

ПОБУДОВА ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

У роботі виконаний аналіз основних компонентів обчислювальних моделей, заснованих на імунній парадигмі. Розглянуті й проаналізовані основні типи атрибутів і схеми вистави простору форм. Виконаний аналіз обчислення афінності для різних видів простору форм при розв'язку задач розпізнавання та класифікації. Описані основні оператори, використовувані в штучних імунних системах. На основі проведеного аналізу запропонована методологія синтезу та конструювання імунних алгоритмів і гібридних імунних систем.

Ключові слова: штучна імунна система, алгоритм клонального добору, алгоритм негативного добору, штучна імунна мережа, конструювання імунних алгоритмів, конструювання гібридних імунних алгоритмів.

В работе выполнен анализ основных компонентов вычислительных моделей, основанных на иммунной парадигме. Рассмотрены и проанализированы основные типы атрибутов и схемы представления пространства форм. Выполнен анализ вычисления аффинности для разных видов пространства форм при решении задач распознавания и классификации. Описаны основные операторы, используемые в искусственных иммунных системах. На основе проведенного анализа предложена методология синтеза и конструирования иммунных алгоритмов и гибридных иммунных систем.

Ключевые слова: искусственная иммунная система, алгоритм клонального отбора, алгоритм отрицательного отбора, искусственная иммунная сеть, конструирование иммунных алгоритмов, конструирование гибридных иммунных алгоритмов.

In work the analysis of the basic components of computing models based on an immune paradigm is made. The basic types of attributes and the scheme of representation of space of forms are considered and analysed. The analysis of calculation of affinity for different kinds of space of forms is made at the decision of problems of recognition and classification. The basic operators used in artificial immune systems are described. On the basis of the spent analysis the methodology of synthesis and designing of immune algorithms and hybrid immune systems is offered

Key words: artificial immune system, algorithm clonal selection, algorithm negative selection, an artificial immune network, designing of immune algorithms, designing of hybrid immune algorithms.

ВСТУП

Дослідження і проектування штучних імунних систем (ШІС) є відносно новою галуззю, у якій створюються обчислювальні системи, інспіровані природною імунною системою (ПІС) [13]. Як було показано, ПІС має безліч привабливих обчислювальних властивостей, які можуть використовуватися для розв'язання прикладних задач.

Визначення 1. Під штучними імунними системами розуміються адаптивні обчислювальні системи, що використовують моделі, принципи, механізми і функції, описані в теоретичній імунології, які застосовуються для розв'язання прикладних задач [2-11;13].

Розробка ШІС вимагає наявності наступних основних елементів (рис. 1):



Рис. 1. Компоненти ШС

- зображення для компонентів системи;
- множину механізмів, що дозволяють оцінити взаємодію індивідуумів з навколишнім середовищем і один з одним. Навколишнє середовище звичайно моделюється набором вхідних стимулів, а також однією або більше цільових функцій;
- процедури адаптації, які керують динамікою системи, тобто зміною її поведінки із часом.

Таким чином, формальне зображення й конструювання імунних і гібридних імунних систем припускає наявність трьох компонентів (рис. 2.):

- 1) схеми зображення компонентів ШС;
- 2) однієї або більше мір для кількісної оцінки стану системи (афінність і міри оцінки придатності);
- 3) імунних алгоритмів, що дозволяють керувати поведінкою системи.



Рис. 2. Структурні компоненти ШС

Зображення, прийняте для імунних клітин і молекул, є розширеною версією підходу простору форм. На сьогодні найбільш часто використовуються чотири головні типи простору форм: Хеммінговий, Евклідовий, цілочисловий та символний. На додаток до зазначених, можуть бути використані й більш складні типи простору форм, такі як **нейронна мережа**, **нечітка нейронна мережа**, **фрактальний простір** і **простір форм ДНК**. Як показано у роботі [13], простір форм є формалізмом, призначеним для зображення тих частин імунної клітини або молекули, які визначають властивості, що дозволяють клітині розпізнавати або бути розпізнаною іншими елементами.

Функції оцінки ШС різняться по типу функції. Наприклад, афінність і ступінь придатності використовуються для визначення кількості різних аспектів ШС. Хоча є кілька різних мір для визначення афінності у Хеммінговому просторі форм, у літературі відсутні порівняльні теоретичні або експериментальні дослідження, коли та або інша міра афінності задовольняє

більше, ніж інша. Міри визначення афінності можуть бути запропоновані для дослідження по-іншому виділених частин даного рядка, збільшуючи/зменшуючи вплив цих частин.

Наприклад, якщо ми припускаємо, що взаємодії між двома молекулами більш сильні в центрі їх форм, тоді могла бути розроблена функція афінності, яка збільшує внесок відповідності в центральних частинах рядків. Було описано дуже мало досліджень, в яких використовувалася функція афінності у просторі, який не є Хеммінговим, більшість із досліджень, описаних у минулому, були засновані на Евклідовій відстані.

У попередньому розділі були описані **чотири головні типи алгоритмів: моделі кісткового мозку**, використовувані для синтезу послідовностей ознак; **моделі тимусу**, використовувані для визначення «Свій/Чужий», на основі яких реалізовані алгоритми позитивного й негативного добору; клональний добір і алгоритми дозрівання афінності, описані як еволюційні процедури адаптації; і моделі імунної мережі, розділені на безперервні й дискретні.

1. СХЕМИ ЗОБРАЖЕННЯ ПРОСТОРУ ФОРМ І АФІННІСТЬ

У загальному випадку тип використовуваних атрибутів визначає тип простору форм системи. При цьому найбільше часто використовуються: бінарні рядки; рядки з кінцевим алфавітом (алфавіт з кількістю символів більше двох); вектори дійсних чисел; вектори цілих чисел; гібридне зображення, де кожний об'єкт складається з декількох властивостей і кожна властивість може мати різний тип; наприклад, ціле число, дійсне значення, булеве значення, або категоріальна інформація. У зв'язку із цим розрізняють наступні види простору форм: Хеммінговий, цілочисловий, речовинний, символний.

2. ОБЧИСЛЕННЯ АФІННОСТІ

Як було показано у Розділі 1, під афінністю при розв'язанні задач розпізнавання будемо розуміти ступінь взаємозв'язку між даними (антигенами) і детекторами (антитілами). У цьому випадку антитіла й антигени мають формальне зображення у вигляді векторів координат (атрибутів): $Ab = (Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_l)$ для антитіла й $Ag = (Ag_1, Ag_2, \dots, Ag_l)$ для антигену. Без втрати загальності припустимо, що дані вектори мають однаковий розмір. У цьому випадку під афінністю зв'язків антитіл один з одним або антитіл з антигенами розуміється відстань між відповідними векторами атрибутів, яка виражається у вигляді скалярного невід'ємного значення: $P^l \times P^l \rightarrow \mathfrak{R}^+$, що визначає ступінь відповідності між векторами атрибутів. Причому, при використанні ступеня подоби форм, виходить, що чим менше відстань між індивідуумами, тим вища їх афінність один до одного. Значення відстані може бути обчислене за допомогою кожної з наведених нижче метрик.

У задачах оптимізації узагальнена форма антитіл являє собою вектор аргументів $Ab = (x_1, x_2, \dots, x_l)$, а в якості антигенів використовуються критерії оптимальності y_j , виражені у вигляді функцій: $Ag = f(x_1, x_2, \dots, x_l)$. Значення афінності g_j обчислюються на підставі значень критеріїв y_j , відображених у множину невід'ємних чисел, тобто:

$$f: X \rightarrow \mathfrak{R}, \quad F: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}^+. \quad (1)$$

Таким чином, має місце деяка функція афінності $g = F(f(x_1, x_2, \dots, x_n))$, яка визначає ступінь відповідності індивідуумів один одному. У таких задачах ми не можемо оперувати поняттям відстані, тому що оптимальні значення критеріїв нам заздалегідь невідомі, і, отже, не відомий максимально можливий ступінь відповідності індивідуумів. Тому керування динамікою ШПС проводиться за рахунок відносних значень афінності або рангу індивідуумів сукупності. Даний підхід дуже близький до концепції придатності, використовуваної в еволюційних алгоритмах, що виникли трохи раніше виникнення теорії штучних імунних систем [10, 11].

3. ОПЕРАТОРИ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

Імунні алгоритми, насамперед, засновані на імітації принципів клонального добору, клонального розширення (клонування) і соматичної гіпермутації.

Оператори добору. Селекція антитіл (або добор) для клонування в ШС відбувається пропорційно їхній афінності з антигеном. Отже, у якості механізму селекції можна застосовувати алгоритми, подібні алгоритму рулетки [11-13]. Іншими можливими типами селекції, подібними тим, що застосовуються в еволюційних алгоритмах, є: елітна селекція, бікритеріальна селекція, селекція на основі ранжування й турнірна селекція [2; 13]. У найпростішому випадку селекція відбувається за допомогою сортування популяції антитіл у порядку зменшення значень їх афінності з наступним вибором n перших індивідуумів.

Оператори мутації. Мутація – це перетворення антитіла, що випадково змінює одне або кілька значень його атрибутів. При бінарному кодуванні антитіл, мутація полягає в нвертуванні одного або декількох генів.

Застосування оператора випадкової мутації фактично означає формування нових антитіл, що в остаточному підсумку, приводить до розширення області пошуку й підвищення ймовірності знаходження оптимального розв'язку. Найпоширеніший вид мутації – випадкова зміна тільки одного з генів антитіла. Альтернативний вид мутації – загальна імовірнісна мутація. У цьому випадку кожний ген антитіла мутує із заданою ймовірністю.

Мутація для Хеммінгового, цілочислового й символного простору форм. Мутація відіграє дві важливі ролі в адаптивній імунній відповіді. По-перше, вона відповідає за забезпечення різноманітності репертуару. По-друге, будучи пов'язаною із процесом добору, вона збільшує афінність антитіл. У випадку Хеммінгового простору форм, позиції в рядках можуть бути випадково змінені відповідно до використовуваного алфавіту k . Якщо на елементи рядків накладені які-небудь обмеження, наприклад, вони не можуть повторюватися в рядку, то можна запропонувати особливі оператори мутації. Наприклад, коли атрибут не може повторюватися, можна зсовувати значення атрибутів або обмінюватися значеннями між парами атрибутів.

Цілочислової простір форм може розглядатися також як Хеммінговий у випадку алфавіту меншого розміру. Символьний простір форм можна обробляти також, як і цілочислової простір форм із тою лише різницею, що кожний атрибут буде мати свій тип і при цьому необхідно враховувати їхні границі.

Мутація для дійсного простору форм. При використанні оператора мутації для обробки атрибутів рядків, що складаються із дійсних чисел потрібно враховувати верхні й нижні границі кожного атрибута (координати вектора). При використанні індуктивної мутації генерується випадкове число, яке повинне бути додане до даного атрибута. Звичайно для векторів дійсних чисел використовується Гаусівський варіант мутації. Гаусівська мутація змінює всі атрибути рядка згідно з наступним виразом:

$$m' = m + \alpha(D)N(0, \sigma), \quad (2)$$

де $m = \langle m_1, m_2, \dots, m_L \rangle$ – атрибути рядків; m' – їхні значення після мутації; $\alpha(D)$ – функція, яка враховує мутацію пропорційно афінності, а $N(0, \sigma)$ – вектор незалежних гаусівських випадкових змінних з нульовим середнім і стандартним відхиленням σ . У випадку використання *рівномірної мутації* атрибут m_a , $a \in \{1, \dots, L\}$, рядки $m = \langle m_1, \dots, m_a, \dots, m_L \rangle$ – вибирається випадково в результаті чого генерується новий рядок $m' = \langle m_1, \dots, m'_a, \dots, m_L \rangle$. Новий атрибут m'_a – це випадкове число (з рівномірним розподілом імовірності), обране з інтервалу $[LB, UB]$, де LB й UB – відповідно нижня й верхня границі змінної m_a .

Слід зазначити, що для даного типу простору форм також доцільні розглянуті раніше способи мутації.

Гіпермутація в імунних алгоритмах. В імунних алгоритмах для здійснення пошуку використовується оператор гіпермутації, який впливає на поточну популяцію клонів, $P^{(clo)}$ за допомогою застосування до кожного індивідуума, множини «одиначних» мутацій M . Даний оператор визначається імовірнісним процесом, який називається випадковим потенціалом мутації. Існують кілька потенціалів мутації [20]. Найбільш загальними, з них є:

– **Статична гіпермутація:** число мутацій не залежить від функції афінності f , і в такий спосіб кожний індивідуум у будь-який момент часу, знає якнайбільше $M_p(f(\bar{x})) = c$ мутацій. Число мутацій M визначає потенціал мутації.

– **Пропорційна гіпермутація:** число мутацій пропорційно значенню афінності. Для кожного індивідуума \bar{x} кількість мутацій не більш ніж $M_p(f(\bar{x})) = (E^* - f(\bar{x})) \times (c \times \gamma)$, де E^* – мінімальне значення функції афінності, для даної задачі мінімізації.

– **Інверсно-пропорційна гіпермутація:** кількість мутацій пропорційна значенню афінності. Зокрема в кожний момент часу t оператор здійснює якнайбільше $M_i(f(\bar{x})) = \left(\left(1 - \frac{E^*}{f(\bar{x})} \right) \times (c \times \gamma) \right) + (c \times \gamma)$ мутацій, де E^* – значення оптимуму, а γ – довжина рядка.

З погляду еволюції відмітною рисою процесу афінного дозрівання є його керована природа. Її можна зобразити як свого роду гіпермутаційний рівень, який застосовується для кожного індивідуума, і відповідно до якого мутація завжди обернено-пропорційна його антигенній афінності. Для моделювання цього процесу, можна використовувати різні алгоритми, які здійснюють пошук, споріднений локальному пошуку в просторі розв'язків кожного кандидата. Попередньо розглянуті мутації, запозичені з еволюційних алгоритмів не враховують цей важливий аспект, який використовується у штучних імунних системах. Припустимо, що була розроблена штучна імунна система для розв'язання задачі оптимізації мультимодальної функції. Кожний розв'язок (рядок атрибутів у даному просторі форм) має незалежний рівень мутації пропорційний його афінності з оптимальними розв'язками. Тому, індивідууми є більш високих рівнях поверхні афінності будуть зазнавати меншого рівня мутації, а кандидати, розташовані далеко від оптимальних розв'язків будуть піддані більшому рівню мутації. Одна із проблем цього підходу полягає в тому, що як правило, апріорно нічого не відомо про оптимальні розв'язки задачі. У цьому випадку доцільно оцінювати відносну афінність кожного індивідуума масштабуючи (нормалізуючи) їх абсолютні афінності. Для встановлення відношення між рівнем гіпермутації $\alpha(\cdot)$ й нормалізованою афінністю D^* може бути використана зворотна експонентна функція відповідно до виразу (3). Графічно відношення між рівнем гіпермутації α й значенням афінності показано на рисунку 2.19. У деяких випадках може бути доцільно повторне масштабування α , наприклад в інтервалі [0..0.1].

$$\alpha(D^*) = \exp(-\rho D^*), \quad (3)$$

де ρ – це параметр згладжування, а D^* – це нормалізована афінність, обумовлена як $D^* = D / D_{\max}$.

– **Опукла гіпермутація:** кожний «ген» x_i в індивідуумі \bar{x} залежно від рівня гіпермутації P_h виконує гіпермутацію опуклої комбінації: $x_i' = (1 - \beta)x_i + \beta x_k$, де β випадкове значення $\beta \in \{0, \dots, 1, 0\}$, а x_k випадково вибирається з \bar{x} .

– **Гіпермакромутація:** число мутацій незалежно від функції афінності f й параметра c . Тут випадково вибираються два цілі числа i й j такі що $(i+1)j \leq \gamma$ й оператор здійснює мутацію як мінімум $M_m(\bar{x}) = j - i + 1$ значень, в інтервалі $[i, j]$.

4. АЛГОРИТМ НЕГАТИВНОГО ДОБОРУ

Основна ідея алгоритму негативного добору полягає в тому, щоб згенерувати множину детекторів у комплементарну множину N й потім використовувати ці детектори для бінарної класифікації як «Свій» або «Чужий» [9-11].

Формально алгоритм негативного добору можна зобразити у вигляді:

$$NegAlg = (\Sigma^L, L, S, N, r, n, s, pr), \quad (4)$$

де Σ^L – простір форм; L – довжина рецептора; S – множина «Своїх» детекторів;

N – множина «Чужих» детекторів; r – крос-реактивний поріг; n – загальне число призначуваних детекторів; s – розмір множини детекторів; pr – правило збігу рядків у суміжних позиціях.

На етапі навчання система, використовуючи навчальну вибірку образів (P) (свої антигени), створює множину (M) комплементарних P образів, названих *детекторами*. Далі процес розпізнавання відбувається так: новий образ, що надходить у систему, порівнюється із множиною детекторів і при відсутності збігів розпізнається як «свій»; при наявності збігу досліджуваного образу хоча б з одним детектором, він розпізнається як «чужий». Даний простір форм Σ^L і множина «Своїх» $S \subset \Sigma^L$, ми визначаємо множину «Чужих» $N \subset \Sigma^L$, які комплементарні до $N = \Sigma^L \setminus S$, таким чином, що $\Sigma^L = S \cup N$ й $\Sigma^L = S \cup N$.

5. АЛГОРИТМ КЛОНАЛЬНОЇ СЕЛЕКЦІЇ

Формально алгоритм клональної селекції можна зобразити в такий спосіб [14]:

$$CLONALG = (P^l, G^k, l, k, m_{Ab}, \delta, f, I, \tau, AG, AB, S, C, M, n, d), \quad (5)$$

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

Особливістю алгоритму клональної селекції є те, що він, на відміну від імунної мережі, підтримує постійний розмір популяції антитіл.

6. АЛГОРИТМ ІМУННОЇ МЕРЕЖІ

Імунна мережа математично може бути зображена у вигляді графа, причому необов'язково повнозв'язного, який складається із множини вузлів – клітин мережі (антитіл) і множини зв'язаних ребер, що означають зв'язки між клітинами. Значення ваги ребра відповідає афінності зв'язку клітин один з одним. В імунних мережах розрізняють два види афінності:

- афінність зв'язку «антиген-антитіло» ($Ag-Ab$) – ступінь відмінності;
- афінність зв'язку «антитіло-антитіло» ($Ab-Ab$) – ступінь подоби.

Формалізм імунної мережі схожий на $CLONALG$ з додаванням декількох нових операторів і параметрів [14]:

$$immNET = (P^l, G^k, l, k, m_{Ab}, \delta, f, I, \tau, AG, AB, S, C, M, n, d, H, R), \quad (6)$$

де P^l – простір пошуку (простір форм); G^k – зображення простору; l – довжина вектора атрибутів; k – довжина рецептора клітини; m_{Ab} – розмір популяції клітин; δ – функція експресії; f – функція афінності; I – функція ініціалізації початкової популяції клітин мережі; τ – умова завершення роботи алгоритму; AG – підмножина антигенів; AB – популяція клітин

мережі (антитіл); S – оператор селекції; C – оператор клонування; M – оператор мутації; n – кількість кращих клітин, що відбираються для клонування; d – кількість гірших клітин, що підлягають заміні новими; H – оператор клонального видалення; R – оператор стиснення мережі.

7. МЕТОДИКА СИНТЕЗУ ІМУННИХ АЛГОРИТМІВ І СИСТЕМ

У попередніх підрозділах були розглянуті множини схем зображення компонентів штучних імунних систем (простір форм), множина способів, що дозволяють оцінити взаємодії індивідуумів з навколишнім середовищем і одного з одним (обчислення афінності), процедури адаптації, які керують динамікою системи, тобто зміною її стану в часі (алгоритми й оператори).

Як було відзначено у першому розділі, вибір технології обробки інформації залежить від особливостей розв'язуваної задачі, від числа кількісних і якісних параметрів, що описують проблему, від рівня її пророблення. Із цієї причини можна стверджувати, що не існує готового імунного алгоритму придатного для розв'язання будь-якої задачі обробки інформації. Тому виникає гостра необхідність розробки методів і алгоритмів, що дозволяють адаптувати імунні алгоритми до розв'язання конкретних задач проблемної галузі.

8. ПРИНЦИПИ ПОБУДОВИ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

Формально задачу розробки імунних алгоритмів можна зобразити у вигляді

$$AIS = \langle \Sigma, M, A, K \rangle, \quad (7)$$

де Σ – множина способів зображення компонентів; M – множина механізмів оцінки афінності; A – множина процедур адаптації; K – множина критеріїв якості ШПС.

Способи формального зображення ШПС дозволяють створювати абстрактні імунні моделі імунних органів, клітин або молекул, механізми оцінки, також називані функціями афінності, дозволяють кількісно оцінити взаємодії цих «штучних імунних органів», а процедури адаптації, виражені у вигляді множини загальних алгоритмів досягнення мети, керують динамікою ШПС. Критерії оцінки або набір оцінних функцій, узятих з таких обчислювальних парадигм, як нейронні мережі й еволюційні алгоритми цілком може бути використаний для оцінки взаємодії індивідуумів ШПС. У той же час, еволюційні алгоритми добре підходять для керування зміною в часі станів клітин і молекул, з яких складається штучна імунна система. З урахуванням вищесказаного процес побудови ШПС можна розділити на два основні етапи:

- вибір підходящої форми зображення індивідуумів і міри афінності;
- застосування кожного з існуючих алгоритмів (або нового алгоритму) для керування зміною станів системи в часі.

Необхідно також відзначити, що форма зображення індивідуумів і міра афінності повністю визначаються предметною галуззю, у якій передбачається використовувати ШПС і типом розв'язуваної задачі. Тому загальний поетапний підхід до розробки ШПС можна зобразити у вигляді наступних кроків:

1. Опис задачі. Опис розв'язуваної задачі відповідає встановленню всіх елементів для створення ШПС. Це включає у себе *змінні, константи, агенти, функції й параметри*. Складність полягає в тому, що вони не завжди заздалегідь відомі й нові компоненти можуть бути включені в систему на пізніх етапах проектування.

2. Вибір імунних принципів, використовуваних у розв'язанні задачі. Моделі, алгоритми й процеси, є загальними й можуть використовуватися в різних моделях ШПС. Нові алгоритми можуть бути створені на основі модифікації існуючих алгоритмів або використання інших теоретичних аспектів імунної системи.

3. Розробка штучної імунної системи. Розробка ШПС включає кілька аспектів, таких як вибір того, які імунні компоненти будуть використовуватися, яким способом створені

абстрактні моделі цих компонентів і як застосовувати імунні принципи (алгоритми), які будуть керувати поведінкою (динамікою й метадинамікою) системи .

3.1. Визначення типів використовуваних імунних компонентів. Більшість застосувань використовує єдиний клітинний тип (звичайно В-клітина або антитіло) і антиген. Однак, можуть застосовуватися будь-які типи імунних компонентів: Т-клітини, лімфоцити, кістковий мозок, тимус і т. п.

3.2. Визначення математичного зображення для елементів ШС. У даний момент для математичного зображення імунних клітин і молекул найбільше підходить формалізм простору форм .

3.3. Застосування імунних принципів для розв'язання задач. Застосування принципів і/або алгоритмів, які були обрано на етапі 2.

3.4. Метадинаміка ШС. Імунна система є метадинамічною в тому розумінні, що деякі клітини й молекули постійно надходять у систему, а інші гинуть і виводяться із системи. Дана метадинаміка, хоча й пропонується для специфічних моделей імунної мережі, але може розглядатися і як загальний принцип, який керує множиною нових компонентів і виводить непотрібні елементи з ШС. Цей процес відповідає за подвійну пластичність штучних імунних мереж, тобто їхня здатність динамічно змінювати свою структуру на додаток до інших імунних параметрів (етап 3.3).

4. Тестування розробленої моделі. Оцінка адекватності розв'язку задачі й ступеня виконання поставлених критеріїв оцінки.

Враховуючи узагальнену схему розробки, а також описані обчислювальні компоненти, підходи до обчислення афінності, алгоритми й оператори, у даній роботі пропонується наступна узагальнена схема процесу створення імунних алгоритмів обробки інформації (рис. 3).

Перший крок у процесі – визначити цілі ШС. Для того щоб їх сформувати розробник повинен визначити характер і умови функціонування ШС. Процес починається з визначення задач (класифікація, кластеризація, оптимізація і т. д.), потім розробляється концептуальна схема ШС, що розв'язує поставлену задачу. Для визначення характеру й умов функціонування ШС потрібне визначення структури початкових даних, що підлягають обробці й інтерпретації, структури вихідних даних, а також обмежень, що накладаються на них. Далі необхідно вибрати один з алгоритмів заснований на метафорах імунної системи. Так, наприклад, якщо проблему можна сформулювати як задачу бінарної класифікації для систем діагностування, то доцільно використовувати алгоритм негативного добору; якщо задача визначається як задача багатокритеріальної оптимізації, то доцільно використовувати алгоритм клонального добору; якщо ж ми маємо справу із задачею оптимізації з динамічно мінливою цільовою функцією, яка додатково носить нестационарний характер, то в цьому випадку доцільно використовувати алгоритми штучної імунної мережі. Після імунного алгоритму, доцільно вибрати види використовуваних операторів селекції, клонування й мутації.

Потім доцільно визначити спосіб зображення вхідних даних (простір форм), спланувати реалізацію механізму крос-реактивності детектора.

Після даного етапу, коли буде обраний імунний алгоритм і спосіб зображення, залежно від характеру розв'язуваної задачі необхідно спланувати й вибрати процедури обчислення афінності, критерії оцінки динаміки й метадинаміки ШС, а також критерії оцінки й реалізації процедур супресії у випадку алгоритму імунної мережі.

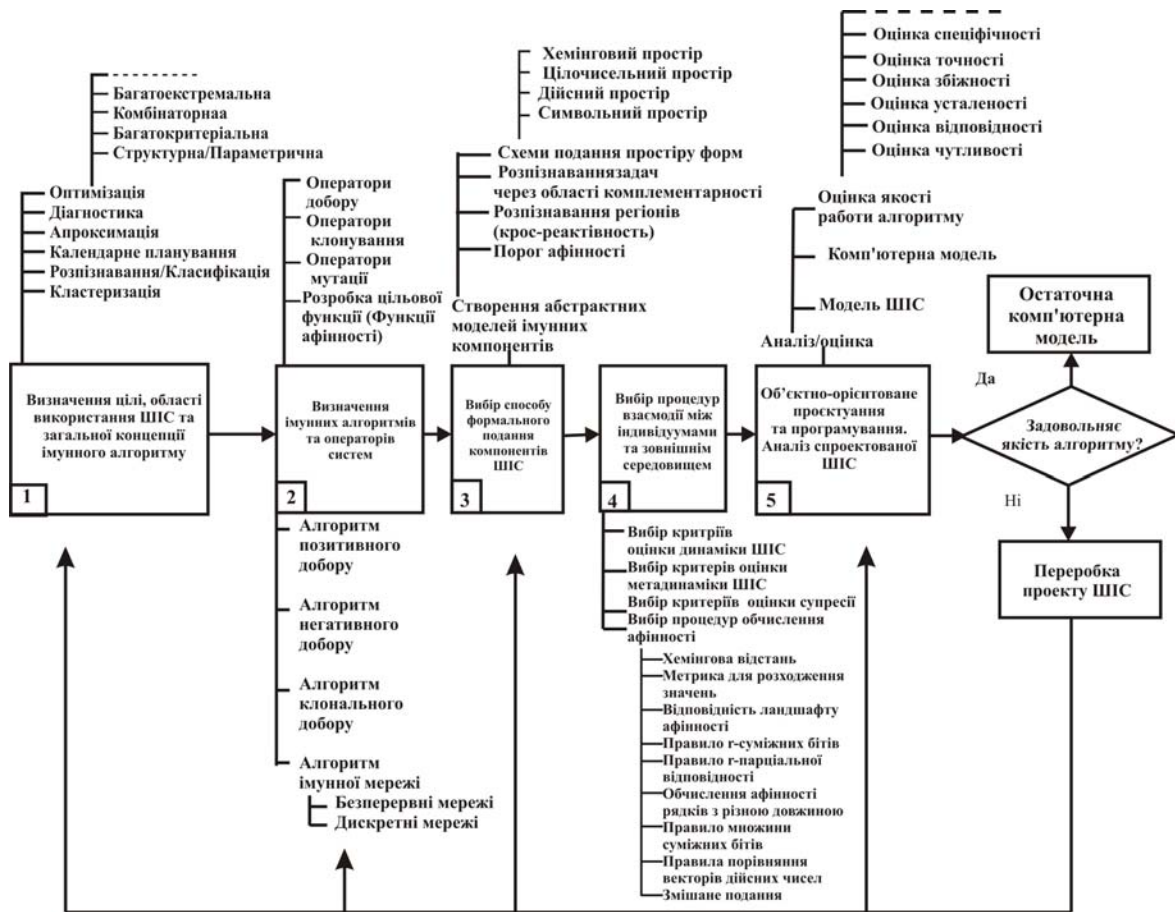


Рис. 3. Процес проектування й оцінки ефективності ШС

Далі здійснюється проектування ШС у цілому. При цьому використовуються методи об'єктно-орієнтованого проектування, при розробці програмного продукту із застосуванням мов об'єктно-орієнтованого програмування. Після комп'ютерної реалізації прототипу ШС доцільно на еталонних задачах або даних оцінити якість роботи алгоритму, аналіз на чутливість, точність, специфічність, характер збіжності при різних значеннях параметрів. У випадку незадовільної роботи алгоритму повернутися на один з попередніх етапів.

9. КОМБІНАЦІЯ ПІДХОДІВ ПРИ РОЗВ'ЯЗАННІ РІЗНОГО РОДУ ЗАДАЧ

Основна ідея дисертаційного дослідження – об'єднання переваг сучасних інформаційних технологій, інтелектуального аналізу даних у нові гібридні технології. Існує два способи комбінацій підходів: а) комбіноване використання різновидів імунних алгоритмів, і алгоритмів з модифікованими імунними операторами; б) комбіноване використання декількох парадигм і алгоритмів м'яких обчислень: нейронні мережі, нейронечіткі мережі, еволюційні алгоритми, штучні імунні системи.

9.1. Комбіноване використання різних імунних алгоритмів

У цьому випадку під комбінацією підходів розуміється можливість одночасного використання деякими імунними алгоритмами у межах однієї задачі декількох способів обчислення значень афінності. ШС, як і будь-яку іншу систему можна розглядати в контексті двох видів взаємодії :

- взаємодія із внутрішньою структурою обчислювальної системи (внутрішнім оточенням, модифікація імунних операторів, способів зображення й обчислення афінності);
- взаємодія із зовнішнім середовищем (взаємодія між імунними алгоритмами).

У ролі зовнішнього середовища виступає задача, для розв'язання якої створюється ШС. Тут відбувається взаємодія з антигенами як носіями інформації про задачу, що впливає на поведінку системи. У якості внутрішнього оточення виступають компоненти системи (клітини й антитіла), які можуть взаємодіяти не тільки з антигенами, але й один з одним, також керуючи динамікою ШС. Для кількісного розрахунку обох видів взаємодії використовується поняття афінності. Однак у загальному випадку для розрахунків цих двох видів афінності можуть використовуватися зовсім різні підходи, внаслідок відмінності способів взаємодії системи із зовнішнім і внутрішнім середовищем. Якщо, наприклад, розглянути ШС, використовувану для розв'язання задачі оптимізації й працюючу під управлінням алгоритму імунної мережі, то по відношенню до задачі ШС поводитья як система оптимізації, здійснюючи відповідним чином кількісний розрахунок взаємодії антитіл з антигенами (зовнішнім середовищем). При цьому стосовно внутрішнього оточення (взаємодія антитіл один з одним) ШС поводитья як система розпізнавання, видаляючи надлишкові антитіла (розпізані іншими антитілами) із сукупності. Таким чином, кожний індивідуум системи може мати два різні значення афінності, розраховані для двох видів взаємодії у межах однієї розв'язуваної задачі.

Одним із резервів поліпшення роботи імунних алгоритмів є модифікація способів зображення даних (простору форм), підвищення адаптаційних властивостей операторів добору, мутації й афінності, модифікація схем самих алгоритмів негативного й клонального добору, а також штучної імунної мережі. Такий підхід у роботі названий «внутрішня модифікація», (рисунок 4).

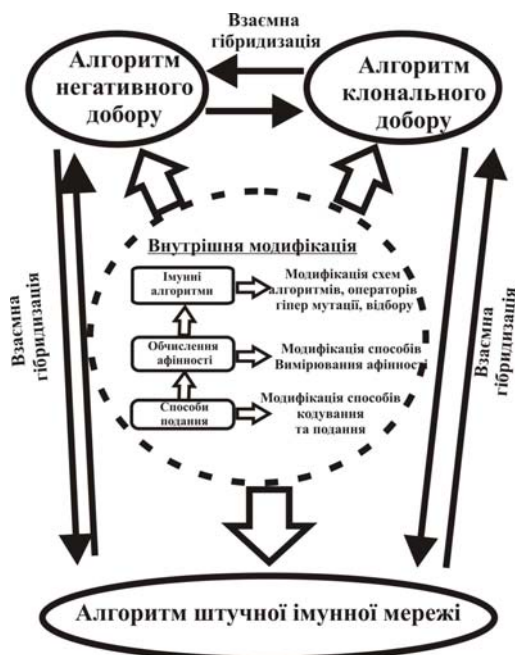


Рис. 4. Зображення ШС у контексті взаємодії із двома видами оточення: зовнішнім і внутрішнім

9.2. Одночасне використання декількох парадигм, заснованих на парадигмах імунних обчислень

Існує ряд задач, де імунні алгоритми в найкращому ступені для розв'язання певного класу задач. Однак з літератури відомо, що існують певні задачі, де існуючі імунні алгоритми не в змозі одержати прийнятний або оптимальний розв'язок [13-15]. Даний факт викликає потребу в гібридизації імунних алгоритмів з іншими алгоритмами оптимізації, машинного навчання і т. д., при цьому конкретними причинами для гібридизації можуть бути наступні:

1. Поліпшення роботи імунного алгоритму (наприклад: швидкість збіжності).
2. Поліпшити якість розв'язків, отриманих імунним алгоритмом.
3. Включити імунний алгоритм як частину більшої системи.

Як показано в Розділі 1, еволюційні алгоритми також як і алгоритми клонального добору й імунної мережі не критичні до вигляду параметрів, клональний алгоритм відрізняються від класичних еволюційних алгоритмів наявністю одночасно локального й глобального пошуку, наявністю вбудованих механізмів підтримки різноманітності векторів розв'язків, імунні мережі відрізняються від еволюційних алгоритмів своїми вбудованими механізмами розпізнавати дані за рахунок швидкої адаптації топології мережі. Одночасно, імунні алгоритми не пристосовані для розв'язання задач прогнозування, структурної ідентифікації й апроксимації. Нейронні мережі мають розвинений математичний апарат, мають універсальність при розв'язанні нестандартних задач, однією із труднощів при цьому є формування топології, адекватній розв'язуваній задачі й ресурсномісткий характер навчання. Нечіткі технології, крім того, що дозволяють працювати з неточністю й нечіткістю забезпечують прозору інтерпретацію одержуваних моделей, однак при цьому є деякі труднощі перевірки на несуперечність, відсутність можливості навчання й оптимізації отриманих результатів (рис. 5).



Рис. 5. Об'єднання декількох імунних парадигм із парадигмами м'яких обчислень

На рисунку 6 показано кілька архітектур ШС для різних типів гібридизації. Під задачею ми розуміємо будь-який вид оптимізації, апроксимації, класифікації, кластеризації і т. д., яку можна розв'язати за допомогою парадигм м'яких обчислень, у тому числі й за допомогою ШС.

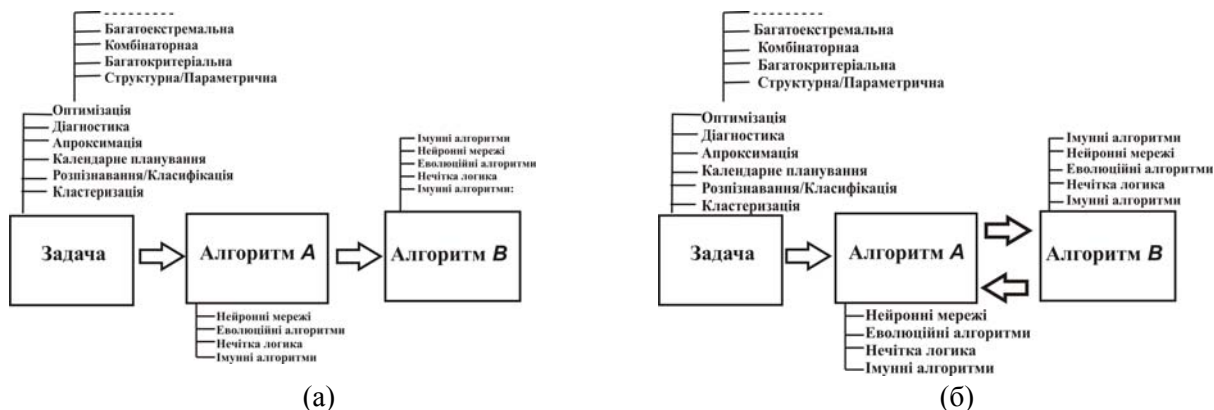


Рис. 6. Гібридні архітектури імунних алгоритмів (а, б)

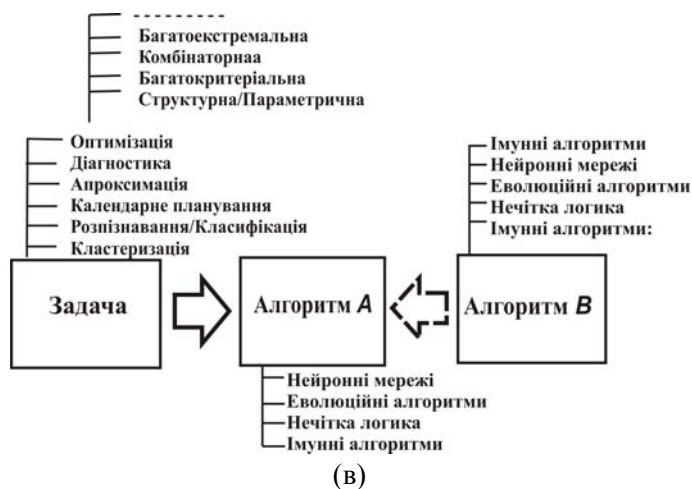


Рис. 6. Гібридні архітектури імунних алгоритмів (в)

На рисунку 6(а), представлена конкурентна архітектура, де всі компоненти необхідні для належного функціонування моделі. При цьому ШС може бути використана, як препроцесор (наприклад, для зменшення розмірності задачі) алгоритми інших обчислювальних парадигм для одержання розв'язку задачі. При іншому варіанті в якості препроцесора можуть бути використані алгоритми інших парадигм, а ШС використовується для розв'язання основної задачі.

На рисунку 6(б) представлена трансформаційна гібридна система, у якій ШС використовується для налаштування роботи алгоритму іншої обчислювальної парадигми, у той же час даний алгоритм використовується для оптимізації роботи ШС. Обмін інформацією здійснюється під час розв'язання задачі. У кооперативній моделі алгоритм іншої обчислювальної парадигми використовується для ініціалізації або для визначення деяких параметрів ШС. На рисунку 6(в) показаний варіант архітектури гібридної системи, після того, коли алгоритм іншої обчислювальної парадигми виконав свою задачу й не потрібен для подальшої роботи ШС. Крім описаних підходів гібридизації, є ще кілька способів для гібридизації двома або більше методами. Інтеграція різних методів адаптації й навчання дозволяє подолати різні обмеження й досягти синергетичного ефекту за допомогою гібридизації або злиття цих методів, сприяла в останні роки появі великої кількості нових імунних гібридних систем.

ВИСНОВКИ

1. Проведений аналіз основних компонентів обчислювальних моделей, заснованих на імунній парадигмі.
2. Розглянуті й проаналізовані основні використовувані типи атрибутів і схеми зображення простору форм.
3. Проаналізовані правила обчислення афінності й відповідності рядків для різних просторів форм при розв'язанні задач розпізнавання й класифікації.
4. Описані основні оператори добору, клонування, мутації й гіпермутації використовувані в імунних алгоритмах.
5. Уперше запропонована предметно-незалежна методика формалізації імунних алгоритмів, яка дає можливість синтезувати імунні алгоритми для розв'язання основного класу задач класифікації, кластеризації й оптимізації.
6. Описані основні імунні алгоритми для розв'язання виділених задач.
7. На основі проведеного аналізу структурних компонентів ШС і предметно-незалежної методики формалізації імунних алгоритмів, уперше запропонована методологія синтезу й конструювання імунних алгоритмів і гібридних імунних систем.

ЛІТЕРАТУРА

1. Литвиненко В.И., Фефелов А.А., Горавский С.П. Объектно-ориентированная реализация алгоритма клональной селекции // Радиоэлектроника. Информатика. Управление / Запоріжжя, 2003 (9). – С. 81-88.
2. 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.
3. Литвиненко В.И. Иммуный классификатор для решения задач бинарной классификации (теоретические основы) // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных трудов. Выпуск 1 (42) Днепропетровск, 2006. – С. 114-130.
4. Литвиненко В.И. Иммуный классификатор для решения задач бинарной классификации (практическая реализация) // Системные технологии. Региональный межвузовский сборник научных трудов. Выпуск 5 (46) Днепропетровск, 2006. – С. 113-126.
5. Бидюк П.И., Фефелов А.А., Литвиненко В.И., Баклан И.В. Программная реализация алгоритма отрицательного отбора для решения задач классификации // Тези доповідей Всеукраїнської конференції Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем, Дніпропетровськ, 17-19 листопада 2003 р. – С. 10.
6. Баранов О.М., Носенко В.І., Горавський С.П., Литвиненко В.І., Фефелов А.О. Застосування штучних імунних систем для рішення задач класифікації донних морських // Збірник наукових праць Севастопольського військово-морського ордена Червоної Зірки інституту П.С. Нахімова // Випуск 2 (8). – 2005. – С. 339-340.
7. Forrest S. and S. A. Hofmeyr. Engineering an immune system. Graft, Vol. 4:5, P. 5-9, 2001.
8. Forrest S. and S. A. Hofmeyr. Immunology as information processing. In Design Principles for the Immune System and Other Distributed Autonomous Systems, edited by L. A. Segel and I. Cohen. Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity. New York: Oxford University Press, 2000.
9. Dasgupta D. and F. A. Gonzalez. An Immunogenetic Approach to Intrusion Detection, CS Technical Report (No. CS-01-001), The University of Memphis. May, 2001.
10. Dasgupta. Immunity-Based Intrusion Detection Systems: A General Framework In the proceedings of the 22nd National Information Systems Security Conference (NISSC), October 18-21, 1999.
11. Dasgupta D. An Overview of Artificial Immune Systems and Their Applications. Chapter 1 in the book entitled Artificial Immune Systems and Their Applications, Publisher: Springer-Verlag, Inc., pp 3-23, January 1999.
12. Литвиненко В.І. Вирішення задач класифікації з використанням механізмів ідеопатичної мережі // Наукові праці: науково-методичний журнал. Т. 57. Вип. 44. Комп'ютерні технології. – Миколаїв: Вид-во МДГУ ім. Петра Могили, 2006. – С. 136-146.
13. Castro De, L.N. & Timmis, J.I. Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach, London: Springer-Verlag 2000), September, 357 p.
14. Бідюк П.І., Литвиненко В.І., Фефелов. А.О. Формалізація методів побудови штучних імунних мереж // Наукові НТУУ 2007 р. – С. 29-41.
15. Литвиненко В.И. Искусственные иммунные системы как средство индуктивного построения оптимальных моделей сложных объектов // Проблемы управления и информатики. – 2008. – № 3. – С. 43-61.
16. Литвиненко В.И. Иммуный классификатор для решения задач бинарной классификации (теоретические основы) // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. Випуск 1 (42). – Дніпропетровськ, 2006. – С. 114-130.
17. <http://sourceforge.net/projects/weak>.
18. Brownlee J. Clonal Selection Theory & CLONALG – The Clonal Selection Classification Algorithm (CSCA) // Victoria, Australia: Centre for Intelligent Systems and Complex Processes (CISCP), Faculty of Information and Communication Technologies (ICT), Swinburne University of Technology; 2005 Jan; Technical Report ID: 2-01.