УДК 004.894:004.023
DOI https://doi.org/10.32782/IT/2023-4-1

Ілля ЗІБОРОВ
аспірант кафедри системного аналізу та управління Національного технічного університету «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, ziborov.il.k@nmu.one
***ORCID:** 0000-0002-3118-387X*

Тімур ЖЕЛДАК
Кандидат технічних наук, доцент, завідувач кафедри системного аналізу та управління Національного технічного університету «Дніпровська політехніка», просп. Дмитра Яворницького, 19, м. Дніпро, Україна, 49005, zheldak.t.a@nmu.one
***ORCID:** 0000-0002-4728-5889*
***Scopus Author ID:** 55602208300*

Бібліографічний опис статті: Зіборов, І., Желдак, Т. (2023). Еволюційний метод пошукової оптимізації на основі рою часток та моделювання штучних імунних систем. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 4, 3–12, doi: https://doi.org/10.32782/IT/2023-4-1

ЕВОЛЮЦІЙНИЙ МЕТОД ПОШУКОВОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ РОЮ ЧАСТОК ТА МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНИХ ІМУННИХ СИСТЕМ

Запропоновано метод оптимізації неперервних функції багатьох змінних, який втілює підходи методів рою часток та моделювання штучної імунної системи. Проведено дослідження з метою визначення оптимальних налаштувань алгоритму, що реалізує запропонований метод. Показано, що запропонований метод може бути застосований як складова інформаційної технології супроводу підтримки управлінських рішень та розв'язання задач оптимізації технологічних процесів у металургійному виробництві.

***Метою роботи** є розробка оригінального гібридного методу глобальної оптимізації на основі методу штучної імунної системи та методу рою частинок, а також формулювання рекомендацій щодо налаштування його параметрів. Запропонований метод має прискорити прийняття рішень при керуванні технологічними процесами у металургійному виробництві та підвищити їх точність.*

***Методологія** забезпечення рішення полягає у поєднанні основних пошукових операторів еволюційних методів оптимізації на основі рою часток і моделювання штучної імунної системи людини. Використовуються традиційні для ройового пошуку кроки з пошуку рішення та обміну інформацією про знайдені локальні оптимуми. Такий пошук доповнюється принципом змагальності, запозиченим у методі штучної імунної системи, для чого популяція поділяється на менші рої або пошукові команди. Також запропоновані кроки контролю різноманіття в рої та радіусу розсіювання часток. Останнє дозволяє вирішувати задачі як безумовної, так і умовної оптимізації у неперервному просторі високої розмірності.*

***Наукова новизна** отриманих у роботі результатів полягає в формулюванні нового еволюційного методу оптимізації в неперервному просторі на основі ройового інтелекту, який на відміну від відомих раніше ройових методів використовує принцип змагання підгруп рою та оператор стиснення популяції, властивих методу моделювання штучних імунних систем. Емпірично встановленні параметри методу, що визначають його ефективність.*

***Висновки**. Застосування запропонованого еволюційного методу пошукової оптимізації до мінімізації тестових функцій у неперервному просторі розмірністю до 20 показало його ефективність у порівнянні з відомими раніше. В подальшому актуальним бачиться застосування викладеного алгоритму для розв'язання задач оптимізації технологічних процесів у металургійному виробництві. Зокрема, даний алгоритм вбачається ефективним для задач шихтування, оптимізації використання феросплавів у ливарному виробництві, а також при прогнозуванні механічних властивостей готової продукції.*

***Ключові слова:** еволюційний метод, оптимізація, штучні імунні системи, ройовий інтелект, популяція, стиснення, технологія.*

Illia ZIBOROV
Postgraduate student of the System Analysis and Control Department, Dnipro University of Technology, 19, Dmytra Yavornytskoho Ave, Dnipro, Ukraine, 49005, ziborov.il.k@nmu.one
***ORCID:** 0000-0002-3118-387X*

Timur ZHELDAK
Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the System Analysis and Control Department, Dnipro University of Technology, 19, Dmytra Yavornytskoho Ave, Dnipro, Ukraine, 49005, zheldak.t.a@nmu.one
ORCID: *0000-0002-4728-5889*
Scopus Author ID: *55602208300*

To cite this article: Ziborov, I., Zheldak, T. (2023). Evoliutsiinyi metod poshukovoi optymizatsii na osnovi roiu chastok ta modeliuvannia shtuchnykh imunnykh system. [The evolutionary method based on particle swarm optimization and artificial immune systems modelling]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security,* 4, 3–12, doi: https://doi.org/10.32782/IT/2023-4-1

THE EVOLUTIONARY METHOD BASED ON PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEMS MODELLING

An optimization method, which embodies the approaches of particle swarm methods and artificial immune system modeling, for a random multidimensional continuous function is proposed. Research was conducted to determine the optimal settings of the algorithm that implements the proposed method. The proposed method can be applied as a component of information technology to support management decisions and solve technological processes optimizing problems in metallurgical production.

The purpose *of the work is to develop an original hybrid method of global optimization based on the artificial immune system method and the particle swarm method, as well as to formulate recommendations for setting its parameters. The proposed algorithm should speed up decision-making in the management of technological processes of metallurgical production and increase their accuracy.*

The methodology *of providing a solution consists in the combination of basic search operators of evolutionary optimization methods based on the particle swarms and the human artificial immune system modeling. Traditional swarm search steps of finding a solution and exchanging information about found local optima are used. The search method is supplemented by the principle of competition, borrowed from the method of the artificial immune system, for which the population is divided into smaller swarms or search teams. Steps to control the diversity in the swarm and the particle scattering radius are also proposed. This hybridization allows solving both unconditional and conditional optimization problems in a continuous high-dimensional space.*

The scientific novelty *of the results obtained in the work is that a new evolutionary optimization method in a continuous space based on swarm intelligence is proposed. This method, in contrast to the previously known swarm optimization methods, uses the principle of swarm subgroup competition and the population compression operator, which are characteristic of the method of modeling artificial immune systems. Also, the parameters of the method that maximize its effectiveness are empirically determined.*

Conclusions*. The application of the proposed evolutionary search optimization method to the minimization of test functions in a continuous space with up to 20 dimensions showed its effectiveness in comparison with previously known ones. The application of the described algorithm for solving the optimization problems of technological processes in metallurgical production is considered relevant in further. This method is considered effective for smelting charging task, for using of ferroalloys in foundry production optimization, as well as for predicting the mechanical properties of finished melting products.*

Key words: *evolutionary method, optimization, artificial immune systems, swarm intelligence, population, compression, technology.*

Актуальність проблеми. Інформаційна технологія супроводу інтелектуальної підтримки процесів прийняття рішень в багатоетапному прокатному виробництві передбачає вирішення цілого ряду задач відносно окремих технологічних процесів, в тому числі задач прогнозування, оптимізації, формування рекомендацій та відновлення математичних залежностей. Значна частина цих задач, зокрема оптимізація шихтування, оптимізація використання феросплавів та побудова оптимальних моделей прогнозування механічних властивостей готової продукції мають багатокритеріальний та багатоекстремальний характер.

Для розв’язання таких типів задач в складі комплексного програмного забезпечення супроводу підтримки прийняття рішень на виробництві сортового прокату необхідно використовувати надійний метод, який би забезпечував повторюваний пошук екстремуму за гарантований час.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Подібна задача вирішується в дійсному просторі має велику кількість обмежень (Богушевський, 2010) та може розглядатися як багатокритеріальна, де разом з критерієм мінімуму собівартості готової сталі можуть вживатися одразу кілька технологічних (Желдак, 2010). Для вирішення такого класу задач також існують як точні методи, так і наближені чисельні методи (Levitin, 2012). Серед точних методів вирішення даного класу задач найбільш вживані методи множників Лагранжа та методи, засновані на похідних (Гончаренко, 2010)

Застосування точних методів в межах інформаційної технології, що розглядається, обмежене ресурсами часу і природою самої задачі. Адже при цілочисельності ряду змінних розв'язання задачі оптимізації без її врахування може привести до результатів, далеких від оптимуму (Жалдак, 2005). Водночас для застосування точних методів необхідно приведення задачі до однокритеріальної, що в свою чергу передбачає попереднє вирішення задач на пошук мінімуму і максимуму за кожним критерієм і виконання згортки, що неприпустимо збільшує складність задачі (Сергієнко, 2001). Відтак, для розв'язання задачі нелінійної багатовимірної умовної оптимізації надалі пропонується використовувати еволюційні багатоагентні методи, багато з яких розглянуті в (Субботін, 2009), зокрема генетичний алгоритм та еволюційна стратегія.

Серед великого класу еволюційних числових методів оптимізації до розв'язання розглянутих задач може бути застосований метод моделювання відпалу (англ. Simulated annealing, SA) (Das, 2005), який однаково добре показує себе при розв'язанні і безперервних задач нелінійної оптимізації та водночас при розв'язанні комбінаторних задачі – як двійкових, так і задач на перестановках. Іншим ефективним методом оптимізації для дійсного простору є метод рою часток (англ. Particle Smarm Optimization, PSO) (Bratton, 2007), ефективний при вирішенні багатоестремальних задач. Однак, ці методи передбачають глобальну безумовну оптимізацію і доволі складний механізм врахування обмежень, а також мають значну кількість параметрів, що мають встановлюватись емпірично і дуже суттєво впливають на ефективність пошуку рішення (Karafotis, 2015).

Зокрема в методі PSO у кожного пошукового агента є додаткова характеристика: крім координати $X(t)$ як поточного розв'язку в момент часу t, пошуковий агент має вектор швидкості $V(t)$ як напрямок майбутнього переміщення на наступній ітерації. Нова точка (рішення задачі) знаходяться як попередня з додаванням вектора швидкості:

$$X(t+1)=X(t)+V(t). \qquad (1)$$

При цьому вважається, що кожен пошуковий агент знає:

– свої поточне положення та значення цільової функції в цьому положенні: $X(t)$, $F(X(t))$;

– найкраще з рішень, знайдених ним за час пошуку: X_b, $F(X_b)$;

– найкраще рішення, знайдене всім роєм за час пошуку: X_g, $F(X_g)$.

Суть алгоритму полягає в тому, щоб на кожному кроці t для кожного елементу рою $i=1\ldots n$ отримати $V_i(t)$:

$$V_i(t)=a\cdot V_i(t-1)+b\cdot\left(X_b(t)-X_i(t)\right)+c\cdot\left(X_g(t)-X_i(t)\right), \qquad (2)$$

де a,b,c – так звані соціально-когнітивні довірчі коефіцієнти (можуть змінюватися в процесі роботи алгоритму, при цьому a відповідає за збереження руху і називається спеціалізацією, b відповідає за довіру собі й зветься ностальгією, а c називається ройовою мораллю і відповідає за схильність індивідів довіряти один одному.

Отримане за (2) значення швидкості дозволяє кожному пошуковому агенту здійснювати перехід за (1).

Метод PSO часто застосовується в складі автоматичних та автоматизованих виробничих систем в якості методу пошуку екстремуму певних функцій через його ефективність у пошуку глобального оптимуму в багатовимірному дійсному просторі та відносну простоту. Також метод часто застосовується у якості базового при побудові багатьох гібридизацій.

Інший великий клас ітераційних методів чисельної оптимізації, що мають назву штучні імунні системи (ШІС) використовує імітацію властивості природної імунної системи і засновані на принципах соматичної теорії (Lucinska, 2009) та мережевої гіпотези (Rowan, 1990). Соматична теорія стверджує, що збільшення різноманітності антитіл відбувається за рахунок соматичної рекомбінації і мутації генів. В рамках мережевої гіпотези обґрунтовується припущення, згідно з яким контроль розмноження клонів здійснюється в результаті взаємного розпізнавання антитіл, що функціонують як єдина мережа (Lucinska, 2009; Bernardino, 2009).

Класичний алгоритм оптимізації, оснований на моделюванні імунної системи людини, спирається на традиційні еволюційні оператори:

– Генерація випадкових рішень в області пошуку;

– Оцінка пристосованості за цільовою функцією, яка передбачає урахування обмежень;

– Клонування кращих представників покоління в кількості пропорційній пристосованості;

– Випадкова мутація клонів зворотно пропорційна пристосованості;

– Оновлення популяції на основі пристосованості з доповненням випадковими особинами;

– Стискання популяції з урахуванням необхідного рівня відмінності між особинами.

Саме останній крок є особливістю алгоритму, що запобігає його передчасній збіжності.

В численних сучасних дослідженнях наголошується ефективність підходу на основі ШІС до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному та двійковому просторах (Navarro-Caceres, 2018; Fernandez-Marquez, 2013; Li, 2022). Також обчислювальний метод, заснований на ШІС, добре сполучається з іншими обчислювальними методами локальної та глобальної оптимізації (Lin, 2019; Qi, 2018; Yildiz, 2009).

Авторами раніше був запропонований алгоритм розв'язання задач комбінаторної та безперервної умовної оптимізації, названий HISF, оснований на моделюванні штучних імунних систем (Zheldak, 2021). Втім, застосування даного алгоритму до широкого кола задач показало ряд проблем, пов'язаних з неможливістю однозначного вибору керуючих параметрів алгоритму та його велику обчислювальну ресурсоємність для просторів великої розмірності. Інша гібридизація пошукових алгоритмів (Avramenko, 2022) показала ефективність у глобальній оптимізації багатовимірних нелінійних функцій, також потребує значних обчислювальних витрат, пов'язаних із локальним пошуком. Відтак, актуальною є задача гібридизації розглянутого методу з іншими відомими ефективними методами оптимізації, особливо для дійсного простору.

Мета дослідження: розробка оригінального гібридного методу глобальної оптимізації на основі методу штучної імунної системи та методу рою частинок, а також формулювання рекомендацій щодо налаштування його параметрів. Запропонований алгоритм має прискорити прийняття управлінських рішень при керуванні технологічними процесами у металургійному виробництві та підвищити їх точність.

Виклад основного матеріалу. В основу запропонованого гібридного методу умовної оптимізації покладаються класичні кроки методу PSO, доповнені двома кроками з методу моделювання штучних імунних систем. На додачу до вільного пошуку в просторі рішень за (1)-(2) ми поділяємо популяцію на групи зі змаганням між ними та застосовуємо стиснення популяції з метою протидії збіжності.

В підсумку алгоритм, що реалізує пропонований метод для пошуку мінімуму в r-вимірному неперервному просторі, виглядає наступним чином:

Крок 1. Генерація початкового рішення. Ініціалізувати рій частинок, що містить M груп з N_m пошукових агентів (векторів довжиною r) у кожній, таким чином, що всі $x_{im}, i = 1 \ldots N_m$ представники групи $m = 1 \ldots M$ знаходяться в околі випадкової точки x_{im}^0, тоді як самі ці точки для кожної з груп якомога більше віддалені одна від одної з метою максимального охоплення області припустимих значень. Для кожної з часток згенерувати випадковий напрямок руху $V_{i,m}(0) = U^r(-1,1)$ як r-вимірний вектор з рівномірним розподілом довжини від -1 до 1 по кожній з координат. Лічильник ітерацій $t = 0$. Лічильники програшів покласти $C_j = 0, j = 1 \ldots M$. Кращими відомими значеннями для кожного агента, для груп і для рою загалом покласти число, значно більше за будь-який припустимий розв'язок задачі.

$$\begin{cases} F_{i,m}^b = realmax, \ \forall i = \overline{1,N}, \forall m = \overline{1,M}; \\ F_m^b = \underset{i}{min}\left(F_{i,m}^b\right), \forall m = \overline{1,M}; \\ F^g = \underset{m}{min}\left(F_m^b\right). \end{cases} \tag{3}$$

Крок 2. Оцінка пристосованості агентів і груп в цілому. Для кожного представника рою обчислити значення цільової функції. Після чого оновити краще значення, відоме даному агенту

$$\begin{cases} X_{i,m}^b = X_{i,m}(t) \\ F_{i,m}^b = F\left(X_{i,m}(t)\right) \end{cases}, \ if \ F\left(X_{i,m}(t)\right) < F_{i,m}^b; \tag{4}$$

краще значення в групі

$$\begin{cases} X_m^b = X_{i,m}(t) \\ F_m^b = F\left(X_{i,m}(t)\right) \end{cases}, \ if \ F\left(X_{i,m}(t)\right) < F_m^b; \tag{5}$$

та краще рішення для рою загалом

$$\begin{cases} X^b = X_{i,m}(t) \\ F^b = F\left(X_{i,m}(t)\right) \end{cases}, \ if \ F\left(X_{i,m}(t)\right) < F^b. \tag{6}$$

Крок 3. Ройовий пошук. Лічильник ітерацій $t = t + 1$. Всі пошукові агенти здійснюють рух за рівняннями

$$V_{i,m}(t) = aV_{i,m}(t-1) + b\left(X_{i,m}^b - X_{i,m}(t)\right) + c\left(X_m^b - X_{i,m}(t)\right), \tag{7}$$

$$X_{i,m}(t) = X_{i,m}(t-1) + V_{i,m}(t). \tag{8}$$

Останні рівняння отримані модифікацією (1)-(2) з урахуванням (4)-(6).

Крок 4. Контроль умов виконання задачі. Обчислити центри мас груп

$$X_m^c = \sum_{i=1}^{N_m} X_{i,m}(t) / N_m, \quad \forall m = \overline{1,M} \tag{9}$$

і перевірити виконання умов:

Крок 4.1. Якщо відстань від когось з агентів певної групи $\forall i = 1, N_m$ до центру мас власної групи більша, ніж до центру мас іншої групи, тобто $\left|X_{i,m}(t)-X_m^c\right|<\left|X_{i,m}(t)-X_k^c\right|$, $k=\overline{1,M};k\neq m$, то вектор його швидкості змінюють на спрямований до центру мас власної групи.

$$V_{i,m}=a\left(X_m^c-X_{i,m}(t)\right), \qquad (10)$$

Крок 4.2 Якщо пошуковий агент порушує якесь з обмежень (виходить за край області припустимих значень), його вектор швидкості обертається і зменшується вдвічі.

$$V_{i,m}=\frac{-V_{i,m}}{2} \qquad (11)$$

Крок 5. Імунне стиснення всередині груп. Якщо номер ітерації кратний *z* (параметр алгоритму), здійснити в кожній групі стиснення популяції, замінивши надто схожі частинки на випадкові в околі лідера групи, інакше крок 6.

$$X_{i,m}(t)=X_{i,m}^b+N^r(0;1), if\left|X_{i,m}(t)-X_{j,m}(t)\right|<R,$$

$$i,j=\overline{1,N_m};i\neq j, \qquad (12)$$

де $N^r(0;1)$ – нормальний розподіл з математичним очікуванням 0 і дисперсією 1 (може варіюватися в процесі роботи алгоритму); R – так званий радіус стиснення, параметр алгоритму, який відповідає за запобігання дочасній збіжності алгоритму до одного з рішень.

Крок 6. Змагання між групами. Якщо номер ітерації кратний *f* (параметр алгоритму) $(f\neq z)$, виконати змагання груп рою між собою, спираючись на значення кращого представника групи X_m^b. Групі-переможниці $X_w^b=min\left(X_m^b\right)$ лічильник поразок скинути в 0: $C_w=0$, групі, кращий представник якої виявився найгіршим $X_l^b=max\left(X_m^b\right)$, додати лічильник програшів $C_l=C_l+1$. Решті груп значення лічильника не змінювати.

Крок 7. Стиснення популяції за рахунок найгіршої групи. Якщо якась група набрала $C_m>C_{max}$, де C_{max} – параметр алгоритму, групу розформувати, її представників розподілити по інших групах. Відповідно $M=M-1$; $N_m=N_m^{new}$; $C_m=1,\forall m=\overline{1,M}$ – змінюється кількість груп, в кожній групі змінюється чисельність за умови постійного розміру рою.

Крок 8. Перевірка умови завершення алгоритму. Якщо поточне число груп більше ніж одна $M>1$, переходимо до кроку 2, інакше – крок 9.

Крок 9. Завершення алгоритму, виведення в якості рішення кращого значення F^g, знайденого в процесі пошуку за (6).

До викладеного алгоритму методу, названого авторами HIPSO (Hybrid Immune Particle Swarm Optimization), слід додати декілька уточнюючих зауважень, які дозволять краще розуміти сутність методу.

По-перше, кожна група з тих, на які ділиться рій, буде мати власну, відмінну від інших груп кількість представників, які не є постійними

$$N_m\neq const,\ N_m\neq N_k,\ k,m=\overline{1,M},\ k\neq m. \qquad (13)$$

Це пов'язано з тим, що на початковому етапі рій має певну кількість пошукових агентів $nPop=\sum_{m=1}^{M}N_m$, яка зберігається протягом всього пошуку. І якщо навіть спочатку можна розподілити агентів по групах рівномірно, вже після першого стиснення популяції (Крок 7), цей рівномірний розподіл може бути порушений. Наприклад, рій з 100 особин ділиться на 5 груп по 20, як змагаються, після чого 20 особин рою, що виявився найгіршим, приєднуються до інших роїв. При цьому розподіл на 4 групи по 25 осіб припустимий, але не гарантований, адже кожна особина пристає до рою, центр мас якого найближчий.

По-друге, гальмування агента на межі області припустимих значень, що виконується на кроці 4.2, має на меті обстеження саме границі області припустимих значень, адже теоретично [4] в задачах умовної оптимізації оптимальні рішення лежать саме в крайніх точках, де проходять одне або декілька обмежень. Водночас соціально-когнітивні довірчі коефіцієнти, які визначають швидкість руху в (7) мають забезпечувати збереження активності пошукового агента навіть після кількаразового порушення обмежень.

Нарешті, слід зауважити, що параметри алгоритму z та f, що визначають довжину змагальних циклів відповідно всередині групи та між групами, мають бути по можливості не великими простими числами, аби забезпечувати якомога рідше настання випадку, коли стиснення груп і стиснення всередині групи відбуваються на одній ітерації. Такий випадок небажаний, адже означає фактичний перезапуск рою (спочатку кожна команда суттєво оновлюється, потім ці нові агенти розподіляються по випадкових групах рою).

Наприклад, якщо обрати $z=10$ та $f=12$, перезапуск рою буде можливий кожні 60 ітерацій, тоді як при близьких значеннях $z=11$ та $f=13$ така ситуація можлива лише кожні 143 ітерації.

Вільними параметрами викладеного алгоритму є число груп *M*, загальний розмір рою *nPop*, частота застосування операції міжгрупових змагань *f*, частота стискань з оновленням груп рою *z* та максимальна допустима кількість програшів C_{max}. Разом з тим, у (2) та (7) важливими параметрами є коефіцієнти *a, b* та *c* при складових швидкості, що відповідають за інерцію, рух до власного кращого рішення та рух до групового кращого рішення відповідно.

Для отримання оптимальних значень параметрів запропонованого алгоритму був проведений обчислювальний експеримент, який полягав у наступному. Згадані параметри (*a, b, c, nPop, M, z, f,* $\boldsymbol{C_{max}}$) кодувалися як невідомі координати в задачі оптимізації, яка вирішувалася класичною еволюційною стратегією з повторним запуском з випадковими початковими значеннями і обмеженнями на координати, які зазначені в таблиці 1.

Всі координати розглядалися як дискретні, оскільки для більшості з них (кількість ітерацій, розмір покоління) це природньо. Коефіцієнти ж, що визначають вплив складових швидкості, оцінювалися з інтервалом варіювання 0,1. Така дискретність дозволяє оцінити тенденцію – яким має бути співвідношення коефіцієнтів, не надто переймаючись точним значенням кожного. Пошуку найкращих значень *a, b* та *c* для розв'язання кожної окремої кожної прикладної задачі має бути присвячене окреме дослідження.

В якості цільової функції було обрано добуток відхилення отриманого розв'язку від наперед відомого глобального оптимуму на тестовій функції на кількість ітерацій, витрачену для знаходження цього розв'язку. В якості тестових функцій було розглянуто функцій Еклі, Растрігіна та Гріванка (Karafotias, 2015) при кількості вимірів $r = 2$, 8 та 20. Оскільки всі обрані тестові функції незалежно від мірності простору мають глобальний мінімум, що дорівнює нулю, оптимізаційна задача з пошуку найкращих налаштувань запропонованого алгоритму набуває вигляду

$$F_{synt}\left(a,b,c,M,nPop,f,z,C_{max}\right) = F_{test}\cdot Iter \to min\,. \quad (14)$$

Аби зменшити вплив випадкового характеру пошуку рішення, властивого як запропонованому алгоритму, так і еволюційної стратегії, що відповідає за підбір найкращих параметрів, для отримання усередненого результату було виконано 20 запусків при кожній кількості вимірів (загалом 180 запусків).

Результати, усереднені по 20 запусках при відповідній мірності простору та однакових налаштуваннях еволюційної стратегії, ілюструються рисунками 1 і 2, а також наведені в таблиці 2, де крім середніх значень по 20 запусках (позначено як математичне очікування $M\{x\}$), розраховані також оцінки вибіркової дисперсії величин (позначено як σ_x).

Таблиця 1

Параметри алгоритму методу HIPSO і межі їх дослідження

Параметр алгоритму	**Сенс в алгоритмі**	**Значення, які приймає**
a	Коефіцієнт спеціалізації частки	Від 0,5 до 2 з кроком 0,1
b	Коефіцієнт ностальгії частки	Від 0,3 до 2 з кроком 0,1
c	Коефіцієнт ройової моралі частки	Від 0,3 до 2 з кроком 0,1
M	Кількість груп в рої	3, 4, 5, 6, 8, 10, 15
nPop	Кількість часток в рої	30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 120, 150
f	Періодичність міжгрупового стиснення	2, 3, 5, 7, 11, 13, 17, 19, 23, 29, 31, 37, 41, 43
z	Періодичність внутрішньогрупового стиснення	2, 3, 5, 7, 11, 13, 17, 19, 23, 29, 31, 37, 41, 43
$\boldsymbol{C_{max}}$	Максимальна кількість поразок	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 15

Таблиця 2

Отримані оптимальні налаштування алгоритму HIPSO

Параметр		***a***	***b***	***c***	***M***	***nPop***	***f***	***z***	$\boldsymbol{C_{max}}$
Для 2-мірної задачі	$M\{x\}$	0,8308	1,4618	1,4819	3,88	33	6,27	10,2	3,67
	σ_x	0,0992	0,1348	0,0988	1,206	17,49	2,93	3,22	1,337
Для 8-мірної задачі	$M\{x\}$	0,773	1,4142	1,5523	5,11	49	12,3	11,1	5,09
	σ_x	0,0942	0,1887	0,1667	0,889	31,2	8,44	9,45	1,442
Для 20-вимірної задачі	$M\{x\}$	0,7519	1,3421	1,6729	6,22	74,2	18,3	11,9	5,33
	σ_x	0,0865	0,2506	0,1862	0,927	32,7	15,25	16,67	1,783

На рис. 1 показано контурний графік залежності цільової функції за (14) в просторі координат «кількість груп» та «максимальна кількості програшів» при мінімізації двовимірних функцій. Можна побачити, що при збільшенні кожної з величин понад 5, цільова функція значно зростає за рахунок збільшення кількості ітерацій.

На рис. 2 показано графік та контурний графік залежності цільової функції за (14) в просторі координат «періодичність міжгрупового стиснення» та «періодичність внутрішньогрупового стиснення» при розв'язанні тестових задач у 8-вимірному просторі. З графіка можна помітити, що залежність має один екстремум при сполученні значень трохи більше 10. При цьому помітно, що даний екстремум може бути виділений на кожній з координат.

За результатами у таблиці 2 можна зробити наступні спостереження:

– Коефіцієнти *a, b* та *c* при складових швидкості, що відповідають за інерцію, рух до власного кращого рішення та рух до групового кращого рішення відповідно, з урахуванням їх дисперсій, по-перше, не залежать від розмірності простору, в якому вирішується задача, а по-друге, відповідають теоретичному розподілу $b \approx c \approx 2a \ \ (\text{Lin},2019)$;

– Початкова кількість груп, на які розділяється рій, має зростати зі зростанням розмірності задачі, але при кількості змінних до 20 не має перевищувати 7, бо це лише затягує процес пошуку рішення без підвищення його точності;

– Загальний розмір рою має зростати зі збільшенням мірності простору, приблизно пропорційно кількості груп розбиття. Для розглянутих задач раціональна кількість пошукових агентів у групі не залежала від задачі й розмірності і складала 10-12 особин;

– Періодичність міжгрупового стиснення має збільшуватись приблизно пропорційно розмірності задачі й може обиратися простим числом у значних межах (велика дисперсія оптимальних рішень);

– Періодичність внутрішньогрупового стиснення для розглянутих задач майже не залежить від розмірності й може обиратися на рівні 7, 11 або 13 ітерацій;

– Кількість поразок певної групи рою, після якої дана група стає неефективною і розпускається, майже не залежить від розмірності задачі й може прийматися в діапазоні від 3 до 6, при цьому менші значення відповідають задачам меншої розмірності.

Висновки і перспективи подальших досліджень. В даній статті запропоновано алгоритм оптимізації довільної функції у багатовимірному дійсному просторі, який втілює підходи рою частинок та штучної імунної системи. В основу запропонованого гібридного методу умовної оптимі-

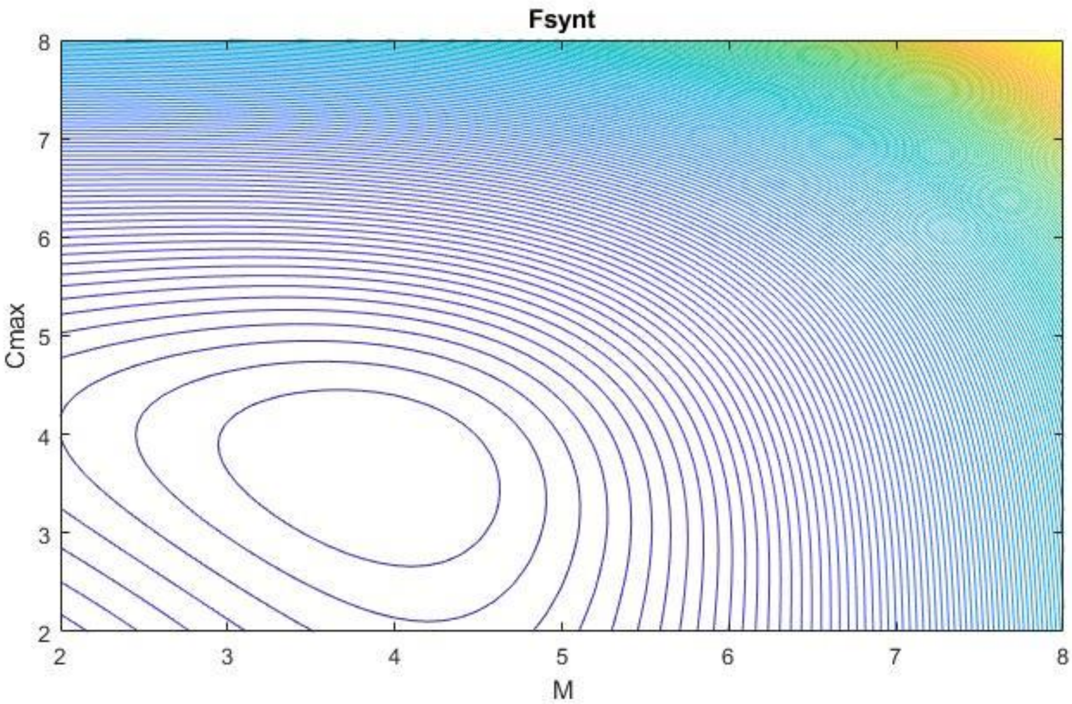

Рис. 1. Цільова функція за (14) в просторі координат *M* та C_{max} для *r* = 2

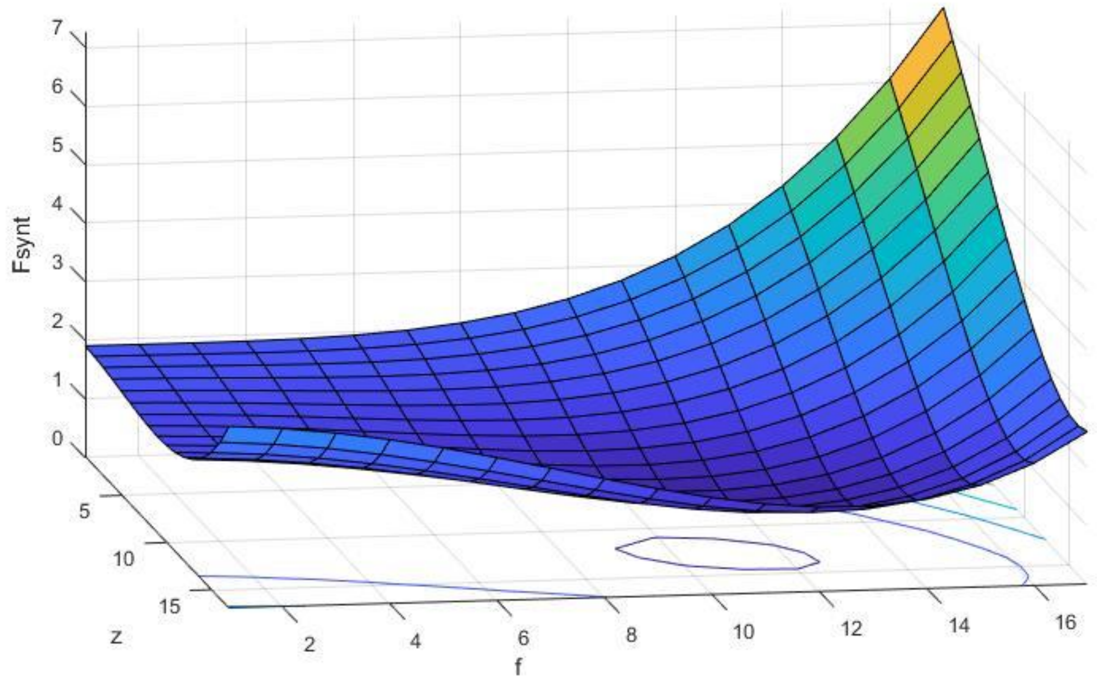

Рис. 2. Цільова функція за (14) в просторі координат *z* та *f* при *r* = 8

зації покладаються класичні кроки методу PSO, доповнені двома кроками з методу моделювання штучних імунних систем, а саме поділ популяції на групи зі змаганням між ними та стиснення популяції з метою протидії збіжності. Кожна група з тих, на які поділяється рій, може мати власну, відмінну від інших груп кількість представників, яка не є постійною. З метою докладнішого обстеження області, прилеглої до межі в задачах умовної оптимізації, пошукові агенти гальмуються кожного разу після порушення обмежень.

Проведено дослідження з метою визначення оптимальних налаштувань алгоритму. З'ясовано, що коефіцієнти *a, b* та *c* при складових швидкості, що відповідають за інерцію, рух до власного кращого рішення та рух до групового кращого рішення відповідно не залежать від розмірності простору задачі й відповідають теоретичному розподілу для метода PSO. Також в ході дослідження встановлено, що кількість груп, на які розділяється рій, має зростати зі зростанням розмірності задачі, але для розглянутих задач не має перевищувати 7, тоді як кількість поразок певної групи рою, після якої дана група стає неефективною і розпускається, майже не залежить від розмірності задачі й може прийматися в діапазоні від 3 до 6. Збільшення обох цих параметрів алгоритму понад рекомендовані межі не є виправданим, це лише затягує процес пошуку рішення без підвищення його точності. Загальний розмір рою має зростати зі збільшенням мірності простору, приблизно пропорційно кількості груп розбиття.

Періодичність міжгрупового стиснення має збільшуватись зі збільшенням розмірності задачі й може обиратися простим числом у широких межах. Водночас періодичність внутрішньогрупового стиснення для розглянутих задач майже не залежить від розмірності й може обиратися рівним 7, 11 або 13 ітерацій.

В подальшому актуальним бачиться застосування викладеного алгоритму для розв'язання задач оптимізації технологічних процесів у металургійному виробництві. Зокрема, даний алгоритм вбачається ефективним для задач шихтування, оптимізації використання феросплавів у ливарному виробництві, а також при прогнозуванні механічних властивостей готової продукції.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Богушевський, В. С. Розрахунок металевої частини шихти кисново-конвертерної плавки / В.С. Богушевський, В.Ю. Сухенко, К.О. Сергеєва, С.В. Жук // Металлургическая и горнорудная промышленность. 2010. № 7. С. 266 – 269.

2. Желдак Т.А. Математична модель матеріально-теплового балансу плавки в кисневому конвертері та критерій її оптимізації / Т.А. Желдак, Д.О. Воловенко // Інформаційні технології в освіті, науці й техніці (ІТОНТ-2012): матеріали міжнар. наук.-практ. конф.: Черкаси, 25-27 квітня 2012 р. Черкаси: ЧДТУ, 2012. т.1. с. 23-24.

3. Levitin, Anany. Introduction to the design & analysis of algorithms / Anany Levitin. 3rd ed. 2012. 589p.

4. Гончаренко Я.В. Математичне програмування. К.: НПУ імені М.П. Драгоманова, 2010. 184 с.

5. Жалдак М.І., Триус Ю.В. Основи теорії і методів оптимізації.: Навчальний посібник. Черкаси: Брама-Україна, 2005. 608 с.

6. Комп'ютерна математика. Оптимізація обчислень [Текст] : зб. наук. пр. / відп. ред. І. В. Сергієнко ; НАН України, Ін-т кібернетики ім. В. М. Глушкова. К., 2001.

7. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечітких логічних і нейромережних моделей: Монографія / Під заг. ред. С. О. Субботіна. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с.

8. Das A. and Chakrabarti B. K. (Eds.), Quantum Annealing and Related Optimization Methods, Lecture Note in Physics, Vol. 679, Springer, Heidelberg. 2005

9. Bratton, Daniel; Kennedy, James. Defining a Standard for Particle Swarm Optimization. Proceedings of the 2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium (SIS 2007). pp. 120–127. doi:10.1109/SIS.2007.368035

10. G. Karafotias, M. Hoogendoorn and A. E. Eiben, "Parameter Control in Evolutionary Algorithms: Trends and Challenges," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 19, no. 2, pp. 167-187, April 2015, doi: 10.1109/TEVC.2014.2308294.

11. Lucinska M., Wierzchon S.T. Hybrid Immune Algorithm for Multimodal Function Optimization // Recent Advances in Intelligent Information Systems, 2009, pp. 301-313. [Електронний документ]. URL: http://iis.ipipan.waw.pl/2009/proceedings/iis09-30.pdf.

12. Rowan T.H. Functional Stability Analysis of Numerical Algorithms, Ph.D. Thesis, Department of Computer Sciences, University of Texas at Austin, 1990. [Електронний документ]. URL: http://reference.kfupm.edu.sa/content/f/u/functional_stability_analysis_of_numeric_1308737.pdf.

13. Bernardino, H.S.; Barbosa, H.J.C. Artificial Immune Systems for Optimization. In: Chiong, R. (eds) Nature-Inspired Algorithms for Optimisation. Studies in Computational Intelligence, vol 193. Springer, Berlin, Heidelberg. 2009. https://doi.org/10.1007/978-3-642-00267-0_14

14. Navarro-Caceres, M.; Herath, P.; Villarrubia, G.; Prieto-Castrillo, F.; Venyagamoorthy, G.K. "An Evaluation of a Metaheuristic Artificial Immune System for Household Energy Optimization", Complexity, vol. 2018, Article ID 9597158, 11 pages, 2018. https://doi.org/10.1155/2018/9597158

15. Fernandez-Marquez, J.L., Di Marzo Serugendo, G., Montagna, S. et al. Description and composition of bio-inspired design patterns: a complete overview. Nat Comput 12, 43–67 (2013). https://doi.org/10.1007/s11047-012-9324-y

16. Lin, Q.; Zhu, Q.; Wang, N. and al. A multi-objective immune algorithm with dynamic population strategy, Swarm and Evolutionary Computation, Volume 50, 2019, 100477, https://doi.org/10.1016/j.swevo.2018.12.003

17. Li, L.; Lin, Q.; Ming, Zh. A survey of artificial immune algorithms for multi-objective optimization, Neurocomputing, Volume 489, 2022, Pages 211-229, https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.08.154

18. Qi, Y.; Hou, Zh.; Yin, M.; Sun, H. & Huang, J. An immune multi-objective optimization algorithm with differential evolution inspired recombination, Applied Soft Computing, Volume 29, 2015, Pages 395-410, https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.01.012

19. Yıldız, A. R. An effective hybrid immune-hill climbing optimization approach for solving design and manufacturing optimization problems in industry, Journal of Materials Processing Technology, Volume 209, Issue 6, 2009, Pages 2773-2780, https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2008.06.028

20. Zheldak T. Efficiency Improvement of the Algorithm Based on an Artificial Immune System Modeling Applied to Continuous and Combinatorial Problems / Zheldak, T., Ziborov, I., Lyman, V., Zhuk, A. // CEUR Workshop Proceedings, 3106, 2021. pp. 82 – 95.

21. Avramenko S.E. Guided hybrid genetic algorithm for solving global optimization problems / S.E. Avramenko, T.A. Zheldak, L.S. Koriashkina // Radio Electronics, Computer Science, Control. 2021. № 2.: 174-188. https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-18

REFERENCES:

1. Bohushevskyi V.S., Sukhenko V.Yu., Serheieva K.O., Zhuk S.V. (2010). Rozrakhunok metalevoi chastyny shykhty kysnevo-konverternoi plavky [*Calculation of the metal part of the oxygen-converter melting charge*]. Metallurhycheskaia y hornorudnaia promyshlennost. – v.7. pp. 266 – 269. [in Ukrainian].

2. Zheldak T.A., Volovenko D.O. (2012). Matematychna model materialno-teplovoho balansu plavky v kysnevomu konverteri ta kryterii yii optymizatsii [*Mathematical model of material-heat balance of melting in an oxygen converter and criterion for its optimization*]. Informatsiini tekhnolohii v osviti, nautsi i tekhnitsi (ITONT-2012): materialy mizhnar. nauk. – prakt. konf.: Cherkasy, 25-27 kvitnia 2012 r. Cherkasy: ChDTU. V1. pp. 23-24. [in Ukrainian].

3. Levitin, Anany (2012). Introduction to the design & analysis of algorithms / Anany Levitin. 3rd ed. 589p.

4. Honcharenko Ya.V. (2010). Matematychne prohramuvannia [*Mathematical programming*]. K.: NPU imeni M.P. Drahomanova. 184 p. [in Ukrainian].

5. Zhaldak M.I., Tryus Yu.V. (2005). Osnovy teorii i metodiv optymizatsii.: Navchalnyi posibnyk [*Fundamentals of optimization theory and methods.: Training manual*]. Cherkasy: Brama-Ukraina. 608 p. [in Ukrainian].

6. Serhiienko I.V. (at ed.) (2001). Kompiuterna matematyka. Optymizatsiia obchyslen [*Computer mathematics. Optimization of calculations*]. Kyiv: NAN Ukrainy, In-t kibernetyky im. V. M. Hlushkova. [in Ukrainian].

7. Subbotin S.O., Oliinyk A.O., Oliinyk O.O. (2009). Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyahentni metody syntezu nechitkolohichnykh i neiromerezhnykh modelei [*Non-iterative, evolutionary and multi-agent methods of synthesis of fuzzy and neural network models*]. Zaporizhzhia: ZNTU. 375 p. [in Ukrainian].

8. Das A. and Chakrabarti B. K. (Eds.), (2005). Annealing and Related Optimization Methods, Lecture Note in Physics, Vol. 679, Springer, Heidelberg

9. Bratton, Daniel; Kennedy, James (2007). Defining a Standard for Particle Swarm Optimization. Proceedings of the 2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium (SIS 2007). pp. 120–127. https://doi.org/10.1109/SIS.2007.368035

10. G. Karafotias, M. Hoogendoorn and A. E. Eiben (2015). Parameter Control in Evolutionary Algorithms: Trends and Challenges," in IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 19, no. 2, pp. 167-187, https://doi.org/10.1109/TEVC.2014.2308294.

11. Lucinska M., Wierzchon S.T. (2009). Hybrid Immune Algorithm for Multimodal Function Optimization // Recent Advances in Intelligent Information Systems, pp. 301-313. URL: http://iis.ipipan.waw.pl/2009/proceedings/iis09-30.pdf.

12. Rowan T.H. (1990). Functional Stability Analysis of Numerical Algorithms, Ph.D. Thesis, Department of Computer Sciences, University of Texas at Austin. Retrieved from http://reference.kfupm.edu.sa/content/f/u/functional_stability_ analysis of_numeric 1308737.pdf.

13. Bernardino, H.S.; Barbosa, H.J.C. (2009). Artificial Immune Systems for Optimization. In: Chiong, R. (eds) Nature-Inspired Algorithms for Optimisation. Studies in Computational Intelligence, vol 193. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-00267-0_14

14. Navarro-Caceres, M.; Herath, P.; Villarrubia, G.; Prieto-Castrillo, F.; Venyagamoorthy, G.K. (2018) An Evaluation of a Metaheuristic Artificial Immune System for Household Energy Optimizatio", Complexity, vol. 2018, Article ID 9597158, 11 pages. https://doi.org/10.1155/2018/9597158

15. Fernandez-Marquez, J.L., Di Marzo Serugendo, G., Montagna, S. et al. (2013). Description and composition of bio-inspired design patterns: a complete overview. Nat Comput 12, 43–67. https://doi.org/10.1007/s11047-012-9324-y

16. Lin, Q.; Zhu, Q.; Wang, N. and al. (2019). A multi-objective immune algorithm with dynamic population strategy, Swarm and Evolutionary Computation, Volume 50, 100477, https://doi.org/10.1016/j.swevo.2018.12.003

17. Li, L.; Lin, Q.; Ming, Zh. (2022). A survey of artificial immune algorithms for multi-objective optimization, Neurocomputing, Volume 489, Pages 211-229, https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.08.154

18. Qi, Y.; Hou, Zh.; Yin, M.; Sun, H. & Huang, J. (2015). An immune multi-objective optimization algorithm with differential evolution inspired recombination, Applied Soft Computing, Volume 29, Pages 395-410, https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.01.012

19. Yıldız, A.R. (2009). An effective hybrid immune-hill climbing optimization approach for solving design and manufacturing optimization problems in industry, Journal of Materials Processing Technology, Volume 209, Issue 6, Pages 2773-2780, https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2008.06.028

20. Zheldak, T., Ziborov, I., Lyman, V., Zhuk, A. (2021). Efficiency Improvement of the Algorithm Based on an Artificial Immune System Modeling Applied to Continuous and Combinatorial Problems. CEUR Workshop Proceedings, vol. 3106. pp. 82 – 95.

21. Avramenko, S.E.; Zheldak, T.A.; Koriashkina, L.S. (2021). Guided hybrid genetic algorithm for solving global optimization problems / Radio Electronics, Computer Science, Control. Vol. 2. Pp. 174-188. https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-18