

ДОДАТОК А

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Кафедра КІТС

Магістерська атестаційна робота

на тему: Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень
на основі нейронної мережі з імунним навчанням

Виконав магістрант групи КІТМ-20-1
Балим Станіслав Володимирович

Науковий керівник:
доктор технічних наук, професор
Корабльов Микола Михайлович

Харків - 2021

1

Мета і вирішувані завдання

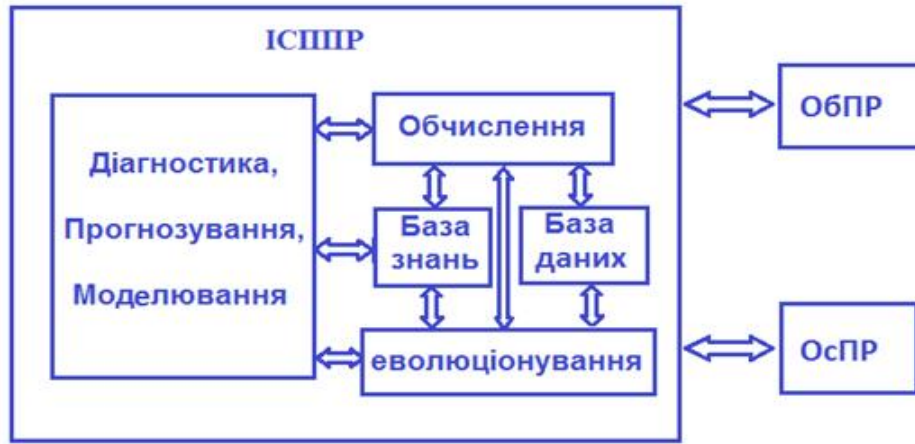
Метою магістерської роботи є розробка інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) з використанням нейромережевої технології для побудови моделі прийняття рішень та імунного підходу для налаштування параметрів і структури нейронної мережі.

У роботі вирішуються наступні завдання:

- Дослідження методів і алгоритмів прийняття рішень, орієнтованих на підвищення ефективності використання нейромережевих і еволюційних методів і технологій в ІСППР.
- Дослідження методів і алгоритмів побудови нейромережевих моделей прийняття рішень з використанням нейронних модулів, які орієнтовані на врахування специфіки предметної області.
- Дослідження методів і алгоритмів побудови гібридних моделей нейронних мереж і з заданими характеристиками, які навчаються на основі штучних імунних систем в залежності від специфіки їх застосування та умов пошуку рішення в рамках ІСППР з можливістю їх адаптації.
- Проведення експериментальних досліджень розробленої нейромережевої моделі прийняття рішень з імунним навчанням на практичних прикладах.

2

Структурна схема ІСППР



3

Формування баз знань в ІСППР



4

Послідовність обробки емпіричної інформації



5

Синтез нейронної мережі для розв'язання прикладної задачі

Синтез нейронної мережі (НМ) визначається такими критеріями, як точність рішення, кількість помилок розпізнавання, час навчання, час розпізнавання тощо.

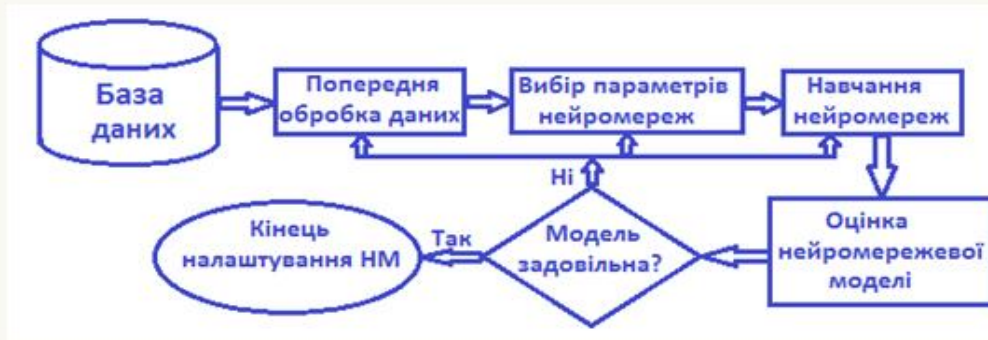
У процесі синтезу мережі необхідно вибрати тип мережі, архітектуру (топологію), алгоритм навчання та інші параметри, що впливають на значення критерію.

Головними проблемами синтезу НМ є:

- відсутність формальних методів вибору типу НМ
- слабка опрацьованість питань, пов'язаних з автоматичним формуванням топології НМ, що в багатьох випадках не дозволяє створювати НМ мінімальної складності;
- недостатня обґрунтованість вибору методів оптимізації в процедурі навчання НМ, що призводить до великих помилок прогнозу.

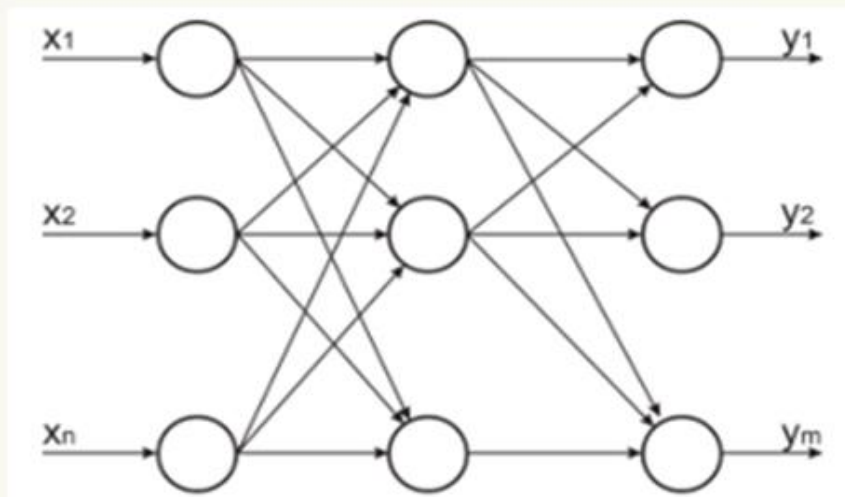
6

Схема технології настройки НМ на вирішувану задачу



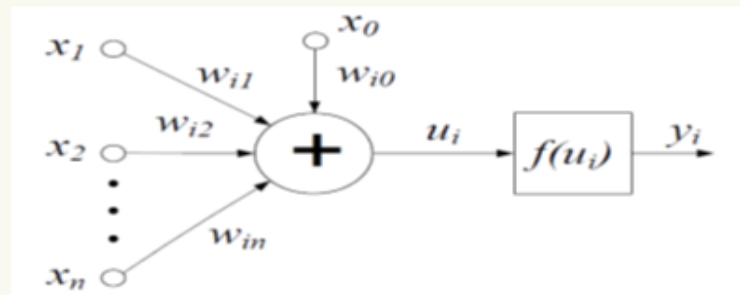
7

Структурна організація багатошарової нейронної мережі



8

Модель нейрона тришарового персептрона



$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij}x_j + w_{i0}x_0\right) \quad z_m = f(u_m) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda_m u_m}}$$

$$u_m = \sum_{n=1}^N w_{n,m}x_n + w_{o,m} \quad y_k = \varphi\left(\sum_{m=1}^M v_m \cdot z_m + v_o\right) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } y_k > 0, \\ 0, & \text{якщо } y_k \leq 0. \end{cases}$$

9

Імунне навчання і адаптація нейронної мережі

Завдання навчання НМ розглядається як вимога мінімізації цільової функції:

$$\sqrt{\frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [F_i(x_j, P) - y_i]^2} = \min_P$$

де x_i – вхідні змінні, y_i – вихідні стани, P – параметри моделі.

Структура мультиантитіла mAb :

$w_{11}, \dots, w_{1M}, \dots, w_{N1}, \dots, w_{NM}; w_{01}, \dots, w_{0M}; \lambda_1, \dots, \lambda_M$	$v_{1,1}$	\dots	$v_{M,K}$	$v_{0,M}$
ab_0	ab_1	\dots	ab_M	ab_{M+1}
Частина 1	Частина 2			

10

Алгоритм навчання НМ (1)

- Ініціалізація початкової популяції мультиантитіл. Виконується випадковим чином.
- Обчислення афінності Aff_{mAb-Ag} для кожного мультиантитіла mAb з антигеном Ag :

$$Aff_{mAb-Ag} = (1 + d_{mAb-Ag})^{-1} ,$$

$$d_{mAb-Ag} = \sum_{k=1}^K y_k, \text{ где } y_k = \begin{cases} 1, & \text{если } y_k \neq y_k^r, \\ 0, & \text{если } y_k = y_k^r. \end{cases}$$

- Клонування мультиантитіл пропорційно їх афінності та формування популяції клонів. В якості параметрів оператора клонування береться кількість антитіл для клонування g та кратність клонування мультиантитіла N_{Cl} .
- Значення параметра g береться фіксованим. Кратність клонування мультиантитіла N_{Cl} регулюється згідно виразу:

$$N_{Cl} = \alpha * N_{Cl_min} + (1 - \alpha) * N_{Cl_max} , \quad \alpha = \frac{Aff_{best} - Aff_{mAb-Ag}}{Aff_{best}} .$$

11

Алгоритм навчання НМ (2)

- Мутація клонів обернено пропорційно афінності мультиантитіла з антигеном і формування популяції мutowаних клонів. Мутація всіх обраних параметрів мультиантитіла mAb обробляється шляхом додавання до них гаусівського шуму:

$$mAb_{i+1} = mAb_i + N(0, \sigma_i) , \quad \sigma_{i+1} = \sigma_i \frac{Aff_{best} - Aff_{mAb-Ag}}{Aff_{best} - Aff_{worst}} .$$

- Обчислення афінності популяції мutowаних клонів. Якщо в результаті мутації афінність збільшилася, то заміна мutowаними клонами відповідних мультиантитіл в популяції mAb .
- Обчислення афінності антитіл усередині частини 2 мультиантитіла.

$$Aff_{ab_i-ab_j} = (1 + d_{ab_i-ab_j})^{-1} ,$$

$$d_{ab_i-ab_j} = \|ab_i - ab_j\| = \sqrt{\sum_{m=0}^M (v_{m,i} - v_{m,j})^2} , \quad i, j = \overline{1, K} .$$

Виконання супресії антитіл, афінність яких стала більше заданого порога супресії δ_{net} , шляхом їх видалення.

- Перевірка критерію зупину.

12

Експериментальні дослідження нейромережевої моделі ПР (1)

Основні вхідні параметри ЛКМ:

- x_1 - вартість комп'ютерної мережі;
- x_2 - кількість і розташування користувачів;
- x_3 - простота встановлення і зміни конфігурації мережі;
- x_4 - пропускна здатність мережі;
- x_5 - надійність мережі;
- x_6 - безпека мережі;
- x_7 - можливість розширення мережі.

Основні вихідні параметри ЛКМ:

- y_1 - мережева операційна система;
- y_2 - топологія мережі;
- y_3 - мережева технологія.

13

Експериментальні дослідження нейромережевої моделі ПР (2)

Варіанти вибору ОС:

- Novell NetWare;
- Microsoft Windows (NT, Vista, 7, 8, 10);
- UNIX системи (Solaris, FreeBSD);
- GNU / Linux системи;
- IOS;
- ZyNOS компанії ZyXEL.

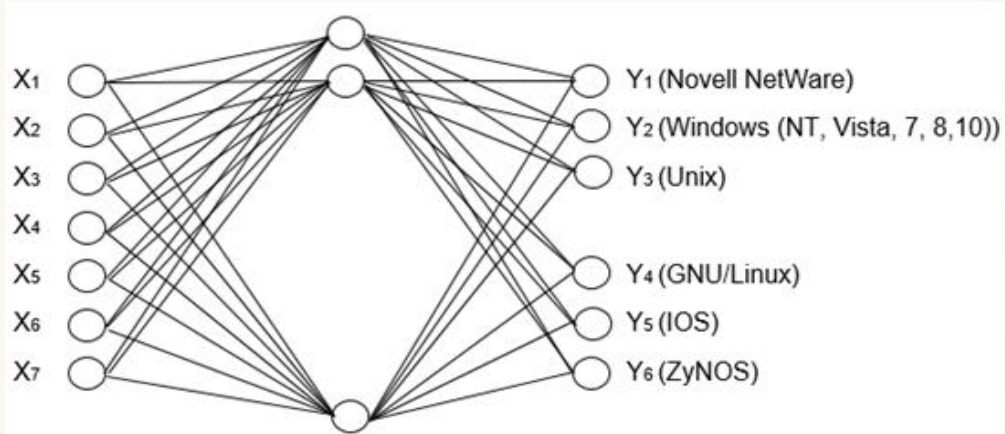
Варіанти вибору топології мережі: 1) зірка; 2) шина; 3) кільце; 4) дерево; 5) повнозв'язна; 6) чарункувата; 7) змішана.

Варіанти вибору мережевої технології:

- Ethernet;
- Token Ring;
- FDDI.

14

Структура нейронної мережі для визначення ОС



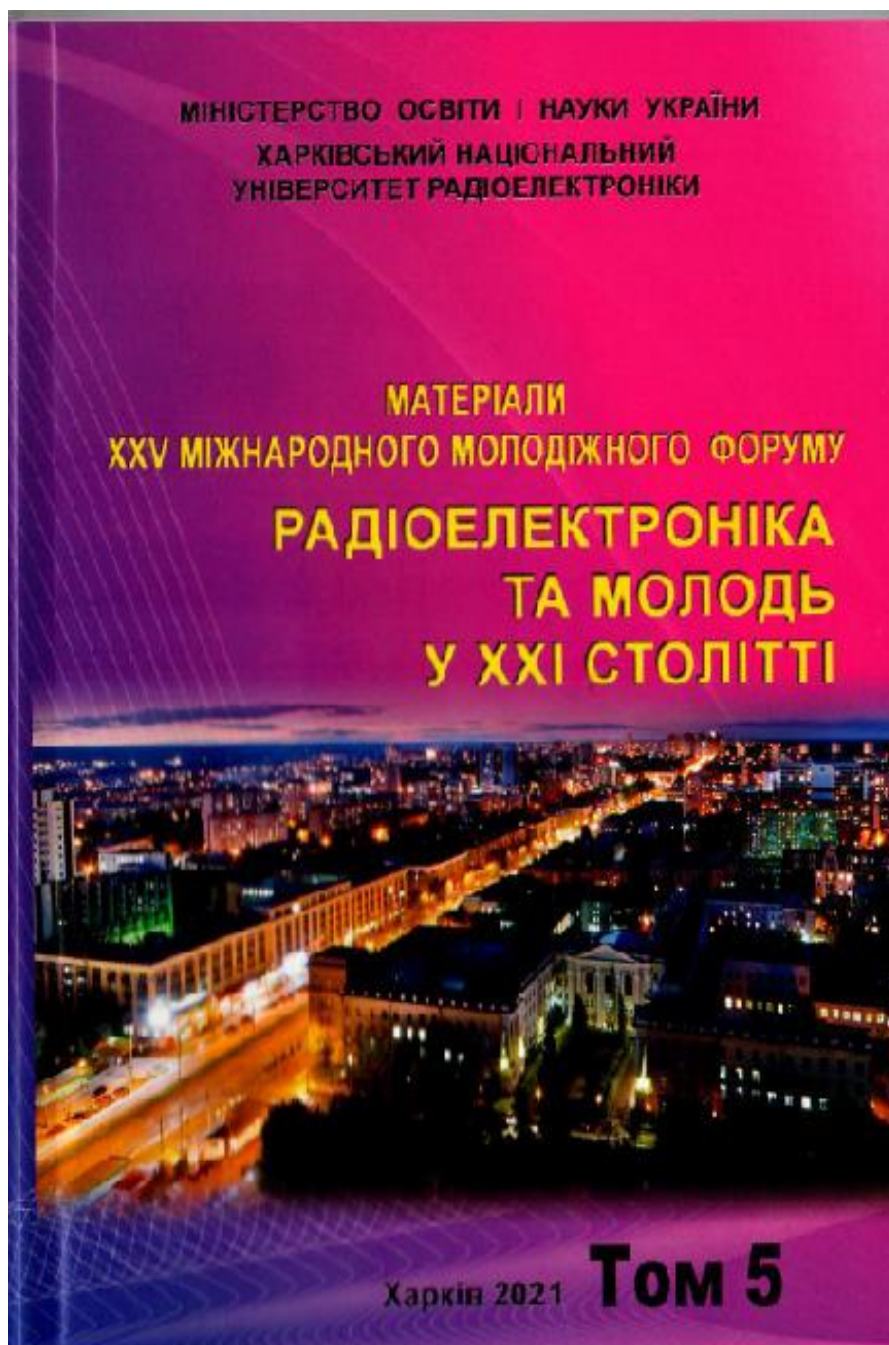
15

Висновки

- У роботі розглянуто розв'язання задачі підвищення якості функціонування інтелектуальних СППР шляхом формування моделі прийняття рішень та її еволюції в умовах зміни властивостей зовнішнього середовища та об'єкта прийняття рішень.
- Вирішено це завдання шляхом використання моделі прийняття рішень у вигляді багатошарової нейронної мережі з розробкою методу її еволюції на основі імунного підходу. Під еволюцією моделі прийняття рішень розуміється процедура корекції як структури (числа нейронів в прихованих шарах і зв'язків між ними) так і параметрів моделі.
- Розроблено гібридну нейромережеву модель підтримки прийняття рішень і проведено її експериментальні дослідження на тестовій задачі, які підтвердили ефективність запропонованої еволюційної моделі прийняття рішень.

16

ДОДАТОК Б



СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ КЛІНІЧНИХ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ МУЛЬТИАГЕНТНОГО ПІДХОДУ

Балим С.В., Гіденко В.А.

Науковий керівник – д.т.н., проф. Корабльов М.М.

Харківський національний університет радіоелектроніки
61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. КІТС, тел. (057) 702-02-45
e-mail: stanislav.balyim@nure.ua, volodymyr.hnidenko@nure.ua

The report considers the creation of a system to support clinical decision-making based on the use of synergies between multi-agent systems and reasoning based on precedents to improve the implementation of mechanisms for learning and adaptation to the specifics of the problem environment.

В теперішній час актуальною є проблема створення систем підтримки прийняття рішень (DSS – Decision Support Systems), які знаходять все більш широке застосування при вирішенні складних важко формалізованих завдань, якими є, зокрема, завдання діагностики різних захворювань в медицині. Задача прийняття рішень ускладнюється за рахунок потреби врахування великої кількості різних чинників. В першу чергу, це викликано складністю збирання і аналізу великого об'єму інформації, необхідної для прийняття рішення. Система підтримки прийняття клінічних рішень (CDSS – clinical DSS) призначена для поліпшення надання медичної допомоги шляхом вдосконалення медичних рішень за рахунок цілеспрямованих клінічних знань, інформації про пацієнтів та іншої медичної інформації. Основні обмеження відомих методів і технологій, що використовуються в даний час в CDSS для вирішення важко формалізованих завдань, обумовлені недостатньою ефективністю рішення в них проблем навчання, налаштування і адаптації до проблемної області, обробки неповної і неточної вихідної інформації, інтерпретації даних і накопичення знань експертів, однакового подання інформації, що надходить з різних джерел тощо. Ці обмеження в CDSS можуть бути вирішені шляхом використання синергізму між мультиагентними системами (MAS – Multi-Agent Systems) і міркуваннями на основі прецедентів (CBR – Case-Based Reasoning). Таким чином, дослідження CDSS на основі MAS, що використовують CBR, для підвищення ефективності реалізації в них механізмів навчання і адаптації до особливостей проблемної середовища, є важливими і актуальними.

Мультиагентна технологія використовується з метою отримання, повторного використання та адаптації прецедентів у системі CBR. Система CBR з використанням мультиагентних технологій складається з наступних основних агентів:

- пошуковий агент: коли нову проблему вводять до системи, пошуковий агент вирішує функції по пошуку випадку найбільш схожого до проблеми. Пошук завершується, коли агент знайшов індекси усіх випадків, що входять до проблеми;

- агент адаптації: визначає різницю між обраними випадками и проблемою, і якщо необхідно застосовує набір необхідних правил для того щоб старе рішення як найкраще підходило до нової проблеми;

- агент покращення: він критикує адаптоване рішення проти попередніх результатів. Один із способів зробити це – порівняти його з аналогічними рішеннями попередніх випадків. Якщо існує відома помилка для похідного рішення, система потім вирішує, чи є подібність достатньою, щоб підозрювати, що нове рішення буде невдалим;

- агент виконання: після того, як рішення критикується, виконавець застосовує випукане рішення до поточної проблеми;

- оцінювач: якщо результати є такими, як очікувалося, подальший аналіз не проводиться, а випадки та їх вирішення зберігаються або використовуються для вирішення майбутніх проблем. Якщо ні, рішення буде переглянуте.

Для того щоб поєднати агентів СППР та агентів міркувань на основі прецедентів, необхідно під'єднати пошукового агента до агенту прийняття рішень. У самій системі міркувань на основі прецедентів, заявка спочатку потрапляє до пошукового агента, який вирішує функції по пошуку випадків найбільш схожих до проблеми. Після чого передає результат до агенту адаптації, який визначає різницю між вибраними випадками и проблемою, і якщо необхідно застосовує набір необхідних правил для того щоб старе рішення як найкраще підходило до нової проблеми. Після чого агент покращення критикує адаптоване рішення проти попередніх результатів і після того, як рішення критикується, агент виконання застосовує випукане рішення до поточної проблеми. В кінці оцінювач зберігає результат до бази прецедентів, для подальшого використання і відправляє результат до агенту прийняття рішень, який в свою чергу через агента координації повертає результат до користувача.

Були виконані експериментальні дослідження для визначення діаметру захворювання серця. Для тестової системи використовувалася набір даних, який налічує понад 300 записів і має 14 атрибутів. Аналізуючи отримані дані розподілу часу на прийняття рішень, можна зробити висновок, що агенту прийняття рішення займає близько 40% від всіх обчислень в системі. А якщо врахувати, що до недоліків роботи міркувань на основі прецедентів можна віднести збільшення часу пошуку найближчих прецедентів, виходить, що необхідно провести порівняльний аналіз часу пошуку в залежності від розміру бази прецедентів. В результаті тестування можна відзначити, що зі збільшенням кількості прецедентів в базі час прийняття рішення збільшується, але це відбувається плавно і не значно впливає на загальний час роботи. Експериментальні дослідження показали спроможність системи приймати рішення, так що вона може бути використана для прийняття рішень в реальних умовах.

