

DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.088

ЗАСТОСУВАННЯ ГІБРИДНОГО ЕВОЛЮЦІЙНОГО МЕТОДУ НА ОСНОВІ РОЮ ЧАСТОК ТА МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНОЇ ІМУННОЇ СИСТЕМИ В ЗАДАЧАХ ОПТИМІЗАЦІЇ

Зіборов І.К., Желдак Т.А.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка», Дніпро, Україна

Анотація. Розглянуто гібридний еволюційний метод розв'язання задач умовної та безумовної оптимізації в неперервному просторі на основі рою частинок та моделювання штучної імунної системи HPSO. За допомогою методу розв'язано 30 тестових задач у 25-вимірному дійсному просторі. Результати порівнюються з іншими відомими еволюційними методами. Показано, що метод надійно розв'язує 90% тестових задач, а в 67% випадків знаходить глобальний оптимум швидше, ніж конкуруючі методи. Експериментально доведено, що запропонований метод знаходить найкращий розв'язок з похибкою до 2,6% на широкому діапазоні реальних задач з ймовірністю, що перевищує 0,813. Translated with DeepL.com (free version).

Ключові слова: оптимізація, гібридний метод, еволюційний алгоритм, тестування, надійність, інформаційні технології

Раніше авторами був запропонований гібридний еволюційний метод розв'язання задач умовної та безумовної оптимізації в неперервному просторі на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи HPSO [1]. Він, на відміну від інших реалізацій методу рою часток, використовує принцип змагання підгруп рою та оператор стиснення популяції, властиві методу моделювання штучних імунних систем.

Для тестування та порівняння ефективності розробленого та відомих ефективних еволюційних методів оптимізації було використано два підходи. Спочатку запропонований метод порівнювався з аналогами – відомими еволюційними методами оптимізації при розв'язанні тестових задач з відомим глобальним оптимумом. Після чого запропонований метод порівнювався з тими ж відомими методами при розв'язанні реальних задач виробництва.

Для реалізації першого етапу тестування в базі тестових функцій [2] відібрано 30 функцій з різними властивостями за кількістю локальних екстремумів, роздільністю, масштабованістю та наявністю «долин».

В якості альтернативних методів для порівняння розглянуті: генетичний алгоритм (ГА) з турнірним оператором селекції, рівномірним схрещуванням та гаусівською випадковою мутацією [3]; метод імітації відпалу (simulated annealing, SA) [4]; класичний метод рою часток (particle swarm optimization, PSO) в нотації [5].

Для оцінки якості алгоритмів оптимізації традиційно використовуються наступні показники [6]:

- якість рішення (в сенсі значення цільової функції на просторі можливих рішень),
- повторюваність рішення (у відносному значенні при кількох послідовних запусках для однієї й тієї ж задачі),
- складність отримання рішення (у кількості ітерацій або звернень до цільової функції).

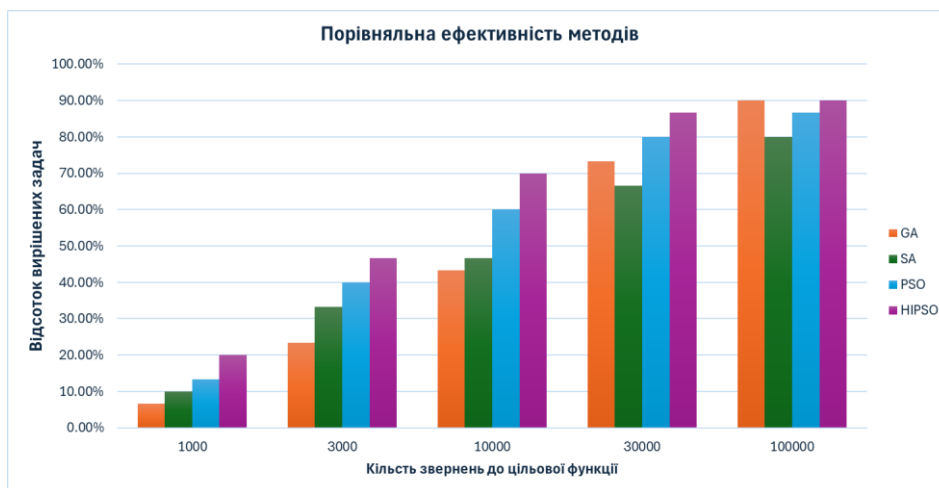


Рис. 1 Порівняльна ефективність методів за відсотком розв’язаних задач

Оскільки алгоритми, що порівнюються надалі, мають суттєво різну структуру і фізичний час виконання однієї ітерації у них може відрізнятись на порядки, надалі пропонується використовувати саме показник кількості звернень до цільової функції, необхідних для обчислення значення, що є рішенням тієї чи іншої оптимізаційної задачі. Також важливо, наскільки цей показник стабільний, тому будемо оцінювати також його дисперсію.

При порівняльному тестуванні кожна з тестових задач вирішувалась у 25-вимірному просторі кожним з методів по 50 разів. При цьому фіксувалися як проміжні, так і підсумкові розв’язки, отримані кожним методом. Результати порівняльного тестування ілюструють рис. 1 та рис. 2.

На рис. 1 показано, який відсоток тестових задач хоча б раз вдало вирішував кожен з методів, витративши на це певну кількість звернень до цільової функції. Фактично це означає кількість обстежених точок простору до першого потрапляння в глобальний оптимум із заданою точністю (в даному тесті – 10^{-6}). Як видно, запропонований гібридний метод HIPSO вирішує таку ж або більшу кількість задач за однаковий час, як і методи-конкуренти.

Хоча в підсумку перевага методу HIPSO над іншими методами пошукової оптимізації здається не суттєвою (79,8% знайдених глобальних оптимумів проти 76,6% у класичного методу рою часток та 74,4% - у генетичного алгоритму), графік на рис. 1 показує іншу сильну сторону цього метода, добре ілюстровану рисунком 2.

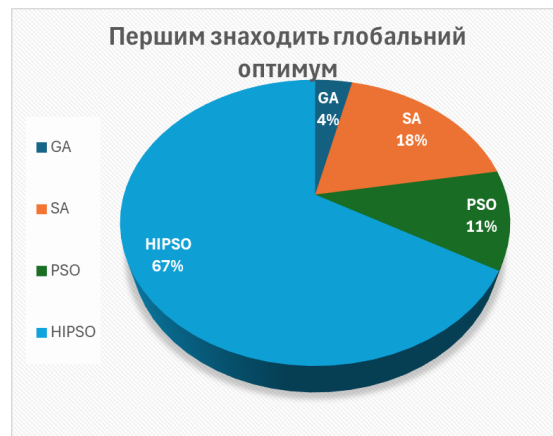


Рис. 2 – Порівняння методів за швидкістю знаходження глобального оптимуму

На ньому відображений розподіл між методами випадків знаходження глобального оптимуму для всіх задач по всіх запусках. Враховані лише запуски і задачі, де глобальний оптимуму було знайдено.

Як видно з рисунку 2, на всьому масиві тестових задач, метод HIPSO витрачає на пошук оптимального рішення менше звернень до цільової функції, ніж решта алгоритмів приблизно у 2/3 випадків. Швидкість знаходження рішення в багатовимірному дійсному просторі є важливою перевагою при супроводі прийняття рішень у прокатному виробництві. В складі інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному виробництві розглядаються наступні оптимізаційні задачі [7]:

- Оптимізація шихти при конвертерному виробництві;

- Відновлення функцій математичних моделей сертифікації готової продукції;
- Оптимізація використання феросплавів при розкисленні сталі.
- Виходячи з викладеного, крім відомих тестових функцій для дослідження ефективності запропонованого методу було розглянуто наступні задачі з повсякденної практики прокатного виробництва:
- Шихта1 - Шихта 4 - шихтування плавки сталі різних марок при різних початкових умовах (наявність складових шихти, якість чавуну);
- Відновлення1 - Відновлення4 – відновлення залежності різних механічних властивостей сортового прокату від параметрів ведення плавки для різних марок сталі.

Всі задачі передбачають мінімізацію певної цільової функції. Для задач шихтування вона вимірюється у гривневому еквіваленті вартості готового металу за тону; для задач відновлення залежностей цільова функція має сенс мінімуму помилки апроксимації при використанні мінімальної кількості невідомих.

Порівняльні результати вирішення цих задач згаданими методами при 50 повторних запусках з однаковими початковими даними зведені в таблицю 1. В таблиці використані наступні умовні позначення: $M\{F\}$ – математичне очікування кількості звернень до цільової функції для отримання рішення, що не покращується в подальшому, разів; $\sigma\{F\}$ – стандартне відхилення цієї кількості звернень, разів; $P, \%$ - повторюваність рішення, відносна частка однакових кращих рішень при повторних запусках; F_{best} – відносне значення кращого рішення, що забезпечує даний метод, у порівнянні з іншими методами. Останнє значення перераховане до однакової для всіх відносної шкали.

Результати експериментів

Задача	GA / PSO				Simulated Annealing				HIPSO			
	$M\{F\}$	$\sigma\{F\}$	$P, \%$	F_{best}	$M\{F\}$	$\sigma\{F\}$	$P, \%$	F_{best}	$M\{F\}$	$\sigma\{F\}$	$P, \%$	F_{best}
Шихта1	36485	1342	14	1.000	10811	233	34	1.022	15537	538	78	1.028
Шихта2	125013	1957	22	1.866	11077	409	4	1.184	15243	548	70	1.000
Шихта3	93100	6074	36	1.358	11548	409	32	1.227	18376	698	88	1.000
Шихта4	115859	11836	26	2.031	12324	568	42	1.884	25709	511	54	1.000
Відновлення1	16868	686	12	1.040	10450	41	88	1.040	16888	577	100	1.000
Відновлення2	19196	5393	16	1.088	10453	124	92	1.000	15849	1596	94	1.000
Відновлення3	18194	3525	20	1.000	10860	255	66	1.000	16292	1890	80	1.177
Відновлення4	21096	2811	24	1.040	10972	232	88	1.067	18810	1442	86	1.000
Середнє	55726	4203	21.3	1.303	11061	283	55.8	1.178	17838	975	81.3	1.026

Аналізуючи результати експериментів в таблиці 1, можна відзначити наступні особливості. По-перше, запропонований метод HIPSO має високу точність і повторюваність результатів при розв'язанні задач в дійсному просторі пошуку рішення. Лише для двох задач з 8 знайдене ним рішення виявилось не найкращим в порівнянні з рішеннями, знайденими іншими алгоритмами. Фактично з ймовірністю більше 0,813 запропонований алгоритм знаходить найкраще рішення з помилкою до 2,6%. По-друге, для пошуку рішення в дійсному просторі метод HIPSO використовує значно менше машинного часу ніж метод рою часток, поступаючись методу імітації відпалу.

Також до значних переваг методу розв'язання оптимізаційних задач HIPSO слід віднести мультिवаріантність, адже завдяки механізму стиснення популяції і усунення близьких геномів-рішень, підсумкова популяція містить набір субоптимальних рішень, відмінних між собою. Ця особливість дає змогу особі, що приймає рішення, переглянувши варіанти рішень, обрати можливо й не найкраще з точки зору глобального критерію оптимізації, але таке рішення, що є більш прийнятним з міркувань подальшого технологічного процесу.

Висновки. Підсумовуючи викладене, пропонується надалі в якості методу пошуку рішення в задачах оптимізації шихти при конвертерному виробництві, оптимізації використання феросплавів та відновлення функцій математичних моделей сертифікації готової продукції застосовувати гібридний еволюційний метод на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи.

Експериментально доведено, що запропонований метод знаходить найкраще рішення з помилкою до 2,6% на широкому колі реальних задач з ймовірністю більше 0,813.

ЛІТЕРАТУРА

1. Зіборов, І.К., Желдак, Т.А. Еволюційний метод пошукової оптимізації на основі рою часток та моделювання штучних імунних систем. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, №4, 2023. с. 3–12
2. Jamil M., Yang X. S. A literature survey of benchmark functions for global optimisation problems, *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, 2013, Vol. 4, No. 2, pp. 150–194. DOI: 10.1504/IJMMNO.2013.055204
3. Субботін С. О., Олійник А. О., Олійник О. О. (2009) Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: Монографія / Під заг. ред. С.О. Субботіна. - Запоріжжя: ЗНТУ. - 375 с.
4. Das A. and Chakrabarti B. K. (Eds.), (2005) *Quantum Annealing and Related Optimization Methods*, Lecture Note in Physics, Vol. 679, Springer, Heidelberg
5. 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. doi:10.1109/SIS.2007.368035
6. Knuth D. (2015) *The Art of Computer Programming*. Vol. 4, Fascicle 6: Satisfiability. ISBN 978-0-134-39760-3.
7. Зіборов І.К., Желдак Т.А. Розробка інтелектуальної систем підтримки прийняття рішень з самонавчанням для керування технологічними процесами виробництва сталі / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // «Системні технології» 3 (140). 2022. – С. 35-46

APPLYING OF HYBRID EVOLUTIONARY METHOD BASED ON PARTICLE SWARM AND ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM SIMULATION IN OPTIMIZATION PROBLEMS

Illia Ziborov, Timur Zheldak

Abstract. *A hybrid evolutionary method for solving conditional and unconditional optimization problems in a continuous space based on a swarm of particles and simulation of the HIPSO artificial immune system is considered. Using the method, 30 test problems were solved in a 25-dimensional real space. The results are compared with other known evolutionary methods. It is shown that the method reliably solves 90% of test problems, while in 67% of cases it finds the global optimum faster than competing methods. It is experimentally proven that the proposed method finds the best solution with an error of up to 2.6% on a wide range of real problems with a probability greater than 0.813.*

Keywords: *optimization, hybrid method, evolutionary algorithm, testing, reliability, information technology*

REFERENCES:

1. Ziborov, I., Zheldak, T. (2023). 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
2. Jamil M., Yang X. S. A (2013). literature survey of benchmark functions for global optimization problems, *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*, Vol. 4, No. 2, pp. 150–194. DOI: 10.1504/IJMMNO.2013.055204
3. Subbotin S.O., Oliinyk A.O., Oliinyk O.O. (2009) *Neiteratyvni, evoliutsiini ta multyahentni metody syntezy nechitkolohichnykh i neiromerezhnykh modelei*. Zaporizhzhia: ZNTU. - 375 p.
4. Das A. and Chakrabarti B. K. (Eds.), (2005) *Quantum Annealing and Related Optimization Methods*, Lecture Note in Physics, Vol. 679, Springer, Heidelberg
5. 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. doi:10.1109/SIS.2007.368035
6. Knuth D. (2015) *The Art of Computer Programming*. Vol. 4, Fascicle 6: Satisfiability. ISBN 978-0-134-39760-3.
7. Ziborov, I., Zheldak, T. (2022). Development of self-learning intelligent decision-making support system to control steel production technological processes. *System technologies*. V.3(140). P. 35-64. DOI 10.34185/1562-9945-3-140-2022-04