

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

**ЗАЙЦЕВ СЕРГІЙ ОЛЕКСІЙОВИЧ**

УДК 004.93

**МЕТОДИ ПОБУДОВИ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ  
В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ ДІАГНОСТУВАННЯ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат  
дисертації на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

Харків – 2013

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Запорізькому національному технічному університеті Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України.

**Науковий керівник** – кандидат технічних наук, доцент,  
**Субботін Сергій Олександрович**,  
Запорізький національний технічний університет,  
доцент кафедри програмних засобів.

**Офіційні опоненти:** доктор технічних наук, професор,  
**Кучеренко Євген Іванович**,  
Харківський національний університет радіоелектроніки,  
професор кафедри штучного інтелекту;

доктор технічних наук, доцент,  
**Литвиненко Володимир Іванович**,  
Херсонський національний технічний університет,  
професор кафедри інформатики та комп'ютерних  
технологій.

Захист відбудеться «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р. о \_\_\_ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д. 64.052.01 у Харківському національному університеті 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 «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

Учений секретар  
спеціалізованої вченої ради

Є. І. Литвинова



## ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

**Актуальність теми.** Вирішення завдань розпізнавання образів та діагностування вимагає наявності ефективних засобів автоматизації цих процесів для забезпечення необхідних рівнів точності та швидкості побудови і роботи отримуваних моделей залежностей. Традиційно використовувані методи синтезу діагностичних і розпізнавальних моделей мають недоліки, пов'язані з їхньою вимогою наявності у навчальній вибірці екземплярів кожного класу у достатній кількості, що не завжди можна забезпечити на практиці, значною тривалістю процесу навчання моделей, включенням додаткового етапу вербалізації для витягу знань з результатів роботи моделей у формі, зрозумілій для сприйняття.

Серед парадигм штучного інтелекту, що дозволяють автоматизувати процеси розпізнавання образів та діагностування, доцільно використовувати штучні імунні системи, які можуть навчатися, зокрема на зразках тільки одного класу, характеризуються високим рівнем адаптивності, мають здатності до узагальнення та самонавчання, мають розподілений характер обчислень, дозволяють отримувати інтерпретабельні діагностичні та розпізнавальні моделі.

Значний внесок у створення і дослідження моделей і методів імунокомп'ютерингу внесли Д. Белтроп, Ф. Гонсалес, Д. Дасгупта, П. Д'Аселір, Л. Н. де Кастро, Ж. Джі, М. М. Корабльов, В. І. Литвиненко, О. І. Михальов, А. Перельсон, Т. Стібор, Д. Тімміс, С. Форест, П. Хелман, С. Хофмер та ін.

Проте відомі моделі та методи імунокомп'ютерингу, як правило, мають низьку швидкість навчання, вимагають значних витрат обчислювальних ресурсів для генерації набору детекторів, а побудовані на їх основі розпізнавальні моделі мають недостатньо високий рівень точності.

Отже, актуальною науково-прикладною проблемою є удосконалення відомих та розроблення нових методів побудови штучних імунних систем для підвищення точності та швидкості навчання і роботи розпізнавальних моделей.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Дисертаційна робота виконана відповідно до тематичних планів Запорізького національного технічного університету (ЗНТУ) Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України згідно з державною науково-технічною програмою “Нові вітчизняні інтелектуальні комп'ютерні засоби” у рамках держбюджетної науково-дослідної роботи (НДР) кафедри програмних засобів ЗНТУ “Інформаційні технології автоматизації розпізнавання образів і прийняття рішень для діагностування в умовах невизначеності на основі гібридних нечіткологічних, нейромережевих і мультиагентних методів обчислювального інтелекту” (№ держ. реєстрації 0109U007673) та держбюджетної НДР кафедри радіотехніки і телекомунікацій ЗНТУ “Методи, моделі та пристрої прийняття рішень у системах розпізнавання образів” (№ держ. реєстрації 0111U000059).

У процесі роботи над НДР автор дисертаційної роботи брав участь як виконавець, досліджував і розробив нові методи синтезу штучних імунних систем, а також розв'язав практичні завдання технічного і біомедичного діагностування й автоматичної класифікації.

**Мета і задачі дослідження.** Метою дисертаційної роботи є розроблення методів побудови штучних імунних систем для підвищення їх точності роботи та швидкості навчання, зменшення складності та збільшення рівня узагальнення.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішувалися такі задачі:

- аналіз процесу і методів побудови штучних імунних систем в інтелектуальних системах діагностування;
- розроблення методу побудови штучних імунних систем з маскуванням детекторів для розпізнавання образів за ознаками;
- створення методу побудови штучних імунних систем з ієрархічною структурою для синтезу інтелектуальних систем розпізнавання;
- розроблення методу побудови штучних імунних систем з імовірнісним розподілом значень діагностичних ознак для синтезу інтелектуальних систем діагностування;
- створення методу синтезу штучної імунної мережі для розпізнавання образів за ознаками;
- розроблення програмних засобів для синтезу діагностичних і розпізнавальних моделей на основі імунокомп'ютингу;
- експериментальне дослідження властивостей створених методів і програмних засобів та розроблення рекомендацій щодо їхнього застосування шляхом розв'язання практичних завдань.

*Об'єкт дослідження* – процес побудови штучних імунних систем.

*Предмет дослідження* – методи індуктивного навчання штучних імунних систем за прецедентами.

*Методи дослідження.* Для вирішення задач, поставлених у роботі, використовувалися методи: теорії штучних імунних систем – як базис для розроблення нових методів побудови розпізнавальних моделей; кластерного аналізу – для об'єднання у групи екземплярів вибірки при розробленні методу побудови штучної імунної мережі; теорії нейро-нечітких мереж – при розробленні методу навчання нейро-нечіткого апроксиматора Мамдані на основі імунокомп'ютингу; математичної статистики – для визначення характеру розподілу значень ознак при розробленні методу негативного відбору з імовірнісним розподілом значень ознак екземплярів.

**Наукова новизна одержаних результатів** дисертації полягає у тому, що:

- вперше запропоновано метод побудови штучних імунних систем з маскуванням детекторів, який у процесі генерації та подальшої модифікації детекторів автоматично маскує біти, що відповідають діагностичним ознакам з низькою значущістю, та забезпечує можливість автоматичної побудови діагностичних моделей на основі нейро-нечіткого апроксиматора Мамдані, що дозволяє підвищити швидкість навчання і точність роботи діагностичної моделі, спростити її структуру та підвищити інтерпретабельність;
- вперше запропоновано метод побудови штучних імунних систем з ієрархічною структурою на основі моделі HyperCell, що самоорганізується у процесі навчання, метод навчання якої реалізує нелінійну структуру побудови розпізнавальної моделі шляхом ієрархічної декомпозиції детекторів, які зберігають інформацію про детектори нижніх рівнів ієрархії, що дозволяє спростити їх пошук

та за рахунок цього підвищити швидкість навчання і роботи отримуваної розпізнавальної моделі;

– дістав подальшого розвитку метод побудови штучних імунних систем з цензуруванням, що при генерації нових детекторів враховує імовірнісний розподіл значень діагностичних ознак, яким відповідають значення бітових розрядів створених раніше детекторів, і за рахунок цього отримує придатні та стійкі до цензурування детектори, що дозволяє підвищити швидкість побудови діагностичної моделі при необхідному рівні точності діагностування;

– дістав подальшого розвитку метод побудови штучної імунної мережі на основі моделей aiNet та нейронного газу, що розширюється, шляхом гібридизації механізму адаптації до нових даних на вході мережі aiNet та характерного для нейронного газу, що розширюється, принципу визначення області мережі, яка підлягає процесу адаптації, що дозволяє проводити кластерний аналіз за допомогою моделі гібридної штучної імунної мережі як попередній етап для моделі HyperCell і, таким чином, підвищити точність роботи розпізнавальної моделі.

**Практичне значення одержаних результатів** роботи полягає у тому, що:

– розроблено програмне забезпечення, яке реалізує запропоновані методи побудови штучних імунних систем, що дозволило автоматизувати процес побудови моделей штучних імунних систем для вирішення завдань кластерного аналізу та структурно-параметричного синтезу діагностичних і розпізнавальних моделей;

– запропоновані методи, які покладені в основу розробленого програмного забезпечення, істотно (до 3,8 разів) підвищили швидкість побудови розпізнавальних моделей на основі імунокомп'ютингу та точність розпізнавання (на 1–5%), що підтвердило доцільність застосування створених методів побудови штучних імунних систем до вирішення практичних завдань діагностування та розпізнавання образів за ознаками.

Сформульовані в дисертаційній роботі наукові висновки обґрунтовано результатами експериментальних досліджень розроблених методів під час розв'язання практичних завдань технічного і біомедичного діагностування. Розроблене з цією метою програмне забезпечення дозволяє синтезувати діагностичні та розпізнавальні моделі з високою точністю і швидкістю роботи, а також високим рівнем узагальнення та низьким рівнем складності моделей, що підтверджено результатами експериментів.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в організаціях: Повне товариство "Глема" (акт впровадження від 06.08.12) та Інноваційний центр "Темп" (акт впровадження від 14.08.12), де використовуються у науково-дослідній роботі, а також в Запорізькому національному технічному університеті, де використовуються у навчальному процесі і науково-дослідній роботі (акт впровадження від 22.06.12).

**Особистий внесок здобувача** полягає у тому, що наукові положення, висновки та рекомендації, які складають суть дисертаційної роботи, були сформульовані, розроблені та досліджені ним самостійно. У публікаціях, написаних у співавторстві, автору належать: [1] – аналіз методів побудови штучних імунних систем; [2] – модель HyperCell для вирішення завдань автоматичної класифікації; [3] – метод синтезу моделі гібридної штучної імунної мережі для проведення кластерного аналізу; [4] – критерій зупинення в методі негативного відбору з маскуванням детекторів; [5] – метод

негативного відбору з імовірнісним розподілом значень ознак; [6] – модифікація методу синтезу моделі гібридної штучної імунної мережі з динамічним регулюванням параметрів процесу навчання моделі для проведення кластерного аналізу; [7] – метод негативного відбору з маскуванням детекторів для вирішення задач з бінарним поданням даних; [8] – модифікація методу негативного відбору з маскуванням детекторів для вирішення задач з дійсним поданням даних; [9] – обґрунтування доцільності застосування парадигми штучних імунних систем до знаходження структур у масивах даних; [10] – обґрунтування доцільності застосування парадигми штучних імунних систем до пошуку закономірностей у наборах даних; [11] – обґрунтування доцільності застосування парадигми штучних імунних систем до автоматизації аналізу комунікаційних протоколів; [12] – експериментальне дослідження моделей штучних імунних систем при вирішенні завдань класифікації; [14] – програмна реалізація методу навчання моделі HyperCell; [15] – програмна реалізація методу навчання моделі гібридної штучної імунної мережі; [17] – програмна реалізація методу негативного відбору з маскуванням детекторів; [19] – метод синтезу продукційних правил на основі набору замаскованих детекторів.

**Апробація результатів дисертації.** Основні положення та результати дисертаційної роботи доповідалися й обговорювалися на міжнародних конференціях і семінарах: "Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science" (Lviv – Slavske, 2010), "Автоматика" (Харків, 2010; Львів, 2011), "Інтелектуальні системи прийняття рішень та проблеми обчислювального інтелекту" (Херсон, 2010), "Моделирование неравновесных систем" (Красноярск, 2009, 2011), "Комп'ютерні науки та інженерія" (Львів, 2009, 2010), "Радіоелектроніка і молодь в ХХІ ст." (Харків, 2010–2012), "Нейроінформатика" (Москва, 2010), "Проведение научных исследований в области обработки, хранения, передачи и защиты информации" (Ульяновск, 2009), "Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій" (Запоріжжя, 2010), "Системи та засоби штучного інтелекту" (Донецьк, 2009).

**Публікації.** Основні положення та результати дисертації опубліковано у 18 друкованих працях, з них: 1 наукова монографія, 7 статей у виданнях, що входять до переліку фахових видань України (6 статей у журналах, 1 стаття у збірнику наукових праць), 10 публікацій апробаційного характеру у збірниках праць наукових конференцій та семінарів, а також 1 патент України.

**Структура та обсяг роботи.** Дисертаційна робота складається з переліку скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків, двох додатків на 20 сторінках та списку використаних джерел із 141 найменування на 18 сторінках. Загальний обсяг дисертації становить 180 сторінок, у тому числі 128 сторінок основної частини. Робота містить 26 рисунків та 9 таблиць.

## ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** подано обґрунтування актуальності теми дисертаційної роботи, зазначено її зв'язок з науковими програмами, планами і темами, сформульовано мету і задачі дослідження, вказано наукову новизну та практичне значення одержаних результатів, охарактеризовано особистий внесок здобувача, наведено відомості про

апробацію результатів роботи та публікації автора, де викладено основні положення і результати дисертації.

**В першому розділі** дисертації сформульовано основні положення теорії штучних імунних систем, проведено аналіз процесу та методів побудови штучних імунних систем. Визначено властивості і характеристики штучних імунних систем, що обумовлюють доцільність їх використання в інтелектуальних системах діагностування і розпізнавання образів. Сформульовано постановку задачі побудови штучних імунних систем у діагностичних і розпізнавальних моделях.

Встановлено, що синтез моделей штучних імунних систем містить два основні етапи: генерацію і цензурування розпізнавальних елементів, які покривають область екземплярів одного класу. Виявлено, що відомі методи побудови штучних імунних систем для забезпечення необхідного рівня точності діагностичних моделей на першому етапі генерують занадто велику кількість розпізнавальних елементів, оскільки більшість їх не задовольняє умови відбору, який проводиться на етапі цензурування. Це негативно впливає на швидкість навчання моделі штучної імунної системи, крім того значно зростають вимоги до обчислювальних ресурсів. Встановлено, що генерація надлишкових розпізнавальних елементів обумовлює запам'ятовування навчальної вибірки у структурі моделі, що свідчить про низький рівень узагальнення даних розпізнавальною моделлю.

Проаналізовано особливості побудови штучних імунних систем для роботи з бінарним та дійсним поданням даних. Виявлено, що більшість відомих методів побудови штучних імунних систем передбачають використання лише певного подання даних і, як наслідок, не є універсальними щодо виду даних. Більшість існуючих методів мають залежність від обраної метрики, що обмежує ряд практичних задач, які можуть вирішуватися з їх допомогою.

Виявлено, що при використанні відомих моделей штучних імунних систем для роботи з дійсним поданням даних на практиці виникають складності при вирішенні задач з великою кількістю діагностичних ознак, а саме – необхідність генерації надлишкової кількості розпізнавальних елементів для покриття області екземплярів одного класу. У таких випадках точність розпізнавальних і діагностичних моделей різко знижується.

Результати проведеного аналізу дозволили визначити напрямок розвитку теорії штучних імунних систем, якого слід дотримуватися у подальшій роботі по розробленню нових і удосконаленню відомих інтелектуальних моделей і методів імунокомп'ютингу.

**У другому розділі** описано розроблений метод негативного відбору з маскуванням детекторів для роботи з бінарним та дійсним поданням даних та модифікований метод негативного відбору з імовірнісним розподілом значень діагностичних ознак.

Для підвищення швидкості навчання розпізнавальної моделі, побудованої на основі методу негативного відбору з цензуруванням, останній модифіковано шляхом генерації кандидатів у детектори, стійких до цензурування, за рахунок того, що в методі взято до уваги імовірнісний розподіл значень діагностичних ознак. Таким чином, пропонується *метод негативного відбору з імовірнісним розподілом значень ознак* дозволяє скоротити кількість сформованих кандидатів у детектори.



На етапі ініціалізації у розробленому методі визначається множина бітових рядків, що відповідає "своїм" екземплярам (екземплярам одного класу),  $S' \subset S$ ,  $S \subset U$ , де  $U$  – область допустимих значень діагностичних ознак.

Етап генерації кандидатів у детектори у базовому методі модифіковано і він містить такі дії:

– по всім "своїм" екземплярам  $s \in S'$  розраховується кількість ненульових бітів  $k_i$ :  $k_i = \sum_{s \in S'} s_i$ , де  $i$  – порядковий номер біта,  $i = 1, \dots, n$ ,  $n$  – довжина бітового рядка;

– розраховуються оцінки імовірності, з якими біти "своїх" екземплярів приймають ненульові значення:  $P_i = \frac{k_i}{|S'|}$ , де  $|S'|$  – потужність множини  $S'$ , а також

аналогічна оцінка для "чужих" (іншого класу) екземплярів:  $P'_i = 1 - P_i$ ;

– використовуючи отримані оцінки ймовірностей, генерується псевдовипадковий кандидат у детектори  $d$  за формулою (1):

$$d_i = \begin{cases} 1, & \text{rand} < P'_i; \\ 0, & \text{у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (1)$$

де  $\text{rand}$  – функція, що повертає випадкове число в діапазоні  $[0, 1)$ .

На етапі цензурування отриманий у результаті виконання етапу генерації набір детекторів  $D$  проходить цензурування так само, як і у базовому методі. Проте у цьому випадку модифікований метод генерує кандидати в детектори з більш високим ступенем подібності до "чужих" екземплярів, що забезпечує швидке формування кінцевого набору детекторів  $D$ .

Модифікований метод негативного відбору дозволяє підвищити швидкість навчання розпізнавальної моделі. Метод не залежить від метрик, що використовуються у правилах порівняння для визначення ступеню подібності детектора екземпляру.

*Метод негативного відбору з маскуванню детекторів для роботи з бінарним поданням даних* автоматично маскує біти, що відповідають діагностичним ознакам з низькою значущістю, для чого до алфавіту, на основі якого формуються детектори, додають символ маски  $Z$ :  $\Omega = \{0, 1, Z\}$ . Значення  $Z$  при цьому відповідає будь-якому значенню  $\{0, 1\}$  біта у бітовому рядку. Запропоновано модифікації метрик Хеммінга та  $\text{rcb}$ , що можна використовувати у правилах порівняння бітових рядків у розробленому методі.

На етапі генерації кандидатів у детектори формується замаскований кандидат у детектори:  $d = \{Z\}^n$ . Для кожного екземпляра з навчальної вибірки  $s \in S'$  обчислюється значення функції (2), що визначає ступінь його подібності кандидату в детектори  $d$  (найчастіше використовується правило порівняння на основі метрики Хеммінга):

$$match(d, s) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n \{1 \mid d_i = Z \vee d_i = s_i\} = n; \\ 0, & \text{у протилежному випадку.} \end{cases} \quad (2)$$

На етапі цензурування виконується перевірка: якщо  $\exists s \in S' : match(d, s) = 0$ , тоді кандидат у детектори  $d$  додається до набору детекторів  $D = D \cup \{d\}$ ; у протилежному випадку, коли існує принаймні один екземпляр з навчальної вибірки, якому відповідає кандидат у детектори  $d$ , виконується етап донавчання детектора.

На етапі донавчання детектора випадковим чином обирається замаскований біт:  $d_i = Z$ ; встановлюється його значення:  $d_i = \neg s_i$ . Повторно виконується порівняння кандидата в детектори  $d$  з кожним з екземплярів навчальної вибірки  $s \in S'$ . У випадку, якщо у кандидата в детектори  $d$  не залишилося жодного замаскованого біта, він видаляється та знову виконується етап генерації нового замаскованого кандидата в детектори. Кінцеве число детекторів у наборі  $D$  має забезпечувати необхідний рівень точності розпізнавання.

На етапі завершальної обробки отриманого набору детекторів  $D$  для прискорення роботи побудованої розпізнавальної моделі пропонується видалити усі дублікати, а також ті детектори, де усі незамасковані біти збігаються. Крім того, серед детекторів, що відрізняються лише замаскованими бітами доцільно видаляти ті, що мають більшу кількість замаскованих бітів. Це дозволяє скоротити кінцевий набір детекторів без втрати точності розпізнавання.

У результаті роботи методу негативного відбору з маскуванням детекторів буде отримано набір детекторів  $D$ , у яких незамасковані біти визначають правила, за якими можна проводити розпізнавання.

Розроблений метод дозволяє підвищити швидкість навчання і роботи розпізнавальної моделі за рахунок маскування і донавчання детекторів, що значно скорочує їх чисельність  $N_D$  у кінцевому наборі  $D$ , а також підвищити точність роботи моделі за рахунок вирішення проблеми, пов'язаної з ефектом "дір", коли неможливо створити такий детектор, який покривав би простір "чужих" екземплярів та при цьому не відповідав би жодному екземпляру з навчальної вибірки.

Запропоновано модифікацію методу негативного відбору з маскуванням детекторів, що зберігає проміжні детектори на етапі донавчання і використовує їх як кандидатів у детектори на етапі генерації нового покоління детекторів. Ця модифікація дозволяє скоротити чисельність ресурсоемних операцій порівняння нового детектора з кожним екземпляром після зміни лише одного біта в процесі донавчання детектора.

Запропоновано критерій зупинення методу навчання на основі негативного відбору з маскуванням детекторів – ступінь покриття простору детекторами. Окремий маскований детектор здатний покрити до  $V(d)$  "чужих" екземплярів, де  $V(d)$  розраховується за формулою (3):

$$V(d) = \prod_{i=1}^n \{2 \mid d_i = Z\}. \quad (3)$$

Оцінка покриття групи детекторів передбачає значно складніші обчислення і не є тривіальною задачею. З цієї причини запропоновано наближену оцінку ступеню покриття простору детекторами. Для цього на кожній ітерації методу генерується випадковий бітовий рядок високої строгості та розраховується ступінь його подібності кожному детектору. У детекторах, визначених як подібні, підраховується кількість замаскованих бітів. Протягом навчання моделі оцінка покриття детекторів (3) буде зростати. Навчання розпізнавальної моделі припиняється, коли отримане значення залишається незмінним протягом декількох послідовних ітерацій.

Використання запропонованого критерію (3) дозволяє зменшити кількість детекторів  $N_D$  у кінцевому наборі  $D$ , а також скорочує час, затрачений на навчання розпізнавальної моделі.

Модифіковано метод негативного відбору з маскуванням детекторів для вирішення задач з дійсним поданням даних, в якому детектору відповідає не точка у просторі ознак, а гіперкуб максимально можливого об'єму.

На етапі ініціалізації встановлюється значення коефіцієнта  $\alpha$  для розрахунку значення допуску при розпізнаванні екземпляра і мінімально можливе значення порогу  $g_{min}$ , який показує здатність розпізнавальної моделі до узагальнення. Обидва коефіцієнти приймають значення в діапазоні  $(0, 1]$ . Формується порожній набір детекторів  $D = \emptyset$ .

На етапі генерації детекторів створюється кандидат у детектори:  $d = \langle d_{min}, d_{max} \rangle$ ,  $d_{min} = \{s_{min}^1, s_{min}^2, \dots, s_{min}^n\}$ ,  $d_{max} = \{s_{max}^1, s_{max}^2, \dots, s_{max}^n\}$ , де  $s_{min}^i$  і  $s_{max}^i$  – мінімальне та максимальне значення  $i$ -ї ознаки серед екземплярів вибірки відповідно,  $i = 1, \dots, n$ ;  $n$  – кількість ознак. Після цього для кожного екземпляра навчальної вибірки  $s \in S'$  обчислюється значення функції (4), що визначає ступінь подібності кандидату в детектори  $d$ :

$$match(d, s) = \begin{cases} 1, \sum_{i=1}^n \{1 \mid d_{min}^i < s_i \wedge d_{max}^i > s_i\} = n; \\ 0, \text{ у протилежному випадку,} \end{cases} \quad (4)$$

де  $d_{min}^i$  і  $d_{max}^i$  – мінімальне та максимальне значення  $i$ -ї ознаки в детекторі  $d$  відповідно.

На етапі цензурування виконується перевірка: якщо  $\exists s \in S' : match(d, s) = 1$ , тоді виконується етап донавчання детектора, у протилежному випадку розраховується оцінка здатності кандидата в детектори  $d$  до узагальнення (5):

$$g(d) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{d_{max}^i - d_{min}^i}{s_{max}^i - s_{min}^i}}{n}. \quad (5)$$

У випадку, якщо  $g(d) > g_{min}$ , кандидат у детектори  $d$  додається до набору:  $D = D \cup \{d\}$ , після чого в залежності від досягнення необхідного рівня точності розпізнавання навчання припиняється або повторно виконується етап генерації нового замаскованого кандидата в детектори.

На етапі донавчання детектора випадковим чином обирається значення однієї з ознак, у яких кандидат у детектори збігся з екземпляром, тобто необхідно знайти таку  $i$ -ту ознаку, щоб  $d_{min}^i < s_i$  та  $d_{max}^i > s_i$ . Якщо  $rand > 0,5$ , значення  $i$ -ї ознаки змінюється:  $d_{min}^i = s_i + \alpha(s_{max}^i - s_{min}^i)$  у протилежному випадку –  $d_{max}^i = s_i - \alpha(s_{max}^i - s_{min}^i)$ . Модифікований кандидат у детектори  $d$  повторно порівнюється з кожним із екземплярів навчальної вибірки та знову модифікується у разі виявлення відповідного йому екземпляра. Даний етап повторюється доки, поки кандидату в детектори  $d$  не буде відповідати жоден екземпляр  $s \in S'$ . Для модифікованого кандидата в детектори  $d$  розраховується оцінка його здатності до узагальнення за формулою (5) і, базуючись на отриманому значенні, приймається рішення про додавання кандидата до набору  $D$ . При досягненні необхідного рівня точності розпізнавання генерація нових кандидатів у детектори припиняється.

Модифікований метод дозволяє будувати діагностичні і розпізнавальні моделі з високим рівнем узагальнення та застосовувати їх до вирішення задач з дійсним поданням даних.

Запропоновано метод синтезу продукційних правил на основі набору маскованих детекторів, який дозволяє спростити інтерпретацію результатів роботи розпізнавальних моделей шляхом формування на основі детекторів правил виду "якщо-то", що зручно використовувати для проведення розпізнавання образів за ознаками.

Описано побудову нейро-нечіткого апроксиматора Мамдані на основі набору детекторів, отриманого в результаті навчання моделі негативного відбору з маскуванням детекторів, що працює з дійсним поданням даних.

Нейро-нечіткий апроксиматор Мамдані являє собою узагальнену модель п'ятишарової нейро-нечіткої мережі, побудованої на основі правил Мамдані. Для першого шару кількість вузлів відповідає кількості діагностичних ознак. Оскільки кожна ознака у складі детектора трансформується у нечіткий терм (обчислюється належність вхідного вектора ознак до кожного з нечітких термів), то другий шар мережі вміщує  $N_D \cdot n$  вузлів (фаззифікація вхідних змінних). У третьому шарі подані антецеденти нечітких правил. Кількість детекторів  $N_D$  у наборі  $D$  визначає кількість вузлів цього шару. Четвертий шар визначає ступінь належності вхідного вектора до нечітких термів вихідної змінної, тому вміщує кількість вузлів, що відповідає кількості класів (для завдань діагностування – 2). У п'ятому шарі мережі

за допомогою одного вузла визначається кількісне значення для кожної вихідної змінної (дефаззифікація виходу).

У процесі навчання мережі виконується корекція ваг зв'язків, зокрема між другим та третім шарами (функції належності вхідного значення до нечітких термів), а також третім та четвертим шарами (ваги правил). Границі інтервалів значень змінних, отримані в результаті навчання моделі негативного відбору з маскуванням детекторів запропоновано використовувати для настройки параметрів функцій належності. Наприклад: для симетричної трикутної функції вони розраховуються за формулою (6):

$$\mu(x_i) = \begin{cases} 1 - \frac{\left| x_i - \frac{d_{\max}^i - d_{\min}^i}{2} \right|}{\frac{d_{\max}^i - d_{\min}^i}{2}}, & d_{\min}^i < x_i < d_{\max}^i; \\ 0, & \text{у протилежному випадку.} \end{cases} \quad (6)$$

де  $x_i$  – значення  $i$ -ї ознаки екземпляру.

Ваги зв'язків між третім та четвертим шарами мережі для отриманих на основі нечітких термів правил устанавлюються рівними "1".

Оскільки детектори визначають лише належність екземпляра до класу "чужих", то формуються нечіткі правила, за якими екземпляр відносять до класу "своїх". Для кожного детектора створюється обернене правило шляхом інверсії значень функції належності:  $1 - \mu(x)$ . Такі правила отримують менші ваги (порядку 0,2–0,5) за рахунок того, що можуть викликати протиріччя.

Використання бази нечітких правил на основі знань, отриманих у результаті навчання моделі негативного відбору з маскуванням детекторів, дозволяє скоротити вибірку та неявно вирішити завдання кластерного аналізу перед побудовою нейро-нечіткого апроксиматора Мамдані. Це забезпечує прискорення процесу побудови та підвищення рівня узагальнення мережі, а також підвищення точності отримуваної розпізнавальної моделі.

У **третьому розділі** наведено характеристику розробленої ієрархічної моделі HyperCell та методу її навчання, а також методу синтезу моделі штучної імунної мережі на основі гібридизації моделей мереж aiNet та нейронного газу, що розширюється.

*Модель HyperCell* базується на принципах негативного відбору та реалізує нелінійну структуру побудови розпізнавальної моделі шляхом ієрархічної декомпозиції детекторів, які зберігають інформацію про детектори нижніх рівнів ієрархії. Для формування таких детекторів, або мета детекторів, у метод навчання моделі включається додатковий етап, окрім відомих етапів генерації та цензурування, який виконується у випадку, коли детектор  $d$  не може однозначно класифікувати екземпляри через суперечливі знання. Тоді детектор  $d$  замінюється на метадетектор  $d^*$ , для якого формується випадковий набір детекторів  $D$  з

областю допустимих значень у межах області покриття метадетектора  $d^*$ . У результаті модель HyperCell має деревоподібну структуру, де листами є детектори, що однозначно визначають клас екземпляра ("свій" або "чужий"), а вузлами – метадетектори.

Модель HyperCell здатна до самоорганізації у процесі навчання, що містить такі етапи.

На етапі ініціалізації задаються такі параметри керування: максимальне порогове значення  $\omega$  для визначення кількості екземплярів у просторі допустимих значень  $U_d$ , яким відповідає детектор  $d$ , такої, при якій детектор конвертується в метадетектор; максимальна кількість кандидатів у детектори на кожному рівні ієрархії  $N$ ; максимальна глибина ієрархії  $L_{max}$ .

На етапі генерації детектора формується метадетектор  $root$  з такою областю покриття, яка відповідає області допустимих значень ознак екземплярів  $U$ . Установлюється:  $d^* = root$ ,  $L = 0$ .

На етапі навчання детектора формується набір детекторів  $D$  у межах області покриття метадетектора  $U_{d^*}$ , збільшується рівень ієрархії:  $L = L + 1$ , для чого виконуються такі дії:

– створюється набір  $C^*$  з  $N$  кандидатів у детектори,  $\forall d \in C^*$ ,  $d \in U_{d^*}$ .

Установлюється лічильник збігів:  $m_d = 0$ ;

– для кожного кандидата в детектори  $d \in C^*$  установлюється:  $m_d = \sum_{s \in S} \{1 | \exists s \in S, match(d, s) = 1\}$ . Якщо  $m_d > \omega$  і рівень ієрархії  $L \leq L_{max}$ , тоді

метадетектор, що відповідає кандидату в детектори  $d$ , включається у набір  $D$  і виконується етап його навчання шляхом рекурсивного навчання детекторів у межах області покриття метадетектора. Якщо  $m_d \leq \omega$ , тоді кандидат у детектори  $d$  додається до набору:  $D = D \cup \{d\}$ . Якщо  $m_d > \omega$  і  $L > L_{max}$ , тоді кандидат у детектори  $d$  видаляється з набору:  $C^* = C^* \setminus \{d\}$ ;

– кандидати, що залишилися в наборі  $C^*$ , додаються до набору детекторів:  $D = D \cup C^*$ , і виконується перехід до етапу навчання наступного метадетектора.

Завдяки деревоподібній структурі моделі HyperCell можна відсікати гілки дерева після навчання HyperCell, що дозволить знизити вплив помилкових екземплярів у навчальній вибірці та не допустити перенавчання моделі.

Модель HyperCell для навчання метадетекторів може використовувати як базовий метод з цензуруванням, так і деякі інші методи негативного відбору. За рахунок деревоподібної структури модель HyperCell реалізує простий пошук детекторів під час навчання та розпізнавання, що дозволяє підвищити швидкість навчання і роботи отримуваної розпізнавальної моделі.

Запропоновано підвищити точність роботи моделі HyperCell за рахунок виділення кластерів у множині "чужих" екземплярів, центри яких будуть центрами метадетекторів першого рівня. З цією метою розроблено метод побудови моделі штучної імунної мережі шляхом гібридизації методів синтезу мережі aiNet та нейронного газу, що розширюється, а саме – поєднання механізму адаптації до

нових даних на вході мережі aiNet та характерного для нейронного газу, що розширюється, принципу визначення області мережі, яка підлягає процесу адаптації, що дозволяє проводити кластерний аналіз за допомогою моделі гібридної штучної імунної мережі як попередній етап для моделі HyperCell.

На етапі ініціалізації до імунної пам'яті  $M$  додаються два випадкові антитіла з нульовою локальною помилкою  $\varepsilon_{ab}$ .

На етапі клональної селекції виконуються такі дії:

– для випадкового антигену з навчальної вибірки  $ag \in Ag$  обирається деякий процент  $\phi$  антитіл  $Ab^*$  з імунної пам'яті  $M$  з найбільшою афінністю до антигену  $ag$ ;

– для кожного антитіла  $ab \in Ab^*$  накопичується локальна помилка:  $\varepsilon_{ab} = \varepsilon_{ab} + \|ab - ag\|$ , та пропорційно помилці  $\varepsilon_{ab}$  формується множина клонів  $C$ , об'єм якої розраховується за формулою (7):

$$N_C = N_{max} \left( 1 - \frac{1}{\varepsilon_{ab}} \right), \quad (7)$$

де  $N_{max}$  – максимально можлива кількість клонів одного антитіла на одній ітерації;

– клони з множини  $C$  піддаються мутації, ступінь якої пропорційний локальній помилці батьківського антитіла;

– виконується клональна та мережна супресія, після чого ті клони  $C$ , що залишилися, додаються до імунної пам'яті:  $M = M \cup C$ , а їх локальна помилка прирівнюється нулю.

Локальна помилка акумулює в собі результат попередньої взаємодії антитіла з антигенами, і її високе значення свідчить про те, що антитіло знаходиться в області з високою концентрацією антигенів, тому слід провести клональну селекцію для більш точного покриття цієї області. Таким чином, локальна помилка виступає параметром керування на етапі клональної селекції.

У процесі навчання моделі сумарна помилка (8) буде зменшуватися і, коли усі антитіла будуть знаходитися достатньо близько до антигенів, залишатиметься практично незмінною:

$$\varepsilon^* = \sum_{ab \in Ab} \varepsilon_{ab} \rightarrow \min. \quad (8)$$

Дану властивість (8) запропоновано використовувати як критерій зупинення методу навчання мережі.

Якщо критерій зупинення (8) не досягнуто, знову виконується відбір випадкового антигену з навчальної вибірки і дії повторюються.

Для динамічного регулювання параметрів керування процесу навчання моделі запропоновано використовувати середню локальну помилку моделі гібридної штучної імунної мережі, що визначається за формулою (9):

$$\bar{\varepsilon} = \frac{\sum_{ab \in Ab} \frac{\varepsilon_{ab}}{age(ab)}}{|Ab|}, \quad (9)$$

де  $age(ab)$  – вік антитіла (кількість ітерацій з моменту його створення);  $|Ab|$  – потужність множини антитіл  $Ab$ .

Розроблений метод навчання моделі гібридної штучної імунної мережі дозволяє виконувати кластерний аналіз для "чужих" екземплярів навчальної вибірки, що містить екземпляри обох класів, з метою подальшого використання інформації про отримані центри кластерів у методі побудови моделі HyperCell для підвищення точності роботи розпізнавальної моделі.

У **четвертому розділі** наведено опис розробленого програмного забезпечення, яке реалізує запропоновані методи побудови моделей штучних імунних систем, та результатів експериментальних досліджень властивостей розроблених методів побудови штучних імунних систем при вирішенні практичних завдань розпізнавання образів та діагностування.

Розроблено комп'ютерну програму *"Бібліотека функцій для синтезу діагностичних моделей на основі імунокомп'ютингу"* (свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №35434 від 21.10.10), що призначена для синтезу діагностичних та розпізнавальних моделей на основі імунокомп'ютингу.

Під час розроблення комп'ютерної програми використовувалася мова програмування Python. До складу програмного продукту входять модулі подання розпізнавальних елементів та метрик для роботи з ними, модулі методів синтезу штучних імунних систем та модулі практичних завдань діагностування і розпізнавання, що об'єднані за функціональним призначенням у пакети, а також модуль візуалізації для побудови графіків залежностей основних показників якості роботи розроблених та відомих методів.

Результати тестування програмних засобів, що реалізують створені та відомі методи синтезу штучних імунних систем, підтвердили теоретичні висновки щодо доцільності їх використання для підвищення точності роботи та швидкості навчання, зменшення складності та збільшення рівня узагальнення діагностичних моделей у порівнянні з відомими методами синтезу штучних імунних систем.

Дослідження властивостей розроблених методів та програм проводилося при вирішенні практичних задач як з бінарним, так і з дійсним поданнями діагностичних ознак: діагностування розвитку рекурентних респіраторних інфекцій у дітей раннього віку, побудови діагностичної моделі залежності показника якості життя хворих хронічним обструктивним бронхітом від поєднання використовуваних лікувальних засобів, діагностування лопаток газотурбінних авіадвигунів та розпізнавання сільськогосподарських рослин.



Задача діагностування розвитку рекурентних респіраторних інфекцій у дітей раннього віку характеризувалася 42 бінарними діагностичними ознаками, що відображали наявність чи відсутність хронічних захворювань у батьків та були отримані в результаті анкетування 108 пацієнтів.

Для вирішення задачі діагностування проводилася побудова діагностичних моделей на основі методів негативного відбору з цензуруванням, імовірнісним розподілом значень ознак та маскуванням детекторів, що працюють з бінарними ознаками. Результати експериментів наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Порівняльна характеристика бінарних методів побудови штучних імунних систем при вирішенні задачі біомедичного діагностування

Метод синтезу штучних імунних систем	Помилка розпізнавання, $\varepsilon$	Число ітерацій, $I$	Число детекторів, $N_D$
Базовий метод негативного відбору з цензуруванням	0,03	27	550
Метод негативного відбору з маскуванням детекторів	0,01	23	23
Метод негативного відбору з імовірнісним розподілом значень ознак	0,01	10	191

Як видно з табл. 1, було досягнуто точність розпізнавання 99% у моделей, синтезованих за допомогою методів негативного відбору з маскуванням детекторів та імовірнісним розподілом значень ознак, та 97% у моделі, побудованої на основі методу негативного відбору з цензуруванням.

За рахунок наявності етапу донавчання для підвищення стійкості під час цензурування на кожній ітерації методу з маскуванням детекторів до набору  $D$  стабільно додається по одному детектору, а на етапі цензурування не видаляється жодного детектора. Таким чином, даний метод генерує необхідну кількість детекторів значно швидше, ніж базовий метод з цензуруванням. Маскуванням ознак з низькою значимістю і подальше їх ігнорування неявно скорочує розмірність простору ознак, що дозволяє підвищити точність розпізнавання.

Ефективний спосіб генерації кандидатів у детектори на основі імовірнісного розподілу значень ознак у детекторах з набору  $D$  дозволяє отримувати стійкі до цензурування кандидати в детектори, які видаляються на етапі цензурування у значно меншій кількості. В методі спостерігається швидке зростання числа детекторів  $N_D$  у наборі  $D$  (на кожній ітерації методу навчання до набору  $D$  додається близько 19 детекторів), у порівнянні з базовим методом негативного відбору, завдяки чому модифікований метод дозволяє підвищити швидкість навчання діагностичної моделі при необхідному рівні точності розпізнавання.

У зв'язку з тим, що метод негативного відбору з імовірнісним розподілом значень ознак дозволяє на кожній ітерації додавати до набору  $D$  значно більше число детекторів, ніж метод з маскуванням детекторів, було рекомендовано використання першого на початкових етапах навчання моделі, а пізніше –

використання другого для підвищення точності розпізнавання за рахунок усунення негативного ефекту "дір".

Результати, отримані під час вирішення усіх чотирьох практичних задач, показали, що розроблені методи істотно (до 3,8 разів) підвищують швидкість синтезу штучних імунних систем і точність (1-5%) роботи отримуваних розпізнавальних та діагностичних моделей, а також дозволили розробити рекомендації щодо застосування запропонованих методів побудови штучних імунних систем до вирішення завдань технічного та біомедичного діагностування.

**Висновки** містять основні наукові та практичні результати роботи.

**Додатки** містять вхідні дані для практичних задач діагностування і розпізнавання, а також копії документів про впровадження та належність результатів дисертаційної роботи.

## ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-прикладну задачу удосконалення відомих та розроблення нових методів побудови штучних імунних систем для підвищення точності та швидкості навчання і роботи розпізнавальних моделей. Отримано такі результати.

1. Новий метод побудови штучних імунних систем на основі негативного відбору з маскуванням детекторів, у якому при генерації детекторів виконується автоматичне маскування бітів, що відповідають ознакам з низькою значущістю. Це дозволяє підвищити швидкість навчання і точність роботи діагностичної моделі та спростити її структуру, підвищити інтерпретабельність, а також забезпечує можливість автоматичної побудови діагностичних моделей з аналогічними властивостями на основі нейро-нечіткого апроксиматора Мамдані.

2. Новий метод побудови штучних імунних систем з ієрархічною структурою на основі моделі HyperCell. Метод навчання моделі реалізує нелінійну структуру побудови розпізнавальної моделі шляхом ієрархічної декомпозиції детекторів, які зберігають інформацію про детектори нижніх рівнів ієрархії. Це дозволяє спростити їх пошук та за рахунок цього підвищити швидкість навчання і роботи отримуваної розпізнавальної моделі.

3. Удосконалений метод побудови штучних імунних систем з цензуруванням, що при генерації нових детекторів враховує імовірнісний розподіл значень діагностичних ознак, яким відповідають значення бітових розрядів створених раніше детекторів. Завдяки ефективному способу генерації кандидатів у детектори метод створює придатні та стійкі до цензурування детектори. Це дозволяє підвищити швидкість побудови діагностичної моделі при необхідному рівні точності діагностування.

4. Удосконалений метод синтезу штучної імунної мережі на основі моделей aiNet та нейронного газу, що розширюється. В методі реалізовано механізм адаптації до нових даних на вході мережі aiNet та характерний для нейронного газу, що розширюється, принцип визначення області мережі, яка підлягає процесу адаптації. Побудована за допомогою запропонованого методу модель гібридної штучної імунної мережі використовується для визначення початкового розташування

детекторів верхнього рівня у моделі HyperCell, що дозволяє підвищити точність розпізнавання.

5. Розроблене програмне забезпечення, що реалізує запропоновані методи побудови штучних імунних систем, дозволяє автоматизувати процес побудови моделей штучних імунних систем для вирішення завдань кластерного аналізу та структурно-параметричного синтезу діагностичних і розпізнавальних моделей.

6. Запропоновані методи, які покладені в основу розробленого програмного забезпечення, істотно (до 3,8 разів) підвищують швидкість побудови розпізнавальних моделей на основі імунокомп'ютингу та точність розпізнавання (1–5%), що підтверджує доцільність застосування створених методів побудови штучних імунних систем до вирішення практичних завдань діагностування та розпізнавання образів за ознаками.

Проведено експериментальне дослідження властивостей розроблених та відомих методів при вирішенні завдань технічного та біомедичного діагностування. Виявлено, що запропоновані методи дозволяють підвищити швидкість навчання і роботи й точність розпізнавальних моделей у порівнянні з відомими методами.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в організаціях: Повне товариство "Глема" (акт впровадження від 06.08.12) та Інноваційний центр "Темп" (акт впровадження від 14.08.12), де використовуються у науково-дослідній роботі, а також в Запорізькому національному технічному університеті, де використовуються у навчальному процесі і науково-дослідній роботі (акт впровадження від 22.06.12).

## **СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**

### **Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації**

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

2. Зайцев С. А. Методы и модели автоматической классификации объектов по признакам на основе иммунокомпьютинга / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2010. – № 2. – С. 117–124.

3. Зайцев С. А. Кластерный анализ с использованием гибридной модели на основе искусственной иммунной сети / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Біоніка інтелекту. – 2010. – № 3. – С. 70–75.

4. Зайцев С. А. Построение диагностических моделей на основе парадигмы отрицательного отбора с использованием принципа маскирования детекторов / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2011. – № 2. – С. 65–70.

5. Зайцев С. А. Построение диагностических моделей для бинарных данных на основе отрицательного отбора / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2011. – Т. 13, № 1. – С. 67–77.

6. Зайцев С. О. Метод кластер-аналізу на основі гібридної моделі штучної імунної мережі з динамічним регулюванням параметрів процесу навчання /

С. О. Зайцев, С. О. Субботін // Радиоелектроника и информатика. – 2011. – № 2 – С. 70–73.

7. Зайцев С. А. Модель отрицательного отбора с использованием маскированных детекторов и метод ее обучения для решения задач диагностирования / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Біоніка інтелекту. – 2011. – № 3. – С. 131–135.

8. Зайцев С. А. Модель отрицательного отбора с маскированием для решения задач диагностирования с вещественным представлением признаков / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут": зб. наук. праць. – 2012. – № 38. – С. 70–76.

#### **Наукові праці апробаційного характеру**

9. Зайцев С. А. Искусственные иммунные системы в задачах извлечения структур в массивах данных / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Системи та засоби штучного інтелекту : Міжнародна наукова молодіжна школа, с. Дивноморське, Краснодарський край, 28 вересня – 3 жовтня 2009 р.: тези доповідей – Донецьк: ІПШ "Наука і освіта", 2009. – С. 93–96.

10. Зайцев С. А. Метод поиска часто встречающихся последовательностей данных с использованием искусственной иммунной системы / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Моделирование неравновесных систем : XII Всеросс. семинар, Красноярск, 9–11 октября 2009 г.: материалы. – Красноярск: ИПК СФУ, 2009. – С. 119–122.

11. Зайцев С. А. Автоматизация анализа коммуникационных протоколов на основе искусственных иммунных систем / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Проведение научных исследований в области обработки, хранения, передачи и защиты информации : Всеросс. конф. с элементами науч. школы для молодежи, Ульяновск, 1–5 декабря 2009 г.: сб. науч. трудов. – Ульяновск : УЛГТУ, 2009. – Т. 2. – С. 122–130.

12. Зайцев С. А. Обобщенная модель искусственной иммунной системы / С. А. Зайцев, С. А. Субботин // Научная сессия МИФИ – 2010. XII Всероссийская научно-техническая конференция "Нейроинформатика–2010", Москва, 26–29 января 2010 г.: сборник научных трудов. – М.: МИФИ, 2010. – Ч. 2. – С. 91–99.

13. Зайцев С. А. Искусственные иммунные модели в задачах диагностики / С. А. Зайцев // Радіоелектроніка та молодь в ХХІ ст.: 14-й Міжнародний молодіжний форум, Харків, 18–20 березня 2010 р.: збірник матеріалів. – Харків: ХНУРЕ, 2010. – Ч. 2. – С. 97.

14. Зайцев С. О. Автоматизація класифікації об'єктів за ознаками на основі штучних імунних систем / С. О. Зайцев, С. О. Субботин // Автоматика–2010: XVII Міжнародна конференція з автоматичного управління, Харків, 27–29 вересня 2010 р.: матеріали конференції. – Харків: ХНУРЕ, 2010. – Т. 2. – С. 162–163.

15. Зайцев С. Гібридна модель штучної імунної мережі в задачі кластерного аналізу / С. Зайцев, С. Субботін // Комп'ютерні науки та інженерія : IV Міжнар. конф. молодих вчених CSE-2010, Львів, 25–27 листопада 2010 р.: матеріали конференції. – Львів : Видавництво Національного університету "Львівська політехніка", 2010. – С. 196–197.

16. Зайцев С. А. Синтез діагностичних моделей для бінарних даних на основі імунокомп'ютингу / С. А. Зайцев // Радіоелектроніка та молодь в ХХІ ст. : 15-й Міжнародний молодіжний форум, Харків, 18–20 квітня 2011 р.: збірник матеріалів. – Харків: ХНУРЕ, 2011. – Т. 5. – С. 34–35.

17. Zaitsev S. A. Negative selection using masked detectors / S. A. Zaitsev, S. A. Subbotin // Моделирование неравновесных систем : XIV Всероссийский семинар, Красноярск, 7–9 октября 2011 г.: материалы семинара. – Красноярск: ИПК СФУ, 2011. – С. 95–98.

18. Зайцев С. А. Методы и программные средства индуктивного обучения диагностированию и классификации на основе иммунокомпьютинга / С. А. Зайцев // Радіоелектроніка та молодь в ХХІ ст. : 16-й Міжнародний молодіжний форум, Харків, 17–19 квітня 2012 р.: збірник матеріалів. – Харків: ХНУРЕ, 2012. – Т. 6. – С. 19–20.

### **Праці, які додатково відображають наукові результати дисертації**

19. Пат. № 72095 Україна, МПК2011 G06F 19/24. Спосіб двокласової класифікації об'єктів на основі негативного відбору детекторів / С. О. Зайцев, С. О. Субботін (Україна); заявник Запорізький національний технічний університет. – № u201115688; Заявл. 30.12.11; Опубл. 10.08.12, Бюл. № 15. – 4 с.

## **АНОТАЦІЯ**

**Зайцев С.О. Методи побудови штучних імунних систем в інтелектуальних системах діагностування.** – 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 Міністерства освіти і науки, молоді та спорту України, Харків, 2013.

Метою дисертаційної роботи є розроблення методів побудови штучних імунних систем для підвищення їх точності роботи та швидкості навчання, зменшення складності та збільшення рівня узагальнення.

Об'єкт дослідження – процес побудови штучних імунних систем.

Предмет дослідження – методи індуктивного навчання штучних імунних систем за прецедентами.

В дисертаційній роботі було отримано наступні результати: новий метод побудови штучних імунних систем з маскуванням детекторів, новий метод синтезу штучних імунних систем з імовірнісним розподілом значень діагностичних ознак, удосконалений метод побудови штучних імунних систем з ієрархічною структурою для розпізнавання за ознаками, удосконалений метод синтезу штучних імунних мереж для проведення кластерного аналізу, розроблене програмне забезпечення, що реалізує створені методи, програмно реалізовані розроблені методи істотно підвищують швидкість синтезу та точність роботи розпізнавальних моделей на основі імунокомп'ютингу, що підтверджує доцільність застосування методів на практиці. Наукові та практичні результати роботи успішно впроваджено на підприємствах та використано у навчальному процесі.

Ключові слова: штучна імунна система, негативний відбір, штучна імунна мережа, діагностування, розпізнавання, детектор, цензурування.

## АННОТАЦИЯ

**Зайцев С.А. Методы построения искусственных иммунных систем в интеллектуальных системах диагностирования.** – 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 Министерства образования и науки, молодежи и спорта Украины, Харьков, 2013.

Целью диссертационной работы является разработка методов построения искусственных иммунных систем для повышения их точности работы и скорости обучения, снижения сложности и повышения уровня обобщения.

Объект исследования – процесс построения искусственных иммунных систем.

Предмет исследования – методы индуктивного обучения искусственных иммунных систем по прецедентам.

В диссертационной работе были получены следующие результаты.

Выполнен анализ известных методов синтеза искусственных иммунных систем, показавший необходимость их усовершенствования и разработки новых методов для повышения точности и скорости обучения и работы распознающих моделей с хорошими обобщающими свойствами, простой структурой и высоким уровнем интерпретабельности результатов.

Предложен метод построения искусственных иммунных систем на основе отрицательного отбора с маскированием детекторов, в котором автоматически маскируются биты, соответствующие признакам с низкой значимостью, что позволяет повысить скорость обучения и точность работы диагностической модели, упростить её структуру, повысить интерпретабельность, а также обеспечивает возможность построения диагностических моделей с аналогичными свойствами на основе нейро-нечеткого аппроксиматора Мамдани.

Разработан метод построения искусственных иммунных систем с иерархической структурой на основе модели HyperCell. Разработанный метод выполняет иерархическую декомпозицию детекторов, а получаемая таким образом древовидная структура позволяет однозначно классифицировать экземпляр с использованием детекторов самого нижнего уровня, что позволяет упростить поиск детекторов и за счет этого повысить скорость обучения и работы получаемой распознающей модели.

Предложена модификация метода синтеза искусственных иммунных систем с цензурированием, в которой при генерации детектора учитывается вероятностное распределение значений признаков уже созданных детекторов, что позволяет за счет устойчивости детекторов к отбору повысить скорость обучения распознающей модели.

Разработан метод синтеза искусственной иммунной сети на основе моделей aiNet и расширяющегося нейронного газа. В методе реализован механизм адаптации к новым данным на входе сети aiNet и свойственный расширяющемуся нейронному

газу принцип определения области сети, подлежащей адаптации, что позволяет использовать модель гибридной искусственной иммунной сети для выделения кластеров "чужих" экземпляров, центры которых определяют начальное расположение детекторов верхнего уровня в модели HyperCell, и за счет этого повысить точность работы распознающей модели.

Разработано программное обеспечение, реализующее предложенные методы построения искусственных иммунных систем, что позволило автоматизировать процесс синтеза моделей искусственных иммунных систем для решения заданий кластерного анализа и структурно-параметрического синтеза диагностических и распознающих моделей.

Предложенные методы иммунокомпьютинга, лежащие в основе программного обеспечения, позволяют существенно (до 3,8 раз) повысить скорость обучения и работы, а также точность (на 1–5%) распознающих моделей по сравнению с существующими методами, что подтвердило целесообразность применения разработанных методов построения искусственных иммунных систем для решения практических задач диагностирования и распознавания образов.

Результаты работы использованы в учебном процессе и внедрены в организациях.

Ключевые слова: искусственная иммунная система, отрицательный отбор, искусственная иммунная сеть, диагностирование, распознавание, детектор, цензурирование.

## ABSTRACT

**Zaitsev S.A. Methods of artificial immune system construction in intelligent diagnosis systems.** – Manuscript copyright.

A thesis for a candidate degree in technical sciences on the speciality 05.13.23 – Artificial Intelligence Systems and Means. – Kharkiv National University of Radio Electronics Ministry of Education and Science, Youth and Sport of Ukraine, Kharkiv, 2013.

The aim of the thesis is artificial immune system construction methods to enhance their accuracy and training speed, to decrease their complexity and increase generalization level.

Research object is the artificial immune system construction process. Research subject is the inductive predicate learning methods of the artificial immune systems.

In the thesis the following results have been achieved: a new artificial immune system construction method based on the masked detectors, a new artificial immune system construction method based on the probability distribution of the diagnostic signs; an improved artificial immune system construction method based on the hierarchy structure for recognition; an improved artificial immune network synthesis method for cluster analysis; the methods implemented in software significantly improved the synthesis speed and the accuracy of the recognition models based on immunocomputing, that proves the reasonability of the practical methods usage. The scientific and practical results of work achieved have been introduced in enterprises and used in the educational process.

Keywords: artificial immune system, negative selection, artificial immune network, diagnosis, recognition, detector, censoring.

Відповідальний за видання: **Бодянський Є. В.**

Підписано до друку 27.12.2012 р. Зам. № 1756.  
Формат 60x90 <sup>1</sup>/<sub>16</sub>. Тираж 100 прим. Обсяг 1,9 д.а.

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