

ЛИТВИНЕНКО В.І., Херсонський морський інститут

Литвиненко Володимир Іванович – к.т.н., доцент, проректор Херсонського морського інституту

ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ КЛАСИФІКАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕХАНІЗМІВ ІДІОТИПІЧНОЇ МЕРЕЖІ

У роботі описаний узагальнений алгоритм імунної мережі для вирішення задач класифікації з вчителем, а також розроблена автором архітектура імунної мережі і входні 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 досліджено роль і значення деяких параметрів імунної системи на якість рішення задач класифікації.

In work described generalized algorithms of an immune network, and also the architecture of an immune network developed by authors and functional blocks included in it. The structure of classes of the tool environment for development of artificial immune networks of the problems of classification intended for the decision and recognition of images is shown. By the example of test problems the investigated role and value of some parameters of immune system on quality of the decision of problems of classification.

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 двох категорій як “свої” і як “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].

Постановка задачі. Імунні мережі виявляються на цей час перспективним інструментом для рішення завдань класифікації. Раніше деякими дослідниками показано,

що імунні мережі добре справляються із завданням кластеризації та оптимізації. Ставиться завдання розробити алгоритм і виконати його програмну реалізацію для використання його для рішення завдань класифікації з безліччю класів.

Вирішення задачі. Теорія ідіотопної мережі запропонованої Нильсом Ерне [8]. В основі даної теорії лежить представлення про імунну систему як про мережне збалансоване представлення між ідіотопами антитіл і рецепторами лімфоцитів. Ерне назвав області імуноглобулінів, взаємодіючі з антигенами *паратопами*, антигенні детермінанти звичайних антигенів одержали назва *епітопи*. Таким чином, терміном “*паратоп*” позначається активний центр антитіла, а терміном “*ідіотоп*” – специфічні структури, утворені цим центром і розпізнавані аутоантиідіотипичними антитілами. Кожна молекула імуноглобуліну експресують одну чи трохи антигенних детермінант, обумовлених структурою її варіабельних областей. Ці детермінанти належать лише обмеженому числу молекул імуноглобулінів. Такі ідіотипичні 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 маєтья 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 продукують 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 речовина рівновага, що порушує, якому 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 продукують Ab_2 . Це стимулює клітки експресуючі Ab_2 , що в результаті приведе до супресії кліток, що Ab -несуть. 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, їхній специфічні рецептори які секретуються постійно рециркулюють. Таким чином маєтья значно більша кількість ступенів волі в просторово-тимчасовому континуумі організму. Загальний алгоритм імунної мережі. Центральна характеристика теорії імунної мережі є визначення молекулярної тотожності 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

$$\begin{array}{ccccccc} \text{Рівень зміни} & & \text{Приплив} & & \text{Загибель} & & \text{Відтворення} \\ \text{популяції} & = & \text{нових кліток} & - & \text{нестимульованих} & + & \text{стимульованих кліток} \\ & & & & \text{кліток} & & \end{array} \quad (1)$$

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 чи антиген 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 рис. 1. Імунна мережа може бути представлена у вигляді графа, причому необов'язково пов'язаного, що складається з множини вузлів – кліток мережі (антитіл) і множини зв'язаних ребер, що означають зв'язки між клітками. Значення ваги ребра відповідає афінності зв'язку кліток один з одним. В імунних мережах розрізняють два види афінності:

1. афінність зв'язку “антиген-антитіло” (**Ag-Ab affinity**) – ступінь розходження;
2. афінність зв'язку “антитіло-антитіло” (**Ab-Ab affinity**) – ступінь подоби.

Формально алгоритм імунної мережі можна представити в такий спосіб:

$$immNET = (P^l, G^k, l, k, m_{Ab}, \delta, f, I, \tau, AG, AB, S, C, M, n, d, H, R), \quad (4)$$

де P^l – простір пошуку (простір форм); G^k – подання простору; l – довжина вектора атрибутів; k – довжина рецептора клітки; m_{Ab} – розмір популяції кліток; δ – функція експресії; f – функція афінності; I – функція ініціалізації початкової популяції кліток мережі; τ – умова завершення роботи алгоритму; AG – підмножина антигенів; AB – популяція кліток мережі (антитіл); S – оператор селекції; C – оператор клонування; M – оператор мутації; n – кількість кращих кліток, що відбираються для клонування; d – кількість гірших кліток, що підлягають заміні новими; H – оператор клонального видалення; R – оператор стиску мережі.

У даному типі алгоритму оператор H використовує граничний коефіцієнт загибелі (σ_d) як керуючий параметр, зменшуючи розмір мережі за рахунок видалення нестимулюємих кліток:

$$H : G^k \times G^k \times \sigma_d \rightarrow \{0, 1\}, \quad (5)$$

безліч стимулюємих кліток (G_d^-) може бути визначене так:

$$G_d^- = \{Ab \in G^k \mid \exists Ag \in AG : H(Ab, Ag, \sigma_d) = 0\}, \quad (6)$$

$$R(Ab_i, Ab_j, \sigma_s) = \begin{cases} 0, & f(Ab_i, Ab_j) > \sigma_s \\ 1, & f(Ab_i, Ab_j) \leq \sigma_s \end{cases}, \quad i \neq j. \quad (10)$$

де

$$H(Ab, Ag, \sigma_d) = \begin{cases} 0, & f(Ab, Ag) > \sigma_d; \\ 1, & f(Ab, Ag) \leq \sigma_d. \end{cases} \quad (7)$$

Оператор стиску мережі використовує граничний коефіцієнт стиску σ_s як керуючий параметр, також зменшуючи розмір мережі за рахунок видалення саморозпізнаних (подібних) кліток:

$$R : G^k \times G^k \times \sigma_s \rightarrow \{0, 1\}. \quad (8)$$

Стисла мережа визначається множиною:

$$G_R = \{Ab_i \in G^k \mid \forall i, j : R(Ab_i, Ab_j, \sigma_s) = 0\}, \quad i, j = \overline{1, m_{Ab}}, \quad (9)$$

Поводження імунної мережі багато в чому відрізняється від поведінки алгоритму клональної селекції, що знаходить своє відбиття в алгоритмі, покрокова реалізація якого представлена нижче:

Крок 1. Ініціалізація.

Крок 1.1. Створення початкової популяції клітин пам'яті (M_R).

Крок 1.2. Створення популяції антитіл (AB).

Крок 2. Антигенна присутність. Починаючи із цього блоку, алгоритм здійснює по одному проході для кожного антигену.

Крок 2.1. Обчислення афінності. Обчислюється афінність всіх клітин пам'яті m_j , $m_j \in M_R$ для чергового антигену Ag_i , $Ag_i \in AG$ й вибирається одна краща клітина m_b .

Крок 2.2. Клонування. Обрана клітина пам'яті клонується пропорційно своїй афінності з утворенням популяції клонів M_C .

Крок 2.3. Дозрівання афінності. Виробляється мутація клонів з M_C . Змінені клони додаються до популяції антитіл, тобто $AB \leftarrow AB \cup M_C$. Обчислюється афінність популяції антитіл AB з антигеном Ag_i .

Крок 2.4. Метадинаміка. Виробляється клональне видалення нестимульованих клітин відповідно до порога σ_d .

Крок 2.5. Повторне клонування частини антитіл з популяції AB з утворенням популяції клонів M_C і перехід до п.2.3., якщо середня афінність популяції AB нижче заданого граничного значення.

Крок 2.6. З популяції AB вибирається клітина-кандидат (краще антитіло) у популяцію клітин пам'яті Ab_b .

Крок 2.7. Перехід до п. 3, якщо $f(Ab_b, Ag_i) < f(m_b, Ag_i)$

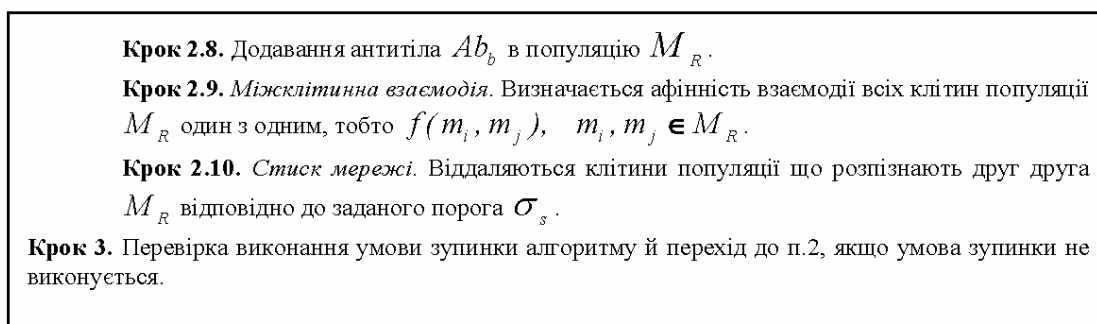


Рис 1. Псевдокод алгоритму імунної мережі

Механізми селекції. Селекція антитіл для клонування в штучних імунних мережах відбувається пропорційно їх афінності з антигеном. Отже, як механізм селекції можна застосовувати алгоритми, подібні до алгоритму рулетки [1]. Іншими можливими типами селекції, подібними тим, що застосовуються в еволюційних алгоритмах, є: елітна селекція, селекція на основі ранжирування й турнірна селекція [1]. У найпростішому випадку селекція відбувається за допомогою сортування популяції антитіл у порядку зменшення значень їх афінності з наступним вибором n перших індивідумів.

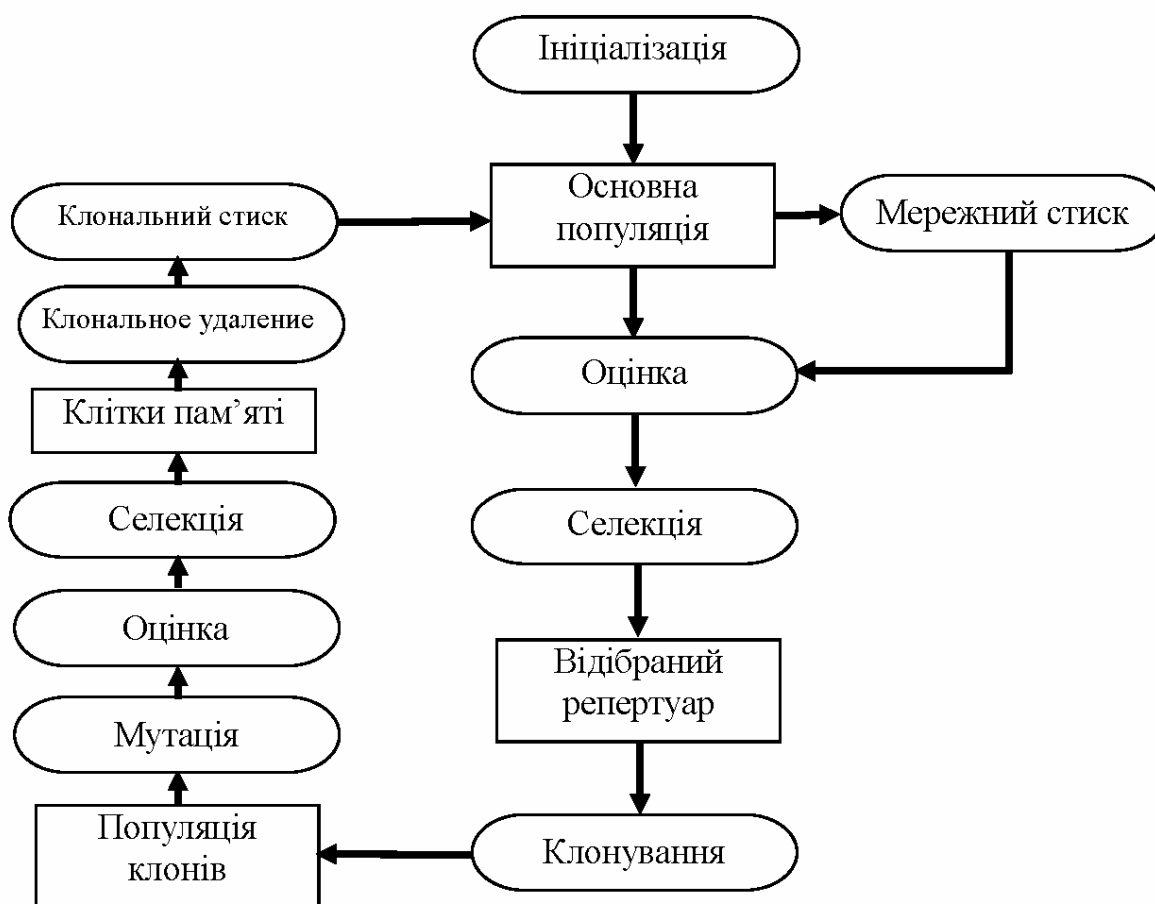
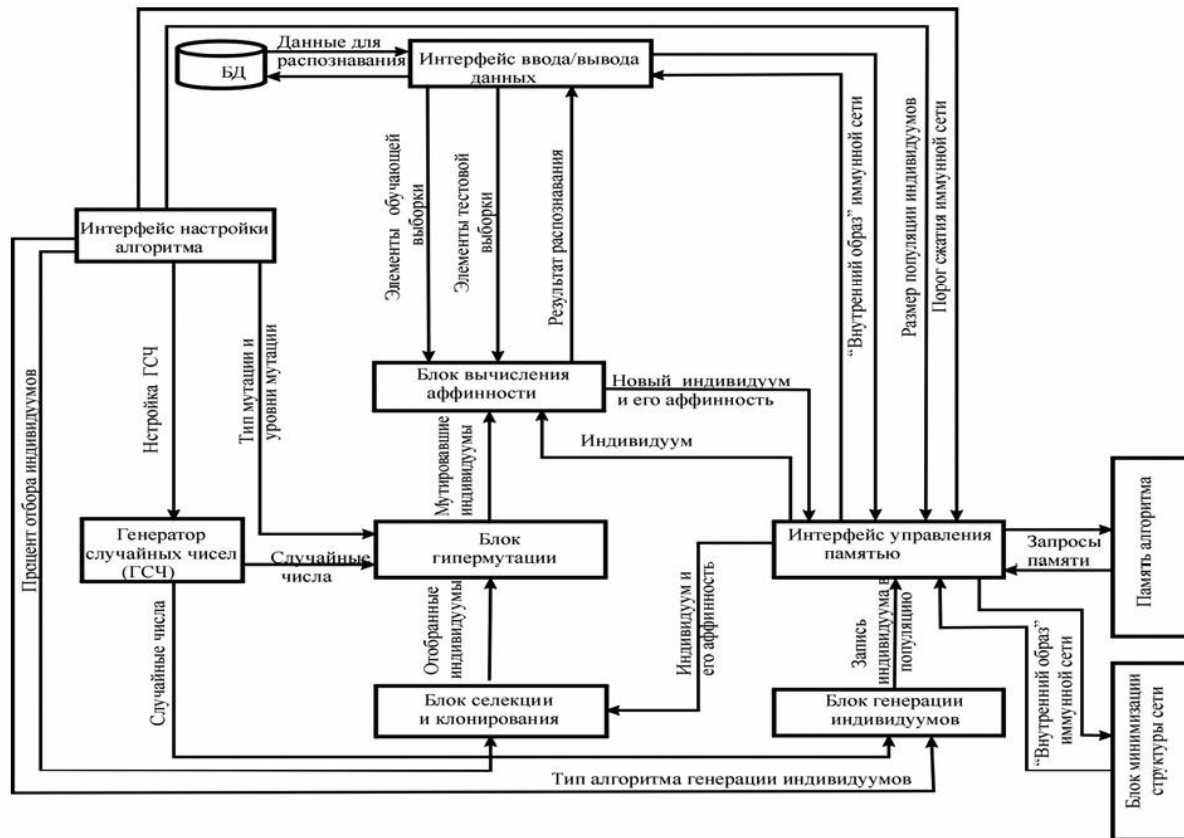


Рис. 2. Блок-діаграма алгоритму імунної мережі



Архітектура і програмна реалізація імунної мережі. На даний момент нами розроблений і апробований алгоритм імунної мережі, призначений для рішення задач ідентифікації об'єктів по наборі їхніх динамічних характеристик. Розроблено архітектуру імунної мережі, що класифікує, що дозволяє реалізувати в майбутньому часі алгоритм у виді ПЛИС (рис.2). 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,

Рис. 3 Архітектура імунної системи реалізуючої алгоритм імунної мережі що з'єднують блоки – основним потокам передачі даних і керуючих параметрів.

Короткий опис елементів схеми: – **інтерфейс уведення/висновку даних.** Блок призначений для завантаження навчальних і розпізнаваних даних у систему, одержання результату розпізнавання, а, також, збереження поточного стану безлічі детекторів для можливості швидкого перенастроювання системи на іншу задачу без додаткового навчання; – **база даних (БД).** Дані, призначені для чи навчання розпізнавання зберігаються в базі дані системи і вибираються відтіля в міру потреби. Тут же зберігаються результати розпізнавання і поточне стан безлічі детекторів; – **генератор випадкових чисел (ГСЧ).** Використовує кілька видів розподілів і може генерувати цілі чи речовинні числа в заданих діапазонах; – **блок генерації кандидатів.** Використовуючи послідовності випадкових чисел, створювані ГСЧ, робить безліч кандидатів детекторів для наступного добору їхній як детектори; – **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 завантажувального файлу чи конфігурації інтерактивного настроювання за допомогою стандартних графічних елементів керування операційної системи, – **блок генерації індивідумів**. Створює початкову популяцію індивідумів, а також, періодично заміняє визначену частину гірших індивідумів популяції новими. Генерація індивідумів може відбуватися чи випадково 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 індивідумів; **блок гіпермутації**. Видозмінює популяцію клонів. Як настроювання блоку використовується тип мутації і її імовірність; – **блок обчислення афінності**. Оцінює індивідуми з погляду їх компліментарності антигенам і антитілам; – **блок мінімізації структури мережі**. Тому що імунна мережа являє собою повнозв'язаний граф з топологією, що видозмінюється, те після її тренування виникає необхідність у видаленні частини непотрібних ребер. Даний блок надає процедури пошуку і видалення зайвих зв'язків між вершинами.

Дана архітектура була реалізована у виді бібліотеки класів [13], кожний з яких описується одним чи декількома класами. Діаграма зв'язків між класами представлена на малюнку 2. Центральним класом системи є базовий клас **CNSObject**, що складається в асоціативному зв'язку з класами **CParameters** і **CRandomGenerator**. Клас **CRandomGenerator** реалізує блок ГСЧ 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/висновку 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 індивідумів для клонального алгоритму й алгоритму імунної мережі. Функції блоку гіпермутації виконує клас **CMutation**. Блок обчислення афінності індивідума реалізований одним класом **CTask**. Зв'язку 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 з 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.

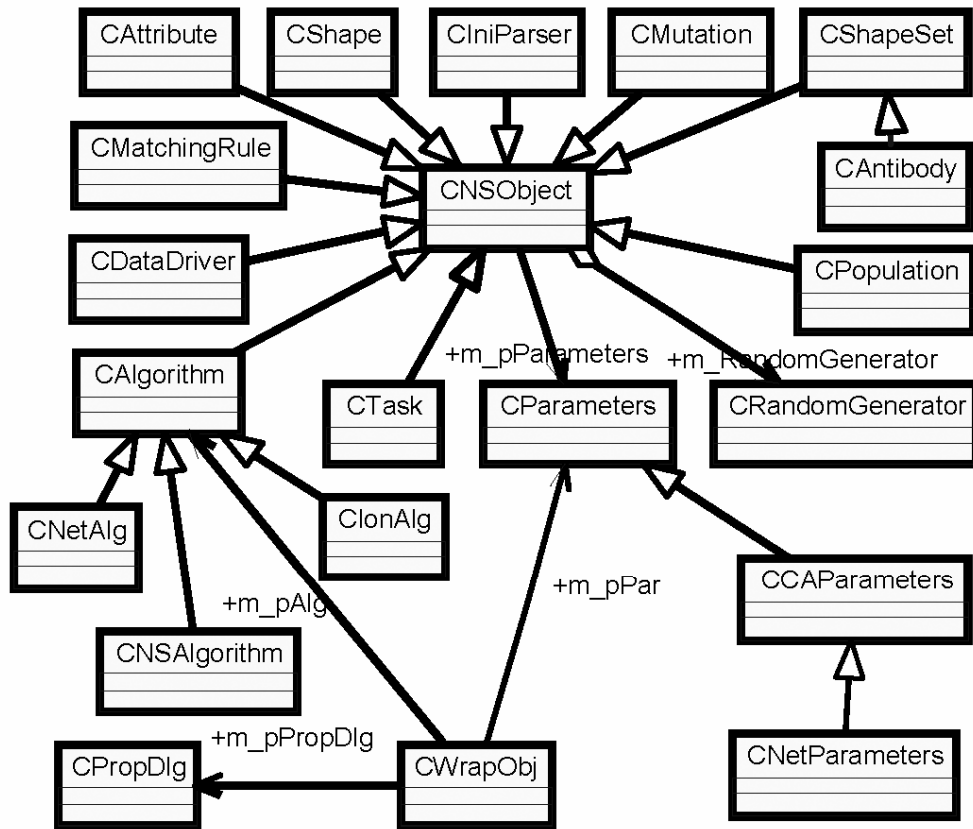


Рис. 4. Діаграма класів штучної імунної системи.

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.Виеландом (A.Wieland) з корпорації MITRE як досить складна проблема для нейронних мереж. Набір даних був узятий без змін у тій формі, у якій він був запропонований у роботі [12]. Навчальний набір складається з 194 значень (x, y) , половина з яких визначає точки однієї спіралі, а інша половина – точки другої спіралі. Спіралі щільно переплітаються один з одним. Функцією розробленої нами імунної мережі є задача класифікації, що складає в тім, щоб навчитися розрізняти приналежність крапок площин однієї зі спіралей. Як міру афінності між розпізнаваним образом (антигеном) і рецептором (антитілом) використовувалися узагальнена форма молекули (m) , що представлявся як рядок ознак (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 чи рядками векторами, типу Евклідового, Манхетеном, чи Хеммінга відстанню. Отже, якщо координати антитіла даються $\mathbf{Ab} = \langle \mathbf{Ab}_1, \mathbf{Ab}_2, \dots, \mathbf{Ab}_L \rangle$, і такі з антигену даються $\mathbf{Ag} = \langle \mathbf{Ag}_1, \mathbf{Ag}_2, \dots, \mathbf{Ag}_L \rangle$, та відстань D між ними може бути визначено як:

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^L (Ab_i - Ag_i)^2} \quad (11)$$

$$D = \sum_{i=1}^L |Ab_i - Ag_i| \quad (12)$$

$$D = \sum_{i=1}^L \delta_i, \text{ где } \delta_i = \begin{cases} 1 & \text{якщо } Ab_i \neq Ag_i \\ 0 & \text{в протилежному випадку} \end{cases} \quad (13)$$

де Рівн. 1 – Евклідове відстань, Рівн.–2 Манхетенівська відстань і Рівн.– 3 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 багатошаровий 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.

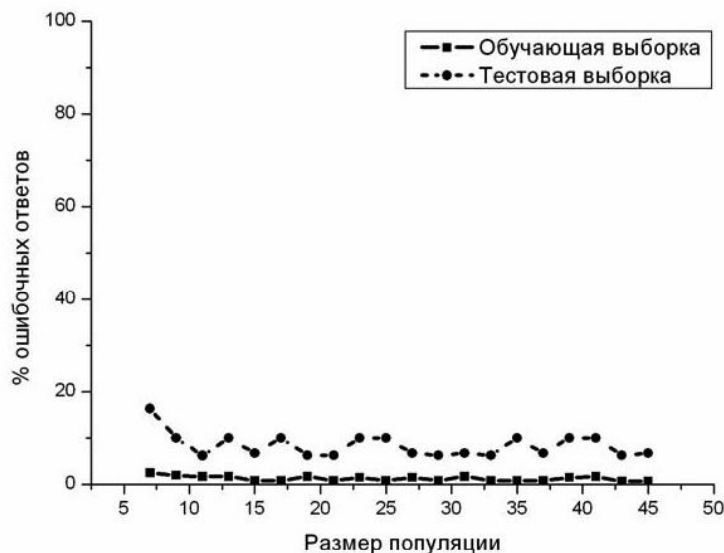


Рис. 3. Залежність кількості помилкових відповідей від розміру популяції (Відстань: Евклідова. Поріг стиску мережі: 1%. Кількість поколінь: 200).

При дослідженні впливу порога стиску (рівня супресії) імунної мережі, на даній тестовій безлічі, було виявлено, що імунна мережа швидко учить 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%.

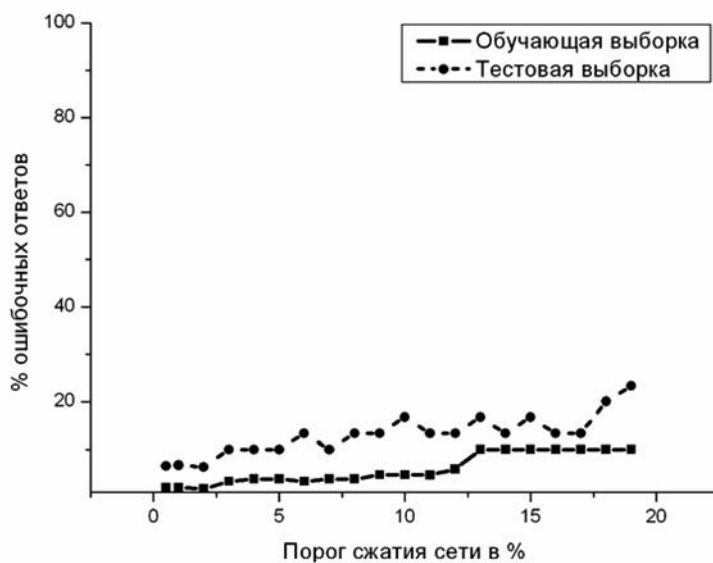


Рис. 5. Залежність кількості помилкових відповідей від порога стиску мережі (Відстань: Евклідова. Розмір популяції: 20. Кількість поколінь: 200).

При проведенні експериментів з виявлення впливу кількості поколінь на відсоток помилкових відповідей, встановлене 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 мірі афінності важко. Однак у цілому можна відзначити, що найбільш виражений ефект досягається у всіх трьох випадках у границях 200-220 поколінь.

Висновок

У цій роботі ми описали архітектуру штучної імунної системи реалізуючої 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 до створення 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 до реалізації ідеї іммунокомп'ютинга [5]. Безперечно, що 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 могло б також бути, що дана робота виявиться дуже корисною і для фахівців, що здійснюють розробки своїх власних систем.

Література

1. 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 // Радио-електроніка. 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