conf}\left(\overline{P_k} \to \overline{T_k}\right)\right) = \frac{1}{2}\left(\frac{\mathrm{supp}(P_k \cup T_k)}{\mathrm{supp}(P_k)} + \frac{\mathrm{supp}\left(\overline{P_k} \cup \overline{T_k}\right)}{\mathrm{supp}\left(\overline{P_k}\right)}\right), \qquad (6)$$

$$V_{nm} = 1 + \sum_{l=1}^{N_{\mathrm{int}\,T}} \rho(\Delta p_{nm}, T_l) \log \rho(\Delta p_{nm}, T_l), \qquad (7)$$

де $\rho(\Delta p_{nm}, T_l) = N(p_{nm}, T_l)/N(p_{nm})$ – умовна імовірність того, що значення вихідного параметра *T* потрапить у *l*-й інтервал T_l за умови, що *m*-та ознака p_m потрапить у *n*-й терм Δp_{nm}; $N_{\mathrm{int}}(T)$ – кількість інтервалів, на які розбивається діапазон значень вихідного параметра *T*.

Після обчислення оцінок якості видобутих асоціативних правил χ_k ($A_k : P_k \to T_k$), $k = 1,2,...,N_\chi$ відбувається перевірка критеріїв завершення стохастичного пошуку. У випадку невиконання таких критеріїв відбувається формування нових N_χ рішень χ_k. Для цього на основі рішень $\chi_{parent\ 1} = \{g_{1parent\ 1}, g_{2\,parent\ 1}, ..., g_{N_g\,parent\ 1}\}$ і $\chi_{parent\ 2} = \{g_{1parent\ 2}, g_{2\,parent\ 2}, ..., g_{N_g\,parent\ 2}\}$ створюється нове рішення χ_{child}, значення параметрів g_{mchild} якого визначаються за формулою (8):

$$g_{mchild} = \begin{cases} g_{mparent\ 1},\ rnd \in \left[0; \dfrac{V_{mparent\ 1}}{V_{mparent\ 1} + V_{mparent\ 2}}\right); \\ g_{mparent\ 2},\ rnd \in \left[\dfrac{V_{mparent\ 1}}{V_{mparent\ 1} + V_{mparent\ 2}}; 1\right], \end{cases} \quad (8)$$

де $V_{mparent\ 1}$ і $V_{mparent\ 2}$ – інформативність $g_{mparent\ 1}$-го і $g_{mparent\ 2}$-го термів m-ї ознаки, відповідно; $rnd = rand[0;1]$.

Потім виконується обчислення вірогідності $\mathrm{conf}(\chi_k)$ й інших критеріїв оцінювання рішень χ_k з нової популяції $R^{(i+1)}$ з наступним внесенням кращих з рішень χ_k у множину $A = \{A_1, A_2, ..., A_{N_A}\}$, і при невиконанні критеріїв зупинення стохастичного пошуку відбувається створення нової множини рішень $R^{(i+2)}$. У результаті стохастичного пошуку видобувається набір $A = \{A_1, A_2, ..., A_{N_A}\}$ асоціативних правил, що характеризуються прийнятними значеннями заданих критеріїв оцінювання якості правил.

Таким чином, стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил відрізняється попереднім розбиттям значень ознак на інтервали, враховуючи при цьому ширину діапазону значень і частоту потрапляння ознак у кожний з термів, використовує ймовірнісний підхід для перебору різних сполучень антецедентів і консеквентів асоціативних правил, використовує апріорну інформацію про значущість термів і ознак. Це дозволяє обробляти набори чисельних даних *S*, що містять велику кількість пропущених значень, не здійснювати істотну кількість проходів по заданому набору даних, виявляти правила з високим рівнем вірогідності й інших критеріїв оцінювання їхньої якості.

Для обробки даних навчальних вибірок *S*, що характеризуються суттєвою різницею кількості екземплярів різних класів запропоновано *метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору* для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки. У розробленому методі на початковому етапі оцінюється значущість ознак p_m по відношенню до вихідного параметра *T*, що дозволяє виявляти та виключити з подальшого розгляду малозначущі ознаки, скоротивши тим самим простір пошуку та час виконання методу. Далі виконується побудова множини детекторів – структур, що дозволяють визначити, чи відноситься оцінюваний екземпляр до

визначеного класу. Кандидат у детектори подається у вигляді гіперкуба $Ab_1 =< Ab_{1\min}, Ab_{1\max} > \in AB_1$, де $Ab_{1\min} = \{Ab_{11\min}, Ab_{12\min}, ..., Ab_{1M\min}\}$ і $Ab_{1\max} = \{Ab_{11\max}, Ab_{12\max}, ..., Ab_{1M\max}\}$ – відповідно, набори мінімальних і максимальних значень m-х ознак кандидата в детектори Ab_1; $Ab_{1m\min} = \min\limits_{q=1,2,...,Q_1}(p_{qm}),\quad m = 1,2,...,M$; $Ab_{1m\max} = \max\limits_{q=1,2,...,Q_1}(p_{qm}),\quad m = 1,2,...,M$. Множина AB_1 детекторів Ab_k формується на основі набору «своїх» екземплярів S_1 і дозволяє виявляти серед невідомих екземплярів «чужі», тобто такі, які не відносяться до класу t_1'.

Потім для кожного q-го екземпляра s_q вибірки $S_1 =< P, T = t_1 >$ визначається його відповідність кандидату в детектори Ab_k за формулою (9):

$$eq(Ab_k, s_q) = \begin{cases} 1, \left(\sum\limits_{m=1}^{M} \{1 \mid (Ab_{km\min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km\max} > p_{qm})\} \right) = M; \\ 0, \left(\sum\limits_{m=1}^{M} \{1 \mid (Ab_{km\min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km\max} > p_{qm})\} \right) \neq M, \end{cases} \quad (9)$$

де сума $\sum\limits_{m=1}^{M} \{1 \mid (Ab_{km\min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km\max} > p_{qm})\}$ визначає кількість відповідностей значень ознак p_{qm} q-го екземпляра кандидату Ab_k. Якщо $\left(\sum\limits_{m=1}^{M} \{1 \mid (Ab_{km\min} < p_{qm}) \wedge (Ab_{km\max} > p_{qm})\} \right) = M$, то вважається, що екземпляр $s_q =< p_{qm}, t_q >$ відповідає кандидату в детектори Ab_k.

При виконанні умови $\exists s_q \in S_1 : eq(Ab_k, s_q) = 1$ відбувається етап донавчання кандидата Ab_k. Для цього вибирається кортеж однієї з ознак $Ab_{km} =< Ab_{km\min}, Ab_{km\max} >$, по яких кандидат у детектори Ab_k збігається з екземпляром s_q. Далі перетворюється одне з граничних значень m-ї ознаки кандидата Ab_k: $Ab_{km\min} = p_{qm} + \eta_n(Ab_{km\max} - p_{qm})$, $Ab_{km\max} = p_{qm} - \eta_n(p_{qm} - Ab_{km\min})$.

Після того, як у множині $S_1 =< P, T = t_1 >$ не залишиться екземплярів s_q, при зіставленні з якими активізується кандидат Ab_k, виконується етап оцінювання пристосованості кандидата Ab_k до узагальнення даних. Як критерій оцінювання здатності детектора Ab_k до узагальнення даних використовуються характеристики (10) та (11):

$$G_1(Ab_k) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{M} \frac{Ab_{km\max} - Ab_{km\min}}{p_{m\max} - p_{m\min}}, \quad (10)$$

$$G_2(Ab_k) = \frac{\prod\limits_{m=1}^{M} (Ab_{km\max} - Ab_{km\min})}{\prod\limits_{m=1}^{M} (p_{m\max} - p_{m\min})}, \quad (11)$$

де $p_{m\min} = \min\limits_{q=1,2,...,Q_1}\left(p_{qm}\right)$ та $p_{m\max} = \max\limits_{q=1,2,...,Q_1}\left(p_{qm}\right)$ – мінімальне та максимальне значення *m*-ї ознаки у вибірці S_1, відповідно.

Створення нових кандидатів Ab_k здійснюється доти, поки не буде досягнуто критеріїв закінчення пошуку. Отриманий у результаті негативного відбору набір детекторів $AB_1 = \left\{Ab_1, Ab_2, ..., Ab_{N_{Ab}}\right\}$ описує область простору пошуку $\overline{S_1}$, комплементарну області простору, у якій розташована множина «своїх» екземплярів S_1. При цьому множина $AB_1 = \left\{Ab_1, Ab_2, ..., Ab_{N_{Ab}}\right\}$ характеризується високими апроксимаційними й узагальнювальними здібностями. Детектори $Ab_k^{(0)}$ вибірки S_0 генеруються таким чином, щоб їхні центри відповідали координатам екземплярів $s_k =< p_{km}, t_k = t_0' >\in S_0$ вибірки S_0, а розміри граней їхніх гіперкубів відповідали аналогічним розмірам детекторів, створених на основі даних вибірки S_1. Побудована розпізнавальна модель може бути подана у вигляді множини детекторів $AB = AB_0 \bigcup AB_1$, що дозволяють розпізнавати належність невідомих екземплярів $s_q' =< p_{qm}', t_q' - ? >\notin S$ до класу «чужих», тобто відносити їх до класу t_0': $t_q' = t_0'$. З метою підвищення рівня інтерпретовності отриманої розпізнавальної моделі, поданої у вигляді набору детекторів $AB = \left\{Ab_1, Ab_2, ..., Ab_{N_{Ab}}\right\}$, на основі набору AB може бути сформована множина PR продукційних правил $PR_r : P_r \to T_r$.

Таким чином, запропонований метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, як форму детектора використовує гіперкуб максимально можливого обсягу, що дозволяє виключати малозначущі і надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнювальними здібностями. Запропонований метод за рахунок підвищення узагальнювальних властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення кількості детекторів та умов антецедентів також підвищує інтерпретовність моделі, скорочує її розмірність (структурну і параметричну складність), обсяг використовуваної пам’яті і підвищує швидкодію моделі при послідовній реалізації обчислень.

У **третьому розділі** розроблено *паралельний метод видобування продукційних правил на основі обчислювального інтелекту*.

Як базис для паралельного методу видобування продукційних правил використовуються методи на основі дерев розв’язків, асоціативних правил, негативного відбору, запропоновані у другому розділі. У запропонованому методі на вузлах паралельної системи відбувається попередня обробка даних, у результаті чого обчислюються оцінки інформативності V_m ознак p_m, і відбувається розбиття діапазонів значень ознак p_m на інтервали Δp_{nm}. Також

паралельно виконується етап видобування продукційних правил на основі запропонованих у другому розділі методів. Для цього вузли паралельної системи розбиваються на три групи, у кожній з який відбувається процес побудови бази продукційних правил на основі дерев розв'язків, асоціативних правил, негативного відбору, відповідно. При цьому ресурсномісткі операції кожного методу виконуються паралельно.

При видобуванні продукційних правил за допомогою методу на основі дерев розв'язків паралельно виконуються етапи методу, пов'язані зі створенням початкової множини дерев розв'язків $R^{(0)} = \left\{\chi_1^{(0)}, \chi_2^{(0)}, ..., \chi_{N\chi}^{(0)}\right\}$, оцінюванням поточної множини рішень $G = G(\chi_k)$, а також створенням нових рішень $\chi_k^{(i+1)}$ на основі операторів схрещування $Cross\left(R^{(i,j)}\right)$ і мутації $Mut\left(R^{(i,j)}\right)$. На головному процесі відбувається перевірка критеріїв зупинення, у випадку задоволення яких на основі найбільш прийнятного рішення $\chi_{opt} : G(\chi_{opt}) = \min\limits_{k=1,2,...,N_\chi} \{G(\chi_k)\}$ створюється набір продукційних правил $RB = RB(\chi_{opt})$. При невиконанні критеріїв зупинення відбувається відбір рішень з урахуванням значень їхніх цільових функцій. Після цього в паралельному режимі за допомогою операторів схрещування $Cross\left(R^{(i,j)}\right)$ і мутації $Mut\left(R^{(i,j)}\right)$ відбувається створення нової множини рішень $R^{(i+1)}$.

Ресурсномісткими і складними операціями стохастичного методу видобування чисельних асоціативних правил, які запропоновано виконувати на різних вузлах паралельної системи, є операції розбиття діапазонів значень ознак p_m на інтервали Δp_{nm}, на основі яких визначаються терми ознак, враховуючи при цьому ширину діапазону значень і частоту попадання ознак у кожний з термів, а також операції оцінювання поточної множини рішень (асоціативних правил $A_k : P_k \to T_k$) шляхом обчислення вірогідності $\mathrm{conf}(A_k)$ й інших критеріїв, що характеризують частоту виконання правил, їх інформативність й інтерпретовність. Цей процес пов'язаний з необхідністю обробки набору навчальних даних S при оцінюванні кожного асоціативного правила A_k, що вимагає істотних часових витрат. У паралельному режимі також виконується пошук оптимальних рішень за допомогою стохастичного підходу, кожна ітерація якого пов'язана з необхідністю створення нових рішень χ_k шляхом застосування операторів схрещування і мутації, для кожного з яких необхідно оцінити його якість $G(\chi_k)$.

При видобуванні продукційних правил за допомогою методу на основі негативного відбору паралельно виконується побудова й оцінювання набору детекторів $AB_1 = \left\{Ab_1, Ab_2, ..., Ab_{N_{Ab}}\right\}$. При цьому ітеративно для кожного екземпляра s_q вибірки $S_1 =< P, T = t_1 >$ визначається його відповідність кандидату в детектори $Ab_k =< Ab_{k\min}, Ab_{k\max} > \in AB_1$, у результаті чого часто потрібно виконання ресурсномісткого етапу донавчання кандидата Ab_k і перетворення його таким чином, щоб у вибірці S_1 не існувало екземплярів, при

зіставленні з якими відбувалася б його активація. Паралельно також виконується процес генерації й оцінювання набору детекторів $AB_0 = \left\{Ab_1^{(0)}, Ab_2^{(0)}, ..., Ab_{N_{0Ab}}^{(0)}\right\}$ для множини S_0 на основі класу $T' = t_0'$ ($N_{0Ab} = |AB_0| \le |S_0|$). При цьому як центри детекторів $Ab_k^{(0)}$ вибірки S_0 використовуються координати екземплярів $s_k =< p_{km}, t_k = t_0' > \in S_0$ вибірки S_0, а як розміри граней їхніх гіперкубів – аналогічні розміри детекторів, створених на основі дані вибірки S_1.

Потім синтезовані бази продукційних правил RB_{DT}, RB_{AR}, RB_{NS} на основі дерев розв'язків, асоціативних правил і негативного відбору, відповідно, передаються на головний процес, де формується підсумкова база правил RB шляхом об'єднання правил RB_{DT}, RB_{AR}, RB_{NS}: $RB = RB_{DT} \bigcup RB_{AR} \bigcup RB_{NS}$.

Запропонований метод дозволяє істотно скоротити часові витрати на синтез моделей при вирішенні практичних завдань діагностування, що характеризуються великими обсягами даних, а також задач, де виникає необхідність у модифікації вже існуючих діагностичних і розпізнавальних моделей у зв'язку з отриманням нової інформації в процесі спостережень за станом досліджуваних об'єктів або процесів.

У **четвертому розділі** запропоновано *систему критеріїв оцінювання інформативності ознак* для синтезу діагностичних моделей, що дозволяє обчислювати інформативність наборів взаємозалежних ознак. У розробленій системі критеріїв запропоновано оцінювати інформативність ознак, виходячи з просторового розташування екземплярів різних класів.

Для оцінювання індивідуальної інформативності $V(p_m)$ ознак p_m використовується критерій (12):

$$V(p_m) = \frac{1}{|S'|} \sum_{s_q \in S'} V(p_{qm}), \tag{12}$$

де $V(p_{qm})$ – часткова індивідуальна інформативність ознаки p_m стосовно екземпляра s_q – величина, що характеризує якість розподілу по класах найближчих до s_q екземплярів по осі ознаки p_m; $S' \subset S$ – підвибірка екземплярів s_q, обраних випадковим чином з множини $S =< P, T >$, $|S'| < |S|$. Обчислення значень величин $V(p_{qm})$ виконується за формулою (13):

$$V(p_{qm}) = \Delta p_m(s_q; s_{q\text{oth}}) - \Delta p_m(s_q; s_{q\text{same}}), \tag{13}$$

де величини $\Delta p_m(s_q; s_{q\text{oth}}) = |p_{qm} - p_{qm\text{oth}}|$ та $\Delta p_m(s_q; s_{q\text{same}}) = |p_{qm} - p_{qm\text{same}}|$ визначають відстані між поточним екземпляром s_q та екземплярами $s_{q\text{oth}}$ і $s_{q\text{same}}$, які є найближчими до поточного s_q, відповідно, з іншим $t_q \ne t_{q\text{oth}}$ і таким же $t_q = t_{q\text{same}}$ значенням класів: $s_{q\text{same}} = \min\limits_{t_q = t_{q\text{same}}} |p_{qm} - p_{qm\text{oth}}|$, $s_{q\text{oth}} = \min\limits_{t_q \ne t_{q\text{oth}}} |p_{qm} - p_{qm\text{oth}}|$. При цьому для визначення значень величин

$\Delta p_m(s_q; s_{q\text{oth}})$ та $\Delta p_m(s_q; s_{q\text{same}})$ використовуються нормовані значення ознак p_{qm}, що дозволяє привести значення оцінок $V(p_{qm})$ та $V(p_m)$ до легко інтерпретовного інтервалу $[-1;1]$.

У випадку, якщо вихідна вибірка $S =< P,T >$ містить інформацію про екземпляри s_q, що характеризуються пропущеними значеннями деяких з ознак p_{qm}, для обчислення величин $\Delta p_m(s_q; s_{q\text{oth}})$ та $\Delta p_m(s_q; s_{q\text{same}})$ застосовується оцінка ймовірності того, що екземпляри s_q та $s_{q\text{oth}}$ (s_q та $s_{q\text{same}}$) мають різні значення для заданої ознаки p_m.

При оцінюванні групової інформативності набору ознак $P^* \subseteq P$ часткова групова інформативність $V(P^*, s_q)$ для оцінюваного набору ознак $P^* \subseteq P$ визначається за формулою: $V(P^*, s_q) = \Delta P^*(s_q; s_{q\text{oth}}) - \Delta P^*(s_q; s_{q\text{same}})$. Величини $\Delta P^*(s_q; s_{q\text{oth}})$ і $\Delta P^*(s_q; s_{q\text{same}})$ характеризують відстань у просторі ознак P^* між екземпляром s_q і найближчими до нього екземплярами $s_{q\text{oth}}$ і $s_{q\text{same}}$ з іншим і таким же значенням класів, відповідно. Групова інформативність $V(P^*)$ набору ознак $P^* \subseteq P$ визначається як середнє значення суми часткових інформативностей $V(P^*, s_q)$: $V(P^*) = \frac{1}{|S'|} \sum_{s_q \in S'} V(P^*, s_q)$.

Таким чином, запропонована система критеріїв оцінювання інформативності ознак відрізняється можливістю визначення значущості ознак виходячи з просторового розташування екземплярів різних класів (діапазонів зміни значень вихідного параметра). Запропоновані критерії не вимагають побудови моделей на основі оцінюваних комбінацій ознак, що істотно знижує часові й обчислювальні витрати в процесі відбору інформативних ознак.

Для скорочення обсягів вибірок даних $S =< P,T >$ при синтезі діагностичних моделей розроблено *паралельний стохастичний метод редукції даних*.

У запропонованому паралельному методі редукції великих даних на етапі ініціалізації на головному ядрі Pr_0 відбувається запуск процесу редукції даних, зчитується вхідна інформація від користувача. Після цього на кожному процесі $Pr_1, Pr_2, ..., Pr_{NPr-1}$ виконується процес скорочення ознак вибірки $S =< P,T >$ за допомогою різних методів стохастичного пошуку на основі еволюційного та мультиагентного підходів, що дозволяє розширити покриття простору пошуку. Після отримання інформації про множини досліджених контрольних точок χ_k на головному процесі Pr_0 відбувається оцінювання їх концентрованості в поточній множині рішень $R(iter) = \{\chi_1, \chi_2, ..., \chi_{N\chi}\}$ навколо локальних екстремумів $\nu_{conc}(iter)$, що дозволяє визначати рівномірність покриття простору пошуку XS. Якщо більшість рішень χ_k групується в невеликих областях локальних оптимумів, в нову множину рішень $R(iter+1)$

вводяться додаткові контрольні точки, розташовані поза локальними оптимумами.

Для обчислення оцінки $\nu_{conc}(iter)$ концентрованості рішень виконується розбиття поточної множини рішень $R(iter)=\{\chi_1,\chi_2,...,\chi_{N\chi}\}$ на групи $Cl(iter)=\{Cl_1,Cl_2,...,Cl_{NCl}\}$ в залежності від їх просторового розташування. Потім визначається коефіцієнт концентрованості рішень на поточній ітерації (14):

$$\nu_{conc}(iter)=\frac{dC(iter)}{d(iter)}, \tag{14}$$

де $d(iter)$ – середня відстань між усіма рішеннями на поточній ітерації (15):

$$d(iter)=\frac{2}{N_\chi(N_\chi-1)}\sum_{k=1}^{N_\chi}\sum_{u=k+1}^{N_\chi}d(\chi_k,\chi_u),\ \chi_k,\chi_u\in R(iter); \tag{15}$$

$dC(iter)$ – середньогрупова відстань між рішеннями на поточній ітерації $iter$ пошуку (16):

$$dC(iter)=\frac{\sum_{c=1}^{N_{Cl}}|Cl_c|dC(Cl_c)}{\sum_{c=1}^{N_{Cl}}|Cl_c|}=\frac{1}{N_\chi}\sum_{c=1}^{N_{Cl}}|Cl_c|dC(Cl_c); \tag{16}$$

$dC(Cl_c)$ – середня відстань між рішеннями у c-й групі Cl_c (17):

$$dC(Cl_c)=\frac{2}{|Cl_c|(|Cl_c|-1)}\sum_{k=1}^{|Cl_c|}\sum_{u=k+1}^{|Cl_c|}d(\chi_k,\chi_u),\ \chi_k,\chi_u\in Cl_c; \tag{17}$$

$d(\chi_k,\chi_u)$ – відстань між точками χ_k і χ_u простору пошуку XS, що належать групі Cl_c.

У випадку, якщо значення критерію $\nu_{conc}(iter)$ вище заданого порогового значення ($\nu_{conc}(iter)>\nu_{concThr}$), приймається рішення про надмірну концентрацію контрольних точок в областях локальних екстремумів. Для підвищення рівномірності покриття простору пошуку в поточну множину рішень $R(iter+1)$ вводяться додаткові контрольні точки χ_a, які розташовані поза локальними оптимумами та є істотно віддаленими від поточної множини рішень $R(iter)=\{\chi_1,\chi_2,...,\chi_{N\chi}\}$, що, в свою чергу, знижує концентрованість рішень у процесі редукції даних і збільшує рівномірність покриття простору пошуку. При цьому з метою закріплення значень m-х координат рішень χ_k, що відповідають ознакам, які суттєво впливають на значення вихідного параметра, використовується апріорна інформація про індивідуальну інформативність ознак, підвищуючи ймовірність генерації нових рішень χ_a з генами g_{ma}, які відповідають високоінформативним ознакам p_m.

Після цього на процесах $Pr_1,Pr_2,...,Pr_{NPr-1}$ відбувається перезапуск процедури редукції даних. Описаний процес триває до тих пір, поки не буде досягнуто прийнятних значень критеріїв зупинення пошуку.

Таким чином, запропонований паралельний стохастичний метод відбору ознак передбачає використання різних стратегій стохастичного пошуку, які реалізуються на вузлах паралельної системи, що дозволяє розширити покриття простору пошуку. Для підвищення рівномірності покриття простору пошуку в поточну множину рішень вводяться додаткові контрольні точки, розташовані поза зоною локальних оптимумів. Застосування паралельних обчислень у запропонованому методі дозволяє скоротити час пошуку, і, як наслідок, збільшити практичний поріг застосовуваності методів відбору ознак при обробці великих обсягів даних.

У **п'ятому розділі** запропоновано *модель подання стохастичного пошуку у ярусно-паралельній формі для параметричного синтезу нейро-нечітких мереж*. У запропонованій моделі найбільш ресурсномісткі етапи стохастичного процесу параметричного синтезу нейро-нечітких мереж розподілено по вузлах паралельної обчислювальної системи. Граф стохастичного процесу параметричного синтезу нейро-нечітких моделей у ярусно-паралельній формі наведено на рис. 3. Починаючи з ярусу перевірки критеріїв зупинення процес виконується ітеративно.

Для скорочення часу випадкового пошуку при параметричному синтезі нейро-нечітких діагностичних моделей на етапі ініціалізації при створенні початкової множини $R^{(0)} = \left\{\chi_1^{(0)}, \chi_2^{(0)}, ..., \chi_{N\chi}^{(0)}\right\}$ рішень $\chi_k^{(0)} = \left\{g_{1k}^{(0)}, g_{2k}^{(0)}, ..., g_{N_g k}^{(0)}\right\}$ запропоновано використовувати апріорну інформацію про навчальну вибірку. Оскільки процес створення N_χ діагностичних моделей (формування множини початкових значень їхніх параметрів) та їх оцінювання $G_k^{(0)} = G\left(\chi_k^{(0)}\right)$ вимагає використання значних обчислювальних ресурсів, це обумовлює доцільність розпаралелювання цього етапу. Іншим етапом стохастичного пошуку, що, відповідно до запропонованої моделі, виконується паралельно, є етап оцінювання поточної множини рішень $R^{(i)}$. Такий етап, як правило, є найбільш ресурсномістким, оскільки вимагає обробки масиву даних вибірки $S =< P, T >$ при оцінюванні кожного k-го ($k = 1, 2, ..., N_\chi$) рішення $\chi_k^{(i)}$ і, відповідно, великої кількості комп'ютерних і часових ресурсів при обчисленні значень цільової функції $G_k^{(i)} = G\left(\chi_k^{(i)}\right)$.

З метою більш детального дослідження областей локальних оптимумів запропоновано виконувати розбиття поточної множини рішень $R^{(i)}$ на підмножини $R^{(i,j)}$ з наступним пошуком оптимуму в кожній з них: $R^{(i)} \to \left\{R^{(i,1)}, R^{(i,2)}, ..., R^{(i,N_{pr})}\right\}$, де N_{pr} – кількість процесів, одночасно виконуваних у паралельній комп'ютерній системі. Таке розбиття пропонується виконувати з урахуванням апріорної інформації про розташування рішень $\chi_k^{(i)}$ у просторі елементів g_l ($l = 1, 2, ..., N_g$).

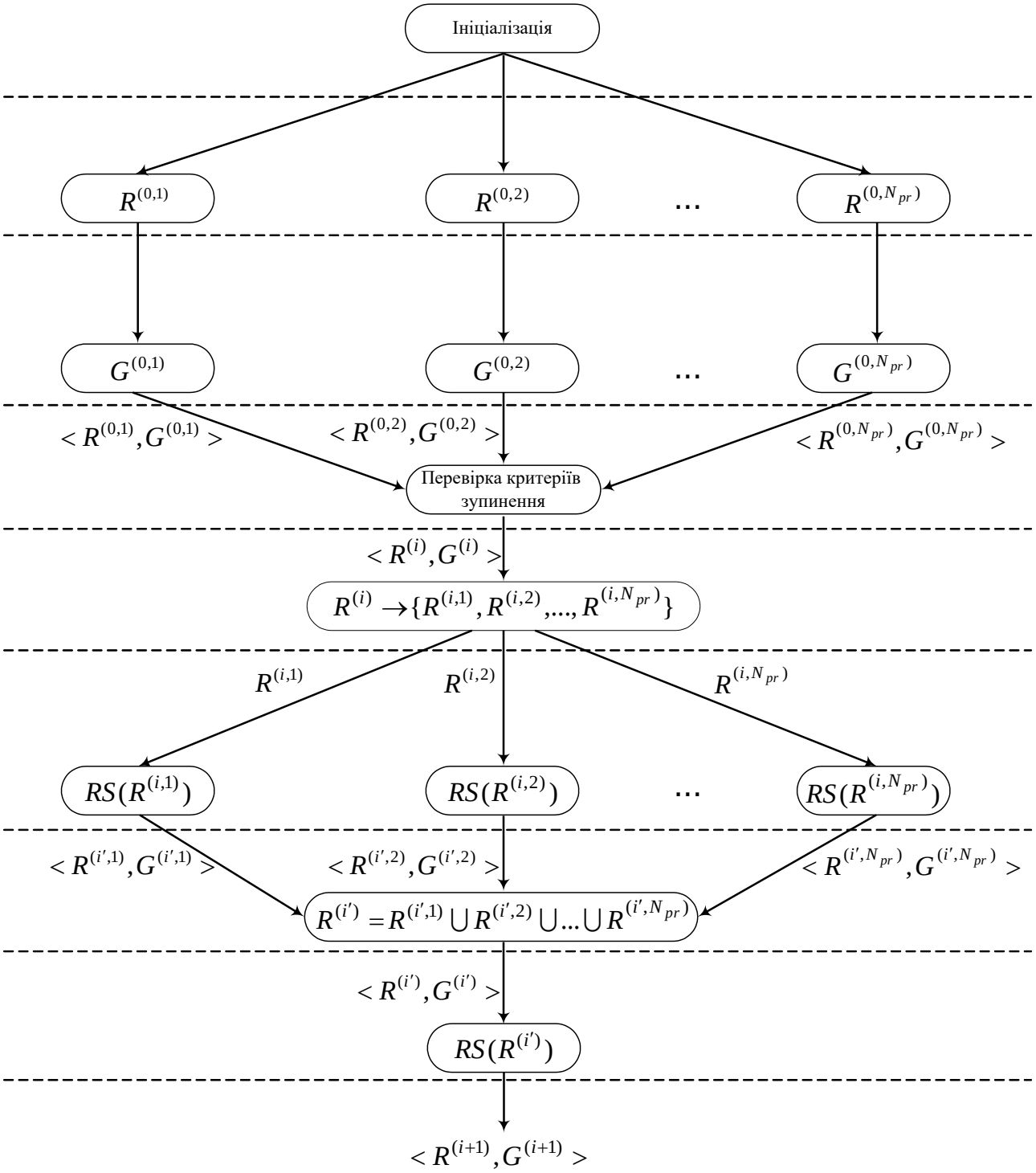

Рисунок 3 – Граф процесу параметричного синтезу нейро-нечітких мереж у ярусно-паралельній формі

Випадковий пошук $RS(R^{(i,j)})$ в кожній j-й підмножині $R^{(i,j)}$ пропонується виконувати на j-му процесі паралельної комп'ютерної системи ($j = 1, 2, ..., N_{pr}$) протягом N_{it} ітерацій. Після виконання N_{it} ітерацій випадкового пошуку над кожною підмножиною $R^{(i,j)}$ виконується їхнє об'єднання $R^{(i')} = R^{(i',1)} \bigcup R^{(i',2)} \bigcup ... \bigcup R^{(i',N_{pr})}$ в єдину популяцію з подальшим проведенням імовірнісної оптимізації $RS(R^{(i')})$ над об'єднаною множиною. Це

дозволяє виявляти нові області, що містять локальні (можливо, і глобальний) оптимуми. З метою скорочення часу імовірнісної оптимізації при роботі з об'єднаною множиною рішень пропонується обчислення значень цільової функції $G_k^{(i)}$ рішень $\chi_k^{(i)}$ виконувати на процесах у паралельній системі.

Запропонована модель подання стохастичного пошуку у ярусно-паралельній формі для параметричного синтезу нейро-нечітких мереж відрізняється використанням апріорної інформації про навчальну вибірку та просторове розташування рішень, що дозволяє більш детально досліджувати області можливих оптимумів та скоротити час настроювання параметрів синтезованих діагностичних нейромоделей.

У розробленому *методі параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку* параметрами g_{lk}, що налаштовуються, можуть бути параметри функцій належності та вагові коефіцієнти нейронів. Так при синтезі нейро-нечітких діагностичних моделей на основі мереж типу ANFIS такими параметрами є параметри c_{mn} і d_{mn} П-подібних або трапецієподібних функцій належності $\mu_{mn}^{(1)}$ нейронів першого шару та вагові коефіцієнти $w_m^{(4,r)}$ нейронів четвертого шару. Рішення (хромосому) $\chi_k = \{g_{1k}, g_{2k}, ..., g_{N_g k}\}$ при параметричному синтезі нейро-нечітких мереж з урахуванням того, що доцільним є налаштування параметрів тільки першого і четвертого шарів, можна подати у вигляді рис. 4.

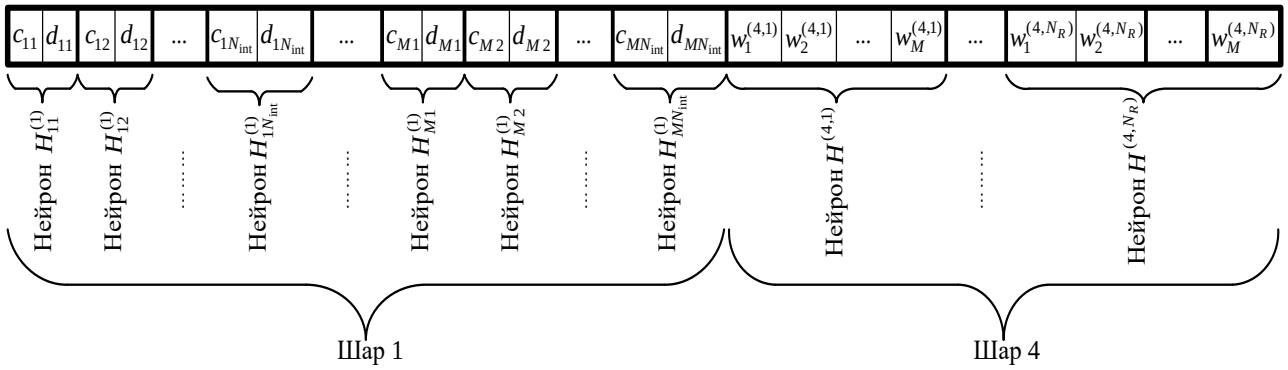

Рисунок 4 – Схематичне подання рішення χ_k
при параметричній ідентифікації нейро-нечітких мереж

На етапі ініціалізації початкова множина $R^{(0)} = \{\chi_1^{(0)}, \chi_2^{(0)}, ..., \chi_{N\chi}^{(0)}\}$ рішень $\chi_k^{(0)} = \{g_{1k}^{(0)}, g_{2k}^{(0)}, ..., g_{N_g k}^{(0)}\}$ формується з урахуванням апріорної інформації про навчальну вибірку $S =< P, T >$. Для цього діапазон значень $\Delta p_m = [p_{m\min}; p_{m\max}]$ кожної m-ї ознаки p_m ($m = 1, 2, ..., M$) розбивається на задану кількість інтервалів $\Delta p_{mn} = [p_{mn\min}; p_{mn\max}]$ ($n = 1, 2, ..., N_{\text{int}}$), на основі границь яких визначаються параметри нечітких термів. При обчисленні значень параметрів c_{mn} і d_{mn} враховується значущість n-го терму Δp_{mn} m-ї ознаки p_m для розпізнавання екземплярів вибірки $S =< P, T >$. Значущість (інформативність) V_{mn} n-го терму m-ї ознаки визначається за формулою (18):

$$V_{mn} = \frac{Q\big|_{p_m \in \Delta p_{mn}}}{Q}\left(1 - Entr\left(\Delta p_{mn}\right)\right), \tag{18}$$

де множники $\frac{Q\big|_{p_m \in \Delta p_{mn}}}{Q}$ та $\left(1 - Entr\left(\Delta p_{mn}\right)\right)$ характеризують, відповідно, щільність розташування екземплярів множини *S* в інтервалі Δp_{mn} ознаки p_m і ступінь впливу терму Δp_{mn} на значення вихідного параметра *T*.

При побудові рішень $\chi_k^{(0)}$ границі інтервалів $[c_{mn}; a_{mn}]$ і $[b_{mn}; d_{mn}]$ розширюються в залежності від величин V_{mn} з використанням формул (19) – (20):

$$c_{mn} = a_{mn} - \frac{p_{m\max} - p_{m\min}}{N_{\text{int}}} V_{mn} rand[1;2], \tag{19}$$

$$d_{mn} = b_{mn} + \frac{p_{m\max} - p_{m\min}}{N_{\text{int}}} V_{mn} rand[1;2]. \tag{20}$$

Для обчислення вагових коефіцієнтів $w_m^{(4,r)}$ четвертого шару синтезованої нейро-нечіткої мережі, що визначають значущість ознаки p_m в *r*-му правилі, використовуються отримані раніше оцінки V_{mn}. Значущість ознаки p_m в *r*-му правилі $V_m\left(rule_r\right)$ визначається інформативністю $V_{mn,\ \Delta p_{mn} \in rule_r}$ відповідного терму Δp_{mn} *m*-ї ознаки в цьому правилі. Для забезпечення варіативності з метою формування множини рішень при обчисленні значень $w_m^{(4,r)}$ також враховується стохастична складова $rand[x; y]$ (21):

$$w_m^{(4,r)} = \left(1 + V_{mn,\ \Delta p_{mn} \in rule_r}\right) rand[0;1]. \tag{21}$$

На наступному етапі оцінюється якість розпізнавання для кожної *k*-ї згенерованої нейро-нечіткої моделі $\chi_k^{(0,j)} \to NFN_k^{(0,j)}$: $G\left(NFN_k^{(0,j)}\right)$. Після цього виконується розбиття множини рішень $R^{(i)} = \left\{\chi_1^{(i)}, \chi_2^{(i)}, ..., \chi_{N\chi}^{(i)}\right\}$ на підмножини $R^{(i,j)}$: $R^{(i)} \to \left\{R^{(i,1)}, R^{(i,2)}, ..., R^{(i,N_{pr})}\right\}$ з метою наступного пошуку екстремумів цільової функції $G^{(i)} = G\left(R^{(i)}\right)$ у кожній *j*-й підмножині $R^{(i,j)}$ на *j*-му процесі паралельної системи. Підмножини $R^{(i,j)}$ формуються таким чином, щоб кожен *j*-й набір являв собою групу компактно розташованих рішень $\chi_k^{(i)}$ у просторі елементів $\left\{g_1, g_2, ..., g_{N_g}\right\}$. Для визначення груп $R^{(i,j)}$ використовується апріорна інформація про початкове розташування параметрів g_{lk}, що налаштовуються. Далі виконується передача створених підмножин $\left\{R^{(i,1)}, R^{(i,2)}, ..., R^{(i,N_{pr})}\right\}$ на інші процеси для паралельного випадкового пошуку екстремумів, де здійснюються етапи формування нової множини рішень, оцінювання якості нових рішень і перевірка критеріїв зупинення.

Нова множина рішень $R^{(i',j)}$ створюється з найбільш пристосованих (елітних) наборів $\chi_k^{(i,j)}$, а також наборів, отриманих у результаті застосування

еволюційних операторів схрещування та мутації. Елементи $g_{lk}^{(i')}$ нового рішення $\chi_k^{(i',j)}$ на основі використання оператора схрещування рішень-батьків $\chi_{p1}^{(i,j)} \in R_{selected}^{(i,j)}$ і $\chi_{p2}^{(i,j)} \in R_{selected}^{(i,j)}$ можуть визначатися за формулами (22)–(25):

$$g_{lk}^{(i')} = \eta g_{l,p1}^{(i)} + (1-\eta) g_{l,p2}^{(i)}, \tag{22}$$

$$g_{lk}^{(i')} = \max\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right) - \eta\left(\max\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right) - g_{l\min}\right) = \eta g_{l\min} + (1-\eta)\max\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right), \tag{23}$$

$$g_{lk}^{(i')} = \min\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right) + \eta\left(g_{l\max} - \min\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right)\right) = \eta g_{l\max} + (1-\eta)\min\left(g_{l,p1}^{(i)}, g_{l,p2}^{(i)}\right), \tag{24}$$

$$g_{lk}^{(i')} = \frac{1}{2}\left((1-\eta)\left(g_{l\min} + g_{l\max}\right) + \eta\left(g_{l,p1}^{(i)} + g_{l,p2}^{(i)}\right)\right), \tag{25}$$

де $g_{l,p1}^{(i)}$ і $g_{l,p2}^{(i)}$ – значення l-х елементів рішень-батьків $\chi_{p1}^{(i,j)}$ і $\chi_{p2}^{(i,j)}$, відповідно.

При використанні оператора мутації зміну значень параметрів $g_{lk}^{(i)}$ пропонується виконувати, використовуючи вираз (26):

$$g_{lk}^{(i')} = \begin{cases} rand[g_{l\min}; g_{l\max}],\ G_{mutated}^{(i,j)} \geq G_{mean}^{(i,j)}; \\ rand[g_{l\min} - \Delta g_l; g_{l\max}],\ G_{mutated}^{(i,j)} < G_{mean}^{(i,j)}, g_l \to c_{mn}; \\ rand[g_{l\min}; g_{l\max} + \Delta g_l],\ G_{mutated}^{(i,j)} < G_{mean}^{(i,j)}, g_l \to d_{mn}; \\ rand[0; g_{lk}^{(i)}],\ G_{mutated}^{(i,j)} < G_{mean}^{(i,j)}, g_l \to w_m^{(4,r)}, \end{cases} \tag{26}$$

де $\Delta g_l = g_{l\max} - g_{l\min}$ – ширина діапазону зміни l-х елементів g_l; $G_{mean}^{(i,j)}$ – середнє значення цільової функції $G_k^{(i,j)}$ в множини $R^{(i,j)}$.

Після створення нових наборів рішень $R^{(i',j)}$ виконується їх оцінювання та перевірка критеріїв зупинення, у випадку незадоволення яких виконується формування множини $R^{(i'',j)}$. Після виконання N_{it} ітерацій пошуку $RS(R^{(i,j)})$ в кожній з N_{pr} підмножин $R^{(i,j)}$ виконується їхнє об'єднання в єдину популяцію $R^{(i')} = R^{(i',1)} \bigcup R^{(i',2)} \bigcup ... \bigcup R^{(i',N_{pr})}$. Для цього відповідно до запропонованої моделі параметричного синтезу нейро-нечітких мереж (рис. 3) виконується пересилання на головний процес наборів значень $< R^{(i',j)}, G^{(i',j)} >$, $j = 1,2,...,N_{pr}$. Потім відбувається випадковий пошук $RS(R^{(i')})$ над об'єднаною популяцією $R^{(i')}$ з обчисленням значень цільових функцій на різних процесах паралельної системи, що дозволяє виявляти нові екстремальні області, які містять субоптимальні рішення. Після виконання випадкового пошуку $RS(R^{(i')})$ при незадоволенні критеріїв зупинення знову виконується розбиття множини $R^{(i')}$ на підмножини з наступним пошуком $RS(R^{(i',j)})$ оптимальних рішень у кожній з них. Процеси $RS(R^{(i',j)})$, $j = 1,2,...,N_{pr}$ та $RS(R^{(i')})$ виконуються, змінюючи один одного, до задоволення критеріїв закінчення пошуку.

Таким чином, у запропонованому методі параметричної ідентифікації нейро-нечітких моделей на основі паралельного випадкового пошуку початкова множина рішень формується з урахуванням апріорної інформації про навчальну

вибірку. З метою більш детального дослідження областей локальних оптимумів виконується розбиття поточної множини рішень на підмножини, враховуючи інформацію про просторове розташування рішень, з наступним пошуком оптимумів у кожній з них на відповідних процесах паралельної системи. Обчислювально складні етапи пошуку виконуються на різних вузлах паралельної системи, що дозволяє скоротити час імовірнісної оптимізації.

У **шостому розділі** розроблено *метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей*.

У запропонованому методі спочатку виконується етап видобування коригувальних екземплярів з нової вибірки $S' =< P', T' >$, діагностування за якими на основі наявної (базової) моделі $NFN(struct, param)$ приводить до некоректних результатів. Після цього виконується етап групування коригувальних екземплярів cs'_q множини CS', внаслідок якого формуються множина центрів кластерів $C = \{C_1, C_2, ..., C_{NCl}\}$ і множина належностей u_{qj} екземплярів cs'_q до відповідних кластерів. Кількість кластерів N_{Cl} визначається пропорційно кількості правил N_R у наявній моделі NFN, а також частки екземплярів $|CS'|$ множини CS' по відношенню до кількості екземплярів Q у множині $S =< P, T >$.

Після групування коригувальних екземплярів виконується етап побудови коригувального блоку NB.

Як функції $\mu^{(1)}_{NBmj}$, що визначають ступінь належності значення m-го вхідного параметра p_m до j-го нечіткого терму ft_{mj}, в коригувальному блоці NB використовуються гаусівські функції належності виду (27):

$$\mu^{(1)}_{NBmj}(p_m) = \exp\left(-\frac{(p_m - b_{mj})^2}{2d_{mj}{}^2}\right), \tag{27}$$

де b_{mj} і d_{mj} – налаштовувані параметри функції належності. Як параметр b_{mj} використовується m-та координата j-го центра кластера C_j. Як параметр d_{mj} використовується середньоквадратичне відхилення коригувальних екземплярів $cs'_q \in CS'$ відносно j-го центра кластера C_j по осі m-ї ознаки.

Потім за формулами (28)–(29) обчислюються значення виходів другого $\mu^{(2)}_{NBj}$ та третього $\mu^{(3)}_{NBj}$ шарів мережі,:

$$\mu^{(2)}_{NBj}(s_{new}) = \bigcap_{m=1}^{M} \mu^{(1)}_{NBmj}(p_m(s_{new})), \tag{28}$$

$$\mu^{(3)}_{NBj}(s_{new}) = \frac{\mu^{(2)}_{NBj}(s_{new})}{\sum_{JB=1}^{N_{RNB}} \mu^{(2)}_{NBJB}(s_{new})}, \tag{29}$$

де $p_m(s_{new})$ – m-та координата оцінюваного екземпляра $s_{new} \notin S$.

Нейроелементи четвертого шару $\mu_{NBj}^{(4)}$ ($j=1,2,...,N_{RNB}$) відповідають функціям y_{NBj}, що визначають значення виходу мережі у випадку спрацьовування відповідного правила NR_j (30):

$$\mu_{NBj}^{(4)}(s_{new})=\mu_{NBj}^{(3)}(s_{new})y_{NBj}(s_{new})=\mu_{NBj}^{(3)}(s_{new})\left(\sum_{m=0}^{M}w_{mj}(p_m(s_{new}))\right), \qquad (30)$$

де w_{mj} – налаштовувані параметри функції y_{NBj}. Для визначення значень параметрів w_{mj} використовується інформація про значення координат коригувальних екземплярах $cs'_q \in CS'$, а також інформація про ступінь їхньої належності u_{qj} до кожного з кластерів Cl_j (нечіткого правила NR_j). Це дозволяє врахувати значущість екземплярів $cs'_q \in CS'$ для відновлення функцій y_{NBj}, що відповідають кластерам Cl_j, і при визначенні параметрів w_{mj} функції y_{NBj} підвищити внесок тих екземплярів, які характеризуються високими оцінками ступеню належності u_{qj} кластеру Cl_j.

Загальний вихід блоку NB обчислюється за формулою (31):

$$y_{NB}(s_{new})=\sum_{j=1}^{N_{RNB}}\mu_{NBj}^{(4)}(s_{new}). \qquad (31)$$

Потім виконується етап об’єднання наявної моделі NFN і коригувального блоку NB (рис. 5).

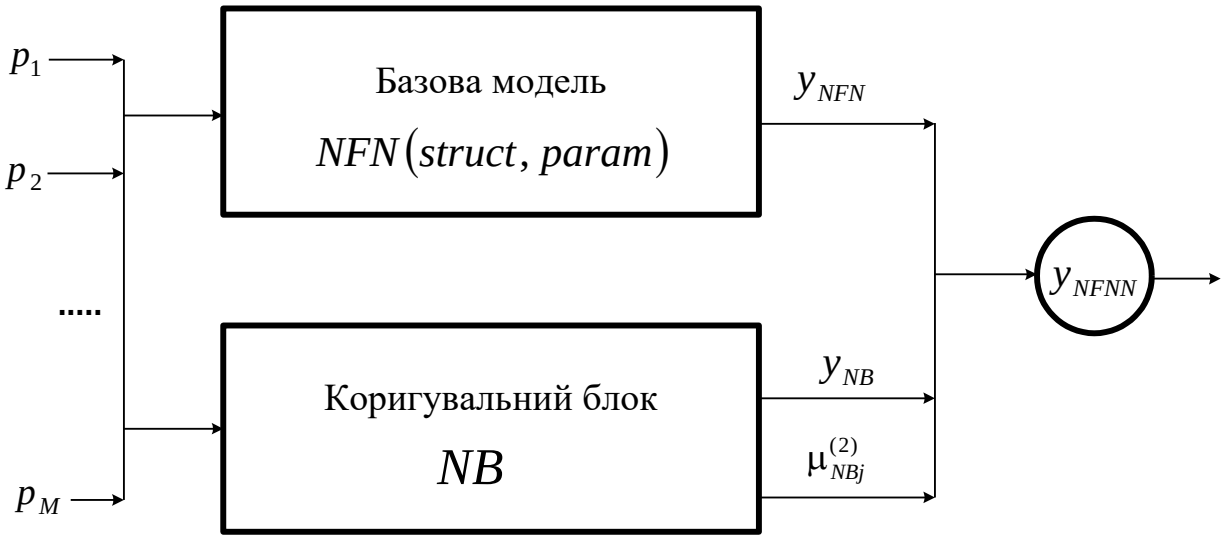

Рисунок 5 – Графічна інтерпретація модифікованої моделі $NFNN$

Для оцінювання значення вихідного параметра $t(s_{new})$ нового екземпляра $s_{new} \notin S$ за допомогою моделі $NFNN$, модифікованої на основі нових даних $S' = < P', T' >$, використовується формула (32):

$$t(s_{new}) = y_{NFNN}(s_{new}) = \begin{cases} y_{NB}(s_{new}), & \bigcup_{j=1}^{N_{RNB}} \mu_{NBj}^{(2)} > \mu_{\min}; \\ y_{NFN}(s_{new}), & \bigcup_{j=1}^{N_{RNB}} \mu_{NBj}^{(2)} \le \mu_{\min}, \end{cases} \quad (32)$$

де $\mu_{\min}$ – параметр, що визначає мінімально прийнятний ступінь належності екземпляра s_{new} множині даних $S' =< P', T' >$.

Таким чином, запропонований метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей дозволяє модифікувати існуючі моделі з урахуванням інформації, отриманої в результаті нових спостережень, та передбачає виконання етапів видобування й групування кориґувальних екземплярів, а також побудову кориґувального блоку, що узагальнює дані кориґувальних екземплярів, і впровадження його у вже існуючу модель. При визначенні налаштовуваних параметрів кориґувального блоку використовується інформація про розташування кориґувальних екземплярів у просторі ознак, що дозволяє врахувати значущість кориґувальних екземплярів та підвищити внесок тих екземплярів, які характеризуються високими оцінками ступеню належності конкретному кластеру.

У **сьомому розділі** виконано експериментальне дослідження методів аналізу даних та синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж. Для перевірки ефективності розроблених методів розв’язувалися різні практичні завдання діагностування та розпізнавання, що характеризувалися різними властивостями навчальних вибірок даних $S =< P, T >$ (кількість екземплярів Q, кількість атрибутів M, типи ознак та вихідного параметру, наявність пропущених значень та ін.).

Результати експериментів показали, що стохастичний метод синтезу дерев розв’язків дозволяє підвищити швидкість побудови діагностичних моделей на основі дерев розв’язків (до двох разів) у порівнянні з відомими методами, а також збільшити рівні інтерпретовності (на 12,0–29,1%) та узагальнення даних (на 9,7–69,9 %) синтезованих моделей. Запропонований стохастичний метод синтезу дерев розв’язків не уступає по якості побудови деревоподібних моделей прийняття рішень відомим методам, і забезпечує можливість побудови дерева розв’язків з невеликою кількістю структурних елементів і прийнятною точністю розпізнавання.

Визначено, що запропонований стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил дозволяє синтезувати діагностичні моделі на основі асоціативних правил з більш високими рівнями узагальнення даних (вище на 8,6–21,0 %) та інтерпретовності (вище на 20,0–25,4%). Виявлено, що розроблений метод видобування чисельних асоціативних правил дозволяє обробляти чисельну інформацію з пропущеними значеннями, не здійснювати істотну кількість проходів по заданому набору даних, виявляти правила з високим рівнем вірогідності та інших критеріїв оцінювання їхньої якості.

Розроблений метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору за рахунок використання апріорної інформації та виключення

малозначущих і надлишкових ознак з вибірки дозволяє скорочувати простір пошуку і час виконання методу (на 8,3–55,7 % у порівнянні з відомими аналогами), а також синтезувати діагностичні моделі у вигляді набору детекторів з високими апроксимаційними й узагальнювальними властивостями (на 32,7–72,8 % вищими у порівнянні з відомими методами). Крім того, розроблений метод за рахунок підвищення узагальнювальних властивостей синтезованих моделей шляхом скорочення кількості детекторів і умов антецедентів підвищує інтерпретовність моделі (у 2–10 разів), скорочує її розмірність і, отже, обсяг використовуваної пам'яті.

Запропонований паралельний метод видобування продукційних правил дозволяє суттєво (в 3–9 разів) скоротити витрати часу на видобування продукційних правил і синтез на їх основі діагностичних моделей. При цьому забезпечується побудова моделей з високими апроксимаційними й узагальнювальними властивостями (низькі значення помилок розпізнавання на навчальних і тестових даних, відповідно). Порівнюючи значення оцінок похибки синтезованих моделей за допомогою різних методів при розв'язанні практичних задач, визначено, що запропонований паралельний метод дозволив в середньому покращити узагальнювальні властивості синтезованих діагностичних моделей на 43 %.

Результати експериментів показали, що розроблений паралельний метод редукції великих даних дозволяє розширити покриття простору пошуку та підвищити різноманітність множини рішень поточної популяції за рахунок введення додаткових контрольних точок до поточної множини рішень. У порівнянні з іншими методами відбору інформативних ознак запропонований метод шляхом застосування паралельних обчислень дозволяє суттєво (у рази) скоротити час пошуку інформативної комбінації ознак. Використання запропонованої системи критеріїв оцінювання інформативності ознак дозволяє суттєво знизити час редукції даних, що обумовлено відсутністю необхідності реалізації в процесі редукції даних процедури синтезу моделей за вибіркою даних для кожного оцінюваного набору ознак.

Запропонований метод параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку дозволяє швидше досягти прийнятних результатів у порівнянні з острівним методом еволюційного пошуку (Island Genetic Algorithm, IGA), що також використовує паралельний підхід. За результатами експериментів виявлено, що за однаковий (обмежений) час розроблений метод дозволяє синтезувати моделі, які є в середньому точніше на 75,2% у порівнянні з нейро-нечіткими моделями, синтезованими за допомогою методу IGA. У випадку необмеженості часу запропонований метод в середньому працював до зупинення на 31,1% часу менше у порівнянні з методом IGA та дозволяв синтезувати нейро-нечіткі діагностичні моделі, що характеризуються на 64% кращими показниками точності. Визначено, що при використанні послідовного підходу процес синтезу діагностичних нейро-нечітких моделей є в рази довшим у порівнянні з використанням паралельного підходу. Скорочення часу виконання паралельного випадкового пошуку в запропонованому методі в порівнянні з методом IGA обумовлюється

використанням апріорної інформації про навчальну вибірку шляхом врахування значущості термів ознак, застосуванням модифікованих операторів створення нових рішень шляхом схрещування та мутації, а також наявністю механізмів підтримки розмаїтості в популяції, що дозволило забезпечити пошук у різних екстремальних областях і більш детально досліджувати простір пошуку, внаслідок чого за менший час досягти більш прийнятного в порівнянні з методом IGA значення помилки синтезованої нейро-нечіткої моделі.

Результати експериментальних досліджень методів та підходів до донавчання побудованих нейро-нечітких моделей наведено у табл. 1. При цьому навчальну вибірку $S =< P,T >$ було розбито на дві частини, перша з яких S_{tr} використовувалася для навчання (синтезу) базової моделі NFN, а друга S_{ad} – для донавчання вже синтезованої моделі NFN з метою отримання нової моделі $NFNN$. Величина ω у табл. 1 являє собою відношення потужностей множин S_{ad} та S_{tr}: $\omega = |S_{ad}|/|S_{tr}|$. Порівнювалися методи донавчання синтезованої нейро-нечіткої моделі NFN за вибіркою S_{ad} методом зворотного поширення помилки (МЗПSad), повторного навчання нейро-нечіткої моделі по даним об'єднаних множин $S_{tr} \bigcup S_{ad} = S$ (МЗПS), розроблений метод донавчання нейро-нечітких моделей (МДННМ). У табл. 1 позначення E_S, E_{Str}, E_{Sad} та E_t характеризують помилки моделі $NFNN$, розраховані за даними множин S, S_{tr}, S_{ad} та тестової вибірки, відповідно.

Таблиця 1 – Результати експериментів по дослідженню методів донавчання нейро-нечітких мереж

ω, %	E_S			E_{Str}			E_{Sad}			E_t		
	МЗПSad	МЗПS	МДННМ	МЗПSad	МЗПS	МДННМ	МЗПSad	МЗПS	МДННМ	МЗПSad	МЗПS	МДННМ
1	0,0948	0,0234	0,0234	0,0957	0,0236	0,0236	0,0000	0,0000	0,0000	0,1772	0,0452	0,0438
10	0,0563	0,0234	0,0247	0,0604	0,0211	0,0242	0,0152	0,0455	0,0303	0,1057	0,0452	0,0438
20	0,0536	0,0234	0,0247	0,061	0,0214	0,0247	0,0165	0,0331	0,0248	0,0632	0,0452	0,0464
50	0,0495	0,0234	0,0288	0,0639	0,0227	0,0289	0,0206	0,0247	0,0288	0,0577	0,0452	0,0521
100	0,0426	0,0234	0,0288	0,0604	0,0220	0,0302	0,0247	0,0247	0,0275	0,0548	0,0452	0,0548

Значення помилки E_{Sad}, розрахованої на основі даних вибірки S_{ad}, при малих значеннях ω (1%) є нульовими для усіх методів, що свідчить про їх здатність до введення у вже існуючу модель нових даних. Проте, порівнюючи значення величин E_{Sad}, E_{Str} та E_S, можна зробити висновок, що метод МЗПSad, на відміну від запропонованого методу МДННМ, втрачає свої апроксимаційні здатності при перебудові моделі (значення величини E_S зростає до неприйнятного значення при низьких рівнях величини ω). Метод МЗПS аналогічно запропонованому методу забезпечує синтез (донавчання) нейро-нечітких моделей з прийнятними апроксимаційними властивостями, проте час донавчання (повторного синтезу) моделі при використанні методу МЗПS є

досить високим та співрозмірним з часом навчання базової моделі, що, на відміну від запропонованого методу МДННМ, суттєво обмежує його використання на практиці, особливо при обробці великих даних.

Невисокі значення помилки E_t моделі *NFNN* на тестових даних (за винятком методу МЗПSad при низьких значеннях величини ω), розраховані для тестової вибірки даних підтверджують здатність донавчених нейро-нечітких діагностичних моделей до узагальнення даних. З таблиці видно, що при невеликих значеннях ω (1–20 %), тобто коли обсяг нових даних є нижчим обсягу навчальної вибірки S_{tr}, запропонований метод МДННМ дозволяє підвищити узагальнювальні властивості діагностичної моделі у порівнянні з використанням методів МЗПSad та МЗПS. При більш високих значеннях ω помилка E_t моделі *NFNN* на тестових даних, побудованої за допомогою методу МДННМ, була співрозмірною з аналогічним показником методу МЗПSad та дещо нижчою у порівнянні з методом МЗПS. Таким чином запропонований метод МДННМ доцільно використовувати у випадках, коли обсяг нової інформації S_{ad} про досліджувані об’єкти або процеси є суттєво нижчим за обсяг наявної інформації S_{tr}, яка використовувалася для побудови базової моделі *NFN*. При цьому використання методу МДННМ дозволяє отримувати нейро-нечіткі діагностичні моделі, що характеризуються більш високим рівнем узагальнення даних. Враховуючи те, що при розв’язанні практичних задач кількість нових даних про досліджувані об’єкти діагностування, як правило, є суттєво нижчою від обсягу початкової інформації, використання запропонованого методу є доцільним, оскільки помилка E_S моделі *NFNN* на вибірці $S =< P,T >$ є прийнятною, а час донавчання є значно меншим, ніж при використанні методу МЗПS.

У **додатках** наведено таблиці даних експериментальних досліджень, акти впровадження дисертаційної роботи, список публікацій здобувача.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему розроблення та дослідження методів синтезу діагностичних моделей, які поєднують принципи інтелектуальних та паралельних обчислень, що дозволяє підвищити швидкість процесу побудови діагностичних моделей, збільшити їх інтерпретовність та узагальнювальні можливості. Проведені дослідження дозволили зробити такі висновки.

1. Проведено аналіз процесу та методів синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж. Визначено, що для синтезу нейро-нечітких мереж ефективно можуть застосовуватися еволюційні методи, які є методами стохастичної оптимізації та не висувають вимог до виду цільової функції і дозволяють вирішувати завдання структурного та параметричного синтезу нейро-нечітких моделей. Обґрунтовано доцільність прискорення процесу стохастичної оптимізації шляхом розробки нових високопродуктивних методів, які дозволять скоротити час синтезу нейро-нечітких діагностичних моделей за

множинами прецедентів великої розмірності, а також підвищити інтерпретовність та узагальнювальні можливості синтезованих діагностичних моделей.

2. Запропоновано стохастичний метод синтезу моделей на основі дерев розв'язків, який використовує інформацію про інформативність ознак, складність синтезованого дерева, а також точність його розпізнавання. Це дозволяє синтезувати дерева розв'язків з невеликою кількістю та прийнятною точністю розпізнавання, а також видобувати на його основі найцінніші екземпляри для структурного синтезу діагностичних моделей.

3. Запропоновано стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил, що відрізняється попереднім розбиттям значень ознак на інтервали, використовує імовірнісний підхід для перебору різних сполучень антецедентів і консеквентів асоціативних правил, використовує апріорну інформацію про значущість термів і ознак. Це дозволяє обробляти чисельну інформацію при видобуванні асоціативних правил, не здійснювати істотну кількість проходів по заданому набору даних, виявляти правила з високим рівнем вірогідності та інших критеріїв оцінювання їхньої якості.

4. Розроблено метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки, який при генерації набору детекторів використовує відому інформацію про екземпляри всіх класів вибірки, враховує інформацію про індивідуальну значущість ознак, як форму детектора використовує гіперкуб максимально можливого об'єму, що дозволяє виключати малозначущі та надлишкові ознаки з вибірки, скоротивши тим самим простір пошуку і час виконання методу, а також формувати набір детекторів з високими апроксимаційними й узагальнювальними здібностями.

5. Запропоновано паралельний метод видобування продукційних правил на основі обчислювального інтелекту, що передбачає паралельну побудову інтелектуальних моделей, які узагальнюють задані вибірки даних у вигляді моделей на основі дерев розв'язків, асоціативних правил, негативного відбору. Запропонований підхід дозволяє суттєво скоротити часові витрати на синтез діагностичних моделей.

6. Запропоновано систему критеріїв оцінювання інформативності ознак, яка передбачає визначення значущості ознак виходячи з просторового розташування екземплярів різних класів та дозволяє оцінювати індивідуальну і групову інформативність ознак в умовах, коли вихідні вибірки даних містять надлишкові та взаємозалежні ознаки, а також екземпляри з пропущеними значеннями.

7. Розроблено паралельний стохастичний метод редукції даних, що передбачає використання різних стратегій стохастичного пошуку, які реалізуються на різних вузлах паралельної системи, що дозволяє розширити покриття простору пошуку та скоротити час пошуку.

8. Запропоновано модель подання стохастичного пошуку у ярусно-паралельній формі для параметричного синтезу нейро-нечітких мереж. Запропонована модель відрізняється використанням апріорної інформації про

навчальну вибірку та просторове розташування рішень. Це дозволяє більш детально досліджувати області можливих оптимумів та скоротити час настроювання параметрів синтезованих діагностичних нейромоделей.

9. Розроблено метод параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку, який для настроювання параметрів синтезованих моделей використовує ймовірнісну оптимізацію, початкову множину рішень формує з урахуванням інформації про навчальну вибірку, в процесі пошуку використовує оператори формування нової множини рішень, які враховують особливості розташування параметрів, що налаштовуються, їхній тип, пристосованість рішень-батьків, а також допускають вихід за межі відповідних діапазонів. Це дозволяє наблизити початкові точки пошуку до областей розташування екстремумів і прискорити процес параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж, в процесі стохастичної оптимізації розширювати область пошуку та виходити з можливих областей локальних екстремумів при синтезі діагностичних моделей.

10. Розроблено метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей, який дозволяє адаптувати до зміни середовища функціонування існуючі моделі шляхом їх модифікації з урахуванням інформації, отриманої в результаті нових спостережень.

11. Виконано експериментальне дослідження розроблених методів обробки даних та синтезу діагностичних моделей. Результати експериментів показали, що застосування запропонованих у дисертаційній роботі методів синтезу діагностичних моделей дозволило значно (в рази) підвищити швидкість побудови діагностичних моделей у порівнянні з методами, які передбачають послідовну реалізацію обчислень, а також збільшити рівні інтерпретовності та узагальнення даних за допомогою синтезованих моделей.

12. Практичні результати, отримані у дисертації, підтверджено актами впровадження та доводять коректність теоретичних положень дисертаційної роботи. Результати дисертаційної роботи апробовано та впроваджено на Державному підприємстві «Запорізьке машинобудівне конструкторське бюро «Прогрес» імені академіка О.Г. Івченка, Лубенському верстатобудівному заводі Акціонерного товариства «Мотор Січ», Публічному акціонерному товаристві «Запорізький металургійний комбінат «Запоріжсталь», Запорізькому державному медичному університеті, у практичну діяльність товариства з обмеженою відповідальністю «СофтХ», товариства з обмеженою відповідальністю «Науково-виробниче підприємство «Енергоальянс», товариства з обмеженою відповідальністю «Дніпро-Трейд», де використовуються для побудови діагностичних моделей технічних та медичних об’єктів. Наукові положення, висновки і рекомендації, викладені в дисертаційній роботі, використано при підготовці дисциплін «Інтелектуальні системи», «Основи обчислювального інтелекту», «Еволюційне моделювання» на кафедрі програмних засобів Національного університету «Запорізька політехніка».

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Список публікацій здобувача, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Олейник, А. А. Синтез диагностических и распознающих моделей на основе гибридных нейро-нечётких технологий вычислительного интеллекта : монография / А. А. Олейник, Т. А. Зайко, С. А. Субботин ; под ред. С. А. Субботина. – Харьков : ООО “Компания Смит”, 2014. – 284 с.

2. Методи та засоби оброблення великих даних в системах діагностування та розпізнавання образів : монографія / [С. О. Субботін, А. О. Олійник, В. М. Льовкін, Т. О. Колпакова, М. Ю. Пришляк, С. Ю. Леощенко, О.В. Корнієнко, Д.А. Каврін, Є.О. Гофман, О.Ю. Благодарьов] ; під заг. ред. С. О. Субботіна, А. О. Олійника. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2018. – 228 с.

3. Subbotin, S. The Dimensionality Reduction Methods Based on Computational Intelligence in Problems of Object Classification and Diagnosis / S. Subbotin, A. Oliinyk // Recent Advances in Systems, Control and Information Technology. Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017. – Vol. 543. – P. 11–19. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

4. Олійник, А. О. Видобування правил на основі дерев розв’язків та стохастичного пошуку / А. О. Олійник // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2014. – № 2. – С. 110–119. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

5. Oliinyk, A. The decision tree construction based on a stochastic search for the neuro-fuzzy network synthesis / A. Oliinyk, S. A. Subbotin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2015. – Vol. 24, № 1. – P. 18–27. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

6. Гофман, Е. А. Эволюционный метод синтеза деревьев решений / Е. А. Гофман, А. А. Олейник, С. А. Субботин // Штучний інтелект. – 2011. – № 2. – С. 6–14.

7. Олійник, А. О. Побудова асоціативних правил на основі інтелектуального стохастичного пошуку / А. О. Олійник // Математичні машини і системи. – 2015. – № 4. – С. 45–56.

8. Oliinyk, A. A stochastic approach for association rule extraction / A. Oliinyk, S. A. Subbotin // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2016. – Vol. 26, № 2. – P. 419–426. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

9. Subbotin, S. Diagnostic rule mining based on artificial immune system for a case of uneven distribution of classes in sample / S. Subbotin A. Oliinyk, V. Levashenko, E. Zaitseva // Communications – Scientific Letters of the University of Zilina. – 2016. – Vol. 3. – P. 4–12. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

10. Олійник, А. О. Видобування продукційних правил на основі негативного відбору / А. О. Олійник // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2016. – № 1. – С. 40–49. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

11. Subbotin, S. Induction of classification rules in case of uneven distribution of classes / S. Subbotin, A. Oliinyk, V. Levashenko, E. Zaitseva // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2016. – №. 6 (80). – P. 176–180.

12. Oliinyk, A. O. Parallel Method of Production Rules Extraction Based on Computational Intelligence / A. Oliinyk, S. Skrupsky, S. Subbotin, I. Korobiichuk // Automatic Control and Computer Sciences. – 2017. – Vol. 51, Issue 4. – P. 215–223. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

13. Oliinyk, A. O. Experimental research and analysis of complexity of parallel method for production rules extraction / A. Oliinyk, S. Skrupsky, S. Subbotin // Automatic Control and Computer Sciences. – 2018. – Vol. 52, Issue 2. – P. 89–99. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

14. Oliinyk, A. A. The model for estimation of computer system used resources while extracting production rules based on parallel computations / A. A. Oliinyk, S. Yu. Skrupsky, V. V. Shkarupylo, S. A. Subbotin // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2017. – № 1. – С. 142–152. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

15. Олейник, А. А. Мультиагентный метод оптимизации с адаптивными параметрами / А. А. Олейник // Штучний інтелект. – 2011. – № 1. – С. 83–90.

16. Олійник, А. О. Мультиагентний метод з опосередкованим зв'язком між агентами / А. О. Олійник // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2010. – № 2. – С. 82–89. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

17. Олейник, А. А. Многомерный поиск на основе мультиагентного подхода / А. А. Олейник // Радиоэлектроника и информатика. – 2010. – № 2. – С. 51–55.

18. 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** та **Web of Science**).

19. Oliinyk, A. A. Parallel multiagent method of big data reduction for pattern recognition / A. A. Oliinyk, S. Yu. Skrupsky, V. V. Shkarupylo, O. Yu. Blagodariov // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2017. – № 2. – С. 82–92. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

20. Oliinyk, A. The System of Criteria for Feature Informativeness Estimation in Pattern Recognition / A. Oliinyk, S. Subbotin, V. Lovkin, O. Blagodariov, T. Zaiko // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2017. – № 4. – С. 85–96. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

21. Oliinyk, A. Parallel method of big data reduction based on stochastic programming approach / A. Oliinyk, S. Subbotin, V. Lovkin, M. Ilyashenko, O. Blagodariov // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2018. – № 2. – С. 60–72. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

22. Олейник, А. А. Модель параметрического синтеза нейро-нечетких сетей в ярусно-параллельной форме / А. А. Олейник, С. Ю. Скрупский, С. А. Субботин // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія: "Інформатика, кібернетика та обчислювальна техніка". – 2014. – № 1 (19). – С. 106–113.

23. Oliinyk, A. O. Using Parallel Random Search to Train Fuzzy Neural Networks / A. O. Oliinyk, S. Yu. Skrupsky, S. A. Subbotin // Automatic Control and Computer Sciences. – 2014. – Vol. 48, Issue 6. – P. 313–323. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

24. Oliinyk, A. A. Neural network synthesis based on evolutionary optimization / A. A. Oliinyk, S. A. Subbotin // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2015. – № 1. – С. 77–86.

25. Oliinyk, A. O. Experimental Investigation with Analyzing the Training Method Complexity of Neuro-Fuzzy Networks Based on Parallel Random Search / A. O. Oliinyk, S. Yu. Skrupsky, S. A. Subbotin // Automatic Control and Computer Sciences. – 2015. – Vol. 49, Issue 1. – P. 11–20. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

26. Олійник, А. О. Планування ресурсів паралельної обчислювальної системи при синтезі нейро-нечітких моделей для обробки великих даних / А. О. Олійник, С.Ю. Скрупський, С.О. Субботін, А.Ю. Благодарьов, Є.О. Гофман // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2016. – № 4. – С. 61–69. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

27. Oliinyk, A. Additional training of neuro-fuzzy diagnostic models / A. Oliinyk, S. Subbotin, S. Leoshchenko, M. Ilyashenko, N. Myronova, Y. Mastinovsky // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2018. – № 3. – С. 106–119. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

28. Oliinyk, A. A. Information Technology of Diagnosis Model Synthesis Based on Parallel Computing / A. A. Oliinyk, S. A. Subbotin, S. Yu. Skrupsky, V. M. Lovkin, T. A. Zaiko // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2017. – № 3. – С. 139–151. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Web of Science**).

29. Гофман, Е. А. Синтез нейро-нечётких сетей на основе деревьев решений для диагностирования и автоматической классификации по признакам / Е. А. Гофман, С. А. Субботин, А. А. Олейник // Радіоелектроніка та інформатика. – 2012. – № 2. – С. 58–62.

30. Oliinyk, A. O. Factor analysis of transaction data bases / A. O. Oliinyk, T. A. Zaiko, S. A. Subbotin // Automatic Control and Computer Sciences. – 2014. – Vol. 48, Issue 2. – P. 87–96. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

31. Олейник, А. А. Синтез нейро-нечетких сетей на основе ассоциативных правил / А. А. Олейник, Т. А. Зайко, С. А. Субботин // Кібернетика та системний аналіз. – 2014. – Т. 50, № 3. – С. 27–38. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

32. Oliinyk, A. Training Sample Reduction Based on Association Rules for Neuro-Fuzzy Networks Synthesis / A. Oliinyk, T. Zaiko, S. Subbotin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2014. – Vol. 23, № 2. – P. 89–95. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

Публікації, які засвідчують *апробацію матеріалів дисертації:*

33. Гофман, Е. А. Использование деревьев решений для диагностирования автотранспортных средств / Е. А. Гофман, А. А. Олейник, С. А. Субботин // Информационные управляющие системы и компьютерный мониторинг : II Всеукраинская научно-техническая конференция ИУС и КМ-

2011, Донецк, 11–13 апреля 2011 г. : материалы конференции. – Донецк : ДонНТУ, 2011. – Т. 1. – С. 159–163.

34. Гофман, Е. А. Применение деревьев решений для редукции баз лингвистических правил / Е. А. Гофман, А. А. Олейник, С.А Субботин // Информационные технологии и автоматизация–2011 : материалы Всеукраинской научно-производственной конференции, Одесса, 12–14 октября 2011 р. : тезисы докладов. – Одесса : ОНАПТ, 2011. – С. 11–12.

35. Олейник, А. А. Извлечение продукционных правил на основе гибридных методов вычислительного интеллекта / А. А. Олейник // Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій : VIII міжнародна наукова-практична конференція, Запоріжжя, 21–23 вересня 2016 р. : матеріали конференції. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2016. – С. 324–325.

36. Олійник, А. О. Редукція великих масивів даних на основі паралельного мультиагентного підходу / А. О. Олійник, С. О. Субботін // Тиждень науки : науково-практична конференція, Запоріжжя, 18–21 квітня 2017 р. : матеріали конференції. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2017. – С. 701–703.

37. Oliinyk, A. Development of the indicator set of the features informativeness estimation for recognition and diagnostic model synthesis / A. Oliinyk, S. Subbotin, V. Lovkin, S. Leoshchenko, T. Zaiko // Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering : 14th International Conference TCSET'2018, Lviv-Slavske, 20-24 February 2018 : Conference proceedings. – Lviv : Lviv Polytechnic National University, 2018. – P. 903-908. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

38. Олійник, А. О. Паралельний метод видобування продукційних правил / А. О. Олійник, О. Ю. Благодарьов // Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі : Всеукраїнська науково-практична конференція, Кривий Ріг, 21-23 березня 2018 р. : тези доповідей. – Кривий Ріг: Видавничий центр ДВНЗ «Криворізький національний університет», 2018. – С. 157-160.

39. Oliinyk, A. Parallel data reduction method for complex technical objects and processes / A. Oliinyk, S. Leoshchenko, V. Lovkin, S. Subbotin, T. Zaiko // Dependable Systems, Services and Technologies, (DESSERT'2018) : The 9th IEEE International Conference, Kyiv, 24-27 May, 2018 : proceedings. – Los Alamitos: IEEE, 2018. – P. 496–501. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

40. Oliinyk, A. Feature selection based on parallel stochastic computing / A. Oliinyk, S. Subbotin, V. Lovkin, S. Leoshchenko, T. Zaiko // Computer Science and Information Technologies, (CSIT'2018) : XIII International Scientific and Technical Conference, Lviv, 11-14 September, 2018 : proceedings. – Lviv: Vegha i Ko, 2018. – P. 347–351. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

41. Олійник, А. О. Паралельний метод синтезу нейро-нечітких мереж / А. О. Олійник // Тиждень науки : науково-практична конференція, Запоріжжя, 14–18 квітня 2014 р. : матеріали конференції. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2014. – Т. 2. – С. 128–130.

42. Олійник, А. О. Інтелектуальна інформаційна технологія параметричного синтезу нейро-фаззі мереж / А. О. Олійник, С. О. Субботін, С. Ю. Скрупський // Інформаційні технології : І Українська конференція молодих науковців ІТ–2014, Київ, 22–23 травня 2014 р. : матеріали конференції. – Київ : Інститут суспільства Київського університету імені Бориса Грінченка, 2014. – С. 126–128.

43. Subbotin, S. The Fully-Defined Neuro-Fuzzy Model Synthesis / S. Subbotin, A. Oliinyk // Data Stream Mining & Processing (DSMP): 2016 IEEE First International Conference, Lviv, 23-27 August 2016 : proceedings. – Lviv: NU "Lvivska Politeckhnika", 2016. – P. 9-14.

44. Олійник, А. О. Дослідження процесу синтезу нейро-нечітких мереж на векторному процесорі / А. О. Олійник, С. Ю. Скрупський, С. О. Субботін // Інформаційні управляючі системи та комп’ютерний моніторинг : V Всеукраїнська науково-технічна конференція ІУС КМ-2014, Донецьк, 22–23 квітня 2014 р. : матеріали конференції. – Донецьк : ДонНТУ, 2014. – Т. 1. – С. 371–375.

45. Subbotin, S. Individual prediction of the hypertensive patient condition based on computational intelligence / S. Subbotin, A. Oliinyk, S. Skrupsky // Information and Digital Technologies : International Conference IDT’2015, Zilina, 7–9 July 2015 : proceedings of the conference. – Zilina : Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2015. – P. 336–344. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

46. Олейник, А. А. Метод донавчання нейро-нечітких моделей / А. А. Олейник // Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій : IX міжнародна наукова-практична конференція, Запоріжжя, 03–05 жовтня 2018 р. : матеріали конференції. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2018. – С. 138–140.

47. Гофман, Є. О. Метод структурно-параметричного синтезу нейро-фаззі мереж / Є. О. Гофман, А. О. Олійник, С. О. Субботін // Сучасні інформаційні системи та технології : Міжнародна науково-практична конференція AIST–2012, Суми, 15–18 травня 2012 р. : матеріали конференції. – Суми : СумДУ, 2012. – С. 175–176.

48. Олейник, А. А. Выявление латентных признаков в транзакционных базах данных / А. А. Олейник, Т. А. Зайко, С. А. Субботин // Інформатика та комп’ютерні технології : IX міжнародна науково-технічна конференція, Донецьк, 4–6 листопада 2013 р. : матеріали конференції. – Донецьк : ДонНТУ, 2013. – С. 233–236.

49. Олейник, А. А. Метод редукции данных для синтеза моделей неразрушающего контроля качества / А. А. Олейник, Т. А. Зайко, С. А. Субботин // Информатика: проблемы, методология, технологии : XIV Международная конференция, Воронеж, 6–8 февраля 2014 г. : материалы конференции. – Воронеж : Издательский дом Воронежского государственного университета, 2014. – Т. 3. – С. 140–144.

50. Олійник, А. О. Редукція надлишкових екземплярів в транзакційних базах даних / А. О. Олійник, Т. А. Зайко, С. О. Субботін // Сучасні інформаційні системи та технології : III міжнародна науково-практична конференція AIST-

2014, Суми, 14–16 травня 2014 р. : матеріали конференції. – Суми : СумДУ, 2014. – С. 97–98.

51. Субботін, С. О. Згортальна нейронна мережа як парадигма для реалізації технології глибокого навчання / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. Ю. Благодарьов // Інформатика, управління та штучний інтелект : Науково-технічна конференція, Харків, 26–27 листопада 2014 р. : матеріали конференції. – Харків : НТУ «ХПІ», 2014. – С. 73.

52. Kolpakova, T. Improved method of group decision making in expert systems based on competitive agents selection / T. Kolpakova A. Oliinyk, V. Lovkin // 2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), Kyiv, May 29 – June 2, 2017 : conference proceedings. – Kyiv: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2017. – P. 939–943. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

53. Oliinyk, A. A. Evolutionary method for solving the traveling salesman problem / A. Oliinyk, I. Fedorchenko, A. Stepanenko, M. Rud, D. Goncharenko // Problems of Infocommunications. Science and Technology : 5th International Scientific-Practical Conference PICST2018, Kharkiv, 9–12 October 2018 : proceedings of the conference. – Kharkiv: Kharkiv National University of Radioelectronics, 2018. – P. 331–338. (Входить до міжнародних наукометричних баз **Scopus** та **Web of Science**).

54. Fedorchenko, I. Genetic method of image processing for motor vehicle recognition / I. Fedorchenko, A. Oliinyk, A. Stepanenko, T. Zaiko, A. Svyrydenko, D. Goncharenko [Electronic resource] // Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019), Zaporizhzhia, Ukraine, April 15-19, 2019. – P. 211-226. – (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 2353). – Access mode: http://ceur-ws.org/Vol-2353/paper17.pdf . (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

55. Oliinyk, A. Development of Genetic Methods for Predicting the Incidence of Volumes of Emissions of Pollutants in Air / A. Oliinyk, I. Fedorchenko, A. Stepanenko, A. Katschan, Yu. Fedorchenko, A. Kharchenko, D. Goncharenko // Proceedings of the 2nd International Workshop on Informatics and Data-Driven Medicine IDDM 2019, Lviv, 11–13 November 2019 : proceedings of the workshop. – Lviv: Lviv Polytechnic National University, 2019. – P. 340–353. – (CEUR Workshop Proceedings, Vol. 2488). (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:

56. Пат. 134493 Україна, МПК G06F 17/00. Спосіб відбору інформативних ознак великих даних для побудови розпізнавальних моделей / А. О. Олійник, В. М. Льовкін, (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u2018 10874 ; заявл. 02.11.18 ; опубл. 27.05.19, Бюл. № 10/2019.

57. Пат. 70944 Україна, МПК G06F 19/24. Спосіб побудови дерев розв'язків для виявлення знань при діагностуванні виробів / Є. О. Гофман, А. О. Олійник, С. О. Субботін, (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u2011 15678 ; заявл. 30.12.11 ; опубл. 25.06.12, Бюл. № 12.

58. Олійник, А. О. Синтез нейро-нечітких моделей для прогнозування стану здоров’я хворого на основі паралельних обчислень / А. О. Олійник // Радіоелектроніка, інформатика, управління. – 2015. – № 2. – С. 30–40.

59. Oliinyk, A. Combinatorial optimization problems solving based on evolutionary approach / A. Oliinyk, I. Fedorchenko, A. Stepanenko, M. Rud, D. Goncharenko // The experience of Designing and Application of CAD systems (CADSM): 15th International Conference CADSM’2019, Polyana (Svalyava), 26 February –2 March 2019 : proceedings of the conference. – Lviv : Lviv Polytechnic National University, 2019. – P. 41-45. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**).

АНОТАЦІЯ

Олійник А.О. Методи синтезу діагностичних моделей на основі обчислювального інтелекту. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.23 «Системи та засоби штучного інтелекту». – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2020.

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну проблему розроблення та дослідження методів синтезу діагностичних моделей, які поєднують принципи інтелектуальних та паралельних обчислень, що дозволяє підвищити швидкість процесу побудови діагностичних моделей, збільшити їх інтерпретовність та узагальнювальні можливості.

Проведено аналіз та досліджено процес синтезу діагностичних моделей на основі нейро-нечітких мереж. Запропоновано стохастичний метод синтезу моделей на основі дерев розв’язків, який використовує інформацію про інформативність ознак, складність синтезованого дерева, а також точність його розпізнавання. Розроблено стохастичний метод видобування чисельних асоціативних правил та метод синтезу продукційних правил на основі негативного відбору для випадку нерівномірного розподілу екземплярів класів вибірки. Запропоновано паралельний метод видобування продукційних правил на основі обчислювального інтелекту. Запропоновано критерії оцінювання інформативності ознак та паралельний стохастичний метод редукції даних. Запропоновано модель подання стохастичного пошуку у ярусно-паралельній формі для параметричного синтезу нейро-нечітких мереж. Розроблено метод параметричної ідентифікації нейро-нечітких мереж на основі паралельного випадкового пошуку. Запропоновано метод донавчання діагностичних нейро-нечітких моделей. Проведено експериментальне дослідження розроблених методів шляхом синтезу моделей для вирішення практичних задач діагностування. Практичне використання результатів дисертації підтверджено актами впровадження, що доводять коректність теоретичних положень дисертаційної роботи та високу ефективність розроблених методів.

Ключові слова: діагностування, аналіз даних, нейро-нечітка модель, вибірка даних, редукція даних, синтез моделі.

АННОТАЦИЯ

Олейник А.А. Методы синтеза диагностических моделей на основе вычислительного интеллекта. – Квалификационная научная работа на правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 05.13.23 «Системы и средства искусственного интеллекта». – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки Украины, Харьков, 2020.

В диссертационной работе решена актуальная научно-прикладная проблема разработки и исследования методов синтеза диагностических моделей, которые сочетают принципы интеллектуальных и параллельных вычислений, позволяют повысить скорость процесса построения диагностических моделей, увеличить их интерпретабельность и обобщающие возможности.

Проведен анализ и исследован процесс синтеза диагностических моделей на основе нейро-нечетких сетей. Предложен стохастический метод синтеза моделей на основе деревьев решений, который использует информацию про информативность признаков, сложность синтезированного дерева, а также точность его распознавания, позволяет на начальном этапе формировать множество древовидных структур, характеризующихся простой иерархией и невысокой ошибкой распознавания, в процессе поиска создавать новые множества решений с учетом информации о значимости признаков и интерпретабельности генерируемых деревьев, что, в свою очередь, обеспечивает возможность построения дерева решений с небольшим количеством элементов (узлов и связей между ними) и приемлемой точностью распознавания, а также извлечения на его основе ценных экземпляров для структурного синтеза диагностических моделей.

Разработан стохастический метод извлечения численных ассоциативных правил, который предполагает предварительное выделение термов как интервалов значений признаков, использует априорную информацию о значимости термов и признаков, позволяет существенно сократить количество проходов по заданному набору данных, выявлять правила с высоким уровнем достоверности и других критериев оценки их качества.

Предложенный метод синтеза продукционных правил на основе отрицательного отбора для случая неравномерного распределения экземпляров классов выборки при генерации набора детекторов использует известную информацию об экземплярах всех классов выборки, учитывает информацию об индивидуальной значимости признаков, позволяет исключать малозначимые и избыточные признаки из выборки, сократив тем самым пространство поиска и время выполнения метода.

Разработан параллельный метод извлечения продукционных правил на основе вычислительного интеллекта, реализующий параллельное построение интеллектуальных моделей, что позволяет сократить временные затраты на синтез моделей при решении сложных практических задач, которые характеризуются большими объемами диагностических данных.

Предложенные критерии оценки информативности признаков предусматривают определение значимости признаков, исходя из пространственного расположения экземпляров различных классов, и позволяют оценивать индивидуальную и групповую информативность признаков при решении задач диагностирования в условиях, когда исходные выборки данных содержат избыточные и взаимозависимые признаки, а также экземпляры с пропущенными значениями.

Разработан параллельный стохастический метод редукции данных, который предполагает использование различных стратегий стохастического поиска, реализуемых на различных узлах параллельной системы, позволяет расширить покрытие пространства поиска, повысить разнообразие множества решений текущей популяции и сократить время поиска.

Предложена модель представления стохастического поиска в ярусно-параллельной форме для параметрического синтеза нейро-нечетких сетей, которая отличается использованием априорной информации об обучающей выборки и пространственном расположении решений, что позволяет более детально исследовать области возможных оптимумов и сократить время настройки параметров синтезированных диагностических нейромоделей.

Разработан метод параметрической идентификации нейро-нечетких сетей на основе параллельного случайного поиска, который для настройки параметров синтезированных моделей использует вероятностную оптимизацию, начальное множество решений формирует с учетом информации про обучающую выборку, что позволяет приблизить начальные точки поиска к областям расположения экстремумов и ускорить процесс параметрического синтеза диагностических нейро-нечетких моделей.

Предложенный метод дообучения диагностических нейро-нечетких моделей позволяет адаптировать к изменению среды функционирования существующие диагностические модели путем их модификации с учетом информации, полученной в результате новых наблюдений.

Практическая значимость полученных результатов заключается в том, что предложенные методы обработки диагностических данных доведены до уровня практической реализации и позволяют выполнять редукцию данных, извлечение знаний на основе деревьев решений, ассоциативных правил и отрицательного отбора для структурного синтеза диагностических моделей, а также синтезировать нейро-нечеткие диагностические сети, простые и удобные для дальнейшего анализа и использования на практике. Результаты практической реализации показали, что применение предложенных в диссертационной работе методов синтеза диагностических моделей позволило значительно повысить скорость построения диагностических моделей по сравнению с методами, которые предусматривают последовательную реализацию вычислений, увеличить уровни интерпретабельности и обобщения данных синтезированных моделей. Практическое применение результатов диссертации подтверждено актами внедрения, доказывающими правильность теоретических положений диссертационной работы и высокую эффективность разработанных методов.

Ключевые слова: диагностирование, анализ данных, нейро-нечеткая модель, выборка данных, редукция данных, синтез модели.

ABSTRACT

Oliinyk A.O. Methods of diagnostic model synthesis based on computational intelligence. – Qualifying scientific work as a manuscript.

Thesis for obtaining the doctoral degree in technical sciences in the specialty 05.13.23 "Systems and means of artificial intelligence". – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2020.

The thesis is devoted to the solution of the theoretical and practical problem of the development and research of methods of diagnostic model synthesis, which combine principles of intelligent computations and parallel computing, allowing to accelerate the process of construction of diagnostic models, to raise its interpretability and generalization abilities.

The process of diagnostic model synthesis on the basis of neuro-fuzzy networks is analyzed and researched. In the thesis the stochastic method of model synthesis, based on decision trees, was proposed. It uses information about feature informativeness, complexity of synthesized tree and also about recognition accuracy. The stochastic method of extraction of numerical association rules and method of synthesis of production rules based on negative selection in the case of non-uniform distribution of instances of sampling classes were developed. The parallel method of extraction of production rules based on computational intelligence was developed. The feature informativeness estimation criteria and the parallel stochastic method of data reduction were developed. The model of the process of parametric synthesis of neuro-fuzzy networks in a tiered-parallel form was proposed. The method of parametric identification of neuro-fuzzy networks based on parallel random search was developed. The method of additional training of diagnostic neuro-fuzzy models was proposed. The experimental research of the developed methods by models synthesis for solving real-world problems of diagnostics was carried out. The practical use of the dissertation results is confirmed by the acts of implementation, which prove the correctness of the theoretical positions of the dissertation and the high efficiency of the developed methods.

Keywords: diagnostics, data analysis, neuro-fuzzy model, data sample, data reduction, model synthesis.

.