

## МЕТАЕВРИСТИЧНИЙ МЕТОД ЕВОЛЮЦІЙНОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ІМУННИХ ПІДХОДІВ

<sup>1</sup>Вінницький національний технічний університет

*Розглянуто еволюційний підхід метаевристичної оптимізації, побудований на принципах функціонування штучних імунних систем та орієнтований на розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації. Показано, що сучасні оптимізаційні задачі характеризуються високою розмірністю пошукового простору, наявністю численних локальних екстремумів і необхідністю узгодження кількох критеріїв, що ускладнює застосування класичних методів. Обґрунтовано доцільність використання природозумовлених підходів, зокрема еволюційних методів на базі алгоритму штучних імунних систем, які забезпечують адаптивний глобальний пошук завдяки механізмам клонування, мутації, селекції. Запропоновано еволюційний підхід до оптимізації на основі алгоритму штучних імунних систем, формалізовано його оператори та алгоритмічну схему. Для оцінювання ефективності методу проведено обчислювальні дослідження на модельних задачах з бінарним і дійсним кодуванням рішень. Зокрема, у задачі XdivK для бінарного кодування рішень встановлено, що алгоритм штучних імунних систем демонструє підвищену швидкість збіжності порівняно з генетичним алгоритмом, що зумовлено інтенсивним локальним пошуком у зоні перспективних рішень. В задачі оптимізації двоекстремальної функції для кодування рішень у формі дійсних чисел встановлено здатність алгоритму штучних імунних систем стабільно досягати глобального екстремуму без «залипання» в локальних максимумах. Визначено, що для невеликих популяцій алгоритм штучних імунних систем забезпечує вищу швидкість збіжності, тоді як генетичний алгоритм характеризується кращою масштабованістю. Результати дослідження підтверджують ефективність запропонованого підходу для розв'язання складних оптимізаційних задач та демонструють перспективність подальшого розвитку імунних методів у структурі інтелектуальних обчислювальних систем.*

**Ключові слова:** оптимізація, цільова функція, імунні системи, збіжність рішення, клонування, покоління.

### Вступ

Більшість науково-технічних задач належать до оптимізаційних, які потребують пошуку найкращого рішення [1]. В практичних багатокритеріальних задачах вибір ускладнюється необхідністю узгодження кількох критеріїв, для яких часто бракує інформації щодо оптимального компромісу [2]. Тому подібні задачі зазвичай формулюють як параметричну оптимізацію функціонала, де змінні представляють альтернативи, а значення функціонала — якість вибору [3]. Одно- і багатокритеріальні оптимізаційні задачі часто є комбінаторними та характеризуються множиною можливих рішень. Для їх розв'язання, разом із традиційними алгоритмами перебору, популярним є застосування евристичних моделей, з використанням принципів функціонування природних систем, що сформували окремий клас метаевристичних підходів, відомий як природозумовлена оптимізація [4]. Одним з перспективних напрямів метаевристичних методів природозумовленої оптимізації є еволюційні обчислення, що активно застосовуються в системах штучного інтелекту (ШІ).

Генетичні алгоритми (ГА) та алгоритми штучних імунних систем (АШІС) належать до найрезультативніших природозумовлених методів оптимізації, оскільки відтворюють ключові механізми біологічних процесів і забезпечують ефективний пошук розв'язків у задачах високої обчислювальної складності. Попри ширшу розповсюдженість ГА, алгоритми штучних імунних систем є не менш актуальними: вони вирізняються здатністю до швидкої адаптації, виявлення аномалій, підтримання різноманітності рішень та підвищеною стійкістю до шумів і неповних даних [5], [6]. Завдяки цим властивостям АШІС є перспективною та вагомою альтернативою ГА у сучасних інтелектуальних системах. Дедалі більша потреба в методах, які поєднують глобальний пошук, адаптивність та

стійкість до локальних екстремумів, зумовлює актуальність поглибленого дослідження АШС разом з генетичними алгоритмами.

У праці [7] проаналізовано проблему структурної адаптації алгоритмів у межах генетичних алгоритмів, зокрема складність кодування алгоритмічних конструкцій у хромосомах. Запропонований підхід на основі конструктивно-продукційного моделювання дозволяє представляти не лише параметри, а й цілісні програмні структури, що підвищує різноманітність популяції та пришвидшує пошук ефективних рішень порівняно з класичними ГА. Водночас результати свідчать, що навіть удосконалені генетичні механізми мають обмеження щодо підтримання структурної різноманітності та адаптивності. Саме ці властивості є ключовими перевагами АШС, які природно орієнтовані на роботу з різноманітними структурними поданнями та запобігання передчасній конвергенції. Тому стаття підкреслює актуальність поглиблених досліджень АШС як ефективної альтернативи або доповнення до ГА у задачах еволюційного синтезу складних алгоритмічних структур.

У статті [8] показано, що АШС дуже ефективні у дослідженні складних і широких просторів рішень, особливо в мультимодальних задачах. Водночас ГА швидше збігається до оптимуму, але може пропускати деякі локальні оптимуми через сильний селекційний тиск. Результати проведеного порівняльного аналізу дозволяють здійснювати вибір оптимізаційної стратегії у прикладних задачах інженерної оптимізації.

У статті [9] автори виконали порівняльний аналіз АШС та ГА на стандартних тестових функціях оптимізації. Автори оцінюють швидкість збіжності, якість знайдених рішень і стійкість алгоритмів до локальних екстремумів. Показано, що алгоритм клонального відбору краще зберігає різноманітність популяції та ефективніше досліджує мультимодальний простір рішень. Водночас генетичний алгоритм у низці задач демонструє швидшу збіжність, що підтверджує доцільність вибору методу залежно від характеристик задачі оптимізації.

У науковій праці [10] досліджено впровадження інтелектуальних методів у виробництво з високими вимогами до надійності, безпеки та швидкої обробки великих потоків даних. Традиційні алгоритми ШІ обмежені, тому актуальним є пошук адаптивніших підходів. Автори пропонують уніфікований АШС, який на основі багатокомпонентної оцінки вибирає оптимальні модифіковані імунні алгоритми для конкретних задач та особливостей обладнання, формуючи ефективну конфігурацію для реального виробництва, зокрема у нафтогазовому секторі. Практична значущість полягає в здатності АШС забезпечувати адаптивність, стійкість до відмов і швидку реакцію на зміни середовища, що критично для сучасних промислових систем керування та діагностики.

Аналізуючи вищезазначені наукові дослідження можна дійти висновку, що розробка АШС є актуальною, оскільки вони забезпечують високу адаптивність, здатність підтримувати структурну різноманітність та ефективно працювати в динамічних і складних середовищах.

*Метою роботи* є розробка підходу пошуку оптимуму цільового критерію, побудованого на принципах функціонування штучних імунних систем, що дозволить уникнути зупинки обчислювального процесу в локальних екстремумах у задачах пошуку глобального екстремуму в дискретному і неперервному просторі станів і переходів між ними.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися такі *завдання*:

- розглянути постановку задачі умовної однокритеріальної оптимізації;
- розробити ефективний еволюційний підхід до розв'язання задач оптимізації на основі АШС, який, використовуючи біологічні механізми відбору, комбінування та варіації параметрів рішень, забезпечує пошук точок глобального екстремуму цільової функції.
- за допомогою розробленого еволюційного підходу на базі АШС виконати розрахунок модельних задач багатокритеріальної оптимізації і здійснити порівняльний аналіз отриманих результатів.

### Результати дослідження

Задача одно- і багатокритеріальної оптимізації передбачає наявність набору з  $N$  змінних та множини  $K$  цільових функцій, оптимальні значення яких необхідно визначити. На аргументи цих функцій накладається система обмежень у вигляді множини  $M$  нерівностей. Знайдене оптимальне розв'язання має задовольняти всі встановлені обмеження. Формально постановку задачі багатокритеріальної оптимізації можна подати у такому вигляді [11]:

$$y = f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_K(x)) \rightarrow \text{opt}, \quad (1)$$

$$\begin{cases} a_j \leq 0, & j = \overline{1, r}, \\ b_j \leq 0, & j = \overline{r+1, M}, \end{cases}$$

де  $x = (x_1, x_2, \dots, x_N) \in X$  — вектор рішень розмірності  $N$ , який задовольняє  $M$  обмежень ( $r$  нерівностей  $a(x) = (a_1(x), a_2(x), \dots, a_r(x)) \leq 0$  і  $M - r$  рівностей  $b(x) = (b_{r+1}(x), b_{r+2}(x), \dots, b_M(x)) \leq 0$ ),  $y = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \in Y_f$  — вектор цільових функцій (цільовий функціонал, критерії якості, алгоритми обчислення показників якості). До того ж,  $X$  називається простором рішень, а  $Y_f$  — простором цілей або критеріальним простором.

АШС ґрунтується на ідеях, запозичених з імунології, відтворюючи принципи функціонування імунної системи живого організму [12]. Імунна система розглядається як підсистема, що охоплює органи й тканини, відповідальні за захист організму від захворювань. Антигеном називають речовину, яку організм сприймає як чужорідну та від якої прагне захиститися [6], [9]. Антитіло визначають як речовину, що розпізнає антиген і забезпечує його нейтралізацію. Клітиною пам'яттю називають імунну клітину, яка зберігає інформацію про нові антитіла, здатні розпізнавати відповідні антигени, що забезпечує підвищення ефективності реакції імунної системи у разі повторного проникнення ідентичного або подібного антигену [10].

Цільова функція  $f(x)$  еквівалентна природному поняттю пристосованості імунної клітини (афінність) до боротьби з антигенами, тобто здатності клітини виробляти антитіла.

Вектор параметрів  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in D$ , цільової функції називається імунною клітиною, яка виробляє антитіла.

Вирішенням завдання глобальної оптимізації є пошук умовного мінімуму (максимуму) цільової функції  $f(x)$  на множині  $D$ , тобто таку точку  $x^* \in D$ , що  $f(x^*) = \max(\min)_{x \in D} f(x)$ , де  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ,

$$D = \{x \mid x_i \in [a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, n\}.$$

Для вирішення завдання глобальної оптимізації використовуються кінцеві набори  $I = \left\{ x^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j)^T, j = 1, 2, \dots, N_p \right\} \subset D$  можливих рішень, які називаються популяціями, де  $x^j$  — імунна клітина з номером  $j$ ,  $N_p$  — розмір популяції імунних клітин. Що менше значення цільової функції  $f(x^j)$ , то більше імунна клітина  $x^j$  пристосована, тобто здатна продукувати необхідні антитіла, та придатна як рішення. Застосування АШС зводиться до дослідження множини  $D$  за допомогою переходу від однієї популяції до іншої. Чим більше значення цільової функції  $f(x^j)$ , тим більше імунна клітина  $x^j$  пристосована, тобто здатна продукувати необхідні антитіла (рішення оптимізації). АШС імітує еволюцію початкової популяції імунних клітин пам'яті  $I_0 = \left\{ x^j, j = 1, 2, \dots, I_p \mid x^j = (x_1^j, x_2^j, \dots, x_n^j)^T \in D \right\}$ , де  $I_p$  — початковий розмір популяції є ітераційним процесом.

Під час роботи АШС на кожній ітерації до популяції застосовуються біологічні оператори: клонування, мутація та селекція, після чого відбувається заміна клітин з низьким рівнем пристосованості новими.

Оператор клонування АШС — це метод перетворення, який генерує нове покоління копій антитіл клітин пам'яті у майбутній популяції. На початку, для реалізації оператора клонування упорядковуються клітини в популяції за зростанням відповідного їм значення функції пристосованості:  $f(x^{(1)}), \dots, f(x^{(N_p)})$ , де  $f(x^{(1)}) = f_{\min}; f(x^{(N_p)}) = f_{\max}$ . Після чого вибирається з упорядкованої популяції  $s$  батьківських клітин з найкращими відповідними значеннями функції пристосованості ( $s$  перших клітин).

Для кожної вибраної клітини використовують два варіанти клонування:

1) «пропорційне» — для кожної клітини з номером  $j$  в упорядкованої популяції генерується  $N_j$  клонів, де  $N_j = \left[ \beta \cdot (N_p - j) \right]$ ,  $j = 1, 2, \dots, s$  — індекс індивіда у відсортованій популяції ( $j = 0$  — найкраща),  $\beta$  — параметр швидкості операції клонування;

2) «рівномірне» — для кожної клітини генеруються  $N_j$  клонів, де  $N_j = N_c$ , а  $N_c$  — параметр операції клонування.

Результатом операції клонування є утворення популяції, яка складається з  $N_p$  першопочаткових

клітин і  $s$  клонів батьківських клітин, тобто усього  $N_p + \sum_{j=1}^s N_j$  клітин.

Оператор мутації АШС — це метод перетворення, який здійснює генетичну зміну антитіл для можливого поліпшення їхньої відповідності антигенам. Для кожної батьківської клітини з номером  $j$  потрібно виконати процедуру мутації для усіх її  $N_j$  клонів. Для цього кожному координату  $x_i^{c,j}$  клону  $x^{c,j}$  замінити на  $y_i^{c,j}$ :

– бінарне кодування клону

$$y^{c,j} \leftarrow \begin{cases} 0 & \text{якщо } r < \rho, \quad x^{c,j} = 1, \\ 1 & \text{якщо } r < \rho, \quad x^{c,j} = 0, \end{cases}$$

де  $r \sim U[0, 1]$  — випадково відібране значення ймовірності мутації,  $\rho$  — значення ймовірності мутації; — кодування клону у вигляді дійсних чисел:

1) використовуючи рівномірний закон розподілу на відрізку  $[0; 1]$  генерується число  $u$ ;

2) якщо  $u > 0,5$ , то застосовується  $y_i^{c,j} = x_i^{c,j} + U(0; b_i - x_i^j) \cdot r$ , а якщо  $u \leq 0,5$ , тоді

$y_i^{c,j} = x_i^{c,j} - U(0; x_i^j - a_i) \cdot r$ , де  $j = 1, 2, \dots, s$ ;  $c = 1, 2, \dots, N_j$ ;  $i = 1, 2, \dots, s$ ;  $U(a; b)$  — випадкова величина, рівномірно розподілена на відрізку  $[a; b]$ ;  $r$  — параметр мутації;

3) якщо  $y^{c,j} \notin [a_i; b_i]$ , тоді процедура мутації повторюється.

Результатом операції мутації АШС є популяція, яка складається із  $N_p$  першопочаткових клітин і клітин-мутантів  $s$  батьківських клітин, тобто усього  $N_p + \sum_{j=1}^s N_j$  клітин.

Оператор селекції АШС — це метод відбору найефективніших детектор-батьків, на основі яких будуть створені нові детектор-нащадки. Для початку обчислюються значення функції пристосованості для кожного клону-мутанта  $f(y^{c,j})$ ,  $c = 1, 2, \dots, N_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, s$ . Для кожної батьківської клітини  $x^j$ ,  $j = 1, 2, \dots, s$ , серед її клонів-мутантів знаходиться клітина з найменшим значенням функції пристосованості  $f_{\min}(y^j)$ . Якщо  $f_{\min}(y^j) < f(x^j)$ , тоді замінюється в новій популяції батьківська клітина клоном-мутантом  $y^j$ , а інакше — залишається батьківська клітина  $x^j$ . Результатом операції селекції є нова популяція з  $N_p$  клітин.

У такий спосіб формується нова популяція. Робота алгоритму завершується після генерування заданої кількості популяцій, а як наближений розв'язок задачі з фінальної популяції вибираються ті імунні клітини, що характеризуються максимальним значенням функції пристосованості.

АШС реалізується на основі базових імунних операторів, що дозволяють перетворити певну множину антитіл (мутація) з набору клітин пам'яті (клонування), видалення антитіл з низькою афінністю (селекція), дозрівання афінності та повторний відбір клонів пропорційно їхній афінності до антигенів (оновлення) [13].

На рис. 1 показано алгоритм АШС.

*Крок 1.* Початок роботи АШС.

*Крок 2.* Введення цільової функції  $f(x)$ , як форми пристосованості імунної клітини (афінність);  $r$  — ймовірність мутації;  $N_p$  — розмір популяції імунних клітин;  $n$  — довжина хромосоми імунної клітини;  $Q$  — загальна кількість ітерацій (поколінь);  $a, b$  — мінімальне і максимальне значення інтервалу положення оптимальної точки цільової функції;  $\beta$  — параметр операції клонування.

*Крок 3.* Ініціалізація лічильника значення номера поточного покоління  $q$ .

*Крок 4.* Створення початкової популяції з  $N$  індивідів імунних клітин. Для цього випадковим чином генерується кінцевий набір пробних рішень  $I_0 = \left\{ x^0 = (s_1^0, s_2^0, \dots, s_n^0)^T \in D \right\}$ , де  $D$  — множина дійсних або бінарних чисел.

*Крок 5.* Оцінити афінність кожної імунної клітини (детектор-батько) — обчислити значення цільової функції  $f(x_0)$ .

*Крок 6.* Ініціалізація умови роботи циклу, а саме: виконання обчислень допоки значення афінності

(цільової функції) імунної клітини  $x^q$  не буде задовольняти умові

$$\mu(s^*) = \max(\min)_{s \in S} \mu(s)$$

або значення покоління  $q = Q$ , де  $Q$  — загальне число ітерацій обчислення АШС.

*Крок 7.* Збільшити поточне значення номера покоління, а саме:  $q = q + 1$ .

*Крок 8.* Застосувати оператор клонування. Використовуючи варіанти «пропорційного» або «рівномірного» клонування згенерувати популяцію, яка складається з  $N_p$  першопочаткових клітин детектори-батьків та їхніх клонів  $s$  батьківських клітин

$$(g_1^h, g_2^h, \dots, g_{n+s}^h) \leftarrow (s_1^q, s_2^q, \dots, s_n^q).$$

*Крок 9.* Застосувати оператор мутація. З ймовірністю  $r$  піддати мутації популяцію клонів імунних систем:

$$(w_1^h, w_2^h, \dots, w_{n+s}^h) \leftarrow (g_1^h, g_2^h, \dots, g_{n+s}^h).$$

*Крок 10.* Застосувати оператор селекції. Здійснити відбір найефективніших детектори-батьків, на основі яких будуть створені нові детектори-нащадки

$$(v_1^h, v_2^h, \dots, v_n^h) \leftarrow (w_1^h, w_2^h, \dots, w_{n+s}^h).$$

*Крок 11.* Застосувати оператор оновлення. Вибрати з  $V_q$  популяції  $d$  імунних клітин з найгіршим значенням функції пристосованості ( $d$  останніх клітин) і замінити їх новими клітинами, що генеруються випадковим чином на множині  $D$ . У результаті буде створено нова оновлена популяція імунних клітин

$$(s_1^{h*}, s_2^{h*}, \dots, s_n^{h*}) \leftarrow (v_1^h, v_2^h, \dots, v_n^h).$$

*Крок 12.* Оцінити ступінь афінності кожної імунної клітини в новій популяції — обчислити відповідне значення цільової функції  $\mu(x^{h*})$ .

*Крок 13.* Якщо виконується умова зупинки на кроці 6, тоді необхідно здійснити вибір імунної клітини з максимальним значенням афінності

$$s^{h*} = (s_1^{h*}, s_2^{h*}, \dots, s_n^{h*}),$$

де  $\mu(s^*) = \max(\min)_{s \in S} \mu(s)$ .

*Крок 14.* Здійснити виведення результатів обчислень  $x^*$ .

*Крок 15.* Кінець роботи АШС.

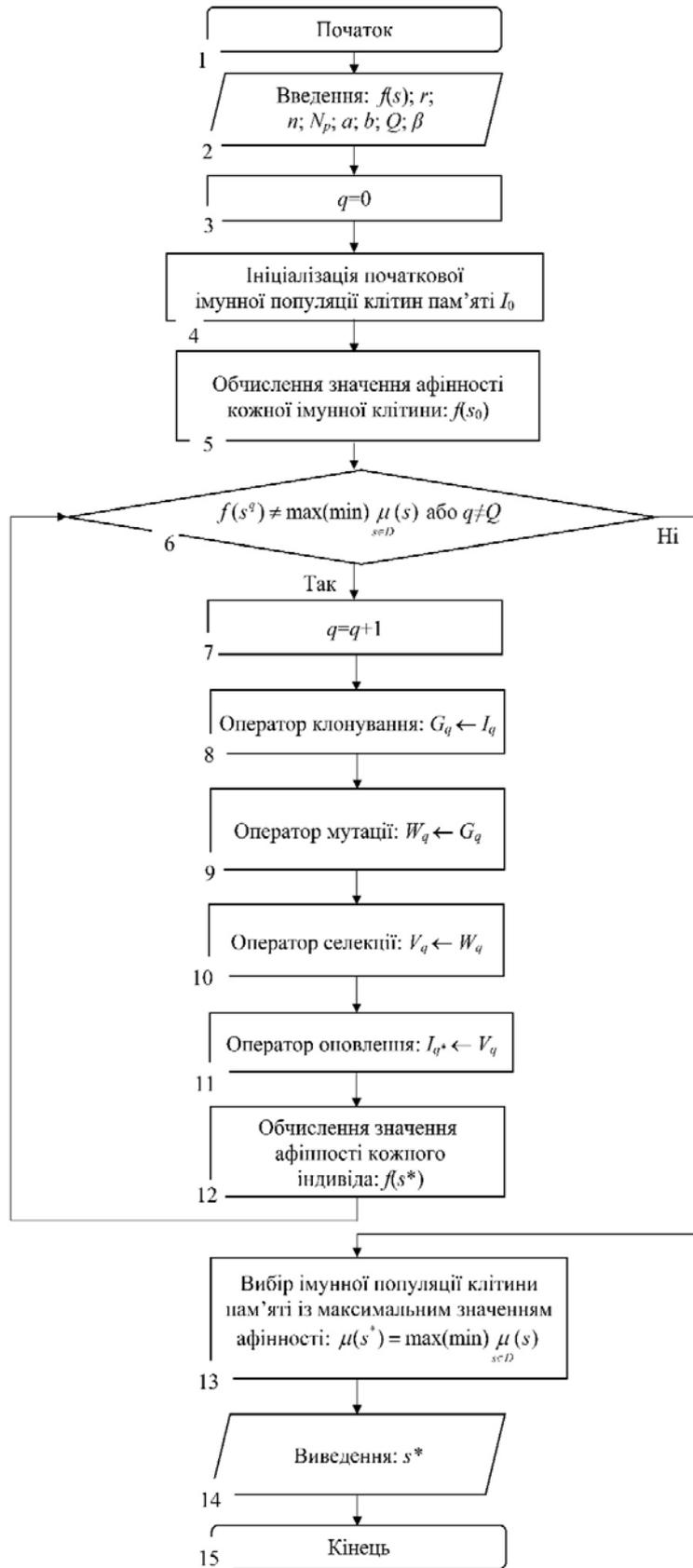


Рис. 1. Схема алгоритму штучних імунних систем

Оскільки АШС належить до метаевристичних методів, то у нього відсутня точна умова збіжності розв'язку. Але використання стандартних класичних генетичних операторів дає змогу взяти до уваги всі наявні теоретичні обґрунтування та експериментальні підтвердження ефективності АШС [14].

Для проведення оцінки ефективності АШС у разі розв'язання оптимізаційних задач вибрано два типи модельних задач, а саме в бінарному представленні індивіда (рішення) (пошук оптимального значення у дискретному просторі станів) і у формі дійсних чисел (пошук оптимального значення у неперервному просторі станів). Зокрема, для бінарного представлення множини можливих рішень, використано модельну задачу оптимізації XdivK [15]. У цій задачі необхідно визначити значення цілої частини співвідношення функції суми цифр двійкового ряду заданої довжини  $L$  до деякого попередньо визначеного параметра  $k$ , такої, що  $L \bmod k = 0$  [16]. Очевидно, що розв'язком завжди є такий рядок, який складається із одних одиниць, але оскільки ГА не має таких знань, то необхідно виконати пошук рішення за допомогою генетичних операторів відповідних еволюційних методів.

На рис. 2 подані результати розв'язання задачі XdivK для обсягу популяції, рівною 40 % від довжини хромосоми ( $L = 10$  Біт), зі значенням дільника  $k = 2$ . Обчислювальна складність модульної тестової задачі XdivK є поліноміальною і лежить в межах від  $O(n \log n)$  до  $O(n^2)$ , що залежить як від параметрів задачі так і від параметрів самого алгоритму. Варто зауважити, що значення параметра ймовірності схрещування для ГА  $p_c = 0,8$ , швидкість операції клонування  $\beta = 2,0$  та ймовірність мутації в популяції як для ГА так і для АШС  $p_m = 0,1$ . У ГА використано оператор селекції типу турнірного відбору і двоточкове схрещування [17], а у АШС оператор пропорційного клонування [18].

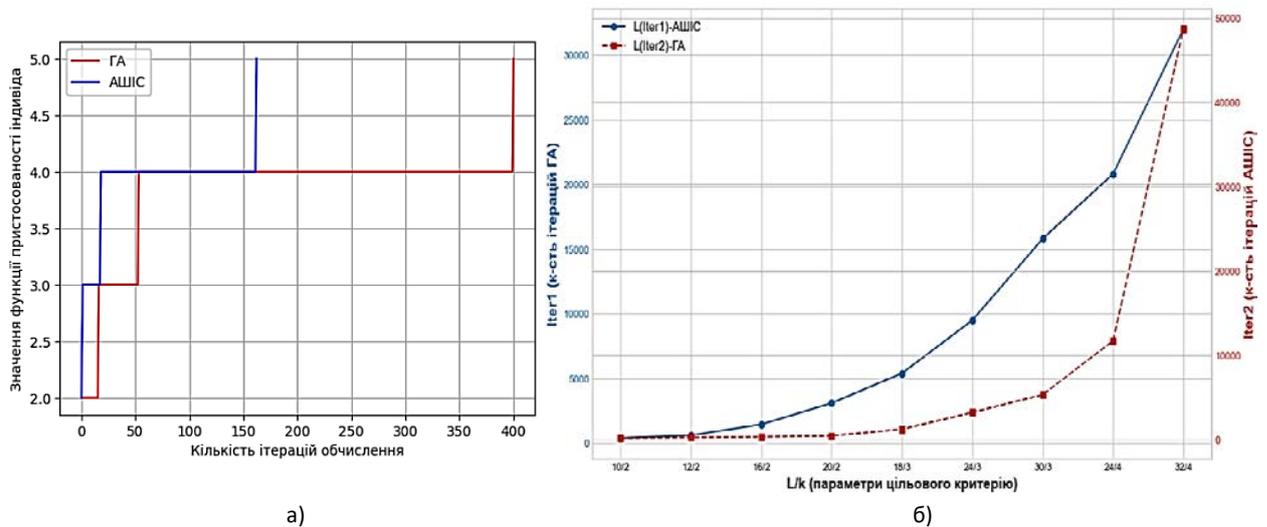


Рис. 2. Діаграми зміни параметрів в модельній тестовій задачі оптимізації XdivK:

а — функції пристосованості індивіда популяції в залежності від номера покоління; б — кількості поколінь (ітерацій), необхідних для отримання максимального значення функції пристосованості

На рис. 2б показані результати значення числа ітерацій (поколінь), усереднених по 100 запусках (використано парний тест Вілкоксона [18]), необхідних для розв'язання відповідної модульної тестової задачі для досягнення оптимуму. Довжина індивіда варіювалася від 20 до 90 Біт. Обчислювальні параметри ГА і АШС залишилися такими ж незмінними, як у задачі з довжиною індивіда 10 Біт.

Аналізуючи результати обчислень на рис. 2 можна дійти висновку, що в задачі XdivK швидкість збіжності: за кількістю ітерацій ГА —  $\varepsilon_{GA}^3 = 0,012$ , а в АШС —  $\varepsilon_{AHC}^3 = 0,031$ ; за часом обчислень —  $T_{GA}^3 = 0,68$  с, а в АШС —  $T_{AHC}^3 = 0,42$  с. Більша швидкість збіжності рішення АШС в порівнянні з ГА в модульній тестовій задачі XdivK є результатом того, що за рахунок пропорційного клонування імунних клітин АШС швидше наближається до локального мінімуму ніж ГА. Результати обчислення (див. рис. 2б) показують стабільне досягнення глобального оптимуму за допомогою ГА і АШС із бінарним кодуванням популяції індивідів (рішення). Діаграма на рис. 2б показує нерівномірне значення обчислювальної складності в залежності від параметрів цільового критерію.

Для тестування АШС де використовується популяція (рішення) з кодуванням у дійсній формі вибрано оптимізаційну задачу на основі цільової двоєкстремальної функції [11], [16].

З рис. 2а випливає, що точкою глобального екстремуму відповідної цільової функції  $f(x, y) = -3x^2 - 4y^2 - 23\cos(x - 0,5)$  є точка  $f(x^*, y^*) = 6,4892$ , де  $x^* = -2,0709$  і  $y^* = 0$ , а точкою локального максимуму  $f(x^*, y^*) = -8,193$ , де  $x^* = 2,8164$  і  $y^* = 0$  [17]. З метою визначення значення глобального екстремуму цільової двоекстремальної функції (рис. 2б) сформовано популяцію із шести індивідів з подальшим застосуванням ГА і АШС. У ГА також використано оператор селекції типу рулеткового відбору і мутації дійсних чисел з центром, а у АШС оператор пропорційного клонування [18].

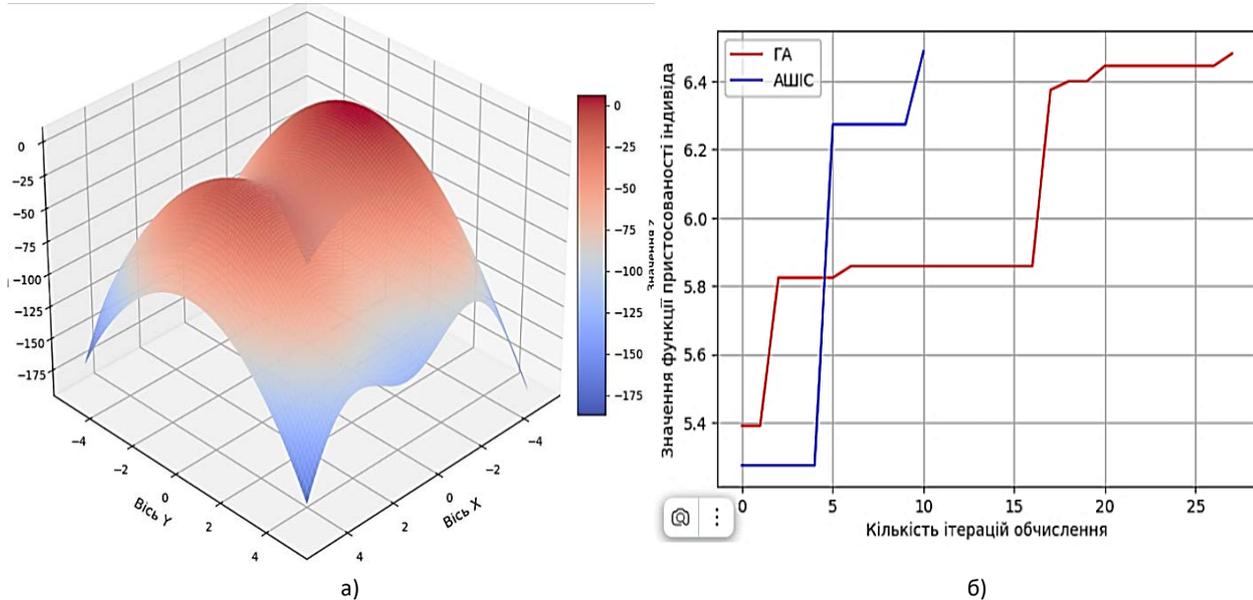


Рис. 3. Діаграма зміни параметрів двоекстремальної цільової функції:

а — загальний вигляд на декартовій тривимірній площині; б — як функції пристосованості індивіда популяції в залежності від номера покоління у разі оптимізації цільової двоекстремальної функції ГА і АШС для популяція з 6 індивідів

Аналізуючи результати обчислення, на рис. 3 можна зазначити стабільне досягнення глобального оптимуму без зупинки у локальному екстремуму, як за допомогою ГА так і АШС з кодуванням популяції індивідів (рішення) на основі дійсних чисел. Визначено, що швидкість збіжності ГА для популяції з шести індивідів за кількістю ітерацій  $\varepsilon_{GA}^{*6} = 0,23$ , за часом  $T_{GA}^{*6} = 0,53$  с. В АШС швидкість збіжності для популяції з шести індивідів за кількістю ітерацій  $\varepsilon_{AHS}^{*6} = 0,60$ , за часом  $T_{AHS}^{*6} = 0,37$  с. Збільшення популяції індивідів у середньому збільшує швидкість збіжності рішення для на 33 %, як для ГА так і для АШС. Також можна зауважити більшу масштабованість ГА у порівнянні із АШС, яка складає близько 28 %. Абсолютна похибка розв'язку оптимізаційної задачі на основі цільової двоекстремальної функції за 100 запусків становила  $2,87 \cdot 10^{-3}$ .

## Висновки

У статті визначено ефективність підходу пошуку оптимуму цільового критерію з використанням метаевристичного методу оптимізації за допомогою АШС у задачах дискретного і неперервного простору станів і переходів між ними. Зокрема, у модульних тестових задачах з бінарним кодуванням і представленням у вигляді дійсних чисел рішень зафіксоване стабільне досягнення глобального екстремуму цільової функції, а середня абсолютна похибка розв'язку за 100 запусків становила у середньому  $3,1 \cdot 10^{-3}$ .

Для досягнення поставленої мети здійснено постановку задачі у вигляді умовної одно- і багато-критеріальної оптимізації, що дозволило розробити ефективні підходи еволюційного розв'язку задач оптимізації на базі АШС. Зокрема, у АШС використано оператори рівномірного і пропорційного клонування, мутації та відповідної селекції.

На основі модульної тестової задачі XdivK в бінарному кодуванні оптимального рішення визначено, що швидкість збіжності рішення АШС в порівнянні з ГА більше на 30 %. Це є результатом роботи оператора пропорційного клонування імунних клітин АШС, що також дозволяє швидше наблизитись до локального мінімуму порівняно із ГА.

На основі модульної тестової задачі XdivK (бінарне кодування оптимального рішення), а також оптимальної задачі на основі цільової двоекстремальної функції (кодування оптимального рішення у вигляді дійсних чисел), визначено, що швидкість збіжності рішення АШС в порівнянні з ГА більше на 30 %. Це є результатом роботи оператора клонування імунних клітин АШС, що дозволяє швидше наблизитись до локального мінімуму на рівні з ГА.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] R. D. Iskovych-Lototsky, Y. V. Ivanchuk, and Y. P. Veselovsky, "Simulation of working processes in the pyrolysis plant for waste recycling," *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. Engineering technological systems*, vol. 1, no. 8(79), pp. 11-20, 2016. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2016.59419>.
- [2] X. Ma, J. Yang, H. Sun, Z. Hu, and L. Wei, "Feature information prediction algorithm for dynamic multi-objective optimization problems," *European Journal of Operational Research*, vol. 295, no. 3, pp. 965-981, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.01.028>.
- [3] R. Kvyetnyy, and Y. Ivanchuk, *Computational Methods and Algorithms*, Textbook. Vinnytsya: VNTU, 2024. ISBN 978-966-641-964-7 (print); ISBN 978-617-8163-19-8 (PDF).
- [4] S. Agrawal, A. Tiwari, P. Naik, and A. Srivastava, "Improved differential evolution based on multi-armed bandit for multimodal optimization problems," *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 10, pp. 7625-7646, 2021. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-02261-1>.
- [5] R. D. Iskovych-Lototsky, Y. V. Ivanchuk, N. R. Veselovska, W. Surtel, and S. Sundetov, "Automatic system for modeling vibro-impact unloading bulk cargo on vehicles," in *Proc. SPIE 10808, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2018*, 1080860, Oct. 1, 2018. <https://doi.org/10.1117/12.2501526>.
- [6] R. Kvyetnyy, Y. Ivanchuk, A. Yarovy, and Y. Horobets, "Algorithm for Increasing the Stability Level of Cryptosystems," in *Selected Papers of the VIII Int. Scientific Conf. "Information Technology and Implementation" (IT&I-2021)*, vol. 3179, pp. 293-301, 2021. [Electronic resource]. Available: [https://ceur-ws.org/Vol-3179/Short\\_2.pdf](https://ceur-ws.org/Vol-3179/Short_2.pdf).
- [7] В. І. Шинкаренко, і О. В. Макаров, «Конструктивно-продукційне моделювання хромосом генетичного алгоритму з закодованими алгоритмами сортування.» *Проблеми програмування*, № 3, с. 39-52, 2025. <https://doi.org/10.15407/pp2025.03.039>.
- [8] F. Freschi, and M. Repetto, "Comparison of artificial immune systems and genetic algorithms in electrical engineering optimization," *COMPEL: The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, no. 25, pp. 792-811, 2006. <https://doi.org/10.1108/03321640610684006>.
- [9] E. D. Ülker, and S. Ülker, "Comparison study for clonal selection algorithm and genetic algorithm," *International Journal of Computer Science & Information Technology*, vol. 4, no. 4, pp. 107-118, Aug. 2012. <https://doi.org/10.5121/ijcsit.2012.4410>.
- [10] G. Samigulina, and Z. Samigulina, "Development of an Approach for Multicomponent Evaluation of the Efficiency of Modified Algorithms of Artificial Immune Systems," *Procedia Computer Science*, vol. 231, pp. 746-752, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.143>.
- [11] R. Iskovich-Lototsky, et al., "Terms of the stability for the control valve of the hydraulic impulse drive of vibrating and vibro-impact machines," *Przeglad Elektrotechniczny*, vol. 4, no. 19, pp. 19-23, 2019. <https://doi.org/10.15199/48.2019.04.04>.
- [12] S. Agrawal, A. Tiwari, P. Naik, and A. Srivastava, "Improved differential evolution based on multi-armed bandit for multimodal optimization problems," *Applied Intelligence*, vol. 51, no. 10, pp. 7625-7646, 2021. <https://doi.org/10.1007/s10489-021-02261-1>.
- [13] D. Czégel, H. Giaffar, J. B. Tenenbaum, and E. Szathmáry, "Bayes and Darwin: How replicator populations implement Bayesian computations," *BioEssays*, vol. 44, no. 4, article 2100255, 2022. <https://doi.org/10.1002/bies.202100255>.
- [14] Y. Y. Liang, J. C. Shen, and W. Li, "Evolution of compressive mechanical properties of early hypertrophic scar during laser treatment," *Journal of Biomechanics*, vol. 129, article 110783, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2021.110783>.
- [15] Я. В. Іванчук, і Р. Д. Іскович-Лотоцький, *Методи та засоби математичного моделювання гідравлічних вібраційних і віброударних машин*, моногр. Вінниця: ВНТУ, 2023, 466 с. ISBN 978-966-641-952-4.
- [16] N. Q. K. Le, et al., "A computational framework based on ensemble deep neural networks for essential genes identification," *International Journal of Molecular Sciences*, vol. 21, no. 22, pp. 1-16, 2020. <https://doi.org/10.3390/ijms21239070>.
- [17] Р. Н. Кветний, Я. В. Іванчук, І. В. Богач, О. Ю. Софіна, і М. В. Барабан, *Методи та алгоритми комп'ютерних обчислень. Теорія і практика*, підруч. Вінниця: ВНТУ, 2023, 280 с. ISBN 978-966-641-952-4.
- [18] D. Molina, F. Herrera, J. Derrac, and S. García, "A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms," *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 1, no. 1, pp. 3-18, 2011, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2011.02.002>.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних наук ВНТУ

Стаття надійшла до редакції 03.12.2025

**Іванчук Ярослав Володимирович** — д-р техн. наук, професор, професор кафедри комп'ютерних наук, e-mail: ivanchuck@vntu.edu.ua ;

**Борисюк Олександр Олегович** — аспірант кафедри комп'ютерних наук, e-mail: borisyuk.sasha@gmail.com .

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

Ya. V. Ivanchuk<sup>1</sup>  
O. O. Borysuk<sup>1</sup>

## Metaheuristic Method of Evolutionary Optimization Using Immune Approaches

<sup>1</sup>Vinnitsia National Technical University

*The article examines a metaheuristic method of evolutionary optimization based on the operating principles of artificial immune systems and aimed at solving constrained multi-criteria optimization problems. It is shown that contemporary optimization tasks are characterized by a high-dimensional search space, numerous local extrema, and the need to reconcile multiple criteria, which complicates the use of classical optimization techniques. The rationale for employing nature-inspired approaches — particularly evolutionary methods grounded in artificial immune system algorithms — is provided. These methods enable adaptive global search through mechanisms of cloning, mutation and selection. An evolutionary optimization approach based on the artificial immune system algorithm is proposed, with its operators and algorithmic framework formally defined. To evaluate the method's effectiveness, computational experiments were conducted on benchmark problems using both binary and real-valued encodings. In the XdivK problem with binary encoding, the artificial immune system algorithm demonstrated a higher convergence rate than the genetic algorithm, attributable to its intensive local search within promising solution regions. In the optimisation of a bi-modal function with real-valued encoding, the artificial immune system algorithm consistently achieved the global optimum without becoming trapped in local maxima. It was established that, for small population sizes, the artificial immune system algorithm ensures faster convergence, whereas the genetic algorithm exhibits better scalability. The results confirm the effectiveness of the proposed approach for solving complex optimisation problems and highlight the potential for further development of immune-based methods within intelligent computational systems.*

**Keywords:** optimisation, objective function, immune systems, solution convergence, cloning, generation.

**Ivanchuk Yaroslav V.** — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Computer Science, e-mail: ivanchuck@vntu.edu.ua ;

**Borysuk Oleksandr O.** — Post-Graduate Student of the Chair of Computer Science, e-mail: borysyuk.sasha@gmail.com