

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

МУЛЕСА ПАВЛО ПАВЛОВИЧ

УДК 004.032.26

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕДИЧНИХ ДАНИХ
НА ОСНОВІ ГІБРИДНИХ НЕЙРОМЕРЕЖ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата технічних наук

Харків – 2015

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в ДВНЗ «Ужгородський національний університет» Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник - кандидат технічних наук, доцент
Маляр Микола Миколайович,
ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
доцент кафедри кібернетики і прикладної математики.

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

доктор технічних наук, професор
Пелешко Дмитро Дмитрович,
Національний університет «Львівська політехніка»,
МОН України, в.о. завідувача кафедри інформаційних
технологій видавничої справи.

Захист відбудеться «___» _____ 2015 р. о ___ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, пр. Леніна, 14.

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

Автореферат розісланий «___» _____ 2015 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради,
д.т.н., проф.

О.А. Винокурова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. На теперішній час інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) є потужним інструментарієм вирішення широкого спектру задач і, перш за все, передоброби даних (очищення, заповнення пропусків, видалення викидів, стиснення-компресія, візуалізація, тощо); виявлення прихованих залежностей (ідентифікація, емуляція, математичне моделювання, тощо); класифікації (розпізнавання образів, діагностування, виявлення розладнань, тощо); кластеризації (класифікація без вчителя); аналізу часових послідовностей (прогнозування, фільтрація, інтерполяція, згладжування, тощо) та інше. На сьогодні Data Mining знайшов широке використання у багатьох напрямках людської діяльності. Звичайно, що він не міг обійти і медичну галузь і, перш за все, у задачах медичної діагностики. Тут необхідно відзначити, що з точки зору системного підходу, людський організм є складною системою: багатовимірною, нестационарною, суттєво нелінійною, стохастично-хаотичною, такою, що піддано дії неконтрольованих збурень, множиною показників, вимірювання яких ускладнюється недосконалістю або просто браком потрібних пристроїв.

Останні роки характеризуються все більшим використанням у задачах медичної діагностики апарату обчислювального інтелекту і, перш за все, штучних нейронних мереж, завдяки їх універсальним апроксимуючим властивостям і здатності до навчання на основі експериментальних даних. Тут, однак, слід відзначити, що «класичні» нейронні мережі досить погано пристосовані саме для медичної діагностики. Так, багатошарові перцептрони та радіально-базисні мережі для свого навчання потребують значних обсягів експериментальних даних; машини опорних векторів звичайно можуть працювати на малих навчальних вибірках, але це – апроксиматори, а не діагностичні системи, що можуть налаштовуватися у послідовному режимі; мережі, що засновані на «лінивому» навчанні, наприклад, узагальнені регресійні мережі, є в загальному випадку не апроксиматорами, а інтерполяторами, тобто не пристосовані для оброблення викривлених даних. Є ще така суттєва складність, пов'язана саме з медичними задачами: відсутність кінцевих діагнозів у деяких пацієнтів. Це означає, що з точки зору обчислювального інтелекту, діагностуюча система повинна одночасно налаштовуватися як в режимі навчання з вчителем, так і в режимі самонавчання. Відомі нейронні мережі для таких ситуацій не пристосовані.

Існує ще одна суттєва складність: можливість наявності у одного пацієнта одночасно декількох діагнозів, при цьому апріорі невідомо: чи є ці діагнози альтернативними, чи справді людина має декілька хвороб. З точки зору обчислювального інтелекту тут виникає ситуація нечіткості, коли області різних діагнозів взаємно перетинаються. Тут у нагоді можуть стати нейро-фаззі системи, найбільш характерними представниками яких є адаптивна нейро-фаззі система з нечітким висновуванням ANFIS та нейро-фаззі система Такагі-Сугено-Канга, які мають не лише апроксимуючі властивості та здатність до навчання, але й можливість лінгвістичної інтерпретації результатів за умов класів, що перетинаються. Але ці системи подібно перцептронам та радіально-базисним мережам потребують великих навчальних вибірок, а навчання на основі зворотного

поширення похибок ускладнює їх налаштування у послідовному режимі, коли кожен новий пацієнт може (і повинен) впливати на характеристики діагностуючої системи.

Тому розробка систем обчислювального інтелекту і, перш за все, нейро-фаззі систем, що здатні функціонувати за умов обмежених навчальних вибірок, перетинаючихся класів, нечітких діагнозів, викривлених даних, що надходять на оброблення у послідовному режимі, і налаштовувати свої параметри у режимі як контрольованого, так і неконтрольованого навчання-самонавчання та орієнтовані на вирішення задач on-line діагностування як в медичній, так і суміжних галузях, без сумніву є актуальною проблемою, вирішення якої є доцільним як з теоретичної, так і суто практичної точки зору.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота виконана в рамках держбюджетної НДР “Розробка інформаційного і математичного забезпечень для інтелектуальних систем та систем прийняття рішень” (№ДР 0110U006903), що виконувалась у ДВНЗ “Ужгородський національний університет” та держбюджетної НДР «Нейро-фаззі системи для поточної кластеризації та класифікації послідовностей даних за умов їх викривленості відсутніми та аномальними спостереженнями» (№ДР 0113U000361), що виконується у Харківському національному університеті радіоелектроніки. В рамках зазначених НДР здобувачем розроблено методи обробки медичної інформації на основі гібридних нейро-фаззі мереж з урахуванням апріорної інформації про властивості оброблюваних сигналів і системи, що їх генерує.

Мета та задачі дослідження. Метою роботи є розробка нових гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем для вирішення задач ефективного аналізу і обробки інформації на основі динамічного інтелектуального аналізу медичних даних у вигляді багатовимірних таблиць і нестационарних нелінійних сигналів з локальними особливостями за умов апріорної та поточної невизначеності.

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

- аналіз відомих методів обробки медичних даних у вигляді багатовимірних таблиць і нестационарних нелінійних сигналів за умов апріорної та поточної невизначеності;
- розробка та удосконалення методу передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та фаззі-логіки;
- розробка методу навчання двошарового нейро-фаззі компресора з використанням активаційних функцій з лінійними похідними;
- розробка методу навчання-самонавчання одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, що дасть змогу вирішувати задачі класифікації-кластеризації в on-line режимі за умов класів, що перетинаються;
- розробка багатошарової діагностуючої нейро-фаззі системи для вирішення задач медичної діагностики, яка характеризується підвищеною швидкістю та простотою обчислювальної реалізації;
- імітаційне моделювання та проведення порівняльного аналізу різних підходів і вироблення рекомендацій щодо їх практичного застосування, а також

розв'язання тестових і практичних задач динамічного інтелектуального аналізу даних за допомогою розроблених гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем.

Об'єктом дослідження є процес динамічного інтелектуального аналізу й обробки медичних даних у вигляді багатовимірних таблиць та нестационарних нелінійних сигналів.

Предметом дослідження є гібридні нейромережі та нейро-фаззі системи, що призначені для вирішення задач динамічної інтелектуальної обробки нестационарних нелінійних сигналів і багатовимірних таблиць медичних даних за умов невизначеності.

Методи дослідження. Теорія нечітких дерев рішень та моделей багатокритеріального вибору, що дала змогу провести передобробку медичної інформації, теорія штучних нейронних мереж, що дозволила синтезувати нові типи гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем; теорія нечіткої логіки, що дозволила врахувати вплив факторів, заданих в порядковій і номінальній шкалах виміру, а також наділити властивостями інтерпретовності; інтелектуальний аналіз даних, що дозволив знаходити приховані залежності в інформації; імітаційне моделювання, яке підтвердило достовірність отриманих теоретичних результатів; математична статистика, що дозволила дослідити результати експериментів.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше запропоновано метод навчання двошарового нейро-фаззі компресора, що відрізняється використанням активаційних функцій з лінійними похідними, що дозволило підвищити швидкодію процесу оброблення даних та спростити обчислювальну реалізацію методу;

2. Вперше запропоновано метод навчання-самонавчання одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, яка відрізняється тим, що може оброблювати інформацію як в режимі навчання з вчителем, так і без, та вирішувати задачі класифікації-кластеризації за умов класів, що перетинаються, що дозволило опрацьовувати дані в on-line режимі;

3. Вперше запропонована багатошарова діагностуюча нейро-фаззі система, що побудована на основі системи Такагі-Сугено-Канга з додатковим нелінійним шаром діагностики та модифіковано її метод навчання, що побудовано на основі критерію розпізнавання образів, яка характеризується підвищеною швидкодією та простотою обчислювальної реалізації.

4. Удосконалено метод передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки, що дало змогу провести ранжування факторів з метою виявлення найвпливовіших та їх подальшого оброблення інтелектуальною діагностуючою системою.

Практичне значення отриманих результатів. Використання комплексу запропонованих методів дозволяє підвищити ефективність застосування гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем зі спеціалізованими методами навчання для вирішення задач обробки даних медичної природи за умов невизначеності і може застосовуватися при вирішенні задач діагностування, стиснення, класифікації та кластеризації. Отримані теоретичні результати були досліджені експериментально на тестових і реальних медичних даних, де довели свою перевагу над відомими

методами.

Отримані в дисертаційній роботі результати дозволяють в різних аспектах підвищити якість вирішення задачі інтелектуального аналізу медичних даних на основі гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем зі спеціалізованими методами навчання і можуть застосовуватися при вирішенні конкретних задач.

Метод інтелектуального аналізу даних на основі нейро-фаззі компресора та алгоритм його навчання були використані у ТзОВ «Клініка сучасних методів діагностики та інноваційних медичних технологій «Водолій» (м. Хуст, Закарпатська область) (акт впровадження від 05.08.2014) та метод інтелектуального аналізу даних на основі гібридної самоорганізованої нейро-фаззі системи та методів навчання були використані у Обласному клінічному центрі нейрохірургії та неврології (м. Ужгород) (акт впровадження від 20.08.2014) при проведенні наукових досліджень та створенні методів визначення фармакорезистентності пацієнтів із епілепсією та своєчасного вибору подальшої тактики лікування епілепсії. Розроблена система відрізняється тим, що вона дає змогу своєчасно до розвитку епілептогенезу та виникнення незворотних змін у центральній нервовій системі, встановити фармакорезистентність пацієнта та вибрати адекватну альтернативну медикаментозній тактиці лікування. Методи та моделі гібридних нейро-фаззі систем для інтелектуальної обробки медичних даних були використані при проведенні спільних наукових досліджень в Хустській районній лікарні (м. Хуст, Закарпатська область) (акт впровадження від 01.10.2014). Результатом інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних було вирішення задачі діагностування для визначення прихованих факторів ступеня розвитку сечокам'яної хвороби, що дозволило проводити відповідне лікування. Результати дисертаційної роботи, пов'язані з розробкою методів інтелектуального аналізу медичних даних на основі гібридних нейро-фаззі мереж за наявності часткової апріорної інформації про властивості даних, впроваджені в навчальний процес на кафедрі кібернетики і прикладної математики ДВНЗ «Ужгородський національний університет» в курсах «Нейронні мережі та їх застосування», «Обробка інформації в задачах штучного інтелекту» і «Нечіткий аналіз в прикладних задачах» (акт від 27.06.2014) та в науково-дослідній роботі Харківського національного університету радіоелектроніки (акт від 10.04.2014).

Особистий вклад здобувача. Усі положення, що виносяться на захист, основні результати теоретичних та експериментальних досліджень отримані здобувачем особисто. Внесок автора в публікаціях, написаних у співавторстві таких: [1] запропоновано архітектуру системи діагностування в медичних застосуваннях, [2] проведено структурування простору факторів для діагностування урологічних захворювань, [3] розроблено метод навчання-самонавчання одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, [4] розроблено діагностуючу нейро-фаззі систему для інтелектуального аналізу медичних даних, [5] розроблено нейро-фаззі компресор медичних даних, [6] розроблено архітектуру одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, [7] запропоновано використання персонального інтелектуального інструментарію в медичних дослідженнях, [8] розроблено метод фаззіфікації вхідних змінних, [9] запропоновано використання інтелектуальних методів для діагностування урологічних хвороб, [10] розроблено

метод діагностування в інтелектуальній системі підтримки прийняття рішень, [11] обґрунтовано застосування комп'ютерних систем діагностування в медицині, [12] розроблено методику збору експертної інформації для медичних систем діагностування, [13] застосовано нейро-фаззі методи у діагностиці фармакорезистентності епілепсії, [14] проведено імітаційне моделювання моделі багатокритеріального вибору на основі медичних даних, [15] запропоновано використання методу багатокритеріального вибору для створення медичної експертної системи, [16] розроблено метод навчання діагностуючої нейро-фаззі системи для обробки даних великої розмірності, [17] розроблено підхід для аналізу біомедичних даних на основі діагностуючої нейро-фаззі системи, [18] розроблено метод навчання багатопарової нейро-фаззі мережі для виявлення прихованих залежностей в медичних даних, [19] розроблено комбінований метод навчання-самонавчання самоорганізованої мапи, [20] запропоновано спосіб автоматизованого визначення фармакорезистентності до дії протиепілептичних препаратів на основі інтелектуальних методів, [21] запропоновано метод передобробки медичних даних для подальшого використання в системі діагностування.

Апробація результатів дисертації. Основні результати роботи доповідалися та обговорювалися на III-й – VII-й Міжнародних школах-семінарах «Теорія прийняття рішень» (Ужгород, 2006 – 2014); Міжнародних науково-практичних конференціях «Інформаційні технології і інформаційна безпека в науці, техніці та освіті» (Севастополь, 2007, 2011); International Conference «Knowledge-Dialogue-Solution» (Varna, Bulgaria, 2007), I-й Міжнародній науково-методичній конференції «Математичні методи, моделі та інформаційні технології в економіці» (Чернівці, 2009); I-й Міжнародній науково-технічній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи)» (Черкаси, 2011); Міжнародній науковій конференції «Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту» (Залізний Порт, 2014); XXIII International conference «Problems of Decision Making Under Uncertainties» (Mukachevo, 2014); 5-й Всеукраїнській науково-практичній конференції за міжнародною участю «Інформатика та системні науки» (Полтава, 2014).

Публікації. Основні положення дисертаційної роботи опубліковані у 21 науковій роботі: 6 статей (4 статті у фахових виданнях України з технічних наук та 2 статті у закордонних виданнях), з яких 5 статей входять до міжнародних наукометричних баз, 13 тез доповідей на міжнародних наукових конференціях, 1 патент та 1 стаття в іншому виданні.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, п'яти розділів, висновків, що містять основні результати, списку використаних джерел і додатку. Загальний обсяг дисертації складає 170 сторінок (з них 137 – основного тексту), 36 рисунків (з них 4 рисунка на 2 окремих сторінках), 7 таблиць (з них 2 на окремих сторінках), список використаних джерел, що включає 188 найменувань та займає 19 сторінок, 1 додаток на 6 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету і задачі дослідження, наукову новизну і практичне значення

одержаних результатів. Наведено відомості про впровадження результатів роботи, апробацію, особистий внесок здобувача.

У **першому розділі** виконано огляд стану проблеми обробки масивів медичних даних за умов невизначеності. Розглянуто задачі динамічного інтелектуального аналізу даних в задачах компресії, класифікації-кластеризації та діагностування медичних даних (Medical Data Mining). Проведено аналіз методів видобування знань на основі нечітких дерев рішень та розглянута гібридизація дерев рішень з методами, заснованими на нейронних мережах. Проведено аналіз існуючих інтелектуальних методів стиснення медичної інформації та її візуалізації. Проведено аналіз інтелектуальних технологій обробки даних медичної природи на основі нейро-фаззі-систем. Сформульовані мета та задачі дослідження.

У **другому розділі** розглянуто задачі зменшення різноманітності та зниження розмірності даних медичного моніторингу за допомогою гібридних систем обчислювального інтелекту.

Удосконалено метод передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки, що дало змогу провести ранжування факторів з метою виявлення найвпливовіших та їх подальшого оброблення інтелектуальною діагностуючою системою. Для визначення оптимальних шляхів в дереві рішень використовується послідовний аналіз варіантів, що дозволяє обробляти дерева з сотнями вершин. Під час прийняття рішення (встановлення діагнозу) перед лікарем ставиться завдання обробки великого масиву за малий період часу, що є однією із складових успішного діагностування і, як наслідок, успішного лікування. В першу чергу лікарю потрібно визначити метод лабораторного обстеження, результати яких вводяться в систему, встановлюється важливість кожного симптому. Якщо при цьому множина можливих варіантів порівняно невелика, то шуканий результат система може отримати шляхом прямого перебору. Проте зі збільшенням числа варіантів ця можливість практично зникає навіть при використанні комп'ютерних технологій. Таким чином, виникає необхідність у застосуванні загальних методів цілеспрямованого перебору, що дозволяють генерувати потрібну інформацію за прийнятний час. З точки зору формальної логіки схема послідовного аналізу варіантів зводиться до повторення такої послідовності дій:

- розбиття множини варіантів рішень задачі на сімейство підмножин, кожна з яких має додаткові специфічні властивості;
- використання цих специфічних властивостей для пошуку логічних протиріч в описі окремих підмножин;
- виключення з подальшого розгляду тих підмножин варіантів, в описі яких є логічні суперечності.

При цьому метод послідовного аналізу конструювання та відсіювання варіантів полягає в такій побудові варіантів і виборі операторів їх аналізу, які дозволяють відсіювати безперспективні частини варіантів без їх повної побудови у міру того, як цю безперспективність вдається виявити. Застосування нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки дало змогу частково зменшити різноманітність даних, але для проведення подальшого

інтелектуального аналізу потрібні методи, що дозволять не тільки відсіяти інформативні ознаки, але й забезпечать стиснення даних з метою прискорення швидкості обробки, що важливо в задачах реального часу, коли дані надходять послідовно.

Для вирішення задачі компресії було введено нейро-фаззі компресор, що поєднує переваги нейронних мереж та фаззі-систем, а саме здатність до узагальнення та навчання з можливістю інтерпретувати результати. Базовим елементом такої системи є нео-фаззі-нейрон з нелінійними синапсами. При надходженні на вхід нео-фаззі-нейрону багатовимірною сигналу $X = \{x^1(k), x^2(k), \dots, x^n(k)\}$ на виході системи з'являються сигнали вигляду (так звані головні компоненти)

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

при цьому сигнали, одержувані на виході вихідного шару, мають вигляд

$$\hat{x}^i(k) = \sum_{m=1}^h \sum_{j=1}^{h_2} \varphi_{j0}^{im} \left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^{h_l} \varphi_{li}^{mi}(x^i(k)) w_{li}^{mi}(k) \right) w_{j0}^{im}(k), \quad (2)$$

де $\varphi_{li}^{mi}(\bullet)$, $\varphi_{j0}^{im}(\bullet)$ - активаційні функції першого та вихідного шарів відповідно; $w_{li}^{mi}(k)$, $w_{j0}^{im}(k)$ - синаптичні ваги першого та вихідного шарів відповідно; $y^m(k)$ - m -та компонента стисненого багатовимірною сигналу.

В рамках архітектури, пропонується ввести більш просту функцію належності нео-фаззі нейрона на основі ядер Єпанечнікова вигляду

$$\varphi_{li}^{mi}(x^i(k)) = 1 - \left((\tau_{li}^{mi})^2 / 2 \right) = 1 - \left((x^i(k) - c_{li}^{mi}(k))^2 / 2 (\sigma_{li}^{mi}(k))^2 \right), \quad (3)$$

$$\varphi_{j0}^{im}(y^m(k)) = 1 - \left((\tau_{j0}^{im})^2 / 2 \right) = 1 - \left((y^m(k) - c_{j0}^{im}(k))^2 / 2 (\sigma_{j0}^{im}(k))^2 \right). \quad (4)$$

При цьому похідні цих функцій по параметрам мають вигляд:

$$\begin{aligned} \partial \varphi_{li}^{mi}(x^i(k)) / \partial c_{li}^{mi}(k) &= (x^i(k) - c_{li}^{mi}(k)) / (\sigma_{li}^{mi}(k))^2, \quad \partial \varphi_{li}^{mi}(x^i(k)) / \partial (\sigma_{li}^{mi})^{-1}(k) = -(x^i(k) - c_{li}^{mi}(k))^2 / 2, \\ \partial \varphi_{j0}^{im}(y^m(k)) / \partial c_{j0}^{im}(k) &= (y^m(k) - c_{j0}^{im}(k)) / (\sigma_{j0}^{im}(k))^2, \quad \partial \varphi_{j0}^{im}(y^m(k)) / \partial (\sigma_{j0}^{im})^{-1}(k) = -(y^m(k) - c_{j0}^{im}(k))^2 / 2. \end{aligned}$$

Запропоновано метод навчання нейро-фаззі компресора у формі:

$$\begin{cases} w_i^{mi}(k+1) = w_i^{mi}(k) + \frac{e^i(k) J w_i^{mi}(k)}{r w_i(k)}, & r w_i(k+1) = \beta r w_i(k) + \|J w_i^{mi}(k)\|^2, \\ c_i^{mi}(k+1) = c_i^{mi}(k) + \frac{e^i(k) J c_i^{mi}(k)}{r c_i(k)}, & r c_i(k+1) = \beta r c_i(k) + \|J c_i^{mi}(k)\|^2, \\ (\sigma_i^{mi}(k+1))^{-2} = (\sigma_i^{mi}(k))^{-2} + \frac{e^i(k) J \sigma_i^{mi}(k)}{r \sigma_i(k)}, & r \sigma_i(k+1) = \beta r \sigma_i(k) + \|J \sigma_i^{mi}(k)\|^2, \end{cases} \quad (5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} w_0^{im}(k+1) = w_0^{im}(k) + \frac{e^i(k)Jw_0^{im}(k)}{rw_0(k)}, rw_0(k+1) = \beta rw_0(k) + \|Jw_0^{im}(k)\|^2, \\ c_0^{im}(k+1) = c_0^{im}(k) + \frac{e^i(k)Jc_0^{im}(k)}{rc_0(k)}, rc_0(k+1) = \beta rc_0(k) + \|Jc_0^{im}(k)\|^2, \\ (\sigma_0^{im}(k+1))^{-2} = (\sigma_0^{im}(k))^{-2} + \frac{e^i(k)J\sigma_0^{im}(k)}{r\sigma_0(k)}, r\sigma_0(k+1) = \beta r\sigma_0(k) + \|J\sigma_0^{im}(k)\|^2, \end{array} \right. \quad (6)$$

де $0 \leq \beta \leq 1$,

$$\begin{aligned} Jw_{li}^{mi}(k) &= - \left[\sum_{j=1}^{h_2} \frac{w_{j0}^{im}(k)}{2\sigma_{j0}^{im}(k)} \right] \left[1 - \frac{(x^i(k) - c_{li}^{mi})^2}{2(\sigma_{li}^{mi}(k))^2} \right], \quad Jc_{li}^{mi}(k) = - \left[\sum_{j=1}^{h_2} \frac{w_{j0}^{im}(k)}{2\sigma_{j0}^{im}(k)} \right] w_{li}^{mi}(k) \left[\frac{(x^i(k) - c_{li}^{mi})}{(\sigma_{li}^{mi}(k))^2} \right], \\ J\sigma_{li}^{mi}(k) &= - \left[\sum_{j=1}^{h_2} \frac{w_{j0}^{im}(k)}{2\sigma_{j0}^{im}(k)} \right] w_{li}^{mi}(k) \left[\frac{(x^i(k) - c_{li}^{mi})^2}{2} \right], \quad Jc_{j0}^{im}(k) = w_{j0}^{im}(k) \left[\frac{(y^m(k) - c_{j0}^{im})^2}{(\sigma_{j0}^{im}(k))^2} \right], \\ Jw_{j0}^{im}(k) &= \left[1 - \frac{(y^m(k) - c_{j0}^{im})^2}{2(\sigma_{j0}^{im}(k))^2} \right], \quad J\sigma_{j0}^{im}(k) = w_{j0}^{im}(k) \left[\frac{(y^m(k) - c_{j0}^{im})^2}{2} \right], \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Jw_i^{mi}(k) &= (Jw_{li}^{mi}(k)), \dots, (Jw_{hi}^{mi}(k))^T, \quad w_i^{mi}(k) = (w_{li}^{mi}(k)), \dots, (w_{hi}^{mi}(k))^T, \quad c_i^{mi}(k) = (c_{li}^{mi}(k)), \dots, (c_{hi}^{mi}(k))^T, \\ \sigma_i^{mi}(k) &= (\sigma_{li}^{mi}(k)), \dots, (\sigma_{hi}^{mi}(k))^T, \quad Jw_0^{im}(k) = (Jw_{10}^{im}(k)), \dots, (Jw_{h_20}^{im}(k))^T, \quad w_0^{im}(k) = (w_{10}^{im}(k)), \dots, (w_{h_20}^{im}(k))^T, \\ c_0^{im}(k) &= (c_{10}^{im}(k)), \dots, (c_{h_20}^{im}(k))^T, \quad \sigma_0^{im}(k) = (\sigma_{10}^{im}(k)), \dots, (\sigma_{h_20}^{im}(k))^T. \end{aligned}$$

Таким чином, запропоновано архітектуру нейро-фаззі компресора і метод навчання всіх його параметрів, що має слідувальні і фільтрувальні властивості. Запропонований підхід дозволяє вирішувати задачу стиснення даних не тільки у вигляді таблиці "об'єкт-властивість", але й багатовимірних нестационарних часових рядів довільної природи.

У **третьому розділі** запропоновано гібридну класифікуючу-кластеризуючу нейронну мережу та її метод навчання-самонавчання в задачах динамічного інтелектуального аналізу медичних даних. У задачах Medical Data Mining, пов'язаних з кластеризацією, класифікацією, діагностуванням, стисненням інформації тощо, широкого розповсюдження набули самоорганізовані карти (SOM) і нейронні мережі векторного квантування (LVQ), що введені Т. Кохоненом і представляють собою по суті одношарові штучні нейронні мережі з прямою передачею інформації, що реалізують відображення вхідного простору $X \subset R^n$ за допомогою деякого оператора F у вихідний простір $Y \subset R^m$, при цьому простір X в режимі самонавчання (у випадку SOM) або навчання з вчителем (у випадку LVQ) розбиваються на m підобластей $X_j \subset X$ так, що довільному з векторів-образів $x \in X_j \subset X$ вхідного простору відповідає єдина точка-нейрон вихідного.

Процес навчання-самонавчання реалізується в три основних етапи: конкуренції, кооперації та синаптичної адаптації. Також введено в процес самоорганізації четвертий етап - нечітке виведення, що дозволяє в on-line режимі в рамках архітектури SOM - LVQ класифікувати дані, що належать одночасно декільком

кластерам.

Введено метод навчання-самонавчання SOM-LVQ, що має вигляд

$$w_j(k+1) = \begin{cases} \frac{w_j^*(k) + \eta(k)(x(k) - w_j^*(k))}{\|w_j^*(k) + \eta(k)(x(k) - w_j^*(k))\|}, & \text{якщо } x(k) \text{ та } w_j^*(k) \text{ належать одній клітці Вороного,} \\ \frac{w_j^*(k) - \eta(k)(x(k) - w_j^*(k))}{\|w_j^*(k) - \eta(k)(x(k) - w_j^*(k))\|}, & \text{якщо } x(k) \text{ та } w_j^*(k) \text{ належить різним кліткам Вороного,} \\ w_j(k) & \text{для нейронів, що не перемогли в момент } k. \end{cases} \quad (7)$$

Якщо перше і третє співвідношення (7) повністю збігаються з WTA - алгоритмом самонавчання, то на процедурі «відштовхування» (друге співвідношення (7)) слід зупинитися докладніше.

Розглянемо ситуацію, наведену на рис.1, коли в конкуренції переміг нейрон $w_j^*(k)$, хоча пред'явлений вектор-образ $x(k)$ відноситься до класу з центроїдом $w_p(k)$, а нейрон $w_j(k)$ в конкуренції не переміг. Природно, що необхідно «відштовхнути» вектор $w_j^*(k)$ так, щоб $x(k)$ опинився на рівній відстані і від $w_j^*(k)$, і от $w_p(k)$.

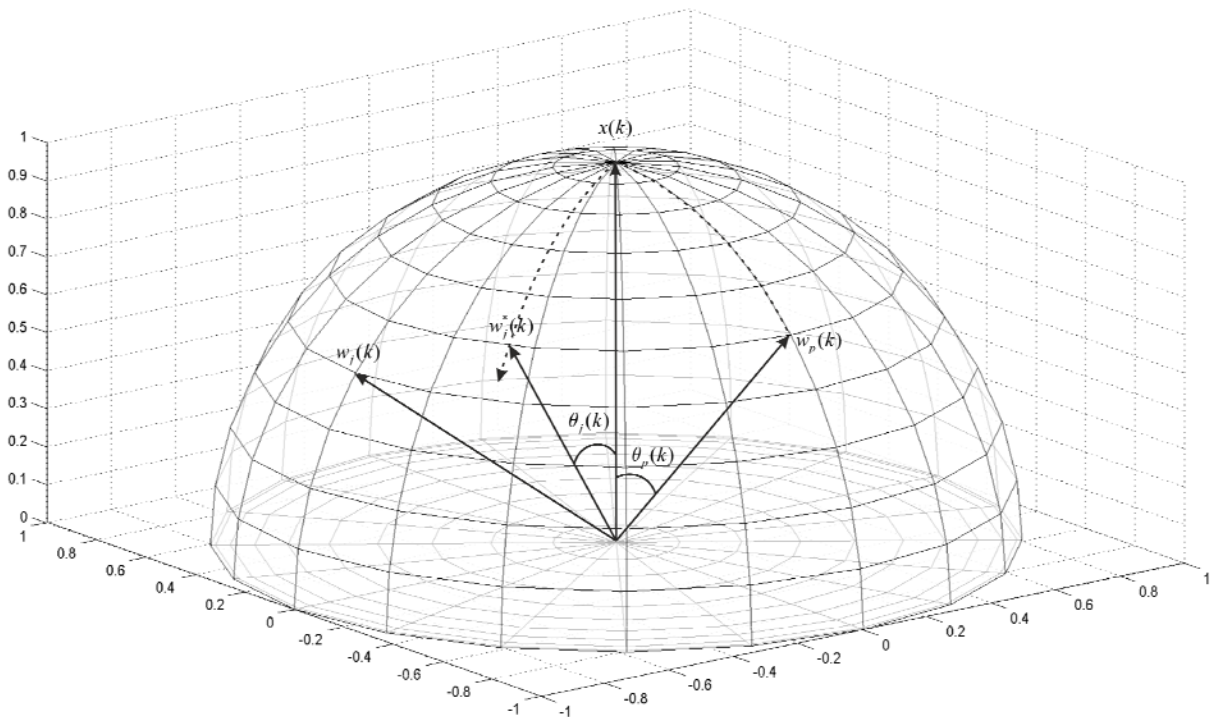


Рисунок 1 – Навчання LVQ

Для цього необхідно задати $\eta(k)$ у вигляді

$$\begin{aligned}
\eta(k) &= \frac{\cos(w_j^*(k), x(k)) - \cos(w_p(k), x(k))}{\cos(w_j^*(k), x(k)) + 1} = \\
&= \frac{\cos(w_j^*(k), x(k)) - \cos(w_p(k), x(k))}{\cos(w_j^*(k), x(k)) + \cos(x(k), x(k))} = \\
&= \frac{\cos\theta_j(k) - \cos\theta_p(k)}{\cos\theta_j(k) + 1} = \frac{x^T(k)w_j^*(k) - x^T(k)w_p(k)}{x^T(k)w_j^*(k) - x^T(k)x(k)}.
\end{aligned} \tag{8}$$

Таким чином, після одного кроку налаштування ваг образ $x(k)$ буде однаково належати як $w_j(k+1)$ так і $w_p(k) = w_p(k+1)$, тобто

$$\mu_{w_j(k+1)}(x(k)) = \mu_{w_p(k+1)}(x(k)) = 0.5, \tag{9}$$

при цьому, у разі можливого перетину відразу декількох класів, для оцінки рівнів належності можна скористатися оцінкою, що має вигляд

$$0 \leq \mu_{w_j(k)}(x(k)) = \psi(w_j(k), x(k)) / \sum_{l=1}^m \psi(w_l(k), x(k)) \leq 1. \tag{10}$$

Таким чином запропоновано комбінований метод навчання-самонавчання нейронних мереж Т. Кохонена, що дозволяє обробляти дані в умовах перетинаючихся класів, коли належності даних навчальної вибірки до конкретних класів можуть бути як невідомі взагалі, так і мати чіткий або нечіткий характер. Метод заснований на використанні мір подібності, рекурентної оптимізації і нечіткому виведенні і відрізняється швидкодією, можливістю працювати в on-line режимі і простотою обчислювальної реалізації.

У **четвертому розділі** запропонована діагностуюча нейро-фаззі-система та метод її адаптивного навчання в задачах моніторингу медико-біологічних даних. Архітектура запропонованої нейро-фаззі системи наведена на рис. 2 і складається з шести послідовно з'єднаних шарів. На вхідний (нульовий, рецепторний) шар нейро-фаззі системи подається $(n \times 1)$ -вимірний вектор вхідних сигналів-образів $x(k) = (x_1(k), \dots, x_n(k))^T$, де $k = 1, \dots, N$ - номер спостереження у вихідному масиві даних. При цьому передбачається, що всі компоненти $x_i(k)$ попередньо перетворені так, що $0 \leq x_i(k) \leq 1, \forall i = 1, 2, \dots, n$, а двійкові вхідні ознаки приймають значення 0 або 1. Перший прихований шар містить nh функцій належності $\mu_{li}(x_i(k)), i = 1, \dots, n; l = 1, \dots, h$ і виконує фаззіфікацію вхідних змінних, при цьому чим більше число h , тим кращі апроксимувальні властивості нейро-фаззі системи, хоча для двійкових ознак достатньо мати $h = 2$. Другий прихований шар реалізує агрегування рівнів належності, обчислених в першому шарі, і складається з h блоків множення П. Третій прихований шар - це шар синаптичних ваг $w_{jl}, j = 1, \dots, m$, що підлягають налаштуванню. Введена нейро-фаззі система містить mh налаштованих ваг, де m - кількість можливих класів-діагнозів, по одному на кожен вихід системи. Четвертий прихований шар утворений $m+1$ суматорами Σ , що обчислюють суми сигналів на виходах другого та третього прихованого шарів. У п'ятому прихованому шарі, що

утворений m блоками ділення \bullet/\bullet , проводиться нормалізація вихідних сигналів четвертого шару. І, нарешті, вихідний (шостий) шар містить m нелінійних активаційних функцій, при цьому в задачах діагностики доцільно використання найпростіших сигнум-функцій, що приймають значення $+1$ у разі правильного діагнозу і -1 - в іншому випадку. Таким чином, вихідні сигнали системи $y_j(k)$ можуть приймати тільки два значення ± 1 .

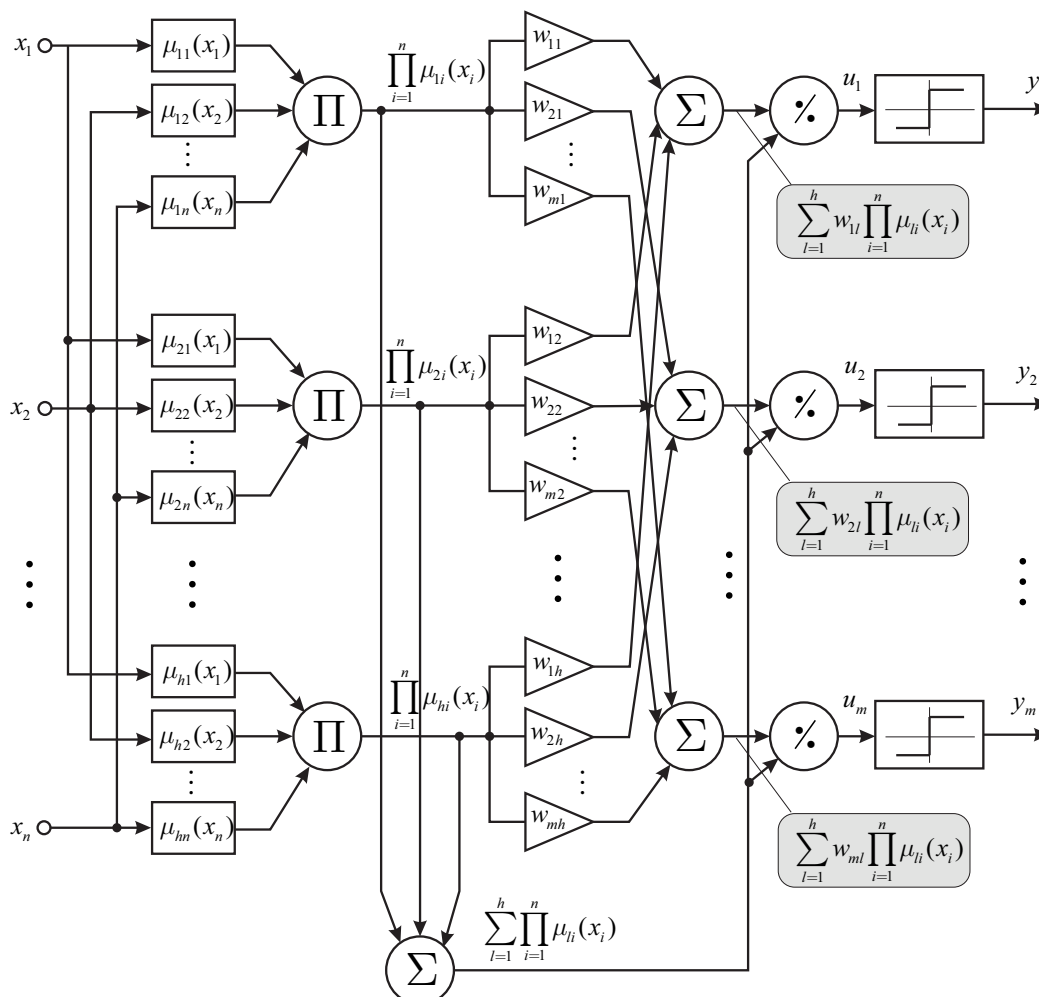


Рисунок 2 – Діагностуюча нейро-фаззі система

Отже, при надходженні на вхід нейро-фаззі системи векторного сигналу $x(k)$, елементи першого шару обчислюють рівні належності $\mu_{li}(x_i(k))$, при цьому зазвичай в якості функцій належності використовуються дзвонуваті (ядерні) конструкції з нестрого локальним рецепторним полем, що дозволяє уникнути виникнення «дірок» у фаззіфікованому просторі.

Найчастіше - це традиційні гаусіани

$$\mu_{li}(x_i(k)) = \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{li})^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (11)$$

де c_{li} - параметр центру (у найпростішому випадку центри рівномірно розміщуються на інтервалі $[0,1]$ з кроком $(h-1)^{-1}$), σ_i - параметр ширини, обраний

емпірично або налаштовуємий за допомогою зворотного поширення похибок.

При цьому для двійкових змінних $x_i(k)$ достатньо всього двох трикутних функцій належності

$$\begin{cases} \mu_{1i}(x_i(k)) = 1 - x_i(k), \\ \mu_{2i}(x_i(k)) = x_i(k). \end{cases} \quad (12)$$

Зауважимо також, що функції належності (12) в ряді випадків з успіхом можуть бути використані і для ознак, що приймають довільну кількість значень, а число синаптичних ваг, що налаштовуються, приймає мінімально можливе значення $2m$.

На виходах другого прихованого шару з'являються агреговані значення $\prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))$, при цьому нескладно помітити, що, якщо параметри ширини σ_i однакові для всіх ознак, тобто $\sigma_i = \sigma$, тоді

$$\prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k)) = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\frac{(x_i(k) - c_{li})^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{\|x_i(k) - c_{li}\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (13)$$

(тут $c_l = (c_{l1}, c_{l2}, \dots, c_{ln})^T$), тобто реалізується нелінійне перетворення аналогічне радіально-базисній нейронній мережі.

Виходами третього прихованого шару є сигнали $w_{jl} \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))$, четвертого - $\sum_{l=1}^h w_{jl} \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))$ та $\sum_{l=1}^h \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))$, п'ятого -

$$\begin{aligned} u_j(k) &= \frac{\sum_{l=1}^h w_{jl} \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))}{\sum_{l=1}^h \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))} = \sum_{l=1}^h w_{jl} \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))}{\sum_{l=1}^h \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k))} = \\ &= \sum_{l=1}^h w_{jl} \varphi_l(x(k)) = w_j^T \varphi(x(k)) \end{aligned} \quad (14)$$

(тут $\varphi_l(x(k)) = \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k)) \left(\sum_{l=1}^h \prod_{i=1}^n \mu_{li}(x_i(k)) \right)^{-1}$, $w_j = (w_{j1}, \dots, w_{jh})^T$,

$\varphi(x(k)) = (\varphi_1(x(k)), \dots, \varphi_h(x(k)))^T$) і, нарешті, шостого -- $y_j(k) = \text{sign } u_j(k)$).

Нескладно бачити, що введена нейро-фаззі система є модифікацією системи Л. Ванга - Дж. Менделя та орієнтована на вирішення завдань on-line діагностування-класифікації.

Для навчання синаптичних ваг цієї системи використаний метод навчання, що заснований на критерії, який призначено для вирішення задач розпізнавання образів, класифікації, діагностики, тощо.

Для налаштування синаптичних ваг використовується процедура вигляду

$$\begin{aligned} w_j(k+1) &= w_j(k) + \eta(k)e_j(k)\varphi(x(k)) = \\ &= w_j(k) + \eta(k)(d_j(k) - \text{sign } w_j^T(k)\varphi(x(k)))\varphi(x(k)), \quad j=1,2,\dots,m, \end{aligned} \quad (15)$$

де $\eta(k)$ - параметр кроку навчання, $d_j(k) \in \{-1,1\}$ - навчальний сигнал, що приймає значення 1, якщо вхідний вектор $x(k)$ належить до j -го діагнозу, та -1 в іншому випадку.

Вводячи далі загальний критерій для всіх виходів системи

$$E(k) = \sum_{j=1}^m E_j(k) = \sum_{j=1}^m e_j(k)u_j(k), \quad (16)$$

можна записати алгоритм навчання всіх синаптичних ваг системи у вигляді

$$W(k+1) = W(k) + \eta(k)(d(k) - \text{sign } W(k)\varphi(x(k)))\varphi^T(x(k)), \quad (17)$$

де $\text{sign}(u_1(k), \dots, u_m(k))^T = (\text{sign } u_1(k), \dots, \text{sign } u_m(k))^T$, $d(k) = (d_1(k), \dots, d_m(k))^T$, $W(k) = (w_1^T(k) \ \dots \ w_m^T(k))^T - (m \times h)$ - матриця налаштованих синаптичних ваг.

Збільшити швидкість навчання можна, скориставшись квазін'ютонівськими процедурами навчання, наприклад,

$$w_j(k+1) = w_j(k) + (\varphi(x(k))\varphi^T(x(k)) + \eta I)^{-1} e_j(k)\varphi(x(k)), \quad (18)$$

де $\eta > 0$ - регуляризуючий параметр, $I - (h \times h)$ - одинична матриця.

Скориставшись далі лемою обернення матриць, можна переписати (18) в компактній формі

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \frac{e_j(k)\varphi(x(k))}{\eta + \|\varphi(x(k))\|^2}, \quad (19)$$

або

$$W(k+1) = W(k) + \frac{d(k) - \text{sign } W(k)\varphi(x(k))}{\eta + \|\varphi(x(k))\|^2} \varphi^T(x(k)). \quad (20)$$

Запропонована діагностуюча нейро-фаззі система і адаптивний метод її навчання призначені для вирішення завдань розпізнавання образів, класифікації, діагностики тощо в умовах, коли обсяги навчальної вибірки є близькими до розмірності вхідних образів, а самі ці образи надходять на обробку послідовно в on-line режимі. Особливістю запропонованої системи є істотно менша кількість параметрів, що налаштовуються, в порівнянні з штучними нейронними мережами, які вирішують ту ж саму задачу.

Система характеризується простотою чисельної реалізації, високою швидкодією при навчанні, можливістю обробки інформації, що задається в різних шкалах (кількісній, ранговій, бінарній), що часто виникає в задачах інтелектуальної

обробки медичних даних.

У п'ятому розділі наведено результати вирішення реальних задач медичної діагностики на основі розроблених гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем та їх методів навчання, і перш за все, задачі компресії масиву даних та діагностування-класифікації фармакорезистентності пацієнтів при епілептичних захворюваннях.

На базі експериментальних досліджень були сформовані дані у вигляді таблиць «об'єкт-властивість», що містять результати дослідження фармакорезистентності пацієнтів при епілептичних захворюваннях. Початкові дані складаються з двох основних груп, що відповідають курабельним та резистентними пацієнтам до протиепілептичних препаратів (180 пацієнтів), та 52 показника для всіх етапів досліджень. Результати вирішення задачі діагностування-класифікації даних фармакорезистентності пацієнтів при епілептичних захворюваннях характеризуються досить високою точністю. Так була забезпечена точність діагностування на навчальній вибірці на рівні 97%, а на тестовій на рівні 95%. Порівняльний аналіз з відомими методами діагностування показав, що запропонований підхід дає кращу точність серед існуючих не тільки класичних методів, але і більш розвинутих відомих нейро-фаззі класифікаторів.

Друга задача, що вирішувалася, це компресія та класифікація-кластеризація даних урологічних захворювань на основі гібридної класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі. В процесі вирішення задачі класифікації-кластеризації даних урологічних захворювань використовувалися дані, що були отримані при виконанні сумісної науково-дослідної роботи з лікарнями в Закарпатській області. Вибірка даних складалася з інформації про 252 пацієнта, що були обстежені. На основі удосконаленого методу передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки було проведено ранжування факторів з метою виявлення найвпливовіших та побудовано дерево рішень. В табл. 1 наведено порівняльний аналіз результатів класифікації-кластеризації на основі різних підходів.

Таблиця 1 - Результати класифікації-кластеризації даних урологічних захворювань

Нейронна мережа / Метод навчання	Похибка на навчальній вибірці	Похибка на тестовій вибірці
Гібридна класифікуюча-кластеризуюча нейронна мережа (з попереднім виділенням інформативних ознак на базі нейро-фаззі компресора) / Запропонований метод навчання	3.8 %	4.5 %
Гібридна класифікуюча-кластеризуюча нейронна мережа (без попереднього виділення інформативних ознак) / Запропонований метод навчання	4.1 %	5.1 %
Самоорганізовна мапа Кохонена / Класичний метод навчання	7.7 %	8.3 %
Нейронна мережа векторного квантування / Класичний метод навчання	8.1 %	8.5 %

Таким чином видно, що запропонований підхід забезпечує найкращий результат класифікації-кластеризації серед розглянутих систем за рахунок можливості роботи в режимі навчання-самонавчання при відсутності розмітки даних про діагноз, або в випадку коли точний діагноз не поставлено із-за супутніх захворювань у пацієнта.

У **висновках** сформульовано наукові та практичні результати, що їх одержано у дисертаційній роботі. У **додатку** наведено акти про впровадження результатів дослідження.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі представлено результати, що відповідають меті дослідження, а саме - розробці нових гібридних нейромереж та нейро-фаззі систем для вирішення задач ефективного аналізу і обробки інформації на основі динамічного інтелектуального аналізу медичних даних у вигляді багатовимірних таблиць і нестационарних нелінійних сигналів з локальними особливостями за умов апріорної та поточної невизначеності. Проведені дослідження дозволили зробити такі висновки:

1. Виконано огляд стану проблеми обробки нестационарних медичних даних за умов невизначеності. Розглянуто задачі динамічного інтелектуального аналізу даних в задачах компресії, класифікації-кластеризації та діагностування нестационарних даних та сигналів. На базі аналізу переваг і недоліків відомих методів можна зробити висновок, що найбільш ефективними і пристосованими для обробки нелінійних нестационарних даних є методи обчислювального інтелекту, і в першу чергу - гібридні нейромережі та нейро-фаззі системи.

2. Вперше запропоновано метод навчання двошарового нейро-фаззі компресора, що відрізняється використанням активаційних функцій з лінійними похідними, що дозволило підвищити швидкодію процесу оброблення даних та спростити обчислювальну реалізацію методу.

3. Вперше запропоновано метод навчання-самонавчання одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, яка відрізняється тим, що може оброблювати інформацію як в режимі навчання з вчителем, так і без, та вирішувати задачі класифікації-кластеризації за умов класів, що перетинаються, що дозволило опрацьовувати дані в on-line режимі.

4. Вперше запропонована багатошарова діагностуюча нейро-фаззі система, що побудована на основі системи Такагі-Сугено-Канга з додатковим нелінійним шаром діагностики та модифіковано її метод навчання, що побудовано на основі критерію розпізнавання образів, яка характеризується підвищеною швидкістю та простотою обчислювальної реалізації.

5. Удосконалено метод передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки, що дало змогу провести ранжування факторів з метою виявлення найвпливовіших та їх подальшого оброблення інтелектуальною діагностуючою системою.

6. Отримані в дисертаційній роботі результати дозволяють в різних аспектах

підвищити якість вирішення задачі інтелектуального аналізу медичних даних на основі гібридних нейро-фаззи мереж зі спеціалізованими методами навчання і можуть застосовуватися при вирішенні конкретних задач. Запропоновані нейромережі та методи їх навчання показали високу точність та переваги при вирішенні задач стиснення, класифікації-кластеризації, діагностування.

7. Метод інтелектуального аналізу даних на основі нейро-фаззи компресора був використаний у ТзОВ «Клініка сучасних методів діагностики та інноваційних медичних технологій «Водолій» (м. Хуст); метод інтелектуального аналізу даних на основі гібридної самоорганізовної нейро-фаззи системи та методи її навчання були використані у Обласному клінічному центрі нейрохірургії та неврології (м. Ужгород) при проведенні наукових досліджень та створенні методів визначення фармакорезистентності пацієнтів із епілепсією та своєчасного вибору подальшої тактики лікування епілепсії. Розроблена система полягає у тому, що вона дає змогу своєчасно, до розвитку епілептогенезу та виникнення незворотних змін у центральній нервовій системі встановити фармакорезистентність пацієнта та вибрати адекватну альтернативу медикаментозній тактиці лікування.

8. Методи та моделі гібридних нейро-фаззи систем для інтелектуальної обробки медичних даних були використані при проведенні спільних наукових досліджень в Хустській районній лікарні (м. Хуст, Закарпатська область). Результатом інтелектуальної обробки клініко-лабораторних даних було вирішення задачі діагностування для визначення прихованих факторів ступеня розвитку сечокам'яної хвороби, що дозволило проводити своєчасне відповідне лікування.

9. Результати дисертаційної роботи, пов'язані з розробкою методів інтелектуального аналізу медичних даних на основі гібридних нейро-фаззи мереж за наявності часткової апріорної інформації про властивості даних, впроваджені в навчальний процес на кафедрі кібернетики і прикладної математики в курсах «Нейронні мережі та їх застосування», «Обробка інформації в задачах штучного інтелекту» і «Нечіткий аналіз в прикладних задачах».

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Voloshin, A. Diagnostic systems in medicine as personal intellectual tooling. / A. Voloshin, M. Zaporozhets, P. Mulesa // Int. Jour. Information Technologies & Knowledge. - ITHEA, SOFIA. – 2008. – 3(2). - P.211-217. (Входить до міжнародної науко-метричної бази BASE).

2. Маляр, Н. Структуризация пространства факторов для установления предварительного диагноза урологических заболеваний / Н. Маляр, П. Мулеса // Int. Jour. Information Technologies & Knowledge. – ITHEA: SOFIA. – 2012. – 1(6). - P. 88-92. (Входить до міжнародної науко-метричної бази BASE).

3. Bodyanskiy, Ye. Kohonen neural network learning in the clustering-classification tasks / Ye. Bodyanskiy, P. Mulesa, O. Vynokurova // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – Дніпропетровськ: ДНВП «Системні технології» – 2012. – Вип. 6(83). – С. 58-64. (Входить до міжнародної наукометричної бази Index Copernicus).

4. Бодянский, Е.В. Диагностирующая нейро-фаззи-система и ее адаптивное

обучение в задачах интеллектуальной обработки данных медико-биологических исследований / Е.В. Бодянский, П.П. Мулеса, И.Г. Перова, Е.А. Винокурова // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – Дніпропетровськ: ІВК «Системні технології». – 2014. – Вип. 2 (91). – С. 125-135. (Входить до міжнародної наукометричної бази Index Copernicus).

5. Бодянский, Е.В. Компрессия данных медицинского мониторинга с помощью гибридной системы вычислительного интеллекта / Е.В. Бодянский, П.П. Мулеса, А.Н. Слипченко, Е.А. Винокурова // Нафтогазова енергетика. Всеукраїнський науковий журнал. – Івано-Франківськ: Видавництво Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2014. – 1 (21). – С. 129-134.

6. Bodyanskiy Ye. Self-organizing map and its learning in the fuzzy clustering-classification tasks / Ye. Bodyanskiy, P. Mulesa, O. Slipchenko, O. Vynokurova // Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Комп'ютерні науки та інформаційні технології.- Львів: Видавництво Львівської політехніки. – 2014. – 800. – С. 83-92. (Входить до міжнародної наукометричної бази INSPEC).

7. Мулеса, П.П. Розробка та використання персонального інтелектуального інструментарію / П.П. Мулеса, О.Ф. Волошин // Теорія прийняття рішень: матер. III-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 2-7 жовтня 2006 р. – Ужгород: УжНУ. – 2006. – С. 5.

8. Антосяк, П.П. Моделі та методи побудови нечітких колективних ранжувань / П.П. Антосяк, П.П. Мулеса // Теорія прийняття рішень: матер. III-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 2-7 жовтня 2006 р. – Ужгород: УжНУ. – 2006. – С. 20.

9. Мулеса, П.П. Використання персонального інтелектуального інструментарію для діагностики урологічних хвороб / П.П. Мулеса, П.М. Мулеса, О.Ф. Волошин // Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании «ИНФОТЕХ - 2007»: матер. междунар. науч.-практ. конф., Севастополь, 10-16 сентября 2007 г. – Севастополь: СевНТУ. – 2007. - Ч.2. - С.51.

10. Волошин, А. Системы диагностирования в медицине, как персональный интеллектуальный инструментальный врач / А. Волошин, М. Запорожец, П. Мулеса // Knowledge-Dialogue-Solution: proc. of the int. conf, Varna, June 18-24 2007. – ITNEA, SOFIA. – 2007. – 1. – P. 233-241.

11. Мулеса, П.П. Розробка та використання систем діагностування в медицині / П.П. Мулеса, П.М. Мулеса // Теорія прийняття рішень: матер. IV-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 29 вересня - 4 жовтня 2008 р. – Ужгород: УжНУ. – 2008. – С.124.

12. Маляр, М.М. Збір експертної інформації для медичних систем діагностування / М.М. Маляр, П.П. Мулеса // Теорія прийняття рішень: матер. V-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 27 вересня-1 жовтня 2010 р. – Ужгород: УжНУ. – 2010. – С.147.

13. Мулеса, П.П. Застосування нечіткої логіки у діагностиці фармакорезистентності епілепсії / П.П. Мулеса, М.М. Орос // Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи): матер. I-ї міжнар. науково-техн. конф., Черкаси, 10-13 травня 2011 р. – Черкаси: Маклаут. – 2011. – С. 213.

14. Орос, М.М. Застосування моделі багатокритеріального вибору у медичній діагностиці / М.М. Орос, П.П. Мулеса // Информационные технологии и информационная безопасность в науке, технике и образовании «ИНФОТЕХ-2011»: матер. междунар. науч.-практ. конф., Севастополь, 5-10 сентября 2011 г. – Севастополь: СевНТУ. – 2011. – С. 227.

15. Мулеса, П.П. Застосування методу багатокритеріального вибору для створення медичної експертної системи / П.П. Мулеса, М.Ф. Гавриль // Теорія прийняття рішень: матер. VI-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 1-6 жовтня 2012 р. – Ужгород: УжНУ. – 2012. – С. 144.

16. Бодянський, Є.В. Діагностуюча нейро-фаззі-система в задачах інтелектуальної обробки даних великої розмірності / Є.В. Бодянський, П.П. Мулеса, О.О. Харченко, Е.А. Винокурова // Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту: матер. міжнар. наук. конф., Залізний Порт, 28-31 травня 2014 р. – Херсон: ХНТУ. – 2014. – С. 254-256.

17. Бодянський, Є.В. Алгоритм навчання діагностуючої нейро-фаззі-системи в задачах біомедичних досліджень / Є.В. Бодянський, П.П. Мулеса, І.П. Плісс, О.А. Винокурова // Problems of Decision Making Under Uncertainties: proc. of the XXIII int. conf., Mukachevo, May 12-16, 2014. – Kyiv. – 2014. – P. 66-67.

18. Mulesa, P. Multilayer neuro-fuzzy system and its learning algorithm for diagnostic tasks / P. Mulesa, Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova // Теорія прийняття рішень: матер. VII-ї міжнар. школи-семінару, Ужгород, 29 вересня-4 жовтня 2014 р. – Ужгород: УжНУ. – 2014. – С. 15-17.

19. Мулеса, П.П. Комбінований метод навчання-самонавчання самоорганізованої мапи / П.П. Мулеса, М.М. Маляр, Є.В. Бодянський // Інформатика та системні науки: матер. 5-ї всеукраїнської науково-практ. конф. за міжнар. участю, Полтава, 13-15 березня 2014 р., Полтава: ПУЕТ. – 2014. – С. 225-227.

20. Патент 84011, Україна. Спосіб автоматизованого визначення фармакорезистентності до дії протиепілептичних препаратів "Ефект" у хворих із епілепсією / М.М. Орос, В.І. Смоланка, П.П. Мулеса. Номер заявки: u201303899, дата подання заявки: 29.03.2013, опубліковано 10.10.2013, бюл. № 19/2013.

21. Орос, М.М. Збір експертної інформації для системи діагностування фармакорезистентної інформації епілепсії / М.М. Орос, П.П. Мулеса // Український науково-медичний молодіжний журнал. – Київ: НМУ ім. О.О. Богомольця. – 2010. – 3-4. – С.27-29.

АНОТАЦІЯ

Мулеса П.П. Інтелектуальний аналіз медичних даних на основі гібридних нейромереж. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2015.

Метою дисертаційної роботи є розробка нових гібридних нейро-фаззі систем

для вирішення задач ефективного аналізу і обробки інформації на основі динамічного інтелектуального аналізу медичних даних у вигляді багатовимірних таблиць і нестационарних нелінійних сигналів з локальними особливостями за умов апіорної та поточної невизначеності. Запропоновано метод навчання двошарового нейро-фаззі компресора, що відрізняється використанням активаційних функцій з лінійними похідними, що дозволило підвищити швидкодію процесу оброблення даних та спростити обчислювальну реалізацію методу. Запропоновано метод навчання-самонавчання одношарової класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, яка відрізняється тим, що може оброблювати інформацію як в режимі навчання з вчителем, так і без, та вирішувати задачі класифікації-кластеризації за умов класів, що перетинаються, що дозволило опрацьовувати дані в on-line режимі. Запропонована багатошарова діагностуюча нейро-фаззі система, що побудована на основі системи Такагі-Сугено-Канга з додатковим нелінійним шаром діагностики та модифіковано її метод навчання, що побудовано на основі критерію розпізнавання образів, яка характеризується підвищеною швидкістю та простотою обчислювальної реалізації. Удосконалено метод передобробки медичної інформації для структуризації простору факторів в задачах діагностування захворювань з використанням нечіткого дерева рішень, моделей багатокритеріального вибору та нечіткої логіки, що дало змогу провести ранжування факторів з метою виявлення найвпливовіших та їх подальшого оброблення інтелектуальною діагностуючою системою.

Ключові слова: динамічний інтелектуальний аналіз медичних даних, нейро-фаззі компресор, метод навчання-самонавчання класифікуючої-кластеризуючої нейронної мережі, діагностуюча нейро-фаззі система.

АННОТАЦІЯ

Мулеса П.П. Интеллектуальный анализ медицинских данных на основе гибридных нейросетей. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – системы и средства искусственного интеллекта. – Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки Украины, Харьков, 2015.

Целью диссертационной работы является разработка новых гибридных нейро-фаззи систем для решения задач эффективного анализа и обработки информации на основе динамического интеллектуального анализа медицинских данных в виде многомерных таблиц и нестационарных нелинейных сигналов с локальными особенностями в условиях априорной и текущей неопределенности.

Предложен метод обучения двуслойного нейро-фаззи компрессора, отличающийся использованием активационных функций с линейными производными, что позволило повысить скорость процесса обработки данных и упростить вычислительную реализацию метода.

Предложен метод обучения-самообучения однослойной классифицирующей-кластеризующей нейронной сети, отличающаяся тем, что может обрабатывать

информацию как в режиме обучения с учителем, так и без, и решать задачи классификации-кластеризации в условиях пересекающихся классов, что позволило обрабатывать данные в on-line режиме.

Предложена многослойная диагностирующая нейро-фаззи система, построенная на основе системы Такаги-Сугено-Канга с дополнительным нелинейным слоем диагностирования и модифицирован метод ее обучения, построенный на основе критерия распознавания образов и характеризующийся повышенной скоростью обучения и простотой вычислительной реализации.

Усовершенствован метод предобработки медицинской информации для структуризации пространства факторов в задачах диагностирования заболеваний с использованием нечеткого дерева решений, моделей многокритериального выбора и нечеткой логики, что дало возможность провести ранжирование факторов с целью выявления самых влиятельных и их дальнейшей обработки интеллектуальной диагностирующей системой.

Полученные в диссертационной работе результаты позволяют в разных аспектах повысить качество решения задачи интеллектуального анализа медицинских данных на основе гибридных нейро-фаззи сетей со специализированными методами обучения и могут применяться при решении конкретных задач. Проведено имитационное моделирование на тестовых данных. Предложенные нейросети и их методы обучения показали высокую точность и достоинства как на этапе обучения, так и решения задач сжатия, классификации-кластеризации, диагностирования.

Метод интеллектуального анализа данных на основе нейро-фаззи компрессора был использован в ТзОВ «Клиника современных методов диагностики и инновационных медицинских технологий «Водолей» (г. Хуст), метод интеллектуального анализа данных на основе гибридной самоорганизующейся нейро-фаззи системы был использован в Областном клиническом центре нейрохирургии и неврологии (г. Ужгород) при проведении научных исследований и создании методов определения фармакорезистивности пациентов с эпилепсией и своевременного выбора последующей тактики лечения эпилепсии. Разработанная система дает возможность своевременно, до развития эпилептогенеза и возникновения необратимых изменений в центральной нервной систем установить фармакорезистентность пациента и выбрать адекватную альтернативу медикаментозной тактике лечения. Методы и модели гибридных нейро-фаззи систем для интеллектуальной обработки медицинских данных были использованы при проведении общих научных исследований в Хустской районной больнице (г. Хуст, Закарпатская область). В результате интеллектуальной обработки клинико-лабораторных данных была решена задача диагностирования для определения скрытых факторов степени развития мочекаменной болезни, что дало возможность проводить своевременное лечение.

Ключевые слова: динамический интеллектуальный анализ медицинских данных, нейро-фаззи компрессор, метод обучения-самообучения классифицирующей-кластеризирующей нейронной сети, диагностирующая нейро-фаззи система.

ABSTRACT

Mulesa P.P. Medical data mining based on hybrid neural networks. – Manuscript.

A thesis for the candidate degree in technical sciences in the specialty 05.13.23 – systems and methods of artificial intelligence. – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science, Kharkiv, 2015.

The goal of thesis is synthesis of hybrid neuro-fuzzy systems for solving tasks of effective information analysis and processing based on dynamical medical data mining which presented by multivariate tables and non-stationary nonlinear signals with local properties under a-priory and current uncertainty. The learning method for neuro-fuzzy compressor is proposed. In this architecture we used activation function with linear derivatives, that allows increasing speed of data processing and reduces computational methods realization.

The learning-self-learning method of single layer classification-clustering neural network is proposed. Such method can process information both in supervised and unsupervised learning mode and allows solving the classification-clustering tasks with fuzzy clusters in on-line mode.

Multilayered diagnosis neural-network system based on Takagi-Sugeno-Kang approach with additional non-linear diagnosis layer is proposed. The learning method based on pattern recognition criterion is modified. Such system is characterized by increasing learning rate and simplicity of computational realization.

Medical information preprocessing method for structuring of factors space in diagnostic medical tasks based on fuzzy decision trees, model of multi-criterion choice and fuzzy logic is improved. This method allows to provide the most important factors ranging.

Key words: dynamical medical data mining, neuro-fuzzy compressor, learning-self-learning method of classification-clustering neural network, diagnostic neuro-fuzzy systems.