

О. О. Фомічов, В. С. Бурцев

Харківський національний технічний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

## ДОСЛІДЖЕННЯ ІМУННИХ ОПЕРАТОРІВ В МОДЕЛІ ШТУЧНОЇ ІМУННОЇ МЕРЕЖІ

**Анотація. Актуальність.** Значною актуальністю в області інформаційних технологій користуються моделі та методи, які дозволяють проводити інтелектуальну обробку та систематизацію даних. Серед таких моделей можна виділити моделі, які працюють на основі біологічних принципів організації обчислень, такі як штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми та штучні імунні системи. На сьогоднішній день існує декілька видів моделей штучних імунних систем, які використовують специфічні імунні оператори, що впливають на швидкість роботи моделі та якість вирішення практичних задач. **Метою даної роботи** є дослідження впливу організації роботи найбільш поширених імунних операторів на швидкість роботи імунних алгоритмів та точність прийняття рішення щодо класифікації об'єктів з контрольованим навчанням. **Об'єктом дослідження** є імунні оператори клонування, мутації та супресії, а також оцінка швидкості процесу формування імунної відповіді мережі антитіл на популяцію антигенів. **Предметом дослідження** є модель штучно імунної мережі та алгоритм aiNET, імунні оператори та їх вплив на процес формування імунної відповіді для класифікації об'єктів з контрольованим навчанням. **Результати.** У даній роботі запропоновано оптимальне налаштування імунних операторів для забезпечення високої швидкості формування імунної відповіді алгоритмом aiNET під час вирішення задачі класифікації. Окрім того запропоновано використання цільових імунних об'єктів для пришвидшення класифікації антитіл, що не набули статусу специфічності до антигенів навчальної вибірки. **Висновок.** Модифікований метод aiNET класифікації з контрольованим навчанням планується використовувати у подальшому для керування поведінкою персонажів в ігрових додатках типу action.

**Ключові слова:** штучні імунні системи, антитіло, антиген, афінність, клонування, супресія, повна специфічність, умовна специфічність, супресія імунної мережі

### Вступ

Однією з актуальних задач в області інтелектуальної обробки даних та прийняття рішень є задача класифікації об'єктів. Задля вирішення цієї задачі можуть використовуватися різні види навчання: контрольоване навчання, неконтрольоване навчання, та навчання з підкріпленням. Під час класифікації з контрольованим навчанням передбачається використання навчальної вибірки класифікованих об'єктів, які представляють сукупність класів, до яких необхідно визначити належність об'єктів, що класифікуються [1-3]. У випадку класифікації з неконтрольованим навчанням інформація про класи відсутня або повністю, або представлена у вигляді кількості класів, які необхідно сформувати з набору об'єктів.

Класифікація з контрольованим та неконтрольованим навчанням може відбуватися за допомогою основних принципів функціонування штучних імунних систем, головними робочими елементами яких є антитіла, які формують популяції на різних етапах роботи методу класифікації. У випадку класифікації з контрольованим навчанням навчальна вибірка представляється популяцією антигенів, до яких штучна імунна система формує адаптивну імунну відповідь [2-4]. У випадку класифікації з неконтрольованим навчанням штучна імунна система організовує взаємодію між своїми антитілами за відсутності антигенів навчальної вибірки. Слід зазначити, що серед існуючих моделей штучних імунних систем найбільш поширеними є модель клонального відбору та модель штучної імунної мережі [2-13]. Головною відмінністю між цими моделями є принципова неможливість взаємодії між антитілами в моделі клонального відбору [2-4]. Альтернативою такому підходу є модель штучної імунної мережі, де антитіла можуть взаємодіяти не тільки з анти-

генами, а й між собою [3-5]. Таким чином, модель штучної імунної мережі має більший науково-дослідницький потенціал, ніж модель клонального відбору при вирішенні задачі класифікації.

Модель штучної імунної мережі реалізована низкою методів: aiNET, opt-aiNET та RLAI [3-12]. Незважаючи на те, що ці методи значно відрізняються між собою, всі вони використовують перелік універсальних імунних операторів, кожен з яких відповідає за деякий етап роботи штучної імунної мережі. Серед таких операторів можна виділити оператор клонування, оператор мутації клонів, оператор селекції клонів, оператор супресії мережі. Слід зазначити, що всі перелічені методи, що функціонують за принципами роботи штучної імунної мережі, мають велику кількість зайвих обчислень, особливо в операторах селекції клонів та супресії мережі [12]. На кількість таких обчислень також значно впливають особливості роботи операторів клонування, мутації, та презентації імунних об'єктів. Окрім того, важливою частиною будь-якого імунного методу є спосіб прийняття рішення про зупинку процесу формування імунної відповіді або процесу імунного навчання.

**Метою цієї роботи** є дослідження впливу імунних операторів на швидкість та якість роботи найбільш поширеного методу aiNET, який буде застосовуватися для вирішення задачі класифікації з контрольованим навчанням. Зміни принципу роботи операторів стосуються принципу селекції антитіл, особливостей клонування, способу мутації, принципу селекції клонів після мутації, а також принципу супресії антитіл при формуванні нових популяцій імунних об'єктів. Окрім того, пропонується використання направленої мутації клонів, а також використання цільових імунних об'єктів, які обираються з популяції антитіл та антигенів.

### Основна частина

Класифікація об'єктів з контрольованим навчанням на основі штучних імунних систем проводиться для множини антитіл, що формують початкову популяцію об'єктів імунної мережі, та за допомогою множини класифікованих об'єктів навчальної вибірки, розподілених серед деякою кількістю класів. З об'єктів навчальної вибірки формується популяція антигенів. Слід зазначити, що задля забезпечення функціонування імунного методу класифікації, антитіла та антигени мають представлятися однаковим чином, тобто мати співставний набір ознак. У якості міри близькості між об'єктами використовується критерій афінності, який базується на евклідовому просторі між ними [2-12]:

$$aff_{ij} = (1 + d_{ij})^{-1}, \quad (1)$$

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{m=1}^n (p_{im} - p_{jm})^2}, \quad (2)$$

де  $d_{ij}$  – евклідова дистанція між  $i$  та  $j$  об'єктами,  $s_{im} - m$  ознака відповідного об'єкту.

Слід зазначити, що метод aiNET [4-7] є універсальним методом, що моделює мережеву взаємодію антитіл та не може без змін застосовуватися для вирішення задач класифікації. Тому цей алгоритм необхідно модифікувати шляхом додавання низки специфічних операторів вибору класів, що представляються популяцією антигенів.

Роботу модифікованого імунного алгоритму aiNET для класифікації можна умовно розділити на два основних етапи [12]: 1) етап формування специфічної імунної відповіді шляхом відтворення антигенів антитілами в процесі імунного навчання; 2) визначення класів для антитіл, які не досягли високого рівня специфічності до антигенів навчальної вибірки. Відповідно до цього, алгоритм класифікації об'єктів з контрольованим навчанням на основі моделі штучної імунної мережі на рівні імунних операторів визначається наступним чином:

$$\begin{aligned} & \text{class-aiNET} = \\ & = \left[ \begin{array}{l} \text{Presentation}(AB, AG) \rightarrow \\ \text{Cloning}(AB, CL) \rightarrow \\ \text{Mutation}(CL) \rightarrow \\ \text{Supression}(AB, CL) \rightarrow \\ \text{Termination}(AB, AG) \end{array} \right]^{aiNET} \\ & \rightarrow \left[ \begin{array}{l} \text{Division}(AB, AB', AB'') \rightarrow \\ \text{Specification}(AB', AG) \rightarrow \\ \text{Selection}(AB'', AB', AG) \end{array} \right]^{Class} \end{aligned} \quad (3)$$

де  $\text{Presentation}(AB, AG)$  – оператор представлення популяції антитіл мережі до антигенів, з яких сформована навчальна вибірка, а також антитіл між собою;  $\text{Cloning}(AB, CL)$  – оператор клонування популяції антитіл;  $\text{Mutation}(CL)$  – оператор мутації сформованих клонів;  $\text{Supression}(AB, CL)$  – оператор супресії антитіл та клонів мережі;  $\text{Termination}(AB, AG)$  – оператор перевірки зупинки процесу формування імунної відповіді мережі;  $\text{Division}(AB, AB', AB'')$  – оператор розділення по-

пуляції антитіл на специфічні та неспецифічні антигенам;  $\text{Specification}(AB', AG)$  – оператор визначення класів для антитіл, що набули стану специфічності антигенам;  $\text{Selection}(AB'', AB', AG)$  – оператор визначення класу для антитіл, які не набули стану специфічності антигенам навчальної вибірки.

На швидкість роботи імунного алгоритму класифікації впливає спосіб організації кожного з наведених імунних операторів. Слід зазначити, що етап формування специфічної імунної відповіді за рахунок своєї циклічності займає більшу частину часу роботи алгоритму [2-13]. Час формування імунної відповіді має лінійну залежність від розміру популяції антитіл та популяції антигенів, які представляють класи та формують навчальну вибірку.

Значний вплив на швидкість роботи імунного алгоритму має визначення поняття специфічності антитіла до антигену. Зазвичай під специфічністю розуміють такий стан ознак антитіла, при якому воно повністю відтворює ознаки деякого антигену. Це призводить до того, що афінність між антигеном та специфічним до нього антитілом приймає максимальне значення з діапазону  $(0,0; 1,0]$ . Слід зазначити, що набуття стану специфічності антитіла до антигену відбувається за рахунок його послідовного клонування, мутації та супресії, що характеризується великою кількістю обчислювальних операцій та уповільнює процес класифікації об'єктів [2-12].

Задля підвищення швидкості процесу формування імунної відповіді пропонується використання двох видів специфічності антитіл, а саме повну та умовну специфічності. У випадку повної специфічності антитіла в процесі формування імунної відповіді повністю відтворює ознаки деякого антигену, отже повна специфічність антитіла можлива тільки до одного антигену і не можлива до групи антигенів. Стан умовної специфічності передбачає те, що антитіло частково адаптується під ознаки одного або декількох антигенів. Відповідно до цього, ознакою повної специфічності антитіла до антигену буде значення афінності у діапазоні  $(0,9; 1,0]$ , а для визначення ознаки умовної специфічності може використовуватися або критерій авідності антитіла до групи антигенів, або значення достатньої афінності антитіла до деякого окремого антигену, що визначається у діапазоні  $(0,75; 0,9)$ . Слід зазначити, що набуття стану умовної специфічності антитіла до деякого антигену у вказаних межах афінності може супроводжуватися зменшенням афінності цього антитіла до інших антигенів, що значно спрощує його подальшу класифікацію. Таким чином, у випадку набуття антитілом стану повної або умовної специфічності воно припиняє клонуватися під час формування імунної відповіді, що зменшує кількість обчислень.

Прискорення імунного алгоритму класифікації також може відбуватися за рахунок зменшення кількості антигенів, з якими взаємодіє антитіло та його клони в процесі набуття стану повної або умовної специфічності до одного з них. Під взаємодією між антитілом та антигеном розуміють обчислення афінностей між ними. Отже, зменшення кількості антигенів, до яких антитіло визначає афінності при-

зводить до зменшення обчислень, що позитивно впливає на швидкість алгоритму класифікації. Відповідно до цього, під час першого виконання оператора  $Presentation(AB, AG)$  для кожного антитіла відбувається визначення переліку антигенів, з якими воно в подальшому буде взаємодіяти в процесі набуття стану специфічності. Для визначення кількості переліку таких цільових антигенів можна використати значення Natural Affinity Threshold (NAT) [2-7], яке визначається між всіма антитілами мережі на початку роботи алгоритму. Значення NAT визначають як середню афінності між всіма антитілами мережі:

$$NAT_{AB} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n aff_{ij}, \quad (4)$$

де  $aff_{ij}$  – значення афінності між  $i$  та  $j$  антитілами,  $n$  – загальна кількість антитіл у мережі.

Відповідно до цього, робота оператора  $Presentation(AB, AG)$  [2-13] відбувається наступним чином: спочатку відбувається визначення критерію NAT, потім для кожного антитіла відбувається визначення афінностей з кожним антигеном навчальної вибірки, і якщо ця афінність перевищує значення NAT – антиген буде обрано у перелік цільових антигенів для такого антитіла [12]. Слід зазначити, що якщо антитіла представлені в багатовимірному просторі ознак за середнім законом розподілення NAT важко ефективно використовувати для визначення цільових об'єктів. Тому задля підвищення значення NAT пропонується використовувати коефіцієнт звуження простору пошуку цільових об'єктів  $L$ , який визначається в діапазоні  $(0,1; 1,0]$ , та використовується у якості вхідного параметру імунного алгоритму класифікації. Таким чином умовою того, щоб антиген був обраний у перелік цільових об'єктів деякого антитіла, є виконання наступного правила:

$$aff_{ij} > \frac{1}{L} NAT_{AB}, \quad (5)$$

де  $aff_{ij}$  – значення афінності між  $i$  антитілом та  $j$  антигеном,  $NAT_{AB}$  – значення середньої афінності в популяції антитіл, а  $L$  – коефіцієнт звуження простору пошуку цільових об'єктів.

Під час презентації популяції антигенів антитілам існує імовірність визначення стану повної або умовної специфічності для антитіла до одного з його цільових антигенів. У такому випадку це антитіло буде класифіковано одразу і не буде приймати участі у подальшому формуванні імунної відповіді, оскільки воно вже є специфічним до антигенів. Також існує імовірність того, що всі цільові антигени для деякого антитіла будуть належати до одного класу. У такому випадку антитіло також буде класифіковано одразу і не буде приймати участь у формуванні імунної відповіді через набуття своєї специфічності до того чи іншого класу антигенів. Через велику кількість обчислювальних операцій оператор презентації всієї популяції антигенів антитілам використовується тільки один раз за весь час роботи імунного алгоритму класифікації. Під час визначення NAT для кожного антитіла формується перелік умовно специфічних антитіл, що відбувається відповідно

до (5). Цей перелік антитіл буде використовуватися після закінчення формування імунної відповіді на етапі визначення класів задля прискорення процесу класифікації. Таким чином використання NAT допомагає визначити не тільки цільові антигени задля пришвидшення процесу формування імунної відповіді, але й класифікувати антитіла, які не набули стану повної або умовної специфічності.

Оператор клонування  $Cloning(AB, CL)$  [2-13] використовується задля формування набору клонів для кожного неспецифічного або некласифікованого антитіла. Для імунних алгоритмів найбільш поширеними є статичне та пропорційне клонування. У випадку статичного клонування – кількість клонів, яка формується для кожного антитіла, не залежить від його афінностей до антигенів і є вхідним параметром імунного алгоритму. У випадку використання пропорційного клонування кількість клонів антитіла пропорційно залежить від його афінностей з одним або декількома цільовими антигенами. Слід зазначити, використання надмірно великої або малої кількості клонів може мати однаково негативний вплив на швидкість процесу формування специфічної імунної відповіді.

Оператор мутації  $Mutation(CL)$  [2-13] має великий вплив на швидкість роботи імунного алгоритму через те, що саме він забезпечує набуття стану повної або умовної специфічності між клонами антитіла та антигенами. Це відбувається завдяки тому, що робота даного оператора призводить до зміни ознак клонів, що може наблизити їх до ознак того чи іншого антигену. За принципом роботи відрізняють декілька видів оператора мутації: статична, пропорційна та зворотньо-пропорційна мутація. При використанні оператора статичної мутації зміни ознак клону антитіла відбуваються у межах одного чітко вказаного діапазону значень, який використовується у якості вхідного аргументу. У випадку використання пропорційної мутації зміни ознак клону відбуваються пропорційно його афінності до одного або групи цільових антигенів:

$$\mu = rand(0,0; aff_{ij}], \quad (6)$$

де  $\mu$  – коефіцієнт мутації, а  $aff_{ij}$  – значення афінності між  $i$  антитілом, від якого було сформовано клон для подальшої мутації, та  $j$  антигеном.

Особливістю зворотньо-пропорційної мутації [12] є те, що зміни ознак клонів збільшуються у випадку низького рівня його специфічності до одного або групи цільових антигенів, та зменшуються у випадку високого рівня специфічності. Відповідно до цього визначення коефіцієнту мутації відбувається наступним чином:

$$\mu = rand(0,0; 1 - aff_{ij}]. \quad (7)$$

Задля підвищення швидкості формування імунної відповіді пропонується використання направленої мутації. У більшості існуючих імунних алгоритмах використовується випадкова мутація, тобто після визначення коефіцієнту мутації параметри клону або збільшуються, або зменшуються випадковим чином. Особливістю направленої мутації є те, що рішення про збільшення або зменшення ознаки

клону приймається після порівняння ознак цього клону та ознак одного з цільових антигенів [12].

Оператор супресії мережі *Supression(AB, CL)* дозволяє скоротити кількість антитіл та змінених під час мутації клонів до початкового рівня [2-7]. Головною умовою високої швидкості класифікації є зменшення кількості імунних об'єктів для яких необхідно проводити клонування, мутацію та презентацію, але за рахунок формування нових антитіл під час клонування відбувається значне збільшення кількості імунних об'єктів у мережі. Отже робота цього оператора дозволяє скоротити кількість антитіл до тієї кількості, яка була до початку клонування. Відповідно до цього, для кожної групи, яку утворює клоноване антитіло та його клони, відбувається вибір одного імунного об'єкту, який в подальшому буде використовуватися алгоритмом. Таким чином, з кожної такої групи буде обрано по одному антитілу, що має найбільший рівень афінності до антигенів. За принципом роботи відрізняють декілька видів оператора супресії: популяційний та цільовий.

У випадку популяційної супресії кожному антитілу або клону, ознаки якого було змінено під час мутації, представляється вся популяція антигенів, тобто до кожного з існуючих антигенів цей клон визначає афінність [3-5]. З цих афінностей потім визначається авідність як середня афінність антитіла чи клону до всієї популяції антигенів. Після співставлення авідностей в кожній групі антитіла та його клонів обирається один імунний об'єкт, що має найбільший рівень авідності, який і замінює антитіло, від якого він був клонований.

У випадку цільової супресії антитілам та клонам представляється не вся популяція, а тільки їх цільові антигени [12], тобто вони визначають афінності не до всіх антигенів, а до їх невеликої кількості, що визначається на початку роботи імунного алгоритму. Головною умовою обрання імунного об'єкту, який замінить клоноване антитіло є максимальна афінність до одного з цільових антигенів, або набуття стану специфічності до одного з них.

Оператор *Termination(AB, AG)* [2-12] використовується для перевірки можливості зупинки процесу формування імунної відповіді мережі на антигени (імунного навчання). За принципом роботи відрізняють декілька видів оператора зупинки формування імунної відповіді: статичний, критеріальний, повний та комбінований.

Використання статичного оператора зупинки формування імунної відповіді використовується значення максимальної кількості поколінь антитіл, які формуються за рахунок клонування, мутації та супресії. Ця кількість поколінь визначається перед початком роботи імунного алгоритму та використовується у якості його вхідного аргументу.

Використання критеріального оператора зупинки передбачає досягнення кожним антитілом мережі стану умовної специфічності до групи цільових антигенів або до окремого антигену. Це унеможливує вплив на зупинку процесу імунного навчання, що може призвести до збільшення часу на класифікацію об'єктів.

Особливістю повного оператора зупинки імунного навчання є досягнення стану повної специфічності між кожним антитілом імунної мережі та одним з антигенів. Це також унеможливує вплив на зупинку процесу формування імунної відповіді, що призводить до збільшення часу класифікації.

Комбінований оператор зупинки імунного навчання передбачає досягнення повної або умовної специфічності між кожним антитілом мережі та одним або групою антигенів, та використання максимальної кількості поколінь імунних об'єктів у якості вхідного аргументу для алгоритму класифікації. Цей аргумент використовується у якості запобіжника від нескінченного формування популяції антитіл та збільшення часу класифікації об'єктів.

Процес визначення класів для антитіл після зупинки процесу імунного навчання передбачає розділення всієї популяції антитіл на специфічні або умовно специфічні та неспецифічні об'єкти завдяки використанню оператора *Division(AB, AB', AB'')*. Визначення класів для специфічних та умовно специфічних антитіл відбувається за рахунок роботи оператора *Specification(AB', AG)*. При цьому у випадку роботи зі специфічними антитілами – їх належності до класів визначається класами антигенів, до яких вони набули специфічності. У випадку роботи з умовно специфічними антитілами, клас для антитіла визначається класом антигену, до якого це антитіло має найбільшу афінність. Неспецифічні антитіла класифікуються під час виконання оператора *Selection(AB'', AB', AG)*. При цьому для кожного антитіла, яке не набуло повної або умовної специфічності до одного з антигенів визначається перелік цільових об'єктів серед яких використовуються не тільки антигени, але й класифіковані антитіла, що набули стану повної або умовної специфічності до антигенів. Слід зазначити, що на даному етапі немає необхідності у додатковому обчисленні афінностей між імунними об'єктами через те, що афінності між антитілами були визначені на етапі визначення значення NAT ще до запуску процесу формування імунної відповіді мережею антитіл, а визначення афінностей між антитілами та антигенами відбулося під час презентації антигенів антитілам на початку роботи імунного алгоритму.

На етапі *Selection(AB'', AB', AG)* для кожного некласифікованого антитіла відбувається пошук класу по найбільшій середній афінності до цільових антигенів та класифікованих антитіл, що набули стани умовної або повної специфічності. Відповідно до цього для кожного неспецифічного антитіла відбувається пошук значення середньої афінності до кожного з класів, які представлені цільовими об'єктами. Таким чином некласифіковане антитіло буде належати до того класу, до якого воно має максимальну середню афінність, при цьому цей клас представляється переліком цільових об'єктів антитіла, що не набуло специфічності під час процесу формування імунної відповіді.

Випробування методів класифікації на основі імунного алгоритму aiNET та дослідження імунних операторів проводилося для мережі з популяцією в

1000 антигін рівномірно розподілених у тривимірному просторі ознак  $1000 \times 1000 \times 1000$  та навчальною вибіркою в 250 антигенів, що були розподілені між 4 класами. Задля перевірки якості класифікації використовується інформація щодо відношення цих антигін до початкових класів, яка використовується виключно на етапі формування висновків про помилки класифікації імунного алгоритму. Слід зазначити, що об'єктом дослідження були імунні оператори, які використовуються алгоритмом класифікації під час формування імунної відповіді на антигени. Тому частина адаптованого для класифікації методу aiNET з операторами визначення класів для антигін була незмінною. Для оцінювання впливу імунних операторів на роботу алгоритму класифікації використовувалися наступні показники: кількість популяцій, що необхідна для досягнення умови припинення формування імунної відповіді – *Populations (P)*, час витрачений на опрацювання популяцій антигін, які створюються при формуванні імунної відповіді – *Time (T)*, відсоток антигін, які набули стану повної або умовної специфічності до антигенів – *Specificity (S)*, та помилки класифікації *Errors (E)* – відсоток антигін, що було помилково класифіковано.

Особливості імунних операторів класичного алгоритму aiNET наведені у табл. 1.

Таблиця 1 – Імунні оператори алгоритму aiNET

Оператор	Особливість
<i>Presentation(AB, AG)</i>	Параметр L відсутній
<i>Cloning(AB, CL)</i>	Статичне клонування, 100 клонів
<i>Mutation(CL)</i>	Статична мутація, коефіцієнт $\mu = 0,1$
<i>Supression(AB, CL)</i>	Популяційна супресія
<i>Termination(AB, AG)</i>	Статичний, формування 100 популяцій антигін

Відповідно до особливостей імунних операторів, наведених у табл. 1 та основних показників, за якими оцінюються модифікації aiNET для класифікації, було проаналізовано результати формування імунної відповіді та класифікації популяції антигін, які наведені у табл. 2.

Таблиця 2 – Оцінка ефективності алгоритму aiNET

Алгоритм	P	T	S	E
aiNET	100	100%	28%	32%

Слід зазначити, що оскільки не модифікований алгоритм aiNET витрачає, порівняно з модифікаціями, які наведені нижче, найбільше часу на формування імунної відповіді його значення Time використовується як 100%. Таким чином, час формування імунної відповіді всіма іншими модифікаціями aiNET буде порівнюватися із цим значенням.

Задля пришвидшення формування імунної відповіді, слід змінити роботу оператора супресії з популяційної на використання цільових антигенів. Разом з цим можна дослідити вплив параметру L на якість роботи імунного алгоритму. Модифікації ал-

горитму aiNET, які використовують під час супресії цільові антигени та різні значення параметру L наведені у табл. 3.

Таблиця 3 – Модифікації алгоритму aiNET із супресією до цільових антигенів

Алгоритм	Значення L
aiNET-ts1	L = 1,0
aiNET-ts2	L = 0,75
aiNET-ts3	L = 0,5
aiNET-ts4	L = 0,35
aiNET-ts5	L = 0,2
aiNET-ts6	L = 0,1
aiNET-ts7	L = 0,05

За результатами формування імунної відповіді та класифікації популяції антигін модифікаціями aiNET із супресією до цільових антигенів та різним значенням параметру L, наведених у табл. 4, можна зробити висновок, що використання оператора супресії на основі цільових антигенів, замість оператора популяційної супресії, призводить до значного пришвидшення роботи алгоритму.

Таблиця 4 – Оцінка ефективності алгоритмів aiNET із супресією до цільових антигенів

Алгоритм	P	T	S	E
aiNET-ts1	100	100%	28%	32%
aiNET-ts2	100	70%	29%	32%
aiNET-ts3	100	40%	28%	31%
aiNET-ts4	100	23%	29%	32%
aiNET-ts5	100	11%	22%	36%
aiNET-ts6	100	4%	18%	39%
aiNET-ts7	100	0,1%	16%	39%

Крім того, з табл. 4 видно, що зменшення параметру L призводить до суттєвого зниження відсотка формування специфічних антигін та зростання помилки класифікації. Тому в інших модифікаціях aiNET буде використовуватися супресія до цільових антигенів із значенням L в діапазоні (0,35; 0,5).

Задля дослідження впливу оператора клонування на якість класифікації було створено декілька модифікацій aiNET, наведених у табл. 5.

Таблиця 5 – Модифікації алгоритму aiNET із різними операторами клонування

Алгоритм	L	Клонування
aiNET-ts3-sc100	L = 0,5	Статичне, 100 клонів
aiNET-ts3-sc200	L = 0,5	Статичне, 200 клонів
aiNET-ts3-sc300	L = 0,5	Статичне, 300 клонів
aiNET-ts3-sc400	L = 0,5	Статичне, 400 клонів
aiNET-ts3-scp	L = 0,5	Пропорційне
aiNET-ts4-sc100	L = 0,35	Статичне, 100 клонів
aiNET-ts4-sc200	L = 0,35	Статичне, 200 клонів
aiNET-ts4-sc300	L = 0,35	Статичне, 300 клонів
aiNET-ts4-sc400	L = 0,35	Статичне, 400 клонів
aiNET-ts4-scp	L = 0,35	Пропорційне

Відповідно до результатів класифікації визначеними алгоритмами, наведеними у табл. 6 можна зробити висновок, що використання пропорційного клонування призводить до зниження точності класифікації та поступається операторам статичного клонування, які формують від 100 до 200 клонів для кожного антитіла, яке не набуло стану умовної або повної специфічності до одного з антигенів.

Таблиця 6 – Оцінка ефективності алгоритмів aiNET із різними видами клонування

Алгоритм	P	T	S	E
aiNET-ts3-sc100	100	40%	28%	31%
aiNET-ts3-sc200	100	45%	29%	31%
aiNET-ts3-sc300	100	52%	31%	30%
aiNET-ts3-sc400	100	60%	33%	30%
aiNET-ts3-scp	100	26%	17%	46%
aiNET-ts4-sc100	100	23%	29%	32%
aiNET-ts4-sc200	100	29%	30%	30%
aiNET-ts4-sc300	100	34%	32%	30%
aiNET-ts4-sc400	100	46%	34%	29%
aiNET-ts4-scp	100	14%	19%	41%

Задля дослідження впливу оператора мутації на швидкість процесу формування імунної відповіді під час класифікації було створено декілька модифікацій aiNET, наведених у табл. 7.

Слід зазначити, що всі модифіковані алгоритми використовують супресію до цільових антигенів, мають параметр звуження пошуку цільових об'єктів  $L = 0,35$  та використовують статичне клонування, під час якого для кожного антитіла формується по 100 клонів.

Також всі модифіковані алгоритми формують по 100 популяцій імунних об'єктів перед початком процесу визначення класів для всіх антитіл, що не набули стану повної або умовної специфічності.

Таблиця 7 – Модифікації алгоритму aiNET із різними операторами мутації

Алгоритм	Мутація
aiNET-ts4-sc100-sm1	Статична, $\mu = 0,1$
aiNET-ts4-sc100-sm2	Статична, $\mu = 0,2$
aiNET-ts4-sc100-sm3	Пропорційна
aiNET-ts4-sc100-sm4	Зворотно-пропорційна

Відповідно до результатів класифікації алгоритмами, наведеними у табл. 7, можна зробити висновок, що використання пропорційної мутації призводить до зниження якості класифікації, порівняно з результатами, отриманими при використанні операторів мутації інших видів.

Також слід зазначити, що використання зворотно-пропорційної мутації призводить до підвищення якості результатів роботи імунного алгоритму майже за всіма показниками.

Задля дослідження впливу налаштувань оператора зупинки процесу формування імунної відповіді

було створено декілька модифікацій aiNET, наведених у табл. 9, які використовують супресію до цільових антигенів, мають параметр звуження пошуку цільових об'єктів  $L = 0,35$  та використовують статичне клонування (100 клонів) та зворотно-пропорційну мутацію.

Таблиця 8 – Оцінка ефективності алгоритмів aiNET із різними видами мутації

Алгоритм	P	T	S	E
aiNET-ts4-sc100-sm1	100	23%	29%	32%
aiNET-ts4-sc100-sm2	100	23%	31%	31%
aiNET-ts4-sc100-sm3	100	23%	28%	32%
aiNET-ts4-sc100-sm4	100	24%	39%	26%

Таблиця 9 – Модифікації алгоритму aiNET із різними операторами зупинки процесу формування імунної відповіді

Алгоритм	Умови зупинки
aiNET-ts4-sc100-sm4-st100	Обробка 100 популяцій
aiNET-ts4-sc100-sm4-tt	Повна специфічність
aiNET-ts4-sc100-sm4-ct	Специфічність 75% антитіл
aiNET-ts4-sc100-sm4-kt250	Специфічність 75% антитіл або обробка 250 популяцій

Згідно з результатами вказаних алгоритмів класифікації, що наведені у табл. 10, можна зробити висновок, що використання умови повної специфічності для зупинки процесу формування імунної відповіді призводить до необхідності формування надвеликої кількості популяцій імунних об'єктів, що негативно впливає на швидкість класифікації. Використання умови досягнення умовної специфічності всіма антитілами мережі також негативно впливає на швидкість роботи імунного алгоритму, але забезпечує високу точність класифікації. Найбільш збалансованим варіантом оператора зупинки формування імунної відповіді є комбінований варіант, коли умова досягнення умовної специфічності поєднується із використанням максимальної кількості популяцій антитіл.

Таблиця 10 – Оцінка ефективності алгоритмів із різними операторами зупинки процесу формування імунної відповіді

Алгоритм	P	T	S	E
aiNET-ts4-sc100-sm4-st100	100	24%	39%	26%
aiNET-ts4-sc100-sm4-tt	1875	443%	100%	1%
aiNET-ts4-sc100-sm4-ct	1053	251%	100%	4%
aiNET-ts4-sc100-sm4-kt250	250	59%	73%	11%

## Висновки

В результаті проведених досліджень виявлено оптимальну комбінацію імунних операторів, яка забезпечує високу швидкість формування імунної відповіді для алгоритмів, що функціонують на основі моделі штучної імунної мережі та реалізуються на

основі поширеного алгоритму aiNET. Згідно з результатами випробувань, найбільшу ефективність показав алгоритм aiNET-ts4-sc100-sm4-kt250, який використовує супрецію до цільових антигенів, має параметр звуження багатовимірного простору  $L$  для пошуку цільових об'єктів в діапазоні  $(0,35; 0,5)$ , використовує статичне клонування та зворотно-пропорційну мутацію, а також має комбінований оператор зупинки процесу формування імунної відповіді на основі умовної специфічності та максимальної кількості популяцій антитіл.

У цій роботі запропоновано використання цільових імунних об'єктів для визначення класів ан-

титіл, використання поняття умовної специфічності між антитілами та антигенами, а також використання критерію звуження простору пошуку цільових об'єктів для класифікації.

Даний метод може бути використаний для вирішення задач класифікації з неконтрольованим навчанням, а також задач прогнозування, розпізнавання образів та керування персонажами в комп'ютерних та мобільних іграх.

Розроблений модифікований метод aiNET-ts4-sc100-sm4-kt250 планується використовувати у подальшому для керування персонажами в комп'ютерних іграх жанру action.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. (2010), Stork, Pattern classification. Wiley & Sons.
2. D. Dasgupta, L.F. Nino. (2009), Immunological computation, Theory, and applications. Taylor & Francis Group.
3. D. Dasgupta, S. Yu, L.F. Nino. (2011), Recent Advanced in Artificial Immune Systems: Models and Applications. Applied Soft Computing, Elsevier P. 1574-1587.
4. M. Read, P.S. Andrews, J.Timmis. (2012), An Introduction to Artificial Immune Systems. In Handbook of Natural Computing, Shringler, Berlin, Germany P. 1575–1597.
5. K.B. Bahekar. (2020), Classification techniques based on Artificial immune system algorithms for Heart disease using Principal Component Analysis. International Journal of Scientific Research in Science, Engineering, and Technology, IJSRSET, Vol. 7, Iss. 5, P. 150-160.
6. S. Shekhar, D.K. Sharma, D.K. Agarwal, Y. Pathak. (2022), Artificial Immune Systems-Based Classification Model for Code-Mixed Social Media Data. IRBM, Vol. 43, Iss. 2, P. 120-129.
7. R.M. Mikherskii, M.R. Mikherskii. (2021), Analysis of the Use of Artificial Immune Systems. In: IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, P 1-6.
8. H. Park, J.E. Choi, D. Kim, S.J. Hong. (2021), Artificial immune system for fault detection and classification of semiconductor equipment. Electronics, Vol. 10, No. 8, 944, P.1-14.
9. S.S.F. Souza, F.P.A. Lima, F.R. Chavarette. (2020), A New Artificial Immune System Based on Continuous Learning for Pattern Recognition. Revista de Informatica Teorica e Aplicada, RITA. Vol. 27, No. 04, P. 34-44.
10. A.T. Haouari, L. Souici-Meslati, F. Atil, D. Meslati. (2020), Empirical comparison and evaluation of artificial immune systems in inter-release software fault prediction. Applied Soft Computing Journal, 96, P. 1–18
11. V. Cutello, G. Nicosia. (2022), Multiple learning using immune algorithms. In: Proceedings of 4th International Conference on Recent Advances in Soft Computing, RASC, P. 102–107.
12. M. Korablyov, O. Fomichov, N. Axak. (2021), Classification of objects based on a tree-shaped artificial immune network model. Advances in Intelligent Systems and Computing V, Springer, P. 160-172.
13. C. Lan, H. Zhang, X. Sun, Z. Ren. (2020), An intelligent diagnostic method based on optimizing B-cell pool clonal selection classification algorithm. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 28 P. 3270–3284.

Received (Надійшла) 27.03.2023

Accepted for publication (Прийнята до друку) 24.05.2023

#### The research of immune operators in the artificial immune network model

Oleksandr Fomichov, Vladyslav Burtsev

**Abstract. Topicality.** Models and methods that allow intelligent processing and systematization of data are of considerable relevance in the field of information technologies. Among such models, one can single out models that work on the basis of biological principles of computing organization, such as artificial neural networks, genetic algorithms, and artificial immune systems. Today, there are several types of models of artificial immune systems that use specific immune operators that affect the speed of the model and the quality of solving practical problems. **The goal of this work** is a study of the influence of the organization of the work of the most common immune operators on the speed of work of immune algorithms and the accuracy of decision-making regarding the classification of objects with supervised learning. **The object of research** are epy immune operators of cloning, mutation and suppression, as well as an assessment of the speed of the process of forming an immune response of a network of antibodies to a population of antigens. **The subject of research** is the model of an artificial immune network and the aiNET algorithm, immune operators and their influence on the process of forming an immune response for the classification of objects with supervised learning. **Results.** In this paper, the optimal setting of immune operators is proposed to ensure a high speed of immune response formation by the aiNET algorithm when solving the classification problem. In addition, it is proposed to use target immune objects to speed up the classification of antibodies that have not acquired the state of specificity to the antigens of the training sample. **Conclusions.** The modified aiNET method of classification with supervised learning is planned to be used in the future to control the behavior of characters in action game applications.

**Keywords:** artificial immune systems, antibody, antigen, affinity, clonal selection, suppression, complete specificity, conditional specificity, immune network suppression.