

# АРХІТЕКТУРА ШТУЧНОЇ ІМУННОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ НА ОСНОВІ МЕХАНІЗМІВ ІДІОТИПІЧНОЇ МЕРЕЖІ

<sup>1</sup>В.І. Литвиненко, <sup>2</sup>А.О. Фефелов, <sup>3</sup>П.І. Бідюк

<sup>1,2</sup>Херсонський державний технічний університет, Херсон, Україна,  
[lvi@tlc.kherson.ua](mailto:lvi@tlc.kherson.ua), [johnndoe2004@mail.ru](mailto:johnndoe2004@mail.ru)

<sup>3</sup>Київський національний технічний університет (КПІ), Київ, Україна  
[peter@bidyuk.carrier.kiev.ua](mailto:peter@bidyuk.carrier.kiev.ua)

## Реферат

У роботі описаний узагальнений алгоритми імунної мережі, а також розроблена авторами архітектура імунної мережі і вхідні в неї функціональні блоки. Показано структуру класів інструментального середовища для розробки штучних імунних мереж призначених для рішення задач класифікації і розпізнавання образів. На прикладі тестових задач досліджена роль і значення деяких параметрів імунної системи на якість рішення задач класифікації.

## 1. Вступ

Імунна система являє собою складну систему з декількома рівнями захисту від живих тіл і речовин, що несуть на собі ознаки генетично чужорідної інформації, названих антигенами. Головна задача імунної системи полягає в тому, щоб розпізнати всі клітки в межах організму і розбити ці клітки на дві категорії: "свої" та "чужі". Використовуючи деякі еволюційні механізми, імунна система навчається розпізнавати небезпечні чужорідні антигени і молекули і клітки свого організму. Імунна система також демонструє чудовий зразок адаптивної дії на локальному рівні і емерджентність поведінки на глобальному рівні. Існує кілька теорій, що пояснюють імунологічні явища. Найбільш відомі з них це теорія негативної селекції, теорія клонального добору і теорія імунної мережі. Штучні імунні системи використовуються для створення систем машинного навчання, систем розпізнавання образів, систем комп'ютерної безпеки, систем виявлення помилок [1], проектуванні вакцин[2], керуванням автономними мобільними роботами [3], data mining [4], систем моніторингу і прогнозування поширення чуми в ендемічних районах Середньої Азії [5], визначення аномалій у тимчасових рядах даних [6].

## 2. Біологічні механізми

З біологічної точки зору [7] імунна система являє собою сукупність лімфоїдної тканини, що у взаємодії з іншими системами організму здійснює специфічний антигенно-структурний гомеостаз внутрішнього середовища. Значний інтерес представляють штучні імунні системи, механізми, що реалізують, теорію ідіотопної мережі запропоновану Нильсом Ерне [8]. В основі даної теорії лежить уявлення про імунну систему як про мережне збалансоване представлення між ідіотопами антитіл і рецепторами лімфоцитів. Ерне назвав області імуноглобулінів, що взаємодіють з антигенами *паратопами*, антигенні детермінанти звичайних

антигенів одержали назву *епітопи*. Таким чином, терміном "*паратоп*" позначається активний центр антитіла, а терміном "*ідіотоп*" – специфічні структури, утворені цим центром і розпізнавані аутоантиідіотипічними антитілами. Кожна молекула імуноглобуліну експресує одну чи декілька антигенних детермінант, обумовлених структурою її варіабельних областей. Ці детермінанти належать лише обмеженому числу молекул імуноглобулінів. Такі ідіотипічні детермінанти називаються ідіотопами (*i*). Основний постулат теорії мереж полягає в тому, що існують молекули імуноглобулінів, що несуть ідіотопи, імунологічно подібні з дуже багатьма, якщо не з усіма природними епітопами. Таким чином, у кожного організму мається набір ідіотопів, подібних з детермінантами всіх антигенів, з якими організм зустрічається при природній чи штучній імунізації. Такі ідіотопи були названі *внутрішніми образами антигенів*. Другий основний постулат теорії полягає в тім, що для кожного антитіла, які утворюють даний паратоп ( $p_1$ ) і ідіотоп чи сукупність ідіотопів ( $i_1$ ), існує комплементарне антитіло, що несе паратоп  $p_2$ , здатний зв'язуватися з  $i_1$ . Таке антитіло продукує власний набір ідіотопів ( $i_2$ ). Перше з двох антитіл звичайно називають  $Ab_1$  друге –  $Ab_2$ . Ерне припустив, що взаємодія антитіл, що несуть  $p_2$ , з поверхневими рецепторами імуноглобулінів лімфоцитів, що несуть  $i_1$ , в основному забезпечують супресію. Таким чином,  $Ab_2$  придушують утворення  $Ab_1$ . Навпроти, дія антитіл, що несуть  $i_1$ , на лімфоцити, які експресують імуноглобулінові рецептори типу  $p_2$ , повинна бути спрямована на стимуляцію цих кліток. Відповідно до даної теорії антиген розглядається як речовинна рівновага, що порушує, які клони, *продукують*  $Ab_1$  ( $p_1, i_1$ ), стимулюються внутрішніми образами антигену ( $p_0, i_0$ ) і пригнічуються *молекулами*  $Ab_2$  ( $p_2, i_2$ ). Порушення відбувається через зв'язування невеликої кількості  $Ab_1$ . Оскільки  $Ab_1$  супресують клітки, що несуть внутрішні образи антигенів ( $p_0, i_0$ ), і стимулюють клітки, що містять  $p_2$  і  $i_2$ , видалення  $Ab_1$  приводить до проліферації кліток які мають внутрішній образ, і придушує ріст кліток, що продукують  $Ab_2$ . Це стимулює клітки що експресують  $Ab_2$ , що в результаті приведе до супресії кліток, що несуть  $Ab_1$ . При цьому встановлюється нова рівновага, але вже з іншим числом кліток, що несуть  $Ab_1$ . Імунна система не менш складна чим нервова система, однак у нервовій системі нейрони структурно жорстко організовані і формують ієрархічно організовані мережі. Лімфоцити є блукаючі клітки, їхні специфічні рецептори, які секретуються постійно рециркулюють. Таким чином

мається значно більша кількість ступенів волі в просторово-тимчасовому континуумі організму.

### 3. Алгоритм на основі теорії імунної мережі

Центральна характеристика теорії імунної мережі є визначення молекулярної totoжності індивідуумів (*внутрішні образи*), що з'являється від мережної організації, супроводжуваної навчанням молекулярного складу середовища, у якій розвивається система [9]. Фактично, такі динамічні структури є зовсім сумісні з використовуваною пам'яттю, що не локалізована в пам'яті кліток, а розподілена як структура. Мережний підхід особливо цікавий для розвитку комп'ютерних інструментальних засобів, тому що він потенційно забезпечує точний обліковий запис властивостей на стадії становлення типу навчання і пам'яті, самотолерантності, керування розміром і розмаїтістю популяції кліток. У загальних термінах, структура більшості моделей мереж може бути представлена як

Рівень зміни популяції	Приплив = нових кліток	Загибель – нестимульованих кліток	Відтворення + стимульованих кліток
------------------------	------------------------	-----------------------------------	------------------------------------

Де останній термін включає Ab-Ab розпізнавання а Ag-Ab порушення. Це дозволяє створювати зв'язані мережі, що складаються з імунних кліток. Коли імунна клітка розпізнає антиген чи іншу імунну клітку вона стимулюється. З іншого боку, коли імунна клітка розпізнається іншою імунною кліткою, вона придушується. Сума порушень і придушень, отриманого клітками мережі, плюс порушення розпізнаним антигеном відповідає S-рівню порушення клітки, що описується рівнянням 2:

$$S = N_{stim} - N_{sup} + A_{init} \quad (2)$$

$N_{stim}$  – відповідає порушенню мережі,  $N_{sup}$  – відповідає супресії (придушенню), мережі  $A_{init}$  – відповідає рівню порушення антигену.

Рівень порушення імунної клітки дозволяє визначити імовірність її відтворення і генетичної мінливості. Існує два основних види імунної мережі: безупинний і дискретний. Безупинні моделі імунних мереж описуються за допомогою систем диференціальних рівнянь, кожне з яких відповідає зміні чисельності й афінності імунних кліток. Дискретні імунні мережі керуються рівняннями, що використовуються в ітераційній процедурі адаптації, керуючи числом і афінністю кліток. Узагальнений алгоритм імунної мережі представлений на рисунку 1.

### 4. Архітектура і програмна реалізація

На даний момент нами розроблений і апробований алгоритм імунної мережі, призначений для рішення задач ідентифікації об'єктів по набору їхніх динамічних характеристик. Розроблено архітектуру імунної мережі, що класифікує, що дозволяє реалізувати алгоритм у виді ПЛІС (рис.1). Архітектурна схема імунної системи, що реалізує алгоритм імунної мережі складається із семи блоків, кожний з яких представлений одним чи декількома класами. Блоки на схемі відповідають основним функціональним вузлам системи, а стрілки, що з'єднують блоки – основним потокам передачі даних і керуючих параметрів. Короткий опис елементів схеми. **Інтерфейс**

**введення/виведення даних.** Блок призначений для завантаження навчальних і розпізнаваних даних у систему, одержання результату розпізнавання, а, також, збереження поточного стану популяції детекторів для можливості швидкого перенастроювання системи на іншу задачу без додаткового навчання. **База даних (БД).** Дані, призначені для навчання чи розпізнавання зберігаються в базі даних системи і вибираються звідти в міру потреби. Тут же зберігаються результати розпізнавання і поточний стан популяції детекторів. **Генератор випадкових чисел (ГВЧ).** Використовує кілька видів розподілів і може генерувати цілі чи речовинні числа в заданих діапазонах. **Блок генерації кандидатів.** Використовуючи послідовності випадкових чисел, створювані ГВЧ, робить популяцію кандидатів детекторів для наступного добору їх як детекторів. **Інтерфейс керування пам'яттю.** Реалізує набір процедур, необхідних для керування пам'яттю системи і роботи з просторовими формами – внутрішнім представленням даних. **Інтерфейс настроювання алгоритму.** Блок надає можливість настроювання системи з використанням завантажувача файлу чи конфігурації інтерактивним настроюванням за допомогою стандартних графічних елементів керування операційної системи. **Блок генерації індивідуумів.** Створює початкову популяцію індивідуумів, а також, періодично заміняє визначену частину гірших індивідуумів популяції новими. Генерація індивідуумів може відбуватися випадково чи по заданому алгоритмі, тип якого вказується в параметрах блоку. **Блок селекції.** Реалізує селективну частину алгоритму. Робить сортування і ранжирування основної популяції і популяції клонів і здійснює сам процес клонування індивідуумів. **Блок гіпермутації.** Видозмінює популяцію клонів. Як настроювання блоку використовується тип мутації і її імовірність. **Блок обчислення афінності.** Оцінює індивідууми з погляду їх компліментарності антигенам і антитілам **Блок мінімізації структури мережі.** Тому що імунна мережа являє собою повнозв'язаний граф з топологією, що видозмінюється, то після її тренування виникає необхідність у видаленні частини непотрібних ребер. Даний блок надає процедури пошуку і видалення зайвих зв'язків між вершинами.

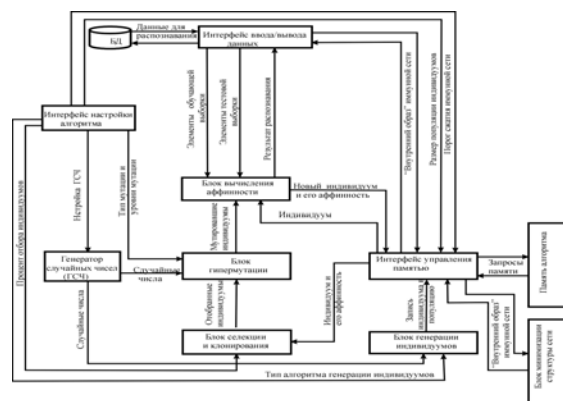


Рис. 1. Архітектура імунної системи, що реалізує алгоритм імунної мережі.

Дана архітектура була реалізована у вигляді бібліотеки класів [13]. Діаграма зв'язків між класами представлена на рисунку 2. Центральним класом системи є базовий клас **CNSObject**, що складається в асоціативному зв'язку з

класами **CParameters** і **CRandomGenerator**. Клас **CRandomGenerator** реалізує блок ГВЧ і містить ряд методів для генерації випадкових чисел. Клас **CParameters** і його спадкоємці **CCAParameters** і **CNetParameters** реалізують блок інтерфейсу настроювання алгоритму для алгоритму негативного добору, клонального добору й імунної мережі відповідно. Інтерфейс уведення/виведення даних реалізований у класі **CDataDriver**. Блок перевірки збігу представлений класом **CMatchingRule**. Внутрішнє представлення даних і структуризація пам'яті (інтерфейс керування пам'яттю) здійснюється в класах **CAttribute**, **CShape**, **CShapeSet**, **CAntibody** і **CPopulation**. **CAttribute** – клас атрибута вектора даних, **CShape** – сам вектор, **CShapeSet** – набір векторів, що формують вибірку даних, **CAntibody** – клас антитіл, **CPopulation** – клас популяції антитіл. Крім того, клас **CShape** додатково реалізує функції блоку генерації кандидатів для алгоритму негативного добору, а клас **CAntibody** – функції блоку генерації індивідуумів для клонального алгоритму й алгоритму імунної мережі. Функції блоку гіпермутації виконує клас **CMutation**. Блок обчислення афінності індивідуума реалізований одним класом **CTask**. Зв'язок між блоками системи і їхнє спільне функціонування здійснює клас **CAlgorithm** і його підкласи: **CNSAlgorithm**, **ClonAlg**, **CNetAlg**, що безпосередньо реалізують механізми негативного добору, клонального добору й імунної мережі відповідно. Клас **CWrapObj** створений для зв'язку із зовнішнім світом. Він експортує свої методи для керування бібліотекою класів штучної імунної системи ззовні. Клас **CPropDlg** просто відображає діалогове вікно для зміни настроювань програми. І останній із представлених діаграмою класів – клас **CIniParser** створений для виконання функцій читання/запису і попередньої обробки файлу конфігурації системи на зовнішньому носії.

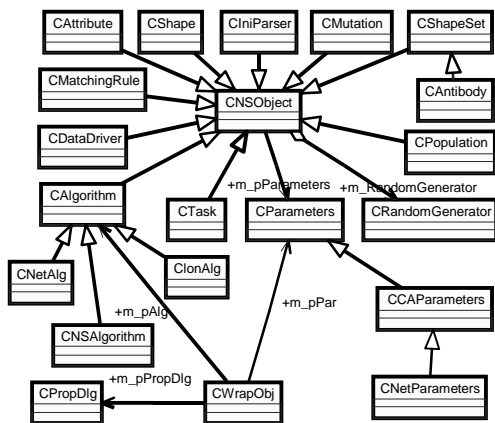


Рис. 2. Діаграма класів штучної імунної системи.

Для оцінки роботи імунної мережі був використаний складний синтетичний тест “проблема двох спіралей” У даному дослідженні нас цікавило впливу розміру популяції антитіл, рівня супресії і кількості поколінь на % правильних відповідей. Проблема двох спіралей (the Two spirals test) була вперше запропонована А.Вієландом (A.Wieland) з корпорації MITRE як досить складна проблема для нейронних мереж. Набір даних був узятий без змін у тім виді, у якому він був запропонований у роботі [12]. Навчальний набір складається з 194 значень

( $x, y$ ), половина з яких визначає крапки однієї спіралі, а інша половина – крапки другої спіралі. Спіралі щільно переплітаються одна з іншою. Функцією розробленої нами імунної мережі є задача класифікації, що складає в тім, щоб навчитися розрізняти приналежність крапок площин однієї із спіралей. Як міра афінності між розпізнаваним образом (антигеном) і рецептором (антитілом) використовувалися узагальнена форма молекули ( $m$ ), що представлялася як рядок ознаки (набір координат)  $m = \langle m_1, m_2, \dots, m_L \rangle, m \in S^L \subseteq \mathbb{R}^L$ . Оскільки афінність  $\mathbf{Ag} - \mathbf{Ab}$  зв'язана з їхньою відстанню, вона може бути оцінена через будь-яку міру виміру відстані між двома рядками чи векторами, типу Евклідової, Манхетенної, чи Хеммінгової відстані. Отже, якщо координати антитіла даються як  $\mathbf{Ab} = \langle \mathbf{Ab}_1, \mathbf{Ab}_2, \dots, \mathbf{Ab}_L \rangle$ , і такі ж з антигену даються як  $\mathbf{Ag} = \langle \mathbf{Ag}_1, \mathbf{Ag}_2, \dots, \mathbf{Ag}_L \rangle$ , тоді відстань  $D$  між ними може бути визначена як:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^L (Ab_i - Ag_i)^2} \quad (3)$$

$$D = \sum_{i=1}^L |Ab_i - Ag_i| \quad (4)$$

$$D = \sum_{i=1}^L \delta_i, \text{ де } \delta_i = \begin{cases} 1 & \text{якщо } Ab_i \neq Ag_i \\ 0 & \text{в протилежному випадку} \end{cases} \quad (5)$$

де Рівн. 3 – Евклідова відстань, Рівн.–4 Манхетенівська відстань і Рівн.– 5 Хеммінгова відстань.

З постановки задачі видно, що складність задачі визначається тим, що границя рішення буде мати дуже складний вид і для альтернативних парадигм, наприклад нейронних мереж необхідний як мінімум багат шаровий перцептрон.

Експерименти з імунною мережею показали наступні результати. Дослідження впливу розміру популяції на відсоток помилкових відповідей показали, що імунна мережа швидко учить правильно розпізнавати, однак за результатами перевірки на тестовій вибірці видно, що найбільш якісні результати були отримані при використанні Евклідової метричної відстані (рис. 3), небагато гірші результати були отримані при використанні Манхетенівської відстані і порівняно низькі результати були отримані при використанні Хеммінгової відстані.

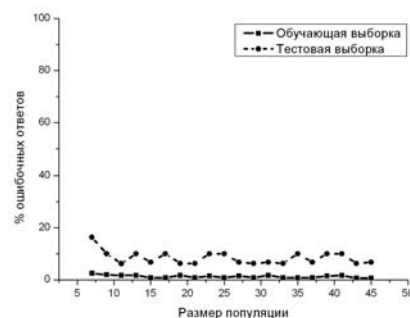


Рис. 3. Залежність кількості помилкових відповідей від розміру популяції (Відстань: Евклідова. Поріг стиску мережі: 1%. Кількість поколінь: 200).

При дослідженні впливу порога стиску (рівня супресії) імунної мережі, на даній тестовій множині, було виявлено,

що імунна мережа швидко навчається при низьких порогах стиску, але якщо розглядати якість навчання за результатами тестування, то найбільш виражені результати були отримані при використанні як міри афінності Евклідової відстані (рис. 4), найбільш погані - при використанні Хеммінгової відстані. У цілому, експерименти з підбором рівня супресії імунної мережі, указують, що при рішенні практичних задач необхідно мінімізувати даний параметр у границях 1%.

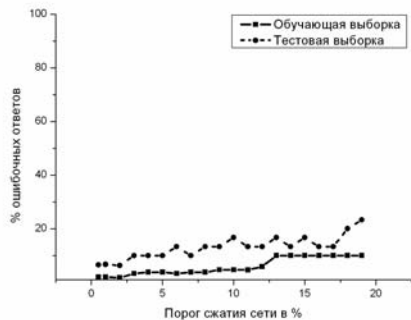


Рис. 4. Залежність кількості помилкових відповідей від порога стиску мережі (Відстань: Евклідова. Розмір популяції: 20. Кількість поколінь: 200).

При проведенні експериментів з виявлення впливу кількості поколінь на відсоток помилкових відповідей, установлене чіткий вплив даного параметра імунної мережі на якість класифікації. Експерименти показали, що процес навчання при використанні всіх трьох видів мір афінності приблизно однаковий, і віддати перевагу якій-небудь мері афінності важко. Однак у цілому можна відзначити, що найбільш виражений ефект досягається у всіх трьох випадках у границях 200-220 поколінь.

## 5. Висновок

У цій роботі ми описали архітектуру штучної імунної системи, що реалізує механізми ідіотипичної імунної мережі. Більш докладний опис інших обчислювальних парадигм штучних імунних систем, а також більш детальніший опис їх алгоритмів можна знайти в роботі [10]. Ми спробували показати, підходи по створенню моделі, що визначає програмний інтерфейс додатка, що підходить для різноманітних додатків. Продемонстровано один зі шляхів об'єктно-орієнтованої реалізації даного механізму. Отримані результати не є остаточними тому що на наш погляд потрібно значно більше даних, що дозволять прийти до остаточних висновків. У цьому відношенні, у даній роботі представлені лише первісні результати. Однак, уже ці отримані в даний момент результати є звичайно показовими, і дозволяють уже зараз зробити деякі припущення. Разом з цим ми сподіваємося що представлення цих результатів буде стимулювати дискусію щодо теоретичних і прикладних аспектів штучних імунних систем і зацікавить багатьох дослідників природою ідіотипичних мереж. У роботі продемонстровані алгоритм і деякі його можливості при рішенні складних задач класифікації, продемонстровані підходи об'єктно-орієнтованої реалізації, розроблена і реалізована блок-схема, яку ми надалі плануємо використовувати для апаратної реалізації у виді програмувальних логічних інтегральних схем (ПЛИС). Що

дозволить нам підійти до створення і реалізації ідеї імуннокомп'ютинга [5]. Безперечно, механізми, що лежать в основі штучних імунних систем є ясно більш тонкими, чим вони тут описані. Однак безсумнівним є те що описані системи мають ряд специфічних особливостей, що визначають їхні деякі адаптаційні властивості. Сподіваємося, що дана робота дасть визначений рівень розуміння при розробці прикладних систем розпізнавання образів. Очікується, що повідомлення буде корисним коротким оглядом будь-яким розроблювачам, що могли б використовувати цю специфічну структуру штучних імунних систем. Однак, може бути, що дана робота виявиться дуже корисною і для фахівців, що здійснюють розробки своїх власних систем.

## 6. Література

- [1] D. Dasgupta and S. Forrest. Artificial Immune Systems in Industrial Applications. In the proceedings of the Second International Conference on Intelligent Processing and Manufacturing of Materials (IPMM), Honolulu, July 10-15, 1999.
- [2] D. J. Smith, S. Forrest, D. H. Ackley, and A. S. Perelson. Modeling the effect of prior infection on vaccine efficacy. Chapter 8 in the book entitled Artificial Immune Systems and Their Applications, Publisher: Springer-Verlag, Inc., pp 144-152, January 1999. Also presented at the 1997 IEEE International conference On Systems, man, and cybernetics. October 1997
- [3] Y. Wantanabe, A. Ishiguro and Y. Uchikawa. Decentralized Behavior Arbitration Mechanism for Autonomous Mobile Robot Using Immune Network. Chapter 10 in the book entitled Artificial Immune Systems and Their Applications, Publisher: Springer-Verlag, Inc., pp 187-207, January 1999.
- [4] Dasgupta, D. (ed.): Artificial immune systems and their applications. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York (1999)
- [5] Tarakanov A., Sokolova S., Abramov B. and Aikimbayev A. Immunocomputing of the natural plague foci. Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2000), Workshop on Artificial Immune Systems, Las Vegas, USA, 2000, 38-39.
- [6] Dasgupta D. and Forrest S. Novelty detection in time series data using ideas from immunology. ISCA (th Int. Conf. on Intelligent Systems. Reno, USA, 1996.
- [7] Иммунология: в 3-х томах / под ред.У.Пола.– Пер. с англ. М.: Мир, 1987-1988
- [8] N. K. Jerne. Towards a network theory of the immune system. Ann. Immunol. (Inst. Pasteur), 125C: 373-389, 1974.
- [9] J. D. Farmer, N. H. Packard, and A. S. Perelson. The immune system, adaptation, and machine learning. Physica D, 22: 187-204, 1986
- [10] Литвиненко В.И., Фефелов А.А., Горавский С.П. Объектно-ориентированная реализация алгоритма клональной селекции // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління/ Запоріжжя, 2003 (9). – с.81-88.
- [11] Грицик В.В., Литвиненко В.І., Цмоць І.Г., Стех С.М. Теоретичні і прикладні проблеми застосування штучних імунних систем// Інформаційні технології і системи. –2003 –Т.6.-№1-2, с.7-45.
- [12] Treadgold N.K., Gedeon T.D. Exploring architecture variations in constructive cascade networks //IEEE Transactions on Neural Networks. 1999