

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
«ДНІПРОВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

ЗІБОРОВ ІЛЛЯ КИРИЛОВИЧ

УДК 004.942 : 004.023

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В
СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСАХ НА ОСНОВІ
ЕВОЛЮЦІЙНОГО МЕТОДУ**

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії.

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ І.К. Зіборов

Науковий керівник: **Желдак Тімур Анатолійович**,
кандидат технічних наук, доцент

Дніпро – 2024

АНОТАЦІЯ

Зіборов І.К. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах на основі еволюційного методу -
Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – Комп’ютерні науки – Національний технічний університет «Дніпровська політехніка». Україна. Дніпро. 2024.

В дисертаційній роботі вирішена актуальна науково-прикладна задача створення інформаційної технології прийняття рішень для ефективного планування та керування складними виробничими процесами на основі еволюційного методу.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності, швидкості отримання та якості управлінських рішень при плануванні складних виробничих процесів в умовах невизначеності шляхом створення інформаційної технології підтримки прийняття рішень з використанням евристичних пошукових методів.

Наукова новизна отриманих результатів:

1. Вперше запропоновано гібридний метод умовної оптимізації на основі рою часток та штучної імунної системи, який, на відміну від існуючих, передбачає поділ популяції на групи, міжгрупове змагання та стиснення популяції, механізм адаптації оператора стиснення. Застосування методу в складі інформаційної технології підтримки прийняття рішень дозволяє скоротити час отримання та підвищити якість цих рішень.

2. Вперше запропоновано модульну інформаційну технологію прийняття рішень в задачах планування та керування складними виробничими процесами, в якій кожен модуль передбачає розв’язання певної оптимізаційної задачі гібридним еволюційним методом. Її застосування дозволяє підвищити ефективність прийняття рішень у виробничих процесах, а також сертифікації готової продукції.

3. Удосконалений метод статистичної сертифікації продукції на основі відновлення індивідуальних для кожного найменування моделей оптимальної складності, що, на відміну від існуючих, використовує обмеження на ступені предикторів, які можуть приймати від'ємні значення. Удосконалений метод дозволяє сертифікувати продукцію без прямих вимірювань з відносною помилкою не вище 5%.

4. Удосконалений метод планування потреби у інгредієнтах на основі хімічного аналізу продукції, що виробляється, що на відміну від існуючих передбачає відновлення прогностичних моделей розробленим гібридним еволюційним методом. Це дозволяє будувати для кожного типу продукції індивідуальні моделі прогнозування, що мають відносну помилку не вище 8,5% і для отримання яких потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що розроблені у дисертаційному дослідженні інформаційні технології та методи доведені до практичної реалізації у вигляді програмних модулів, що можуть спільно або незалежно використовуватись для підтримки прийняття рішень складних виробничих процесах.

У першому розділі проведено аналіз задачі інформаційно-аналітичного супроводу процесів прийняття керуючих рішень в складних виробничих процесах на прикладі металургійного підприємства. Відзначено актуальність досліджень, результатом яких має стати побудова інформаційної технології підтримки прийняття рішень в процесах шихтування, розкислення та прогнозування механічних властивостей готової продукції. Показано, що в межах пропонованої інформаційної технології необхідно вирішити ряд оптимізаційних задач, що мають значну кількість обмежень та можуть розглядатися як багатокритеріальні. Наголошено на ефективності еволюційного підходу до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному просторі, зокрема, методів на основі принципу рою часток та моделювання штучних імунних систем.

В другому розділі розроблено гібридний метод умовної оптимізації, який використовує підходи рою часток та штучної імунної системи та передбачає поділ популяції на групи з індивідуальною змінною чисельністю агентів, міжгрупове змагання та стиснення популяції з метою протидії збіжності. Застосування розробленого методу HPSO в складі інформаційної технології підтримки прийняття рішень дозволяє скоротити час та підвищити надійність та точність отриманих розв'язків. В ході дослідження запропонованого методу з'ясовано, що коефіцієнти при складових швидкості не залежать від розмірності простору задачі; кількість груп, на які розділяється рій, має зростати зі зростанням розмірності задачі, тоді як кількість поразок певної групи рою, після якої дана група розпускається, не залежить від розмірності задачі; загальний розмір рою має зростати зі збільшенням мірності простору пропорційно кількості груп розбиття; періодичність міжгрупового стиснення має збільшуватись зі збільшенням розмірності задачі й може обиратися простим числом у широких межах, а періодичність внутрішньогрупового стиснення не залежить від розмірності й може прийматися простим числом від 7 до 13.

В третьому розділі запропоновано інформаційну технологію підтримки прийняття рішень в сортопрокатному металургійному виробництві на основі гібридного еволюційного методу оптимізації, яка передбачає модульний підхід, де кожен програмний модуль крім організації інтерфейсу вводу-виводу, передбачає розв'язання певної оптимізаційної задачі, що відноситься до конкретного виробничого процесу. Застосування інформаційної технології до синтезу залежностей механічних характеристик готової продукції та для розрахунку потреби у феросплавах в процесі розкислення сталі дозволяє підвищити ефективність виробництва за рахунок підвищення якості рішень та скорочення часу їх отримання. Останнє, в свою чергу, зменшує собівартість готової продукції.

В четвертому розділі показано, що запропонований гібридний метод умовної оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток показує високу ефективність при рішенні широкого набору тестових

задач при розмірності від 2 до 100 в дійсному просторі, а саме: частіше знаходить глобальний оптимум, є надійнішим, потребує меншої кількості звернень до цільової функції, є стійким до зростання масштабу задачі, а також вирішує 2/3 тестових задач швидше, ніж його методи-конкуренти незалежно від розмірності задачі. В ході експериментальної перевірки запропонованого алгоритму на реальних виробничих задачах запропонований метод показав високу точність і повторюваність результатів: з ймовірністю більше 0,778 він знаходить краще рішення з помилкою не вище 2,8%; якість рішень у запропонованого методу вища в середньому на 12–24%, а повторюваність вища у 1,5–2,0 рази. Застосування запропонованої інформаційної технології підтримки прийняття рішень до шихтування дозволяє зменшити відсоток плавок з порушенням основності в середньому на 13,2%, плавок з перевищенням температури – на 57,9%; кількість додувок на 16,6%, а середній час плавки – на 12,4%. Водночас її застосування дозволило прогнозувати потребу у основних розкислювачах з відносною помилкою не вище 8,5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності, для отримання яких потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці. Також запропонована інформаційна дозволяє прогнозувати механічні властивості готових виробів з відносною помилкою не вище 5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності.

Отримані результати підтверджують перспективність застосування запропонованої інформаційної технології підтримки прийняття рішень на основі еволюційного методу для ефективного планування та керування складними виробничими процесами.

Ключові слова: інформаційна технологія, прийняття рішень, оптимізація, багатокритеріальність, невизначеність, еволюційний метод, штучна імунна система, метод рою часток, прогнозування, планування, математичні моделі, відновлення залежностей, складні технологічні процеси, регресія.

ABSTRACT

Ziborov I.K. Information technology for decision support in complex production processes based on the evolutionary method - Qualifying scientific work, the manuscript.

PhD thesis in specialty 122 – Computer Science – Dnipro University of Technology, Ukraine. Dnipro, 2024.

The dissertation solves the relevant scientific and applied problem of creating decision-making information technology for effective planning and management of complex production processes based on the evolutionary method.

The purpose of the work is to increase the effectiveness, speed of obtaining, and quality of management decisions in planning complex manufacturing processes under uncertainty by developing an information technology for decision support using heuristic search methods.

Scientific novelty of the obtained results:

1. For the first time, a hybrid method of conditional optimization based on particle swarm and artificial immune system is proposed, which, unlike existing methods, involves the division of the population into groups, intergroup competition, and population compression mechanism for the adaptation of the compression operator. The application of the method as part of the information technology for decision support allows reducing the time to obtain and improving the quality of these decisions.

2. For the first time, a modular information technology for decision-making in planning and managing complex production processes is proposed, where each module solves a specific optimization problem using a hybrid evolutionary method. Its application allows increasing the efficiency of decision-making in production processes and certification of end products.

3. The improved method of statistical certification of products is based on restoring individual models of optimal complexity for each product type, which, unlike existing methods, uses constraints on predictor degrees that can take negative values.

The improved method allows for product certification without direct measurements, with a relative error not exceeding 5%.

4. The method of planning the need for ingredients based on the chemical analysis of the produced product has been improved, which, unlike existing methods, involves restoring predictive models using the developed hybrid evolutionary method. This allows creating individual predictive models for each type of product with a relative error of no more than 8.5% and requiring an order of magnitude fewer training examples in the training sample.

The practical significance: The developed information technologies and methods in the dissertation research have been implemented as software modules that can be used jointly or independently to support decision-making in complex production processes.

In the first chapter, the problem of information-analytical support of control decision-making processes in complex production processes was analyzed, using the example of a metallurgical enterprise. The relevance of research, which should result in the creation of information technology to support decision-making in batching, deoxidation, and forecasting the mechanical properties of finished products, was noted. It is shown that within the proposed information technology, a number of optimization problems with significant constraints, which can be considered multi-criteria, need to be solved. The effectiveness of the evolutionary approach to solving multi-criteria optimization problems in real space, particularly methods based on the particle swarm principle and artificial immune systems modeling, is emphasized.

In the second chapter, a hybrid method of conditional optimization is developed, which uses particle swarm and artificial immune system approaches and involves dividing the population into groups with individually variable agent numbers, intergroup competition, and population compression to counter convergence. The application of the developed HIPSO method as part of the information technology for decision support allows reducing the time and increasing the reliability and accuracy of the obtained solutions. During the study of the proposed method, it was found that the coefficients of the speed components do not depend on the problem space

dimension; the number of groups into which the swarm is divided should increase with the increasing dimension of the problem, and the number of defeats of a certain group of the swarm after which the given group dissolves does not depend on the problem dimension; the total size of the swarm should increase proportionally to the number of partition groups as the space dimension increases; the periodicity of intergroup compression should increase with the problem dimension and can be chosen as a simple number within wide limits, while the periodicity of intragroup compression does not depend on the dimension and can be taken as a simple number from 7 to 13.

In the third chapter, information technology for decision support in rolled metallurgical production based on a hybrid evolutionary method of optimization is proposed, providing a modular approach to the construction of an integrated system for decision support, where each module, using the input-output interface, provides a solution to a specific optimization problem related to a specific production process. The application of information technology to the synthesis of the dependences of the mechanical characteristics of finished products on the chemical composition of steel before deoxidation and to calculate the need for ferroalloys in the deoxidation process allowed increasing the efficiency of production due to automation and reducing the time of relevant operations. This reduces the cost of steel production.

In the fourth chapter, the proposed hybrid method of conditional optimization based on the simulation of an artificial immune system and a swarm of particles demonstrates high efficiency in solving a wide range of test problems in real space with dimensions from 2 to 100. The global optimum is mainly found, as it has a higher percentage of reaching the global optimum, is more reliable due to less variance in repeated experiments, requires fewer calls to the objective function, is robust to the growth of the problem scale, and also solves 2/3 of the test problems faster than competing methods regardless of problem dimensions.

During the experimental testing of the proposed algorithm on real production problems, the proposed HPSO method showed high accuracy and repeatability of results: with a probability of more than 0.778, the proposed algorithm finds a better solution with an error of up to 2.8%; the quality of the solutions of the proposed method

is higher on average by 12-24%, and the repeatability is higher by 1.5-2.0 times. The information technology of supporting decision-making in the management processes of rolled metallurgical production has been tested experimentally. The application of the proposed information technology to batching reduces the percentage of melts with basicity violations by an average of 13.2%, melts with excess temperature by 57.9%, the number of additions by 16.6%, and the average melting time by 12.4%. At the same time, its application made it possible to forecast the need for basic deoxidizers with a relative error of no higher than 8.5%, using individual prognostic models of optimal complexity, which require an order of magnitude fewer training examples in the training sample. The proposed information technology also allows forecasting the mechanical properties of finished products with a relative error of no more than 5%, using individual prognostic models of optimal complexity.

The results obtained confirm the potential of using the proposed information technology for decision support based on the evolutionary method for effective planning and management of complex manufacturing processes.

Keywords: information technology, decision-making, optimization, multi-criteria, uncertainty, evolutionary method, artificial immune system, particle swarm optimization, forecasting, planning, mathematical models, dependency recovery, complex technological processes, regression.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку фахових видань, затвердженого МОН України України:

1. 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>

(особистий внесок автора - ідея та алгоритм методу оптимізації)

2. Зіборов І.К. Інформаційні технології супроводу управлінських рішень в прокатному виробництві // «Системні технології». №3 (152). – 2024 – С. 44-56.

3. 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.

(особистий внесок автора – модульний підхід до розробки системи, програмна реалізація)

4. Желдак Т.А., Зіборов І.К. Структура та функції інтегрованої СППР у процесах керування багатоетапним прокатним виробництвом”, *Сучасні інформаційні технології*, vol.1, pp. 49–56, 2023.

(особистий внесок автора – структура інтегрованої системи, перелік функцій та каналів інформаційної взаємодії)

5. Желдак, Т., Зіборов, І. Самонавчання підсистеми оператора конвертера в процесі рафінації сталі в складі СППР керування металургійним виробництвом. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2022, 2, 32–40. doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2022-2-4>

(особистий внесок автора – реалізація інформаційної технології, проведення експериментів)

Статті у міжнародних виданнях та виданнях України, включених до наукометричних баз даних

6. 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*, 2021, 3106, pp. 82–95.

(особистий внесок автора – адаптація оператора стиснення популяції, аналіз результатів)

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

7. Желдак Т.А. Керування параметрами оптимізаційного алгоритму на основі моделювання штучної імунної системи / Т.А. Желдак, І.К. Зіборов // *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ІТММ'2021: тези доповідей міжнародної науково-практичної конференції імені професора Михальова О.І. – Дніпро: НМетАУ, 2021. – с. 136-140.*
<https://doi.org/10.34185/1991-7848.itmm.2021.01.045>

(особистий внесок автора – адаптація оператора стиснення популяції, аналіз результатів)

8. Зіборов І.К. Адаптивний оператор стиснення популяції як запорука успішності еволюційних пошукових алгоритмів / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // *«Наукова весна» 2022: мат. XII Всеукр. наук.-техн. конф., Дніпро, 23–24 травня 2022 року – Дніпро : НТУ «ДП», 2022 – с 161-162.*

(особистий внесок автора – ідея адаптивного оператора стиснення для еволюційних алгоритмів)

9. Желдак Т.А. Алгоритм роботи підсистеми розкרוювання заготовок СППР керування багатоетапним прокатним виробництвом / Т.А. Желдак, І.К. Зіборов // *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ІТММ'2023: тези доповідей міжн. Ннаук.-практ. конф. – Дніпро: УДУНТ, 2023. – с. 294 – 297. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.079*

(особистий внесок автора – реалізація інформаційної технології)

10. Зіборов І. К., Гібридний метод оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // *Інформаційні технології: теорія і практика – Праці 6-ї Всеукр. наук.-практ.конф.*, 2023 р., м. Харків, с. 36-40.

(особистий внесок автора – ідея та реалізація обчислювального методу)

11. Зіборов І. К., Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при шихтуванні плавки // *Інформаційні технології: теорія і практика – Праці I(VII) Міжнар. наук.-практ.конф.*, 2024 р., м. Дніпро, с. 271-274.

12. Зіборов І. К., Застосування гібридного еволюційного методу на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи в задачах оптимізації / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // *Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ITMM'2024: тези доповідей міжн. Наук.-практ. конф. – Дніпро: УДУНТ, 2024. – с. 453 – 459. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.088*
(особистий внесок автора – розробка та реалізація методу, експериментальна перевірка)

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	17
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1. ЗАДАЧА ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСАХ	25
1.1. Аналіз задачі інформаційної підтримки прийняття рішень у промисловому виробництві.....	25
1.2. Аналіз математичних моделей виробничих процесів виготовлення сталі та прогнозування її характеристик	36
1.2.1 Математична модель задачі оптимізації шихти при конвертерному виробництві.....	36
1.2.2 Математична модель прогнозування необхідної кількості феросплавів та механічних властивостей готової продукції	46
1.3 Аналітичний огляд відомих методів умовної дійснчисельної оптимізації.....	50
1.4 Аналіз інформаційних технологій підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах	53
1.5 Висновки до розділу 1.....	56
РОЗДІЛ 2. ГІБРИДНИЙ ЕВОЛЮЦІЙНИЙ МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНОЇ ІМУННОЇ СИСТЕМИ ТА РОЮ ЧАСТОК.....	59
2.1. Гібридизація ройового методу оптимізації операторами змагання та стиснення.....	59
2.2. Дослідження параметрів методу та формування рекомендацій	65
2.3. Адаптивний оператор стиснення популяції в еволюційних методах оптимізації.....	72
2.4. Особливості й налаштування гібридного методу оптимізації при розв’язанні задач в двійковому просторі	77
2.5. Висновки до розділу 2.....	83

РОЗДІЛ 3. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСАХ	86
3.1. Структура та функції інформаційної технології підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах	86
3.2 Інформаційна технологія підтримки прийняття рішення в задачах шихтування	92
3.3 Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в задачах планування та прогнозування	102
3.4 Висновки до розділу 3.....	108
4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ЕВОЛЮЦІЙНОГО МЕТОДУ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ	110
4.1 Порівняльне тестування еволюційного методу оптимізації на задачах різної розмірності	110
4.2 Застосування еволюційного методу оптимізації в задачах планування та керування складними процесами.....	122
4.3 Експериментальна перевірка роботи інформаційної технології підтримки прийняття рішень та аналіз результатів	127
4.3.1 Експериментальна перевірка застосування інформаційної технології до процесу оптимізації шихти.	127
4.3.2 Експериментальна перевірка застосування інформаційної технології до процесу планування потреби у розкислювачах	130
4.3.3 Експериментальна перевірка інформаційної технології до процесу прогнозування механічних характеристик готової продукції	133
4.4. Висновки до розділу 4.....	138
ВИСНОВКИ	141
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	145
ДОДАТКИ	164
ДОДАТОК А. СПИСОК О ПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ	164

ДОДАТОК Б. ДОКУМЕНТИ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ.....	166
ДОДАТОК В. ОПИС ТЕСТОВИХ ФУНКЦІЙ АЛГОРИТМУ NIPSO.....	171

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

AIS – artificial immune system

HIPSO – hybrid immune & particle swarm optimization

PSO – particle swarm optimization

ВКМ – витратний коефіцієнт металу

МБЛЗ – машина безперервного лиття заготовок

МГВА – метод групового врахування алгоритмів

МНК – метод найменших квадратів

МНР – метод нелінійної регресії

ОПР – особа, що приймає рішення

СППР – система підтримки прийняття рішень

ШІС – штучна імунна система

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Сучасною світовою тенденцією розвитку промислових підприємств є застосування інформаційних технологій, які можна поділити на чотири умовні рівні: рівня усього бізнесу, керуючі системи виробництва, системи автоматизованого чи автоматичного керування, системи безпосередніх вимірювань і датчиків.

Втім, в ході аналізу виробничої діяльності ряду підприємств Придніпровського регіону, що працюють за технологією кількох послідовних незалежних операцій, з'ясовано, що існуючі інформаційні технології не виходять за рівень автоматизованого керування і використовують технологічні критерії прийняття рішень (максимальна випуску кінцевого и проміжного продукту, мінімальний час виконання певної операції, мінімальна браку тощо). Також було з'ясовано, що прийняття рішень на всіх виробничих ділянках відбувається в умовах суттєвої невизначеності, подекуди – в умовах браку часу та неповноти інформації. Це обумовлено рядом випадкових факторів, що не можуть бути прогнозовані та мають в основі як природні та технічні збурення, так і «людський фактор». Такі виробничі процеси вважаються складними і потребують інформаційної підтримки прийняття рішень щодо планування та керування.

Показовим прикладом багатоетапних виробництв зі складними виробничими процесами є чорна металургія, де відбувається декілька послідовних фізико-хімічних перетворень з використанням великої кількості енергії та матеріальних складових, а кінцева вартість готової продукції має суттєву залежність від швидкості та якості прийняття рішень.

Висока конкуренція на ринку продуктів чорної металургії обумовлює головний критерій оптимізації планування сталевих плавки - якомога меншу собівартість. Також важливо врахувати досягнення теплового та матеріального балансу плавки. Прийняття рішення щодо оптимального складу шихти з урахуванням наявних запасів та собівартості – багатокритеріальна задача

умовної оптимізації, яка потребує інформаційної підтримки з використанням пошукових методів оптимізації.

Не меншу складність має прийняття рішень щодо вибору виду розкислювача, його маси, а також умов і часу подавання у метал. На момент дослідження майже не поширені інформаційно-аналітичні системи, які б спрощували цю задачу. Актуальною вбачається розробка ефективної інформаційної технології, яка б дозволяла швидко та якісно планувати потребу в розкислювачах для різних марок сталі та різних виробничих процесів.

Нарешті, актуальною задачею, що потребує вирішення, вбачається прогнозування механічних властивостей майбутньої готової продукції на ранніх етапах виготовлення вуглецевої сталі з метою формування таких керуючих впливів, які б могли скоригувати процес, що вже відбувається. На поточний час не існує єдиного підходу до прогнозування механічних характеристик готової продукції за її хімічним складом, оскільки існуючі моделі суттєво відрізняються як параметрами, так і структурою. Відповідно актуальною бачиться задача розробки інформаційної технології, яка б вирішувала задачу структурно-параметричної ідентифікації таких моделей.

Виходячи з викладеного, за допомогою майбутньої інформаційної технології необхідно вирішити ряд оптимізаційних задач, що мають значну кількість обмежень та можуть розглядатися як багатокритеріальні. Застосування точних методів в умовах безперервного виробництва обмежене ресурсами часу і природою самих задач. Відтак актуальним вбачається застосування еволюційного підходу до розв'язання багатокритеріальних задач умовної оптимізації у дійсному просторі, зокрема, методів на основі принципу рою часток та моделювання штучних імунних систем.

Таким чином в даній роботі вирішується актуальна науково-прикладна задача створення інформаційної технології підтримки прийняття рішень для ефективного планування та керування складними виробничими процесами на основі еволюційного методу.

Вивченню задач планування складних виробничих процесів в металургії та прийняття рішень при керуванні ними присвячені роботи D. Dering, D.A. Sala, B.A. Бігєєва, В.С. Богушевського, Я.Л. Альперовича та ін. Різні види інформаційних систем супроводу та прийняття рішень складних виробничих процесів у металургії досліджувалися в роботах Д.Н. Тогобицької, О.В. Барабаша, Y. Zhao, Г.Г. Грабовського, В.В. Собчука та ін. Розвитку еволюційних методів оптимізації для двійкових та безперервних задач присвячені праці M. Dorigo, L.N., De Castro, В.Є. Снитюка, Л.Ф. Гуляницького, С.О. Субботіна, А.П. Карпенка та ін. Водночас питання розробки інформаційних технологій підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах на основі еволюційних методів оптимізації в літературі висвітлені мало.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційна робота є складовою частиною досліджень, проведених в Національному технічному університеті «Дніпровська політехніка» за держбюджетними науково-дослідними роботами: «Задачі моделювання, оптимізації та прийняття рішень в складних системах різної природи» (№0121U109788) та «Задачі аналізу, моделювання та оптимізації технологічних процесів у складних системах різної природи» (№0123U100011), у яких автор був співвиконавцем.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності, швидкості отримання та якості рішень при плануванні та керуванні складними виробничими процесами в умовах невизначеності шляхом створення інформаційної технології підтримки прийняття рішень з використанням евристичних пошукових методів .

Досягнення поставленої мети досліджень обумовило необхідність вирішення наступних основних теоретичних і прикладних задач:

1. Провести аналіз проблеми інформаційно-аналітичної підтримки прийняття рішень в процесах шихтування, розкислення та прогнозування механічних властивостей готової продукції металургійного виробництва.

Окреслити перелік, характер та особливості оптимізаційних задач, які мають розв'язуватись в межах пропонованої інформаційної технології.

2. Розробити для розв'язання задач оптимізації розглянутих складних виробничих процесів у металургійному виробництві гібридний еволюційний метод оптимізації, що уникає недоліків існуючих методів та використовує адаптивні до задачі алгоритмічні особливості. Надати рекомендації щодо налаштувань параметрів пропонованого методу з урахуванням характеру та обмежень задач, що вирішуються.

3. Створити інформаційну технологію прийняття рішень в задачах планування та керування складними виробничими процесами, яка передбачає модульний підхід, а кожен модуль крім організації інтерфейсу вводу-виводу, передбачає розв'язання певної оптимізаційної задачі, що відноситься до конкретного виробничого процесу.

4. Розробити алгоритм роботи та схему взаємодії модулів системи підтримки прийняття рішень в процесах планування та керування металургійним виробництвом на основі модульного підходу, сформулювати вхідну та вихідну інформацію для кожного з модулів.

5. Проаналізувати результати чисельних експериментів з використанням розробленого методу оптимізації на відомих тестових функціях та на прикладах з виробничої практики. Визначити ефективність запропонованого методу в порівнянні з аналогічними, використовуючи показники швидкості, якості та повторюваності отримання результату.

6. Експериментально перевірити інформаційну технологію підтримки прийняття рішень в задачах планування та керування складними виробничими процесами, зокрема, в процесах шихтування, прогнозування потреби в розкислювачах та сертифікації готової продукції металургійного виробництва. Дати якісну і числову оцінку ефективності пропонованих рішень.

Об'єкт дослідження – процеси інформаційної підтримки прийняття рішень щодо планування та керування в складних виробничих процесах.

Предмет дослідження – інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах, а також еволюційний метод оптимізації цих процесів як її основа.

Методи дослідження. Для вирішення поставлених задач були використані методи математичного та комп'ютерного моделювання складних багатоетапних виробничих процесів; методи проектування, розроблення та контролю якості складових інформаційної технології та сучасні методи програмування – для створення інформаційної технології підтримки прийняття рішень; методи регресійного, кореляційного аналізу та метод найменших квадратів – для побудови багатofакторних прогнозуючих моделей, оцінки їх якості та формування оптимальних планів та керуючих впливів; евристична методологія пошукової оптимізації – для синтезу нового еволюційного методу.

Наукова новизна отриманих результатів. У дисертаційній роботі:

1. Вперше запропоновано гібридний метод умовної оптимізації на основі рою часток та штучної імунної системи, який передбачає поділ популяції на групи, міжгрупове змагання та стиснення популяції, а також механізм адаптації оператора стиснення. Застосування методу в складі інформаційної технології підтримки прийняття рішень дозволяє скоротити час та підвищити якість цих рішень.

2. Вперше запропоновано модульну інформаційну технологію прийняття рішень в задачах планування та керування складними виробничими процесами, в якій кожен модуль передбачає розв'язання певної оптимізаційної задачі гібридним еволюційним методом. Її застосування дозволяє підвищити ефективність прийняття рішень в процесах шихтування та розкислення сталі, а також сертифікації готової продукції з неї.

3. Удосконалений метод статистичної сертифікації металевого прокату, на основі відновлення індивідуальних для кожного найменування продукції моделей оптимальної складності, що на відміну від існуючих використовує обмеження на ступені предикторів, які можуть приймати від'ємні значення.

Удосконалений метод дозволяє сертифікувати продукцію без прямих вимірювань з відносною помилкою не вище 5%.

4. Удосконалений метод планування потреби у розкислювачах на основі хімічного аналізу сталі при розливці, що на відміну від існуючих передбачає відновлення прогностичних моделей розробленим гібридним еволюційним методом. Це дозволяє будувати для кожної марки сталі індивідуальні моделі прогнозування, що мають відносну помилку не вище 8,5% і для отримання яких потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці.

Практичне значення отриманих результатів.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що розроблені у дисертаційному дослідженні принципи, технології та методи доведені до практичної реалізації у вигляді окремих модулів інтегрованої системи підтримки прийняття рішень в сортопрокатному металургійному виробництві та можуть використовуватись для супроводу прийняття рішень в управлінні технологічними процесами таких виробництв. Акти впровадження окремих елементів дисертаційного дослідження у виробничу практику ряду металургійних підприємств Придніпровського регіону наведені в додатку Б.

Результати теоретичного дослідження, висновки і рекомендації, що містяться в дисертаційній роботі, використано в навчальному процесі на факультеті інформаційних технологій НТУ «Дніпровська політехніка» при викладанні дисциплін «Інтелектуальний аналіз даних» та «Еволюційні технології прийняття рішень в умовах невизначеності», а також при підготовці курсових і кваліфікаційних робіт студентами спеціальностей «124 Системний аналіз» та 122 «Комп'ютерні науки» (акт впровадження наведено в додатку Б).

Особистий внесок здобувача. Дослідження є особисто виконаною науковою працею. Результати, що містяться в дисертації, отримані автором самостійно і знайшли відображення в його публікаціях. Внесок автора в колективно опубліковані праці конкретизовано в списку публікацій. З праць, які

опубліковані у співавторстві, використано лише ті положення та ідеї, які є результатом особистих досліджень здобувача.

Апробація матеріалів дисертації. Включені в дисертацію результати досліджень доповідалися і обговорювалися на: Міжнародних науково-технічних конференціях «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» ІТММ–2021, ІТММ–2023 та ІТММ–2024 (м. Дніпро, 2021 - 2024 роки); VI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Інформаційні технології: теорія і практика» (Харків, 2023), II Міжнародному науковому симпозиумі «Intelligent Solutions» IntSol-2021, (Київ-Ужгород, 2021), VII(I) Міжнародній науково-практичній конференції «Інформаційні технології: теорія і практика» (Дніпро, 2024); XII Всеукраїнській науково-технічній конференції «Наукова весна» 2022 (Дніпро, 2022).

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи опубліковані в 12 наукових працях, серед яких 2 публікації одноосібні, 5 статей у наукових фахових виданнях з технічних наук, 1 – у виданнях що входять до наукометричних баз Scopus, 1 стаття в іноземних виданнях, 7 – в збірниках тез доповідей наукових конференцій.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та кількох додатків. Обсяг загального тексту дисертації складає 177 сторінок, з них основного тексту 162 сторінок. Робота ілюстрована 15 таблицями та 26 рисунками. Список використаних джерел містить 161 найменування.

РОЗДІЛ 1. ЗАДАЧА ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСАХ

1.1 Аналіз задачі інформаційної підтримки прийняття рішень у промисловому виробництві

Сучасною світовою тенденцією розвитку промислових підприємств є застосування інформаційних технологій, які можна поділити на чотири умовні рівні: рівня усього бізнесу, керуючі системи виробництва, системи автоматизованого чи автоматичного керування, системи безпосередніх вимірювань і датчиків.

Втім, в ході аналізу виробничої діяльності ряду підприємств Придніпровського регіону, що працюють за технологією кількох послідовних незалежних операцій, з'ясовано, що існуючі інформаційні технології не виходять за рівень автоматизованого керування і використовують технологічні критерії прийняття рішень (максимальна випуску кінцевого и проміжного продукту, мінімальний час виконання певної операції, мінімальна браку тощо). Також було з'ясовано, що прийняття рішень на всіх виробничих ділянках відбувається в умовах суттєвої невизначеності, подекуди – в умовах браку часу та неповноти інформації. Це обумовлено рядом випадкових факторів, що не можуть бути прогнозовані та мають в основі як природні та технічні збурення, так і «людський фактор». Такі виробничі процеси вважаються складними і потребують інформаційної підтримки прийняття рішень щодо планування та керування.

Показовим прикладом багатоетапних виробництв зі складними виробничими процесами є чорна металургія, де відбувається декілька послідовних фізико-хімічних перетворень з використанням великої кількості енергії та матеріальних складових, а кінцева вартість готової продукції має суттєву залежність від швидкості та якості прийняття рішень.

Україна є одним із лідерів країн-виробників металів у світі і займала до 2008 року сьоме місце за обсягом виробництва сталі і третє місце — за обсягом експорту металопродукції. Країна входить до десятки найбільших виробників і експортерів металу [1]. Частина продукції, яку виробляють металургійні підприємства, становить 30 % загалом у промисловому виробництві і 42 % від загальних обсягів експорту України. Понад 80% металопродукції експортується до країн Європи, Азії, Близького Сходу, Південної Америки [2]. Станом на початок 2013 року гірничо-металургійний комплекс України нараховував близько 800 великих і малих підприємств і організацій, включаючи 19 великих металургійних комбінатів і заводів, 12 трубних заводів, більше 20 метизних підприємств, і більше 100 підприємств з переробки металобрухту [3].

Як випливає з даних Міжнародного енергетичного агентства (IEA), у чорній металургії два основні процеси виробництва. Близько 70% стали випускають за класичною технологією: спочатку одержання агломерату із залізородного концентрату та виробництво коксу з кам'яного вугілля, потім – виплавка чавуну в доменних печах, а потім – одержання сталі у киснево-конвертерному виробництві. Ще приблизно 22% сталі виробляють у дугових сталеплавильних печах, переважно із залізного брухту [4].

В наш час в Україні, де мають місце потужні поклади залізних руд й існують потужності для їх збагачення, набули поширення кисневі сталеплавильні конвертери з верхньою продувкою ванни киснем через одну фурму з водяним охолодженням, що опускається зверху над поверхнею металу. Подібні установки використовуються на ВАТ «Металургійний комбінат «Азовсталь», Єнакіївському металургійному комбінаті (Холдинг «Метінвест»), ПАТ «ДМЗ» (м. Дніпро) і на багатьох інших виробництвах [5].

У якості вихідних матеріалів при виробництві сталі використовуються рідкий або твердий чавун, металобрухт, а також розкислювачі, легуючі та шлакоутворюючі матеріали [6]. При переділі чавуну і металобрухту у сталь вирішуються декілька основних задач: плавлення і нагрівання шихти до температури, що забезпечує проведення наступних операцій (зазвичай 1600-

1650°C), рафінування сталі від шкідливих домішок (сірки, фосфору, водню та азоту), легування і, нарешті, одержання з рідкої сталі сталевого зливка або безперервнолитої заготовки. Нагрів до заданої температури і частково рафінування і легування проводиться в сталеплавильних агрегатах, кінцеве рафінування і легування – в сталерозливних ківшах після випуску плавки з агрегату за допомогою спеціалізованих установок, та розлив – у виливниці або на машинах безперервного лиття заготовок (МБЛЗ) [7].

Сутність виробництва сталі в конвертерах полягає у тому, що при вдуванні газоподібного кисню в метал відбувається окислення заліза, вуглецю, кремнію і марганцю. У результаті протікання цих реакцій виділяється тепло, що забезпечує не тільки нагрівання металу, але й можливість переробляти до 30% металобрухту. Продукти реакції окислення заліза, марганцю і кремнію утворюють первинний шлак, який може інтенсивно розчиняти футеровку. Для запобігання руйнування футеровки до конвертеру додають вапно. Шлак з високим вмістом СаО слабо взаємодіє з футеровкою. Крім того, такий шлак забезпечує рафінування сталі від фосфору і частково від сірки [8].

Можна виділити три основні періоди в конвертерному виробництві сталі [9]: завантаження шихтових матеріалів, продувку киснем і випуск плавки. Завантаження конвертера зазвичай починають із завалки металобрухту із спеціальних лотків за допомогою завалочної машини. Потім у конвертер заливається чавун. Після цього конвертер повертають у вертикальне положення і починають додавати шлакоутворюючі матеріали (головним чином, вапно). Одночасно в конвертер опускають кисневу фурму і починають продувку технічним киснем. Під час дуття продовжують додавання шлакоутворюючих матеріалів [6, 8].

Низьковуглецева сталь, що виготовляється кисневим конвертером, має відповідати певним вимогам до хімічного складу та температури. Головними вимогами щодо хімічного складу є відсотковий вміст вуглецю, сірки, фосфору, марганцю, та інших легуючих елементів, якщо вони необхідні для даної марки сталі. Температура ж має бути в межах від 1600 до 1650°C. Вищі значення

призведуть до руйнування виливниць, у які розливається сталь, нижчі – до неповноти хімічних реакцій і, як наслідок, неоднорідності кристалічного складу зливку металу [10].

Жорсткі вимоги до температури на виході з конвертера змушують застосовувати в процесі конвертерної плавки охолоджувачі, адже в разі переплавлення на сталь чистого чавуну (подається рідким з температурою 1300–1450°C), на виході температура розплаву сягала б значень 1850–1900°C. Тобто, кількість тепла, що вноситься чавуном і виділяється у процесі окислення (фактично–горіння) домішок заліза в процесі плавки значно перевищує необхідну кількість тепла для отримання сталевого розчину.

Охолоджувачами можуть бути залізна руда, вапно, вапняк, доломіт, плавиковий шпат, залізовмісні брикети, металобрухт та скрап. Кожен з матеріалів забирає на себе частину тепла: охолоджені металеві частини – на нагрівання та плавлення, допоміжні матеріали – на окислення та шлакоутворення [11].

Керування процесом конвертерної плавки – складна задача, що передбачає оптимізацію та прийняття рішень. Головним критерієм оптимізації складу шихти, обумовленим високою ціною конкуренцією на ринку металопродукції, є економічний (якомога менша собівартість). При цьому недостатньо зробити шихту мінімальної собівартості, важливо також врахувати досягнення теплового та матеріального балансу плавки, адже їх порушення може призвести до суттєвих додаткових втрат на охолодження чи підігрів готової сталі, на додаткове розкислення та вирівнювання рівню вуглецю. Згідно дослідження [12], додаткові витрати від перелічених факторів становлять від 1 до 3% собівартості розливої сталі.

Застосування сучасних інформаційних технологій до процесів супроводу управлінських рішень при виготовленні сталі передбачає виділення трьох задач, кожна з яких описується окремою моделлю й оптимізується за окремим критерієм якості [13 - 18]. До початку плавки виконується розрахунок плавки за статичною моделлю, в ході рафінування сталі використовується динамічна

модель, і, нарешті, після хімічного аналізу й контролю температури застосовують моделі корекції. Статична модель керування плавкою дозволяє розрахувати металеву частину шихти, кількість охолоджувачів та кількість кисню для продувки плавки [14]. При цьому за доволі короткий термін (2-5 хвилин) після зливу попередньої плавки з конвертера у ківш, оператор конвертерного виробництва має сформувати шихтову суміш для виконання наступної плавки [15]. Вихідними даними, якими володіє оператор при прийнятті рішень, є:

- марка сталі, яка буде виготовлятися та бажана температура розливки;
- хімічний склад, температура чавуну, та ступінь його зашлакованості;
- наявність охолоджувачів, їх хімічні параметри та ціна;
- наявність розкислювачів, їх хімічний склад та ціна.

Як показує поточна вітчизняна та зарубіжна практика [16, 17], статична модель і прийняття рішень на її основі можуть мати лише оціночний характер через суттєву невизначеність у початкових параметрах. Нечіткий характер частіше за все мають температура та хімічний склад чавуну, залитого в міксер перед подачею в конвертер, а також доступні характеристики брухту, скрапу, вапняку та руди. Природа невизначеності в даному випадку наступна [22]. Чавун подається в конвертер через міксер, який вирівнює хімічний склад кількох різних випусків доменної печі та забезпечує необхідну температуру подачі. Об'єм міксера зазвичай значно більший за величину порцій, якими його поповнюють і з яких беруть проби на хімічний аналіз. У кожній з порцій хімічний склад контролюється окремо, при цьому рівень шлаку не оцінюють. Останній контролюється візуально при завантаженні чавуну в конвертер. Оскільки хімічного аналізу брухту, особливо зовнішнього походження, не виконується, а руда, вапняк та інші сипучі матеріали можуть мати суттєво різний склад у різних мірах об'єму, їх параметри також оцінюються візуально.

Через викладене, більшість [13-16, 18] дослідників використовують додатково динамічну модель керування конвертерної плавкою. Основними координатами, якими оперують при цьому, є висота фурми на поверхнею

розплавленого металу та кількість й періодичність додавання охолоджуючих матеріалів. В розрахункових моделях, для спрощення, приймають усереднені значення параметрів, що мають невизначеність у сенсі їх математичного очікування. Але слід розуміти, що параметри, зокрема, металевого скрапу можуть суттєво відрізнятися для кожної плавки.

В [18] розроблена інформаційна технологія керування температурою у конвертері на основі автоматизованої системи управління технологічним процесом (АСУ ТП) плавки. Вона передбачає пошук в базі даних найкращих варіантів ведення плавки для даної марки сталі з точки зору відповідності кінцевим технологічним вимогам (заданий хімічний склад сталі, температура та мінімальний час ведення плавки). Подібний підхід, однак, має суттєвий недолік, оскільки передбачає лише технологічний, а не економічний критерій якості, який полягає у досягненні теплового й матеріального балансу плавки. Собівартість складових шихти при цьому не враховується. Актуальним вбачається розробка технології, яка б спиралася насамперед на економічний критерій, враховуючи при цьому вимоги теплового та енергетичного балансу, які наголошені зокрема в [19].

По завершенню плавки здійснюють розливуку рідкої сталі в спеціальний сталерозливний ківш. Під час випуску в ківш сталі додають розкислювачі, які реагують з розчиненим киснем, утворюючи з оксидами заліза рідку шлакову фазу, що допомагає вивести продукти розкислення з металу [20]. Конвертерний шлак зливають в шлакову чашу. Весь технологічний цикл плавки займає 50-60 хвилин [5, 9].

Розкислення – остання і найвідповідальніша операція в процесі виплавки сталі, оскільки за умови слабого розкислення при кристалізації в зливках утворюються пухирі та тріщини злитків, роблячи їх непридатними до прокатки на наступних етапах [21]. Водночас надмірне використання розкислювачів призводить до утворення в рідкій сталі неметалічних включень (продуктів розкислення), які здатні суттєво погіршити механічні властивості готової

продукції [22]. Для отримання сталі високої якості вміст неметалевих включень має бути не більше 0.005-0.006% і навіть менше.

Найбільш поширеними розкислювачами є марганець і кремній, використовувані у вигляді феросплавів, та алюміній [23]. Марганець - порівняно слабкий розкислювач і не забезпечує зниження окисленості металу до необхідних меж, однак більшу або меншу кількість марганцю вводять до металу при виплавці сталі багатьох марок [24], оскільки він сприяє виведенню сірки, підвищує міцність сталі та прискорює розкислення. Марганець вводять у метал в кінці плавки (часто у ківш) у вигляді сплаву марганцю з залізом (феромарганцю). Різні сорти феромарганцю містять різну кількість вуглецю (1-7%), приблизно 75% марганцю і деяку кількість кремнію.

Кремній у якості розкислювача застосовують при виробництві спокійних марок сталей, що зумовлено його високою здатністю зв'язувати і виводити кисень [25]. Кремній набагато сильніший розкислювач, ніж марганець: при 0.02% кремнію в металі міститься не більше 0.01% кисню [23]. Кремній у метал вводиться у вигляді сплаву кремнію з залізом (феросиліцію). Спільно з марганцем кремній вводять у сталь у вигляді силікомарганцю.

Слід враховувати, що серед всіх складових шихти феросплави – найдорожча складова, а оптимізація їх використання – актуальна задача не лише з точки зору технологічного процесу, а й за економічним критерієм, згаданим раніше [26]. Серед останніх досліджень велика кількість [26-28] присвячені задачам оптимізації використання розкислювачів, прогнозування фізичних властивостей металу [27] та невідповідності вимогам якості готової продукції через застосування розкислювачів у тих чи інших пропорціях [28]. При цьому майже відсутні інформаційні технології, що спрощують прийняття рішень оператором конвертера, який в більшості покладається на власний досвід і «усереднені» рішення для певних марок сталі.

З огляду на викладене, слід відзначити складність прийняття рішень в процесі розкислення сталі, який полягає у виборі виду розкислювача, його маси,

а також умов і часу подавання розкислювача у метал, а також відсутність поширених інформаційно-аналітичних систем, які б спрощували цю задачу.

Як уже зазначено, технологічний процес виробництва сталі у кисневому конвертері завершується розливкою у виливниці або через МБЛЗ розчину заліза певної температури та певним вмістом вуглецю. Втім ці процеси є лише первинними по відношенню до готової продукції, якою є сортовий, фасонний профіль або труба. Водночас сталь як матеріал й відповідні вироби з неї, зокрема сортовий прокат, характеризуються рядом фізичних властивостей: границя текучості, границя міцності, ударна пружність, границя витривалості та відносне здовження зразку при фіксованому механічному навантаженні [22]. Саме ці параметри регламентують державні чи міжнародні стандарти для виробів з тої чи іншої марки сталі. Марка сталі є ідентифікатором, який пов'язує на рівні технологічного процесу хімічний склад готової продукції з її механічними характеристиками, що з цього металу виготовляється. Цей зв'язок, а також послідовність технологічних операцій з металом ілюструє рисунок 1.1.

Слід відзначити, що до моменту, коли безпосередніми вимірюваннями чи статистично виконується експертиза готової продукції, виконання будь-яких вимірів ускладнене, з одного боку – через високі температури розплаву та зливків, а з іншого – такі виміри не дадуть повної картини механічних властивостей. Як зазначено у [29], хімічний склад розчину в ванні конвертера невідомий, адже до чавуну з нечітким хімічним складом та температурою додається металобрухт, склад якого оцінити, навіть у вигляді нечіткої множини чи ймовірносно вкрай важко.

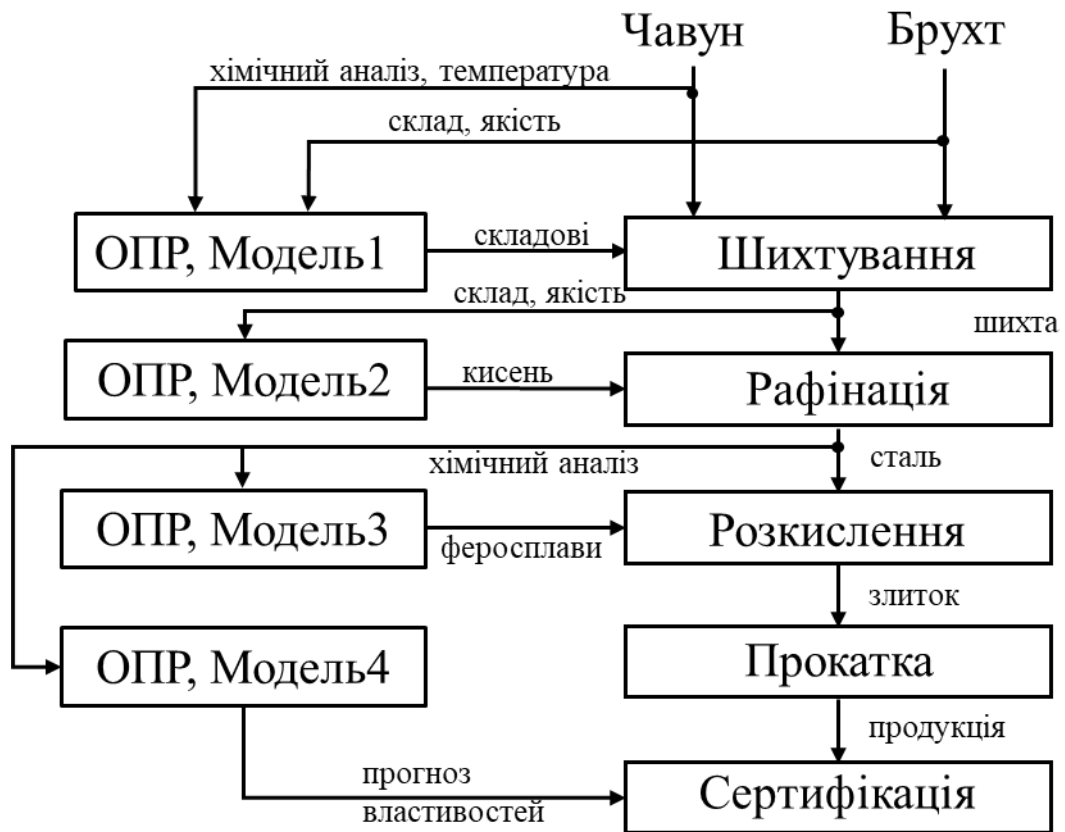


Рис. 1.1 – Технологічний процес виробництва сортового прокату та прийняття рішень у ньому

Актуальною задачею, що потребує вирішення, вбачається прогнозування механічних властивостей майбутньої готової продукції на ранніх етапах виготовлення вуглецевої сталі з метою формування таких керуючих впливів, які б могли скоригувати процес, що вже відбувається [30].

Відомі методи побудови експертних систем з використанням інформації про попередні плавки у якості еталонів для прийняття рішень [31 - 33]. Оскільки вони використовують фільтрацію випадкових рішень і мають діло з «правильною» історією – чи то відібраною експертним шляхом [31], чи відфільтрованою статистично [33], подібні системи забезпечують доволі високий рівень точності прийняття рішень. Однак, запропоновані експертні моделі не можуть бути проаналізовані на чутливість до зміни вихідних параметрів, адже оперують з лінгвістичними змінними, кожна з яких має чітку [33] чи нечітку [31, 32] інтервальну оцінку. До того ж відсутність безпосередньої

математичної моделі не дає змоги оцінити взаємний вплив параметрів при визначенні кількості розкислювачів по видах.

В [34] показано, що ідентифікації марки сталі на моменті завершення рафінації можлива з використанням 11 параметрів (10 хімічних складових сталі при розливці та температурою на цей момент). Автори застосовують інформаційну технологію на основі нейронних мереж та ідентифікують майбутню сталь з надійністю вище 95%. Втім, така модель не дозволяє сформулювати керуючий вплив у разі, якщо в ході аналізу прогноз визначив іншу марку сталі або невідповідність механічних властивостей готової продукції бажаним.

Застосування класичного підходу [35, 36], заснованого на використанні багатовимірної нелінійної регресії, у якості базових модельних функції якої є прості поліноми, дозволяє отримати запис моделі регресії у вигляді суми функцій окремих змінних

$$y = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=1}^k a_{ij} \cdot x_j^{S_{ij}}, \quad (1.1)$$

де k – кількість змінних; M – кількість членів полінома; a_{ij} – коефіцієнти при складових полінома; S_{ij} – ступені аргументів.

Недолік подібного підходу обумовлений тим, що за його використання ігнорується взаємозв'язок між хімічними складовими, тобто кожна з функцій

$$f_j = \sum_{i=0}^n a_i x^i, \quad j = 1 \dots k \quad (1.2)$$

є незалежною від усіх інших. Результуючий функціонал (1.1) будується фактично як сума функцій (1.2), отриманих кожна методом найменших квадратів [36] в припущенні, що взаємна кореляція факторів відсутня (так звана «наївна» апроксимація). Таке припущення обмежує результуючі модельні функції, оскільки не дозволяє враховувати взаємний вплив та зв'язок хімічних складових сталі. Інший недолік підходу [35] – високий порядок моделей регресійних

моделей, що у свою чергу при широкому сортаменті готової продукції і великій кількості марок сталі потребуватиме врахування тисяч плавок для отримання статистично значимих моделей на кожен вид продукції.

Відомі ряд методів, що дозволяють отримати коефіцієнти полінома для будь-якого заданого критерію якості апроксимації, наприклад, критерію регулярності або мінімального зміщення [37]. Зокрема, комбінаторний алгоритм дає можливість отримати запис шляхом викреслювання певних складових з повного поліному, а метод групового урахування аргументів (МГВА) – навпаки, поступово ускладнює модель на основі елементарних поліномів першого або другого порядку [38]. При комбінаторному методі для k змінних, кожна з яких може виступати у ступені від 0 до m , необхідно переглянути $m^k + 1$ різних поліномів, відновивши для кожного коефіцієнти методом найменших квадратів. Останнє потребує значних обсягів часу навіть для 10 змінних. Водночас при зростанні порядку поліномів матриці коефіцієнтів стануть погано обумовленими і безпосереднє рішення системи матричних рівнянь в МНК виявиться неефективним. Разом з тим МГВА, який синтезує результуючий поліном значно швидше, породжує моделі з високими ступенями предикторів. Останнє не лише не відповідає фізичним процесам, а ще й суттєво підвищує чутливість цих моделей до помилок вхідних даних. Якщо враховувати, що такими даними є результати хімічного експрес-аналізу розпеченого металу при температурі близько 1650°C, помилки мають високу ймовірність.

Враховуючи викладене, проблема інформаційного супроводу прийняття рішень в процесах розкислення сталі та прогнозування її майбутніх механічних характеристик вбачається актуальною і потребує вирішення.

1.2 Аналіз математичних моделей виробничих процесів виготовлення сталі та прогнозування її характеристик

1.2.1 Математична модель задачі оптимізації шихти при конвертерному виробництві

При конвертерному виробництві сталі шихта складається з металевої та неметалевої частини [39]. Введемо для використання надалі наступні позначення. Незалежними змінними, що є параметрами задачі оптимізації, є складові шихти:

x_1 – дольова маса рідкого чавуну, кг на тону шихти;

x_2 – дольова маса твердого чавуну у вигляді уламків, обрізків та стружки, кг/т;

x_3 – дольова маса твердого чавуну в чушках, кг/т ;

x_4 – дольова маса металобрухту заготівельного (не менше 10% неметалевих домішок), кг/т ;т;

x_5 – дольова маса металобрухту сталевого (відходи власного виробництва: обрізки готової продукції, заготовок тощо), кг/т;

x_6 – дольова маса скрапу чавунного, кг/т;

x_7 – дольова маса скрапу сталевого, кг/т;

x_8 – дольова маса залізовмісних брикетів, кг/т;

x_9 – дольова маса шлакометалевої частини чавуну, кг/т;

x_{10} – дольова маса вапна охолодженого, кг/т;

x_{11} – дольова маса окатишів металевих, кг/т;

x_{12} – дольова маса вапняку, кг/т;

x_{13} – дольова маса брикетів оксиду марганця, кг/т;

x_{14} – дольова маса плавикового шпату, кг/т;

x_{15} – дольова маса доломіту, кг/т;

$c_{p,p} = \overline{1,15}$ – собівартість складових шихти у відповідності до найменування, грн/т.

Серед інших параметрів плавки, що входять у рівняння та обмеження, слід виділити наступні. Параметри, що визначають замовленням (задано для готової продукції):

y_1 – задана частка вмісту вуглецю в готовій сталі, %;

y_2 – задана частка вмісту марганцю в готовій сталі, %;

y_3 – максимальна припустима відносна частка вмісту фосфору в готовій сталі, %;

y_4 – максимально припустима відносна частка вмісту сірки в готовій сталі, %;

y_5 – максимально припустима відносна частка вмісту кремнію в готовій сталі, %;

y_6 – максимально припустима відносна частка вмісту оксиду заліза FeO в шлаку після продувки, %;

y_7 – максимально припустима відносна частка вмісту триоксиду заліза Fe_2O_3 в шлаку після продувки, %;

M_c – вихід сталі певної марки відповідно до поточного замовлення, т;

t_c – задана температура сталі на момент завершення плавки, °С.

Основна частина параметрів, що змінюються і беруть участь в рівняннях і обмеженнях, описують стан шихти та її окремих складових. До них слід віднести:

z_1 – відносна частка вмісту вуглецю в шихті, %;

z_2 – відносна частка вмісту марганцю в шихті, %;

z_3 – відносна частка вмісту фосфору в шихті, %;

z_4 – відносна частка вмісту сірки в шихті, %;

z_5 – відносна частка вмісту кремнію в шихті, %;

$M_{ш}$ – маса шлаку, т;

M_{all} – розрахункова маса плавки, т;

M_0 – розрахункова маса сталеві частини плавки, т;

- t_0 – температура чавуну на момент початку плавки, °C;
 α_1 – відносна частка вмісту заліза в чавуні, %;
 α_2 – відносна частка вмісту заліза заготівельному металобрухті, %;
 α_3 – відносна частка вмісту заліза в сталевому брухті, %;
 α_4 – відносна частка вмісту заліза в залізовмісних брикетах, %;
 α_5 – відносна частка вмісту заліза в скрапі чавунному, %;
 α_6 – відносна частка вмісту заліза в скрапі сталевому, %;
 α_7 – відносна частка вмісту заліза в шлакометалевій частині чавуну, %;
 β_1 – відносна частка міксерного шлаку в чавуні, %;
 β_2 – відносна частка забруднення брухту неметалевими домішками, %;
 β_3 – відносна частка окалини в металобрухті, %;
 β_4 – розрахунковий відсоток допалювання CO до CO₂, %;
 β_5 – розрахункова втрата заліза за плавку, %;
 β_6 – розрахункова втрата заліза випарюванням, %;
 β_7 – відносна втрата тепла конвертером, %;
 β_8 – логарифм константи рівноваги марганцю, %;
 $v_k, q = \overline{1,4}$ – об'єм конверторних газів, що утворюються, відповідно CO, CO₂, N₂, O₂, м³;
 $\gamma_q, q = \overline{1,4}$ – теплоємність газів, що утворюються, кДж/м³;
 V – загальний обсяг кисневого дуття на плавку, м³.

Як наголошується у [19], витрати матеріалів, що використовуються під час плавки у кисневому конвертері, мають бути оптимізовані з точки зору економічного критерію вигляду

$$J_1: \sum_{p=1}^{15} M_c(c_p x_p) \rightarrow \min, \quad (1.3)$$

Питанню саме економічної, а не технологічної оптимізації процесів плавки присвячено ряд робіт, зокрема [40], де показано, що використання залізовмісних брикетів (ЗВБ) із заздалегідь відомим хімічним складом замість скрапу чи металобрухту значно покращує технологічні, але збільшує собівартість. Втім,

застосування більш дорогих у порівнянні зі скрапом ЗВБ, сталевому брухту і навіть чавуну в чушках може бути виправданим при виведенні балансу плавки з поганим початковим хімічним складом чи високою основністю [41].

На ряд змінних, що входять до (1.3), накладаються технологічні обмеження. Зокрема, доля чавуну для ведення плавки не має перевищувати 0,95 кг/т розплаву, що обумовлено як економічною доцільністю [40], так і ймовірним перегрівом розплаву ще до завершення рафінації, підвищенням небезпеки руйнування футеровки та фурми [42]. Водночас, вміст у шихті металобрухту різного виду не має перевищувати 15-18% від загальної ваги шихти, інакше його нагрівання, плавлення і рафінація сталі триватимуть занадто довго, що знову ж таки призведе до зростання вартості плавки [41].

Дослідження критерію (1.3) на 946 плавках сталі 5пс, виконаних на базовому підприємстві у період з 2019 по 2021 роки ілюструється рисунком 1.2, з якого можна побачити, що в діапазоні $x_1 \in \{0,75; 0,95\}$ та відповідно $x_5 = x_2 + x_3 + x_4 + x_5 \in \{0,10; 0,25\}$ критерій вартості плавки має екстремум.

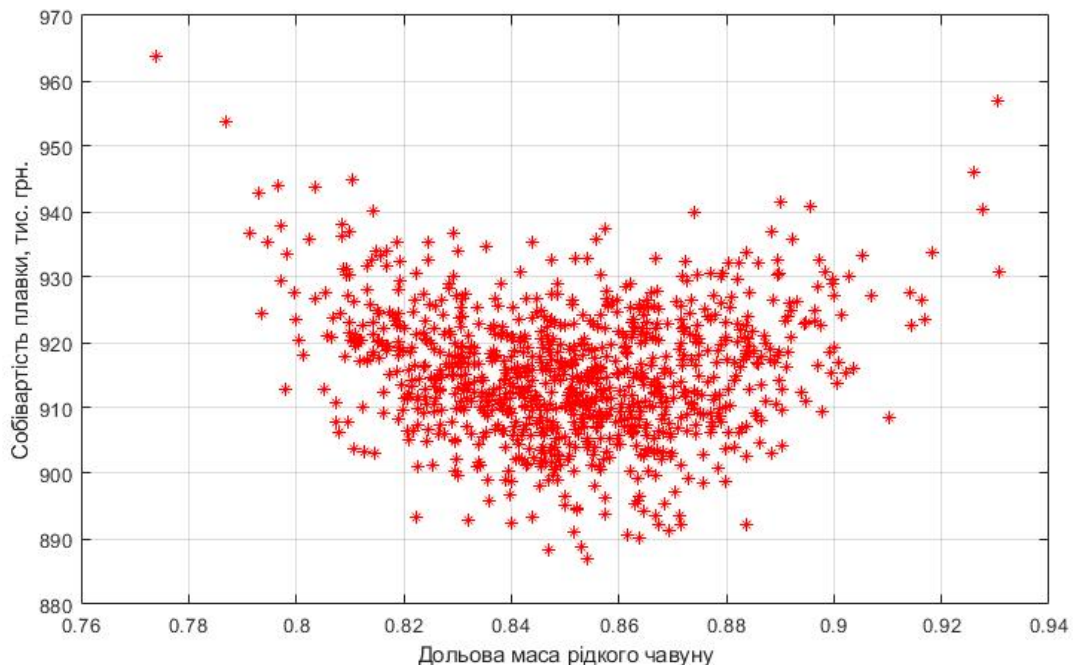


Рис. 1.2. Статистична оцінка залежності критерію собівартості плавки від долі чавуну

Таким чином, обмеження на долю чавуну в загальній масі плавки має вигляд

$$0,8 \leq x_1 \leq 0,93. \quad (1.4)$$

З викладених вище міркувань, а також виходячи з технологічних можливостей забезпечення власним брухтом і скрапом, обмеження на решту металевих складових шихти мають вигляд

$$\begin{cases} 0 \leq x_2 \leq 0,015; \\ 0 \leq x_3 \leq 0,05; \\ 0 \leq x_4 \leq 0,02; \\ 0,1 \leq x_5 \leq 0,25; \\ 0 \leq x_6 \leq 0,05; \\ 0 \leq x_7 \leq 0,05; \\ 0 \leq x_8 \leq 0,015. \end{cases} \quad (1.5)$$

Сума дольових складових плавки значно більше 1, адже для виготовлення 1 тони сталі використовуються від 1,128 тон до 1,147 тон (залежно від якості чавуну та вимог до марки сталі) рідких та сипучих матеріалів.

Основою розрахунку шихти, крім вимог до марки сталі, є так зване рівняння теплового балансу [43], що має вигляд

$$J_2: \sum_{i=1}^n Q_i^{in} - \sum_{j=1}^m Q_j^{out} \rightarrow 0, \quad (1.6)$$

де $\sum_{i=1}^n Q_i^{in}$ – сума тепла, що надходить у конвертер від усіх джерел $i = 1 \dots n$; $\sum_{j=1}^m Q_j^{out}$ – сума тепла, що витрачається у $j = 1 \dots m$ процесі.

Традиційно [18, 19, 43] розглядають п'ять основних джерел тепла у ванні конвертера:

$$\sum Q^{in} = Q_{\text{чав}} + Q_{\text{м.шлак}} + Q_{\text{дом}} + Q_{\text{Зал}} + Q_{\text{шлутв}}, \quad (1.7)$$

де $Q_{\text{чав}}$ – тепло від окислення чавуну; $Q_{\text{м.шлак}}$ – тепло від окислення міксерного шлаку; $Q_{\text{дом}}$ – тепло від окислення неметалевих домішок шихти; $Q_{\text{Зал}}$ – тепло від окислення заліза, що переходить в шлак і пил; $Q_{\text{шлутв}}$ – тепло від шлакоутворення.

Тепло від окислення чавуну пропорційне його масі та початковій температурі

$$Q_{чав} = x_1(a_1 + a_0 t_0). \quad (1.8)$$

Тут і надалі a_k , $k = 0 \dots 58$ – конструктивні коефіцієнти, що визначаються фізичними властивостями матеріалів і обладнання, та є константами для даного виробництва (не залежать від номеру плавки, її обсягу чи марки сталі, що виплавляється).

Тепло від окислення міксерного шлаку пропорційне температурі, масі чавуну та ступеню зашлакованості

$$Q_{м.шлак} = x_1 \beta_1 (a_2 + a_3 t_0). \quad (1.9)$$

На практиці кількість шлаку в чавуні не перевищує 1%, тому теплотою, що вносить ця складова, можна знехтувати.

Тепло від окислення неметалевих домішок шихти нелінійно залежить від хімічних параметрів готової сталі, чавуну й охолоджувачів

$$Q_{дом} = a_4 \beta_4 (z_1 - M_0 y_1) + a_5 z_5 + a_6 (z_2 - \beta_8 y_2) + a_7 (z_3 - \beta_8 y_3). \quad (1.10)$$

Металева частина плавки M_0 , що входить до (2.8), розраховується через керовані долі складових шихти і оцінки їх хімічного складу

$$M_0 = \frac{\alpha_1(x_1 + x_2 + x_3) + \alpha_2 x_4 + x_5 + \alpha_5 x_6 + \alpha_6 x_7 + \alpha_4 x_8 + \alpha_7 x_9}{\frac{1000}{M_{all}}}. \quad (1.11)$$

В свою чергу повна маса плавки дорівнює

$$M_{all} = M_0 + M_{O_2} + \frac{M_0}{1000} \left(\sum_{p=10}^{15} x_p \right). \quad (1.12)$$

де $M_{O_2} = V \rho_{O_2}$ – маса кисню, необхідного для продувки.

Як можна побачити з (1.12), крім металевої частини плавки, до повної маси входять маса дуття та маса неметалевих складових шихти. Остання перераховується через масу металевої частини. В свою чергу обсяг дуття

нелінійно залежить від початкових умов (хімічний склад та температура чавуну, припустимі концентрації оксидів заліза в шлаку, тощо):

$$V = (1 - a_8\beta_4)(z_1 - y_1) + a_9z_5 + a_{10} + a_{11}(z_3 - y_3) + (a_{12}y_6 + a_{13}y_7)M_0 + a_{14}\beta_6. \quad (1.13)$$

Тепло від окислення заліза, що переходить в шлак і пил нелінійно залежить від ступеня окислення та маси шлаку

$$Q_{зал} = M_{ш}(a_{15}y_6 + a_{16}y_7 + a_{17}\beta_6). \quad (1.14)$$

Тепло від шлакоутворення нелінійно залежить від маси шлаку

$$Q_{шлутв} = a_{18}M_{ш}(1 + a_{19}M_{ш}). \quad (1.15)$$

В (1.14) та (1.15) використовується в якості змінної маса шлаку, яка нелінійно пов'язана як зі складовими шихти, так і з умовами плавки [44]

$$M_{ш} = \frac{\beta_1x_1 + \beta_3 \sum_{p=2}^5 x_p + (1 - \alpha_5)x_6 + (1 - \alpha_4)x_8 + a_{20}(x_{10} + x_{11})}{\frac{1000}{M_{all}} \cdot (100 - y_6 - y_7)} \quad (1.16)$$

Водночас вся енергія, що утворюється в конвертері, витрачається на ступним чином:

$$\sum Q^{out} = Q_{ст} + Q_{пил} + Q_{шл} + Q_{газ} + Q_{дис} + Q_{вкв} + Q_{втр}, \quad (1.17)$$

де $Q_{ст}$ – тепло, що залишається готовій сталі; $Q_{пил}$ – тепло, що уноситься пилом; $Q_{шл}$ – тепло, що залишається в шлаку; $Q_{газ}$ – тепло, що виноситься з продуктами згоряння; $Q_{дис}$ – тепло дисоціації сполук заліза та вапна; $Q_{вкв}$ – тепло, що уноситься з викидами металу, корольками металу в шлаку й виплесками; $Q_{втр}$ – тепло, що передається фурмі, футеровці й корпусу конвертера.

Тепло, що залишається готовій сталі, пропорційне її масі та температурі розливки

$$Q_{ст} = M_0(a_{21} + a_{22}t_c). \quad (1.18)$$

Тепло, що уноситься пилом, пропорційне середній температурі плавки та ступеню випаровування заліза

$$Q_{\text{шл}} = \beta_6 \left(a_{23} + a_{24} \frac{t_c + t_0}{2} \right). \quad (1.19)$$

Тепло, що залишається в шлаку, пропорційне його масі та температурі розливки

$$Q_{\text{шл}} = M_{\text{шл}}(a_{25} + a_{26}t_c). \quad (1.20)$$

Тепло, що виноситься з продуктами згоряння, пропорційне середній температурі плавки та сумі об'ємів газів, що відходять

$$Q_{\text{газ}} = \frac{t_c + t_0}{2} \sum_{q=1}^4 v_q \gamma_q. \quad (1.21)$$

Об'єм кожного з видів газів, що утворюються при обдуві ванни конвертера киснем (угарний та вуглекислий газ, двоокис азоту та залишковий кисень), розраховується через його масу, а та в свою чергу – через хімічний склад компонентів шихти та масу дуття. В загальному випадку можна вважати тепло, що виноситься з продуктами згоряння, пропорційним масі дуття.

Тепло дисоціації сполук заліза та вапна є нелінійною функцією мас скрапу та ступенів забруднення

$$Q_{\text{дис}} = a_{27} \beta_1 x_1 + a_{28} \beta_3 \sum_{p=2}^5 x_p + a_{29}(x_{10} + x_{11}) + a_{30} x_{12}. \quad (1.22)$$

Тепло, що уноситься з викидами металу, корольками металу в шлаку й виплесками – нелінійна функція початкового хімічного складу та ступеню забруднення скрапу

$$Q_{\text{вик}} = (\beta_5 - \beta_6)(a_{31} + a_{32}t_c). \quad (1.23)$$

Тепло, що передається фурмі, футеровці й корпусу конвертера пропорційне сумі вхідного тепла

$$Q_{\text{вик}} = \beta_7 \sum Q^{in}. \quad (1.23)$$

Крім теплового балансу, в конвертері має підтримуватись матеріальний баланс [43]

$$J_3: \sum_{k=1}^p M_k^{in} - \sum_{l=1}^q M_l^{out} \rightarrow 0, \quad (1.24)$$

де $\sum_{k=1}^p M_k^{in}$ – сума мас усіх речовин $k = 1 \dots p$, що потрапляють до конвертера під час плавки; $\sum_{l=1}^q M_l^{out}$ – сума мас усіх речовин $l = 1 \dots q$, що утворюються у процесі плавки.

В реальних процесах конвертерної плавки фіксованою величиною є вихід годного металу $M_c = const$, який має дорівнювати наперед заданій величині. Це обумовлено тим, що готова сталь розливається у виливниці заздалегідь відомими порціями. Міркування розподілу металу у виливниці докладно розглянуто в у в роботі [45]. Модель розливу готової сталі є окремою оптимізаційною задачею. Кількість решти речовин, що утворюються в процесі виготовлення сталі, потенційно не лімітується, визначаючись початковими умовами плавки та речовинами, що були витрачені. Відтак критерій матеріального балансу може бути зведений у використаних раніше позначеннях до балансу заліза

$$J_3: M_0 - M_c(1 - y_1 - y_2 - y_3 - y_4) - \beta_5 \rightarrow 0. \quad (1.25)$$

Виробнича практика як вітчизняних, так і зарубіжних виробництв, що використовують конвертерну плавку, передбачає її заключну корекцію [18, 19, 46]. Операції корекції виконуються, якщо розрахункова різниця між приходом і витратою тепла за (1.6) перевищує 0,5–0,8%, що відповідає відхиленню фізичної температури сталі від заданої на 10–15°C.

Найчастіше корекція полягає у введенні додаткового металевого скрапу x_7 , окатишів x_{11} , залізовмісні брикети x_8 для охолодження надмірно перегрітої сталі. Однак бувають і протилежні випадки, коли необхідно здійснювати додувку $V = V + \Delta V$ з метою підвищення температури або ж вводити вугілля для компенсації надмірно випаленого вуглецю [47].

Будь-яка корекція затягує процес плавки, призводить до збільшення експлуатаційних витрат і як наслідок – собівартості розливої сталі. Тому одним з нагальних питань проектування інформаційної технології супроводу прийняття рішень при шихтуванні [48] має бути уникнення порушень теплового чи матеріального балансу.

Оскільки, порушення в ході ведення плавки умов (1.6) або (1.25) призводить до додаткових витрат часу й матеріалів, запропоновано ввести додаткові критерії, які відповідають виконанню умов теплового балансу (J_2) та матеріального балансу (J_3).

Оскільки порушення теплового та матеріального балансу в підсумку мають негативний вплив на собівартість продукції, пропонується для оптимізації шихтування плавки використовувати зведений економічний критерій мінімуму собівартості. Він має полягати у одночасному досягненні екстремумів цільових функцій (1.3), (1.6) та (1.24), тобто у одночасному досягненні мінімуму собівартості матеріалів, теплового балансу та матеріального балансу. Викладене можна записати наступним чином:

$$J = J_1 + dQ \cdot J_2 + dM \cdot J_3 \rightarrow \min, \quad (1.26)$$

де dQ та dM – коефіцієнти, що враховують чутливість економічного критерію до порушення відповідного теплового та матеріального балансу й приводять фізичні показники до економічної форми.

Коефіцієнт dQ означає грошові втрати від перегріву чи навпаки надмірного охолодження готової сталі. Водночас коефіцієнт dM показує негативний вплив порушення матеріального балансу в грошовому вираженні.

Змінними, що використовуються в ході розв'язання задачі оптимізації, є дольові маси тих чи інших речовин, які оператор конвертера може використати в плавці. Обмеженнями – фізичні, технологічні та хімічні залежності, що входять до (1.4)-(1.23).

1.2.2 Математична модель прогнозування необхідної кількості феросплавів та механічних властивостей готової продукції

Як було відзначено раніше, ідентифікація залежностей кількості необхідних феросплавів від хімічного складу сталі на момент припинення її рафінації у технологічному процесі розкислення є актуальною задачею. Як показали попередні дослідження, на поточний час не існує доведеної ефективної моделі, яка б дозволяла надійно прогнозувати потребу в розкислювачах для різних марок сталі та різних виробничих процесів. Аналогічно не сформовано єдиного підходу до прогнозування механічних характеристик готової продукції за її хімічним складом. Існуючі моделі суттєво відрізняються як параметрами, так і структурою. Відповідно існує необхідність розробки інформаційної технології структурно-параметричної ідентифікації таких моделей.

Проблемам структурної та параметричної ідентифікації невідомих залежностей у задачах прийняття рішень в металургійному виробництві присвячено велика кількість досліджень [49-74]. При цьому автори широко використовують обчислювальні методи на основі кластерного аналізу [49], еволюційних обчислень [50], коваріаційного аналізу [51] та методів штучних імунних систем (ШИС) [52]. Загальна риса перелічених підходів полягає у врахуванні всіх можливих зв'язків і впливів між параметрами, що в свою чергу призводить до великого обсягу обчислень.

Аналогічну проблему породжують також підходи на основі машинного навчання [53, 54], нейронних мереж на основі радіально-базисних функцій [55], мереж прямого поширення [56, 57] та адаптивних нечітких нейронних мереж [58]. В кожному з цих випадків для побудови надійної моделі прогнозування існує потреба у значній глибині навчальної вибірки [59], яка має охоплювати по можливості рівномірно плавки з усіма можливими марками сталі та початковими умовами плавки.

Високу ефективність демонструють моделі на основі експертних систем [60 - 62], які можуть застосовуватись не лише для ідентифікації залежностей

керуючого впливу від поточного стану об'єкту, а й для формування цього керуючого впливу. Втім, як і підхід з використанням нейронних мереж, в таких системах вкрай важко оцінити адекватність моделі, оскільки вона представлена у вигляді певної логіко-математичної структури (правила, фрейми), а не у безпосередньому вигляді математичної залежності. Відповідно, для таких структур неможливо знайти похідну і визначити екстремальне значення, що відповідає оптимальному веденню технологічного процесу.

Окремої уваги заслуговують підходи на основі методів статистичного імітаційного моделювання без побудови моделі, зокрема на основі методів найближчого сусіда [63], Монте-Карло [64] та комбінації часових рядів [65]. Вони дозволяють з певною ймовірністю спрогнозувати числові значення необхідних параметрів, спираючись на статистику попередніх плавок. Втім, якщо виконується плавка нової марки сталі або в умовах, які не зустрічалися раніше і не відображені в пам'яті, рішення таким методом буде випадковим.

Широко відомий підхід до структурно-параметричної ідентифікації невідомих залежностей на основі самоорганізації моделей [67, 68]. Головною проблемою застосування багаторядного МГВА для відновлення залежностей нелінійних регресійних моделей є високі ступені складових поліномів [69], що описують окремі залежності [70], що у свою чергу сприяє підвищенню чутливості таких моделей до помилки та появи неіснуючих компонентів залежностей [71].

Дослідження великого спектру залежностей [72] дозволили прийти до висновку, що в технічних чи природних системах пара параметрів мають між собою залежність (пряму або обернену), складнішу за другий порядок. Саме це обумовило пропозицію [73] обмежити ступені поліномів, що входять до виразу (1.1) умовою

$$\sum S_{ij} \leq m, \quad (1.27)$$

де m – заздалегідь визначена максимальна степінь поліному моделі.

Нерівність (1.27) обмежує не лише максимальний рівень змінної x_j в складовій i , а ступені усіх параметрів у складовій. Наприклад, для $k = 3$ змінних і $m = 2$ можливі вирази $a_i x_1^2, a_i x_2^2, a_i x_3^2, a_i x_1 x_2, a_i x_1 x_3$ та $a_i x_2 x_3$, а також входження кожної змінної в першому ступені. Але складова полінома вигляду $a_i x_1 x_2 x_3$ за таких умов буде неприпустима за (1.27). Хоча кожна змінна входить до цього виразу в першому ступені, проте сума ступенів усіх змінних більша за $m = 3$.

Використання обмеження (1.27) дозволило авторам [73] застосувати генетичний алгоритм до розв'язання задачі розрахунку невідомих коефіцієнтів виразу (1.1), адже замість $m^k - 1$ можливих варіантів сполучень змінних ми таким чином отримаємо лише

$$M = \frac{(m + k)!}{m! n!} \quad (1.28)$$

можливих додатків у різних ступенях змінних.

Для задачі прогнозування потреби у феросиліції в процесі розкислення сталі, де незалежними змінними виступають параметри хімічного складу ($k = 11$ змінних), обмеживши припустимі ступені на кожну змінну діапазоном від 0 до 2 ($m = 3$), замість 177146 можливих складових розглядаються лише 364. Таке пониження максимальної розмірності задачі дозволяє визначити найкращий з апроксимуючих поліномів навіть простим перебором, якщо для цього не лімітований час. Для швидкого пошуку субоптимального рішення рекомендовано застосовувати евристичні алгоритми [74].

Як показала серія експериментів з відновлення апроксимаційних функцій використання феросплавів з використанням моделей вигляду (1.1)–(1.2) та обмежень у вигляді (1.27), проведених на ряді підприємств Дніпропетровщини, подібні апроксимаційні функції мають обмежену точність. Основним чином це обумовлено нелінійним характером залежностей та неврахуванням у поліномах зворотних залежностей.

Введення до моделі (1.1) складових з від'ємних ступенями вхідних змінних, як показано в [75], дозволяє не лише суттєво підвищити фізичну відповідність моделей сутності процесів, а й створити новий тип предикторів, а саме співвідношення вхідних параметрів.

Використання замість (1.27) обмеження вигляду

$$\sum |S_{ij}| \leq m \quad (1.29)$$

можна отримати в якості складових результуючого поліному базові функції вигляду, наприклад $a_{ij} \frac{x_i}{x_j}$. Як показують дослідження [76], саме такі складові найчастіше входять до результуючих поліномів з найменшою помилкою прогнозування.

Як показано в [75], збільшення членів (і відповідно коефіцієнтів) у апроксимаційній функції починаючи з певного моменту покращує критерій регулярності [37] незначно. Натомість, особливо в умовах обмежених вхідних даних навчальної вибірки, збільшення кількості коефіцієнтів моделі, погіршує якість моделі: t – статистика окремих коефіцієнтів показує низьку довіру до отриманих значень, а відтак ставить під сумнів адекватність усієї апроксимаційної моделі. З огляду на це при побудові апроксимаційних поліномів у [74 – 76] запропоновано квадратичний критерій регулярності [71] доповнити штрафною функцією на розмірність поліному

$$J(A, M) = \sum_{t=1}^N (Y_t - y_t)^2 + \alpha \sum_{j=1}^M \varphi_j \rightarrow \min \quad (1.30)$$

де A – вектор коефіцієнтів при складових поліному a_i ; φ – вектор ознак входження певного сполучення змінних у результуючий поліном, $\varphi_j = \{0; 1\}$; M – загальна кількість припустимих варіантів сполучень змінних. y_t – значення вихідної змінної в прикладі $t = 1..N$; Y_t – значення апроксимаційної функції в тому ж прикладі; α – параметр тиску розмірності, рекомендовано $0 < \alpha < 1$.

Використання функції важливе не лише з точки зору підвищення надійності та адекватності моделей. Більшість робочих місць металургійних

підприємств не обладнані окремими ЕОМ для виконання потужних обчислень або ж зберігання моделей на сотні чи більше коефіцієнтів. Зазвичай це тонкі клієнти, з'єднані з якоюсь центральною ЕОМ каналом зв'язку, швидкість якого також не дозволяє передавати достатньо швидко великі обсяги даних. Відповідно, моделі апроксимаційних залежностей мають бути максимально компактні а спосіб визначення найкращої з цих моделей повинен передбачати застосування швидкого ефективного пошукового алгоритму, який повертає на робоче місце оператора конвертерного виробництва мінімальну необхідну кількість параметрів.

Відтак надалі для функцій прогнозування потреби у феросплавах на основі самонавчання на історичних даних для даної марки сталі пропонується застосовувати моделі вигляду .

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^M a_i \varphi_i \prod_{j=1}^k x_j^{S_{i,j}}. \quad (1.31)$$

за умови обмеження (1.29).

Під час кожної плавки пропонується відновлювати три залежності вигляду (1.31) для прогнозування потреб у феросиліції, феромарганці та силікомарганці, а також п'ять моделей для прогнозування механічних властивостей готової продукції (границя текучості, границя міцності, ударна пружність, границя витривалості та відносне здовження зразку при фіксованому механічному навантаженні). При цьому кращою в кожному з випадків вважатимемо модель, екстремальну за (1.30).

1.3 Аналітичний огляд відомих методів умовної дійсночисельної оптимізації

Як показано раніше, в межах інформаційної технології, що пропонується, необхідно вирішити ряд оптимізаційних задач: оптимізація шихти, задача

оптимізації використання феросплавів та задача прогнозування механічних властивостей готової продукції за хімічним складом виплавленої сталі. Всі ці задачі мають певну кількість обмежень [14] та можуть розглядатися як багатокритеріальні [77]. При шихтуванні додатковими критеріям є матеріальний та тепловий баланс плавки, при структурно-параметричній ідентифікації моделей – критерій мінімальної складності результуючого полінома. Умовна дійсночисельна оптимізація є фундаментальною задачею математики та інформатики [78], і використовується в багатьох процесах, починаючи від машинного навчання та штучного інтелекту до інженерії та економіки [79, 80]. Для вирішення такого класу задач також існують як точні методи, так і наближені чисельні методи [80]. Серед точних методів вирішення даного класу задач найбільш вживані методи множників Лагранжа [79] та методи, засновані на похідних [81, 82].

Найчастіше для розв'язання задач оптимізації в дійсному просторі застосовується метод градієнтного спуску, який полягає в русі від випадкової точки в області припустимих значень в напрямку негативного градієнта цільової функції до збіжності [81]. Однак, коли маємо справу з умовною оптимізацією, де мають бути задоволені певні обмеження, стандартний градієнтний спуск може бути незастосовним безпосередньо. Це призвело до розробки таких методів як проєкції градієнту [82], де кожна ітерація передбачає проєктування поточного рішення на можливий набір, визначений обмеженнями. Також для врахування обмежень застосовуються метод штрафних функцій [83] та бар'єрні методи [84]. При першому підході вихідна цільова функція доповнюється штрафними складовими, які погіршують рішення, якщо воно порушує обмеження, фактично перетворюючи обмежену проблему на необмежену. Бар'єрні методи, з іншого боку, включають бар'єрні функції, які роблять цільову функцію нескінченною, коли розв'язок наближається до межі допустимої області, гарантуючи, що розв'язок залишається в межах допустимого набору. Також до точних методів належать підхід послідовного квадратичного програмування [85], згідно з яким на

кожній ітерації вихідна задача апроксимується за допомогою квадратичної моделі та розв'язується з урахуванням лінеаризованих обмежень.

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 [86]. 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 [87]. Відтак, для розв'язання задачі нелінійної багатовимірної умовної оптимізації надалі пропонується використовувати еволюційні багатоагентні методи, багато з яких розглянуті в [88], зокрема генетичний алгоритм та еволюційна стратегія [89].

Серед великого класу еволюційних числових методів оптимізації до розв'язання розглянутих задач може бути застосований метод рою часток (англ. Particle Swarm Optimization, PSO) [90], ефективний при вирішенні багатоекстремальних задач. Оригінально цей метод не передбачає обмежень, але з використанням штрафних функцій або іншого способу їх урахування може бути доволі ефективним для задач великої складності [91, 92]. На теперішній час розроблена велика кількість варіантів методу рою часток [93, 94], який виступає основою для гібридизації з іншими методами оптимізації [95, 96].

Великий клас ітераційних методів чисельної оптимізації, що мають назву штучні імунні системи (ШИС) імітують властивості природної імунної системи [97]. В численних сучасних дослідженнях наголошується ефективність підходу на основі ШИС до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному та двійковому просторах [98, 99]. Також обчислювальний метод, заснований на ШИС, добре сполучається з іншими обчислювальними методами локальної та глобальної оптимізації [100, 101].

Враховуючи викладене, перспективним напрямком подальших досліджень вважається розробка оригінального гібридного методу умовної оптимізації на

основі методу штучної імунної системи та методу рою часток, а також формулювання рекомендацій щодо налаштування його гіперпараметрів. Запропонований алгоритм має прискорити прийняття управлінських рішень при керуванні технологічними процесами у металургійному виробництві та підвищити їх точність.

1.4 Аналіз інформаційних технологій підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах

Аналітичний огляд досвіду застосування інформаційних технологій в практиці металургійних підприємств України та зокрема Придніпровського регіону, що працюють за технологією кількох послідовних переділів, показав, що існуючі інформаційні технології не виходять за рівень автоматизованого керування і використовують технологічні критерії прийняття рішень (максимальна кількість металу, мінімальний час плавки, мінімальна кількість обрізків тощо) [102]. Відомі доволі ефективні інформаційно-технічні рішення стосовно окремих етапів конвертерного виробництва. Наприклад, в [103] приділено особливу увагу прискоренню процесу рафінації при заданих (наперед відомих) параметрах чавуну і загалом шихти. Питання, чи оптимальна ця шихта за економічним критерієм, не враховується. В [104] навпаки наголос ставиться на оптимізації використання розкислювачів для певного розплаву, без урахування як і з чого він був отриманий. Натомість в [105] наведено одну з можливих моделей оптимізації шихтування з урахуванням використання розкислювачів, але без урахування динаміки процесу плавки та дій оператора. Результат плавки передбачається прогнозованим, можливі збурення і невідповідність вхідних даних не припускаються. Нарешті в [106] оптимізація конвертерної плавки виконується з точки зору мінімального використання кисню та мінімального часу продувки. Автори не враховують при моделюванні оптимізацію розкислювачів, приймаючи потребу в них як константи для певної

марки сталі та її визначеного об'єму. Всі наведені випадки об'єднує відсутність інформаційної взаємодії ланок виробничого процесу та супроводу прийняття рішень стосовно виконання певного замовлення від початку виготовлення сталі до сертифікації готової продукції.

Водночас світовою тенденцією розвитку металургійних підприємств є застосування інформаційних технологій, у вигляді корпоративних інформаційних систем (KIC) керування на рівні усього бізнесу (в англійській літературі Enterprise resource planning (ERP) systems) та інформаційних керуючих систем виробництва (Manufacturing execution system MES) [107, 108]. Останні мають на меті вирішення ключової проблеми багатоетапного виробництва – узгодження діяльності окремих технологічних ланок та забезпечення максимально плавного і безперервного виробничого процесу на рівні холдингу або корпорації [109, 110]. Системи інформаційного супроводу управлінських рішень в металургії дозволяють, крім іншого, відстежувати так званий «інформаційний слід замовлення» [111]. Останній дозволяє з'ясувати, на якому з етапів багатоетапного виробництва сталася затримка часу у виконанні замовлення або ж невиправдано зросла собівартість прокатної продукції.

Відтак, актуальною задачею дисертаційного дослідження вбачається об'єднання за рахунок інформаційних технологій різних ділянок багатоетапного технологічного процесу з метою підвищення ефективності виконання замовлень на прокатну продукцію. Останнє може полягати у зменшенні собівартості готової продукції та випадків невідповідності готової продукції вимогам до неї.

Зважаючи на [112, 113] можна зробити висновок, що на вітчизняних металургійних підприємствах обробка інформації про перебіг процесу проходження металом різних етапів ускладнена наявністю паперових носіїв, в яких фіксуються певні показники технологічного процесу. Ця ситуація унеможлиблює оперативний контроль за перебігом технологічного процесу та його коригування у відповідності до плану виконання замовлення. Водночас світова практика. Водночас слід враховувати, що металургійні комплекси повного циклу генерують більше даних, ніж невелике місто [114], і значна їх

частина зберігає актуальність «в реальному часі», швидко змінюючись у міру розвитку внутрішніх і зовнішніх умов. Без інформаційної інтеграції та використання цих великих даних в процесах самонавчання сенс цих даних втрачається. Це призводить до значного погіршення умов прийняття рішень персоналом, який спирається в більшій мірі на власний досвід [115]. Останній фактор породжує ще одну ключову проблему інформаційного супроводу управлінських рішень: подолання «людського фактору» [116]. Останній призводить до того, що різні оператори при прийнятті рішень, наприклад, щодо складу шихти або вибору співвідношення розкислювачів, ухвалюють рішення, однаково відмінні між собою і від оптимального з точки зору економічного критерію.

Світова практика [117, 118] передбачає фіксацію та збереження кожної дії оператора, умови ведення процесу та прийнятих рішень у відповідних базах даних з можливістю наступного звернення до цих даних з метою аналізу, побудови та уточнення математичних моделей. Як відзначається в [119], сучасним стандартом відновлення гірничо-металургійного комплексу України має стати постійне вдосконалення та інноваційність, що підживлюється методами збору та аналізу даних як рушієм активного прийняття рішень і співпраці між різними технологічними ланками. Як відзначається в [120, 121], використання даних про хід всіх без винятку операцій у вигляді відповідних баз даних дозволяє визначити критично навантажене обладнання, раніше виявляти несправності, скоротити час виконання кожного окремого замовлення та в підсумку собівартості продукції. Водночас відзначається, що актуальною задачею, розв'язувати яку має саме інтегрована система інформаційного супроводу прийняття рішень в прокатному виробництві, є побудова та застосування, де це можливо, прогнозуючих моделей [120, 122]. Останні мають застосовуватися для оперативного планування виробничого процесу, особливо, на початкових стадіях (переділах). Зокрема, до таких можна віднести процеси виплавки, розкислення та легування сталі [122].

З огляду на викладене, актуальною бачиться задача побудови інформаційної технології, яка б забезпечувала інформаційний обмін в процесах керування окремих систем прийняття рішень із загальною системою виконання замовлень на металургійному підприємстві. Очевидно, така інформаційна взаємодія має дозволити подолати проблеми застосування паперових носіїв інформації та суттєвий вплив на прийняття управлінських рішень «людського фактору». Розв'язання вищезгаданої задачі дозволить суттєво покращити загальноекономічні показники ефективності металургійного підприємства.

1.5 Висновки до розділу 1

У першому розділі здійснено опис та виконано аналіз проблеми інформаційно-аналітичної підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах на прикладі металургійного виробництва. Показано, що керування процесом конвертерної плавки – складна задача, що передбачає оптимізацію та прийняття рішень. Головним критерієм оптимізації складу шихти, обумовленим високою ціновою конкуренцією на ринку металопродукції, є економічний (якомога менша собівартість). При цьому недостатньо зробити шихту мінімальної собівартості, важливо також врахувати досягнення теплового та матеріального балансу плавки, адже їх порушення може призвести до суттєвих додаткових втрат на охолодження чи підігрів готової сталі, на додаткове розкислення та вирівнювання рівню вуглецю.

Відзначено складність прийняття рішень в процесі розкислення сталі, які полягають у виборі виду розкислювача, його маси, а також умов і часу подавання розкислювача у метал, а також відсутність поширених інформаційно-аналітичних систем, які б спрощували цю задачу. Зроблено висновок про відсутність доведеної ефективної моделі, яка б дозволяла надійно прогнозувати потребу в розкислювачах для різних марок сталі та різних виробничих процесів.

Також зазначено, що актуальною задачею, що потребує вирішення, вбачається прогнозування механічних властивостей майбутньої готової продукції на ранніх етапах виготовлення вуглецевої сталі з метою формування таких керуючих впливів, які б могли скоригувати процес, що вже відбувається. Зроблено висновок про відсутність єдиного підходу до прогнозування механічних характеристик готової продукції за її хімічним складом, оскільки існуючі моделі суттєво відрізняються як параметрами, так і структурою. Відповідно існує необхідність розробки інформаційної технології структурно-параметричної ідентифікації таких моделей.

Зроблено висновок про необхідність використання математичної моделі оптимізації шихти при конвертерному виробництві, яка б враховувала технологічні та економічні критерії. При цьому для забезпечення роботи системи підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності і суттєвих зовнішніх збурень актуальним є застосування в процесах керування плавкою методів самонавчання.

Показано, що в межах пропонованої інформаційної технології необхідно вирішити ряд оптимізаційних задач, що мають значну кількість обмежень та можуть розглядатися як багатокритеріальні. Застосування точних методів в межах інформаційної технології, що розглядається, обмежене ресурсами часу і природою самих задач. Наголошено на ефективності еволюційного підходу до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному просторі, зокрема, методів на основі принципу рою часток та моделювання штучних імунних систем.

Зроблено висновок про обмеженість більшості існуючих в Україні інформаційних технологій супроводу та підтримки прийняття рішень рівнем однією технологічної операції з локальним технологічним критерієм ефективності. Як наслідок – відсутня інформаційна взаємодія ланок виробничого процесу та супроводу прийняття рішень стосовно виконання певного замовлення від початку виготовлення сталі до сертифікації готової продукції. Відтак, актуальною задачею дисертаційного дослідження вбачається об'єднання за

рахунок інформаційних технологій різних ділянок багатоетапного технологічного процесу з метою підвищення ефективності виконання замовлень на прокатну продукцію. Останнє може полягати у зменшенні собівартості готової продукції та випадків невідповідності готової продукції вимогам до неї.

Зроблено висновок про актуальність досліджень, результатом яких має стати побудова інформаційної технології підтримки прийняття рішень для ефективного планування та керування в складних виробничих процесах на основі гібридного еволюційного методу оптимізації, що використовує принципи методів рою часток та моделювання штучної імунної системи.

РОЗДІЛ 2. ГІБРИДНИЙ ЕВОЛЮЦІЙНИЙ МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ МОДЕЛЮВАННЯ ШТУЧНОЇ ІМУННОЇ СИСТЕМИ ТА РОЮ ЧАСТОК

2.1. Гібридизація ройового методу оптимізації операторами змагання та стиснення

Серед великого класу еволюційних числових методів оптимізації для розв'язання задач без обмежень у дійсному просторі найчастіше застосовується (більше 50 000 оригінальних посилань на грудень 2019 року [123]) метод рою часток (англ. Particle Swarm Optimization, PSO), запропонований близько 30 років тому [124] та глибоко досліджено в [90]. Початково призначений для глобальної безумовної оптимізації, цей метод має декілька механізмів врахування обмежень, а також передбачає введення та налаштування певної кількості параметрів, що мають встановлюватись емпірично і дуже суттєво впливають на ефективність пошуку рішення [125].

В методі PSO у кожного пошукового агента крім координати $X(t)$ як поточного розв'язку в момент часу t є додаткова характеристика: 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:

$$X(t + 1) = X(t) + V(t). \quad (2.1)$$

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 методу рою часток полягає в тому, щоб на кожному кроці t для кожного елемента рою $i = 1 \dots n$ отримати значення $V_i(t)$, використовуючи вираз

$$V_i(t) = a \cdot V_i(t - 1) + b \cdot u \cdot (X_b(t) - X_i(t)) + c \cdot u \cdot (X_g(t) - X_i(t)), \quad (2.2)$$

де a, b, c – так звані соціально-когнітивні довірчі коефіцієнти [124], що можуть змінюватися в процесі роботи алгоритму; $u = U(0; 1)$ – випадкове число, рівномірно розподілене від 0 до 1.

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 (2.2) значення швидкості дозволяє кожному пошуковому агенту здійснювати перехід за (2.1).

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 [126, 127]. Також метод часто застосовується у якості базового при побудові багатьох гібридизацій [128, 129].

Інший великий клас ітераційних методів чисельної оптимізації, що мають назву штучні імунні системи (ШИС) використовує імітацію властивості природної імунної системи і засновані на принципах соматичної теорії та мережевої гіпотези. 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 [130, 131].

Класичний алгоритм оптимізації, оснований на моделюванні імунної системи людини, спирається на традиційні еволюційні оператори [132]:

- 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 ШС до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному та двійковому просторах [133, 134]. Також обчислювальний метод, заснований на ШС, добре сполучається з іншими обчислювальними методами локальної та глобальної оптимізації [135, 136].

Раніше був запропонований алгоритм розв'язання задач комбінаторної та безперервної умовної оптимізації, названий НІМО-SF, оснований на моделюванні штучних імунних систем [137]. Втім, застосування даного алгоритму до широкого кола задач показало ряд проблем, пов'язаних з неможливістю однозначного вибору керуючих параметрів алгоритму та його велику обчислювальну ресурсоемність для просторів великої розмірності.

Враховуючи викладене, пропонується в основу гібридного методу умовної оптимізації на основі методу рою часток та моделювання штучної імунної системи людини покласти класичні кроки методу PSO, доповнені двома кроками з методу моделювання ШС. Цими кроками пропонується зробити змагання між частинами рою та адаптивне стиснення популяції з метою протидії збіжності.

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

Крок 1. Генерація початкового рішення.

Ініціалізувати рій часток, що містить M груп з N_m пошукових агентів (векторів довжиною r) у кожній, таким чином, що всі $X_{im}, i = 2 \dots N_m$ представники групи $m = 1 \dots M$ знаходяться в околі випадкової точки X_{1m} , 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 для кожної з груп $\forall m = \overline{1, M}$ покласти $C_m = 0$.

Кращими відомими значеннями для кожного агента, для груп і для рою загалом покласти число, значно більше за будь-який припустимий розв'язок задачі.

$$\left\{ \begin{array}{l} F_{i,m}^b = \text{realmax}, \quad \forall i = \overline{1, N_m}, \quad \forall m = \overline{1, M}; \\ F_m^b = \min_i(F_{i,m}^b), \quad \forall m = \overline{1, M}; \\ F^g = \min_m(F_m^b), \end{array} \right. \quad (2.3)$$

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

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{i,m}^b = X_{i,m}(t) \\ F_{i,m}^b = F(X_{i,m}(t)) \end{array} \right\}, \quad \text{if } F(X_{i,m}(t)) < F_{i,m}^b, \quad (2.4)$$

краще значення в групі

$$\left\{ \begin{array}{l} X_m^b = X_{i,m}(t) \\ F_m^b = F(X_{i,m}(t)) \end{array} \right\}, \quad \text{if } F(X_{i,m}(t)) < F_m^b \quad (2.5)$$

та краще рішення для рою загалом

$$\begin{cases} X^b = X_{i,m}(t) \\ F^b = F(X_{i,m}(t)) \end{cases}, \quad \text{if } F(X_{i,m}(t)) < F^b. \quad (2.6)$$

Крок 3. Ройовий пошук.

Лічильник ітерацій $t = t + 1$. Всі пошукові агенти здійснюють рух за рівняннями

$$V_{i,m}(t) = aV_{i,m}(t-1) + b \cdot u \cdot (X_{i,m}^b - X_{i,m}(t)) + c \cdot u \cdot (X_m^b - X_{i,m}(t)) \quad (2.7)$$

$$X_{i,m}(t) = X_{i,m}(t-1) + V_{i,m}(t). \quad (2.8)$$

Останні рівняння отримані модифікацією виразів (2.1)-(2.2) з урахуванням (2.4)-(2.6).

Крок 4. Контроль умов виконання задачі.

Обчислити центри мас кожної з груп

$$X_m^c = \sum_{i=1}^{N_m} X_{i,m}(t) / N_m, \quad \forall m = \overline{1, M} \quad (2.9)$$

і перевірити виконання умов:

Крок 4.1. Якщо відстань від когось з агентів певної групи до центру мас власної групи більша, ніж до центру мас іншої групи, тобто

$$|X_{i,m}(t) - X_m^c| < |X_{i,m}(t) - X_k^c|, \quad \forall i = 1, N_m, \quad k = \overline{1, M}; k \neq m, \quad (2.10)$$

то вектор його швидкості змінюють на спрямований до центру мас власної групи

$$V_{i,m}(t) = a (X_m^c - X_{i,m}(t)). \quad (2.11)$$

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

$$V_{i,m}(t) = \frac{-V_{i,m}(t)}{2} \quad (2.12)$$

Крок 5. Імунне стиснення всередині груп.

Якщо номер ітерації кратний z (параметр алгоритму), здійснити в кожній групі стиснення популяції, замінивши частинки, що знаходяться ближче один до одного ніж на припустимий радіус стиснення R_{in} , на випадкові в околі лідера групи, інакше крок 6.

$$X_{i,m}(t) = X_{i,m}^b + U^r(0; \sigma), \quad \text{if } |X_{i,m}(t) - X_{j,m}(t)| < R_{in},$$

$$i, j = \overline{1, N_m}; i \neq j,$$
(2.13)

де $U^r(0; \sigma)$ – багатовимірний рівномірний розподіл з математичним очікуванням 0 і дисперсією σ (параметр алгоритму, може змінюватись в процесі роботи алгоритму); R_{in} – так званий радіус стиснення в групі – 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 w , якій належить $X_w^b = \min(X_m^b)$, лічильник поразок скинути в 0: $C_w = 0$. Групі l , кращий представник якої виявився найгіршим $X_l^b = \max(X_m^b)$, 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 $C_m \geq C_{max}$, 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 (2.6).

Викладений алгоритм гібридного методу пошукової оптимізації в дійсному просторі, названий HIPSO (Hybrid Immune Particle Swarm Optimization),

втілює основні переваги методів, що лягли в його основу. Від методу ройового пошуку маємо принцип безперервного руху у напрямку, який враховує пам'ять про найкраще рішення, відоме самому агенту та найкраще рішення для пошукової групи. Від методу моделювання штучної імунної системи запозичені принцип стиснення популяції (у даному випадку групи) для запобігання передчасній збіжності до локального оптимуму, а також принцип змагальності між групами. Викладені особливості дозволяють очікувати від запропонованого методу високої ефективності в пошуку рішень в дійсному багатовимірному просторі.

Особливості налаштування певних параметрів алгоритму та його адаптації до вирішуваної задачі викладені нижче.

2.2. Дослідження параметрів методу та формування рекомендацій

Розглядаючи параметри викладеного методу пошукової оптимізації NIPSO, слід насамперед зауважити, що кількість пошукових агентів, які належать кожній з груп N_m , хоча і може в певний момент стати рівною (наприклад, на Кроці 1 може бути задана рівною примусово), вже після першого розсіювання групи-аутсайдера (Крок 7) втрачає це обмеження. Інакше кажучи, згідно із запропонованим методом, кожна група з тих, на які поділяється рій, в кожен момент часу має власну, відмінну від інших груп кількість представників

$$N_m \neq const, \quad N_m \neq N_k, \quad k, m = \overline{1, M}, \quad k \neq m. \quad (2.14)$$

Це пов'язано з тим, що на початковому етапі рій має певну кількість пошукових агентів

$$nPop = \sum_{m=1}^M N_m, \quad (2.15)$$

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. Ба більше, якщо від початку обрати кількість груп 3, то поділити на них 100 пошукових агентів рівномірно просто неможливо.

Інша важлива відмінність викладеного методу – гальмування агента на межі області припустимих значень, що виконується на кроці 4.2. Запропонований підхід з обертанням вектору швидкості та зменшенню його вдвічі має на меті обстеження саме границі області припустимих значень, адже теоретично [78] 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 (2.7) мають забезпечувати збереження активності пошукового агента навіть після кількаразового порушення обмежень. Багаторазове ж зменшення вектору швидкості матиме й інший наслідок – більш ретельне обстеження околу поточного значення замість стрімкого руху до кращих рішень, відомих рою.

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, адже на одній ітерації спочатку кожна група суттєво оновлюється, потім випадковим чином розподілені в області пошуку агенти мають високу ймовірність бути випадково розподіленими групами рою.

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

Викладені міркування лягли в основу дослідження, метою якого був пошук найкращих сполучень параметрів алгоритму методу HPSO, докладно описаного в [138, 139]. Вільними параметрами методу HPSO є початкове 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 (2.2) та (2.7) 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. Крім перелічених, ключовий вплив на ефективність і швидкість збіжності методу має радіус схожості в групах R_{in} , що є визначальним для подальшої долі пошукових агентів на кроці 5.

Для пошуку найкращих значень параметрів запропонованого методу був проведений обчислювальний експеримент, який полягав у наступному. Згадані параметри (a , b , c , $nPop$, M , z , f , C_{max}) кодувалися як невідомі координати в задачі оптимізації, яка вирішувалася за допомогою класичного генетичного алгоритму з повторним запуском з випадковими початковими значеннями і обмеженнями на координати, які зазначені в таблиці 2.1.

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 буде присвячене окреме дослідження.

Таблиця 2.1 – Параметри алгоритму методу HIPSO і межі їх дослідження

Параметр алгоритму	Сенс в алгоритмі	Значення які приймає
a	Коефіцієнт спеціалізації агента	Від 0,5 до 2 з кроком 0,1
b	Коефіцієнт ностальгії агента	Від 0,3 до 2 з кроком 0,1
c	Коефіцієнт ройової моралі агента	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
z	Періодичність внутрішньогрупового стиснення	2, 3, 5, 7, 11, 13, 17, 19, 23, 29
C_{max}	Максимальна кількість поразок	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 12, 15

В якості цільової функції, яка дозволяє оцінити якість роботи методу оптимізації при застосуванні тих чи інших його параметрів, було обрано нелінійну згортку критеріїв точності та швидкості пошуку рішення. В якості критерію точності було використано відхилення розв'язку, отриманого запропонованим методом при певному сполученні параметрів на тестовій функції з наперед відомим глобальним оптимумом Δ_{test} . В якості критерію швидкості – кількість ітерацій, витрачених на досягнення такого розв'язку, який не був потім покращений в ході роботи алгоритму *Iter*. Враховуючи викладене, цільова функція пошуку оптимальних параметрів методу набуває вигляду

$$F_{param}(a, b, c, M, nPop, f, z, C_{max}) = \Delta_{test} \cdot Iter \rightarrow min. \quad (2.16)$$

В якості тестових функцій було розглянуто функцій Еклі, Растрігіна та Гріванка [140] 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 (2.16) має глобальний оптимум – 0.

Аби зменшити вплив випадкового характеру пошуку рішення, властивого як запропонованому методу оптимізації, так і генетичному алгоритму, що відповідає за підбір найкращих параметрів, для отримання усередненого

результату було виконано 20 запусків для розв'язання кожної із тестових задач при кожній кількості вимірів (загалом 180 запусків).

Результати, усереднені по 20 запусках при відповідній мірності простору та однакових налаштуваннях генетичного алгоритму, ілюструються даними в таблицях 2.2, де показані усереднені значення цільової функції за (2.16) при розв'язанні мінімізації функції Гриванка для двовимірного простору $r = 2$, та 2.3, де представлено аналогічні значення в просторі координат z та f , але отримані при розв'язанні задачі Растрігіна у восьмивимірному просторі $r = 8$.

Таблиця 2.2 – Значення цільової функції в просторі координат M та C_{max}

F_{param}		Кількість груп в рої M					
		3	4	5	6	8	15
Максимальна кількість поразок, C_{max}	3	0.2605	0.2795	0.6974	1.3341	1.9775	2.5596
	4	0.2353	0.0396	0.3335	1.0625	1.7971	2.4378
	5	0.8345	0.4898	0.4834	0.9981	1.6947	2.3470
	6	1.7040	1.4591	1.3268	1.4675	1.8791	2.4011
	7	2.5043	2.3421	2.2226	2.2151	2.3734	2.6798
	8	3.1873	3.0744	2.9812	2.9385	2.9808	3.1267
	10	3.7722	3.6893	3.6169	3.5703	3.5687	3.6295
	15	4.2809	4.2175	4.1601	4.1174	4.1003	4.1206

В таблиці 2.2 можна побачити, що при збільшенні кожної з величин понад 5, цільова функція значно зростає за рахунок збільшення кількості ітерацій, які не є необхідними для відносно простої функції.

Таблиця 2.3 – Значення цільової функції в просторі координат f та z .

		Періодичність внутрішньогрупового стиснення z									
		2	3	5	7	9	11	13	17	19	23
Періодичність міжгрупового стиснення f	2	1.9600	0.9188	0.8151	0.7295	0.7405	0.9532	1.4987	2.5343	3.2922	4.2436
	3	0.9515	1.9091	0.7905	0.6941	0.6944	0.8963	1.4310	2.4558	3.2084	4.1544
	5	0.9361	0.8723	1.7235	0.5926	0.5585	0.7260	1.2263	2.2167	2.9520	3.8808
	7	0.9467	0.8571	0.6566	1.4741	0.3883	0.5042	0.9528	1.8916	2.6011	3.5041
	9	1.0235	0.8994	0.6301	0.3787	0.8241	0.2711	0.6509	1.5208	2.1959	3.0644
	11	1.2203	1.0532	0.6978	0.3604	0.1197	0.5807	0.3744	1.1582	1.7903	2.6158
	13	1.6044	1.3857	0.9270	0.4863	0.1423	0.0116	0.8904	0.8710	1.4514	2.2253
	17	2.2564	1.9775	1.3983	0.8371	0.3726	0.1098	0.1797	1.7398	1.2600	1.9736
	19	2.7118	2.3995	1.7536	1.1257	0.5945	0.2650	0.2682	0.7616	2.2484	1.9287
	23	3.2705	2.9227	2.2058	1.5069	0.9047	0.5042	0.4364	0.8588	1.3101	3.9548

В таблиці 2.3 наведені значення цільової функції оптимізації параметрів алгоритму методу NIPSO за (2.16) в просторі координат «періодичність міжгрупового стиснення» f та «періодичність внутрішньогрупового стиснення» z при розв'язанні тестової задачі Растрігіна у 8-вимірному просторі. З таблиці можна помітити, що залежність має один екстремум при сполученні значень трохи більше 10. При цьому помітно, що в ситуації, описаній вище, коли періодичність стиснення в групі й періодичність змагання груп співпадають, отримуємо небажаний результат – значне погіршення ефективності запропонованого методу. Це пояснюється надмірною хаотичністю пошуку при таких сполученнях параметрів.

Результатом дослідження з пошуку оптимальних гіперпараметрів алгоритму NIPSO є дані, зведені в таблицю 2.4, де крім шуканих значень, усереднених по всіх тестових задачах та по всіх запусках (позначено як математичне очікування $M\{x\}$), розраховані також оцінки вибіркової дисперсії відповідних величин (позначено як σ_x).

Таблиця 2.4 – Отримані оптимальні налаштування алгоритму NIPSO

Параметр		a	b	c	M	$nPop$	f	z	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

За результатами дослідження, наведеними у таблиці 2.4, можна зробити наступні висновки:

- 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 $b \approx c \approx 2a$ [132];

- Початкова кількість груп, на які розділяється рій M , 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 $nPop$ має зростати зі збільшенням мірності простору, приблизно пропорційно кількості груп розбиття. Для розглянутих задач раціональна початкова кількість пошукових агентів у групах не залежала від задачі й розмірності і складала $N_m(0) = 10-12$ особин;

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

- Періодичність внутрішньогрупового стиснення z 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 C_{max} , майже не залежить від розмірності задачі й може прийматися в діапазоні від 3 до 6, при цьому менші значення відповідають задачам меншої розмірності.

Проведене дослідження дозволяє сформулювати ефективний метод пошукової оптимізації, що втілює основні переваги методу рою часток та моделювання штучної імунної системи людини, а також раціонально обирати параметри алгоритму, що реалізує даний метод, виходячи з розмірності задачі.

Особливої уваги заслуговує радіус стиснення в групі R_{in} – параметр алгоритму, який відповідає за запобігання дочасній збіжності алгоритму до одного з рішень. Міркуванням його вибору та можливої адаптації присвячено окреме дослідження.

2.3. Адаптивний оператор стиснення популяції в еволюційних методах оптимізації

Імунне стиснення, яке виконується на кроці 5 викладеного алгоритму гібридного методу числової оптимізації HPSO, є важливим інструментом диверсифікації пошуку рішення [140], який не лише запобігає передчасній збіжності рішень та зупинці в локальних оптимумах, що властиво всім еволюційним методам [123], а й дозволяє обстежувати нові області в околі поточного розташування кращого представника даної групи.

Робота оператора стиснення популяції полягає у наступному. Після переходу за раніше визначеними векторами руху, пошукові агенти попадають в нові точки простору, які є розв'язками. Ці розв'язки оцінюються за якістю (цільовою функцією) та топологічною близькістю. Необхідно аби пошукові агенти з одного боку діяли спільно і обстежували певну частину області припустимих значень, а з іншого – не скупчувалися дуже близько до якогось локально-оптимального рішення, яке тривалий час є кращим для даної групи (третя складова у виразі для пошукової стратегії (2.7)). Для забезпечення цих умов виконуються три операції:

- сортування пошукових агентів всередині групи за збільшенням цільової функції (і відповідно зменшенням бажаності);
- циклічно від першого представника групи (так званого «лідера» $X_{i,m}^b$) до спустошення множини ще не розглянутих
 - вилучення усіх пошукових агентів, топологічно ближчих до поточного ніж на радіус стиснення $|X_{i,m}(t) - X_{j,m}(t)| < R_{in}$ і гірших за нього;
 - доповнення групи до попередньої кількості агентів шляхом випадкової мутації – додаванням до координат лідера групи багатовимірної рівномірно розподіленої складової з математичним очікуванням 0 і дисперсією σ , що має сенс радіусу мутації.

Таким чином, радіус стиснення та радіус мутації для кожної групи пошукових агентів розділяють простір пошуку рішення на «внутрішню область» або ж окіл «лідера», в якому за пошук оптимуму відповідає мутація, та «зовнішній простір», якому належать інші пошукові агенти. Очевидно, що успіх пошуку залежить від раціонального співвідношення R_{in} та σ в умовах кожної задачі, що розглядається.

У більшості сучасних досліджень, присвячених методу моделювання імунної системи та його використанню в різних оптимізаційних задачах [132, 134, 137, 140] радіус подібності особин, що переходять з покоління в покоління, визначається емпірично. Більшість авторів [132, 137] визначають його як константу, або як величину, яка рівномірно зменшується [140].

В [142] запропоновано пов'язувати радіус стиснення з номером ітерації t , кількістю пошукових агентів у популяції $nPop$ та мірністю простору r

$$R_{in} = \frac{1}{nPop} \sqrt{\frac{r}{2(1+t)}}. \quad (2.17)$$

Фактично, радіус стиснення зворотно пропорційний кількості пошукових агентів, зростає зі збільшенням мірності простору та зменшується при збільшенні номеру ітерації. Залежність (2.17) обумовлена логічними передумовами:

- 1) в лінійному просторі відстань між найбільш віддаленими точками зростає пропорційно кореню мірності простору;
- 2) відстань між рівновіддаленими точками, розподіленими в лінійному просторі зворотно пропорційна кількості цих точок;
- 3) при збільшенні номеру ітерації слід уважніше концентруватися на вже знайдених областях локальних оптимумів.

Втім, викладений підхід не враховує особливість запропонованого методу NIPSO, в якому стиснення і мутація відбуваються всередині груп змінної чисельності протягом рішення однієї задачі. Пропонується замінити загальний розмір популяції в (2.17) на показник саме певної групи

$$R_{in,m} = \frac{1}{N_m \cdot M} \sqrt{\frac{r}{2(1+t)}}, \quad \forall m = \overline{1, M}. \quad (2.18)$$

Таким чином, при кількості груп $M > 1$ і різній кількості пошукових агентів у кожній з груп N_m групи з більшою щільністю пошукових агентів будуть мати менший радіус стиснення, а групи з меншою кількістю агентів – більший. На останньому циклі пошуку, коли всі групи зливаються в один рій, (2.18) має сенс (2.17), адже всі агенти належать до однієї групи.

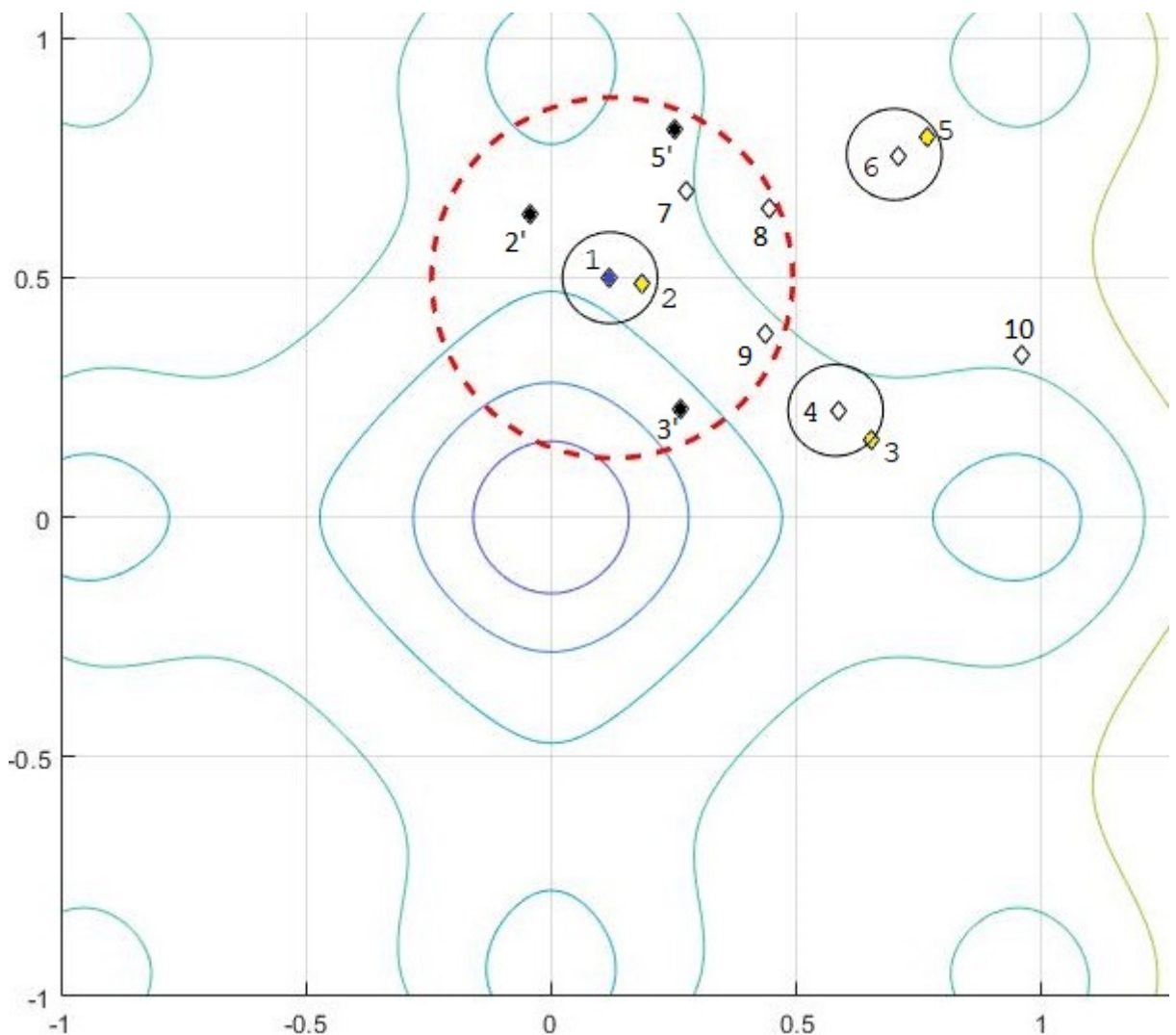


Рис. 2.1. Робота оператора стиснення популяції для однієї з груп

Рисунок 2.1 ілюструє роботу оператора стиснення популяції для однієї з груп на одній з ітерацій при розв'язанні задачі пошуку мінімуму функції Еклі у

двовимірному просторі. Глобальний мінімум даної функції – нульовий вектор [141], який обертає цільову функцію в 0.

На рис. 2.1 точки 1...10 показують розташування пошукових агентів певної групи на рельєфі цільової функції (контурні лінії). Кращий з агентів (темна заливка, позначений 1) зберігає своє положення, тоді як близький до нього топологічно і за значенням цільової функції агент 2 (світла заливка) має змінити своє положення на випадкове в околі «лідера» (велике пунктирне коло). Аналогічно мають бути переміщені агенти 3 і 5, які знаходяться ближче ніж радіус стиснення (тонке неперервне коло) до агентів 4 та 6 відповідно, але мають гірше значення цільової функції. Нове положення агентів 2, 3 і 5 позначено як 2', 3' та 5' відповідно (темна заливка). При цьому напрямок руху для кожного з агентів зберігає своє значення.

Як можна побачити, співвідношення радіусу стиснення та радіусу випадкової мутації має забезпечувати достатній простір для генерації в околі «лідера» групи значної частки представників цієї групи таким чином, щоб вони не лежали в межах радіусу стиснення. Враховуючи також різну щільність груп, відображену в (2.18), пропонується радіус мутації зв'язати з кількістю представників даної групи, а також радіусом стиснення.

Оскільки нове положення пошукового агента за (2.13) генерується за рівномірним законом в межах r –вимірної гіперсфери радіусу σ , то аби запобігти з ймовірністю P_{mut} попадання в область між R_{in} та σ (область залита сірим на рис. 2.2), необхідно, аби

$$(1 - P_{mut}) \cdot \sigma_m^r \geq P_{mut} \cdot R_{in,m}^r, \quad \forall m = \overline{1, M}, \quad (2.19)$$

де P_{mut} - ймовірність того, що згенерована за рівномірним розподілом точка, належна гіперсфері з радіусом σ , не належить гіперсфері з радіусом R_{in} .

Оскільки можливим є випадок передчасної збіжності всіх пошукових агентів на певному кроці до області всередині радіусу збіжності лідера, умова (2.19) має виконуватись $N_m - 1$ разів. Тобто, радіус гіперсфери мутації має задовольняти

$$(1 - P_{mut}) \cdot \sigma_m^r \geq P_{mut} \cdot (N_m - 1) \cdot R_{in,m}^r, \quad \forall m = \overline{1, M}, \quad (2.20)$$

або після арифметичних перетворень

$$\sigma_m \geq R_{in,m} \cdot \sqrt[r]{\frac{P_{mut}}{(1 - P_{mut})} (N_m - 1)}, \quad \forall m = \overline{1, M}. \quad (2.21)$$

Чим жорсткішою ми покладемо вимогу до непопадання випадково згенерованого агента в межі радіусу стиснення лідера, тим більшим буде радіус гіперсфери, що має вмещувати всі можливі розташування такого агента. Співвідношення областей і радіусів у двовимірному просторі ілюструє рис. 2.2.

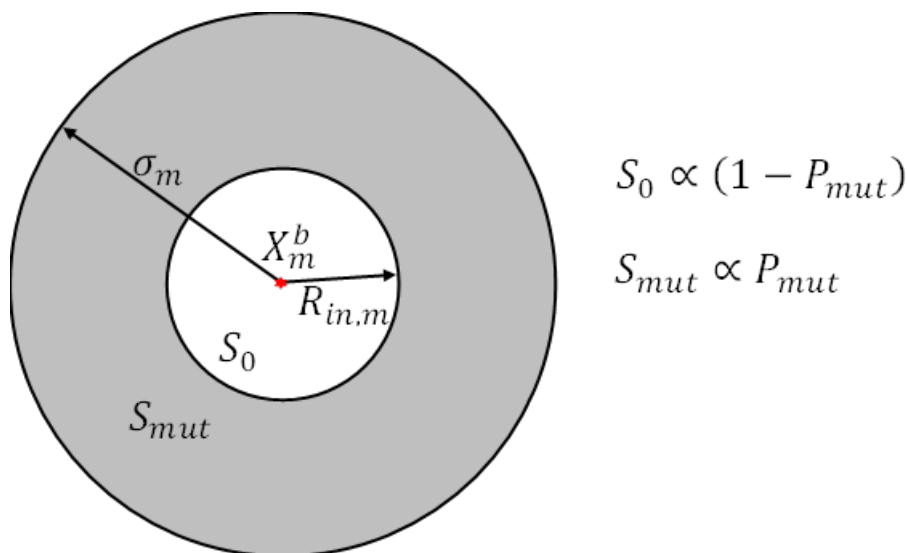


Рис. 2.2 Радіус стиснення та радіус мутації та ймовірності розташування нового пошукового агента

На рис. 2.2 зірочкою позначено поточне розташування кращого представника групи m – X_m^b . Незафарбована область в межах радіусу стиснення $R_{in,m}$ має площу S_0 . Зафарбована область між колом радіусу $R_{in,m}$ та колом з радіусом мутації σ_m має площу S_{mut} . При рівномірному законі розподілу ймовірності нового положення пошукового агента, що зазнав стиснення, в межах заштрихованої області P_{mut} буде пропорційна її площі S_{mut} , відповідно площа S_0 пропорційна $1 - P_{mut}$.

У відповідності до викладеного, надалі пропонується у якості параметру «радіус стиснення» в алгоритмі методу NIPSO застосовувати індивідуальне значення для кожної із груп рою, що визначається за (2.18) і залежить від кількості груп, кількості агентів у конкретній групі, мірності простору та адаптивно зменшується з номером ітерації.

В якості радіусу мутації, що використовується в операторі стиснення популяції гібридного методу NIPSO надалі пропонується для кожної з груп використовувати значення, обчислене за (2.21), пропорційне радіусу стиснення, яке нелінійно збільшується зі зростанням кількості пошукових агентів у групі та заданої ймовірності непопадання випадково згенерованого в радіусі мутації пошукового агента всередину гіперсфери з радіусом стиснення.

2.4. Особливості й налаштування гібридного методу оптимізації при розв'язанні задач в двійковому просторі

Запропонований метод умовної багатовимірної оптимізації NIPSO може бути застосований для розв'язання задач комбінаторної оптимізації. Ключовою відмінністю реалізації даного методу для двійкового простору рішень буде реалізація термінів «відстань» і «швидкість», а також докладно розглянутих вище термінів «радіус стиснення» та «радіус мутації».

В якості міри відстані між рішеннями X_i та X_j використовується відстань за Хемінгом [37]

$$d(X_i, X_j) = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^r |X_{i,k} - X_{j,k}|, \quad (2.22)$$

де r – довжина двійкового вектора (вона ж мірність простору пошуку рішень), $X_{i,k}$ та $X_{j,k}$ – значення k – того біта відповідно X_i та X_j .

Враховуючи (2.22), на кроці 1 алгоритму методу NIPSO генерація пошукових агентів і напрямків їх руху виконується наступним чином.

- задавшись початковою кількістю груп агентів M , визначаємо максимальну міру несхожості груп пошукових агентів

$$\Delta_{\max} = \left\lfloor \frac{r}{M - 1} \right\rfloor, \quad (2.23)$$

- згенерувати першого представника першої групи як вектор з рівноймовірним розподілом

$$X_{1,1} = U^r \{0; 1\}; \quad (2.24)$$

- для груп від 2 до M покласти першого представника як вектор, що відрізняється на Δ_{\max} бітів від усіх вже згенерованих

$$X_{1,m} = X_{1,m-1} + \Delta_{\max}, \quad m = \overline{2, M}; \quad (2.25)$$

- пошукові агенти починаючи з другого $X_{im}, i = 2 \dots N_m$, що є представниками групи $m = 1 \dots M$ знаходяться в околі вектора X_{1m} .

Останні дві дії ілюструють рисунки 2.3 та 2.4, де показано приклад генерації початкових станів пошукових агентів для $r = 20$ вимірного простору при $M = 3$ групах, на який розбивається рій із загалом $nPop = 20$ пошукових агентів.

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$X_{1,1}$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{1,2}$	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{1,3}$	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0

$$\Delta_{\max} = \lfloor 20 / (3 - 1) \rfloor = 10$$

Рис. 2.3. Генерація початкових значень осередків груп, максимально відмінних одна від одної

На рис. 2.3 показані перші представники трьох груп, які відрізняються попарно мінімум на 10 бітів (перетини і відмінності бітів показані кольорами). Оскільки різниця має максимальною бути попарно для всіх груп, величина Δ_{\max}

швидко знижується з ростом кількості груп M . Вже для $M = 4$ в 20-бітовому просторі максимальна попарна відмінність груп становитиме $\Delta_{max} = \left\lfloor \frac{20}{4-1} \right\rfloor = 6$ бітів.

Як показано на рис. 2.4, в першій групі, де опинилися 7 пошукових агентів (про можливі причини нерівномірності розподілу між групами вже було сказано раніше), за умови обраного радіусу мутації $\sigma = 3$, всі пошукові агенти відрізняються від першого на не більше ніж три біти. При цьому власне на три біти відрізняється від $X_{1,1}$ лише $X_{5,1}$. Другий та сьомий представники групи відрізняються від першого всього на 2 біти, третій та шостий – на 1 біт, а четвертий взагалі співпадає.

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$X_{1,1}$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{2,1}$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{3,1}$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0
$X_{4,1}$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{5,1}$	0	0	1	0	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{6,1}$	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{7,1}$	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1

$m = 1$
 $N_1 = 7$
 $\sigma = 3$

Рис. 2.4. Генерація початкових значень пошукових агентів в групі

Початкова швидкість для i –того агента m –тої групи задається як вектор, у якому кожен біт k дорівнює 1 з ймовірністю P_v

$$V_{i,m}^k(0) = \begin{cases} 1, & \text{if } U(0,1) < P_v \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2.26)$$

Сенс швидкості у двійковому просторі – кількість бітів, які можуть бути одночасно змінені за наступну ітерацію. Регулювання швидкості відбувається за

рахунок ймовірності зміни значень кожним з бітів P_v . Останнє стосується і зміни швидкості з урахуванням руху до найкращого відомого рішення кожному пошуковому агенту і найкращого відомого рішення в групі. Фактично різниця $X_{i,m}^b - X_{i,m}(t)$, що входить у вираз (2.7), як і $X_m^b - X_{i,m}(t)$ – це набори бітів, на які поточне рішення $X_{i,m}(t)$ відрізняється від найкращого рішення даного агента та найкращого рішення групи відповідно. Яка частка з них будуть змінюватись на поточній ітерації, вирішується відповідними ймовірностями P_a , P_b та P_c , які замінюють коефіцієнти спеціалізації, ностальгії та ройової моралі a , b та c .

Формули для розрахунку швидкості кожного з агентів на поточній ітерації (2.7) та переміщення у відповідності до вектору швидкості (2.8) набувають наступного вигляду:

$$V_{i,m}(t) = V_{i,m}(t-1)|_{P_a} \cup |X_{i,m}^b - X_{i,m}(t)|_{P_b} \cup |X_m^b - X_{i,m}(t)|_{P_c} \quad (2.27)$$

$$X_{i,m}(t) = X_{i,m}(t-1) \oplus V_{i,m}(t). \quad (2.28)$$

Практичну реалізацію формул (2.27) та (2.28) ілюструє рисунок 2.5.

k	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$X_{i,m}(t-1)$	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_{i,m}^b(t-1)$	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$X_m^b(t-1)$	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1
$V_{i,m}(t-1)$	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
$ X_{i,m}^b - X_{i,m}(t) $	1	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$ X_m^b - X_{i,m}(t) $	1	1	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$V_{i,m}(t)$	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
$X_{i,m}^b(t)$	1	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	1	0

$P_a = 0.3$
 $P_b = 0.6$
 $P_c = 0.6$

Рис. 2.5. Розрахунок швидкості й переміщення в методі HPSO для двійкового простору

Якщо поточний стан i – того пошукового агента в якийсь момент часу описується першим рядком рис.2.5, краще відоме положення – другим рядком, краще положення, відоме всій групі цього агента – третім, а вектор його швидкості – четвертим, то напрямок на власне краще рішення визначається як різниця першого і другого рядків, а напрямок на краще рішення групи – як різниця між першим і третім. Відповідні напрямки показують зафарбовані одиничні біти в 5 і 6 рядках. Враховуючи, що ймовірність збереження напрямку руху для даного прикладу обрана на рівні $P_a = 0.3$, а ймовірності повернення до кращого особистого та кращого групового обрані рівними $P_b = P_c = 0.6$, новий вектор швидкості отримуємо як диз'юнкцію векторів у четвертому, п'ятому і шостому рядках за умови, що для кожного з ненульових бітів виконується умова: рівномірно розподілене випадкове число менше відповідної ймовірності:

$$U(0,1) < P_a (P_b, P_c). \quad (2.29)$$

Таким чином, наявність одиниці в певному розряді вектора швидкості чи вектора відстані від поточного рішення до найкращого відомого (чи навіть одиниць у всіх трьох векторах) не є гарантією наявності одиниці в векторі швидкості. З потенційних 12 бітів, не нульових хоча б в одному з векторів, до нового вектору швидкості увійшли лише шість, при цьому чотири біти ($k = 2, 5, 9, 20$) зберегли своє значення, два додалися ($k = 1, 8$), а один став нулем ($k = 14$).

Нове положення i – того пошукового агента в просторі рішень отримуємо за (2.28) виконанням операції порозрядного виключної диз'юнкції (ті біти, які дорівнюють одиниці в векторі швидкості, міняються на протилежні).

Питання оптимального вибору величин ймовірностей застосування складових напрямку руху P_a, P_b та P_c потребує окремого дослідження. В межах даної роботи пропонується використовувати теоретично обґрунтоване співвідношення $P_b = P_c = 2P_a$ [129], емпірично підбираючи найкраще значення

однієї з ймовірностей для кожної конкретної задачі та відповідно розраховуючи решту.

Аналогічно при застосуванні методу HPSO до розв'язання задач у двійковому просторі виконується зміна швидкості за умови розсіювання агентів від центру власної групи – замість коефіцієнту a , що відповідає за спеціалізацію, в (2.11) використовується ймовірність збереження швидкості P_a , сенс якої описаний вище.

Натомість зміна швидкості при порушенні якимось із агентів обмежень задачі згідно з (2.12) в двійковому просторі пропонується виконувати наступним чином:

- визначити кількість ненульових бітів у векторі швидкості, що призвів до порушення обмежень $n_{i,m} = \sum V_{i,m}$;
- визначити кількість ненульових бітів у зміненому векторі швидкості як половина $n_{i,m}$ з округленням вгору $n'_{i,m} = \lceil n_{i,m}/2 \rceil$;
- згенерувати новий вектор швидкості $V_{i,m}$, що міститиме $n'_{i,m}$ одиничних бітів, які не можуть розташовуватись на місцях одиничних бітів початкового вектора швидкості.

Нарешті оператор стиснення популяції для представників групи, що збігається до локального оптимуму, для методу HPSO у варіанті розв'язання задачі у двійковому просторі пропонується наступним. Якщо між якимись рішеннями топологічна відстань дорівнює $R_{in} = 1$ біт або менше, гірше з рішень (випадкове у разі повного співпадіння) намінюється на випадкове у околі мутації $\sigma = 2$ або $\sigma = 3$ бітів навколо кращого з рішень. Окіл у $\sigma = 2$ біти слід застосовувати для розмірності задачі у десятки бітів, $\sigma = 3$ – у випадку сотень і більше. При цьому значення радіусу стиснення та радіусу околу мутації не залежать від кількості груп і кількості пошукових агентів у кожній з них. Практичне застосування методу для класів задач, що розглядаються, показують відсутність необхідності більших значень R_{in} та σ .

Заключні кроки методу HIPSO у реалізації для розв'язання задач у двійковому просторі не відрізняються від кроків при розв'язанні задач у неперервному просторі, як і мови зупинки алгоритму.

Як буде показано в заключному розділі даного дослідження, двійковий варіант гібридного методу умовної оптимізації на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи показує високу ефективність при розв'язанні комбінаторних задач при мірності простору рішень до $k = 1000$.

2.5 Висновки до розділу 2

В даному розділі запропоновано метод умовної оптимізації довільної функції у багатовимірному неперервному просторі, який втілює підходи рою часток та штучної імунної системи.

В основу запропонованого гібридного методу умовної оптимізації 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 ході дослідження знайдено та обґрунтовано величину параметру «радіус стиснення» запропонованого методу HPSO. З'ясовано, що радіус стиснення має індивідуальне значення для кожної з груп рою і нелінійно залежить від кількості груп, кількості агентів у конкретній групі, мірності простору та адаптивно зменшується з номером ітерації.

Також показано, що радіус мутації, який використовується в операторі стиснення популяції гібридного методу HPSO повинен мати індивідуальне значення для кожної з груп. Його величина має бути пропорційна радіусу стиснення та нелінійно збільшується зі зростанням кількості пошукових агентів у групі та заданої ймовірності непопадання випадково згенерованого в радіусі мутації пошукового агента всередину гіперсфери з радіусом стиснення.

Наостанок в даному розділі розглянуті особливості реалізації запропонованого методу умовної оптимізації HPSO для розв'язання задач комбінаторної оптимізації у двійковому просторі. Запропоновано спосіб генерації початкових рішень та розрахунку векторів швидкості й поточного положення пошукових агентів у відповідності до кроків методу HPSO. Рекомендовані значення параметрів радіусу стиснення та радіусу мутації для двійкового варіанту методу.

В подальшому актуальним бачиться застосування викладеного методу для розв'язання задач оптимізації технологічних процесів у металургійному

виробництві. Зокрема, даний метод вбачається ефективним для розв'язання задач оптимального шихтування, оптимізації використання феросплавів у ливарному виробництві, а також при прогнозуванні механічних властивостей готової продукції.

РОЗДІЛ 3. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В СКЛАДНИХ ВИРОБНИЧИХ ПРОЦЕСАХ

3.1 Структура та функції інформаційної технології підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах

Як відзначалося в першому розділі, актуальною для металургійних підприємств з багатоетапним технологічним процесом є побудова комплексної багаторівневої інформаційної технології, що включає збір даних, керування та прийняття рішень. Розглянутий в попередніх розділах технологічний процес виробництва прокатної продукції на підприємствах повного металургійного циклу можна поділити на наступні окремі процеси:

- планування виконання замовлень;
- підготовка плавки (шихтування);
- виплавка сталі (рафінація та розкислення);
- нагрівання, підготовка та розкроювання заготовок;
- прокатка та розкроювання готової продукції;
- контроль стану футеровки з прогнозуванням терміну її роботи.

Виходячи з викладеного, для підвищення техніко-економічних параметрів у багатоетапному металургійному виробництві необхідне комплексне вирішення проблеми керування організаційно-технологічними процесами плавки, нагріву, прокатки та контролю якості продукції. Підвищення ефективності виробництва може бути досягнута за рахунок контролю технологічних параметрів, залишків матеріалів на кожному переділі та стану обладнання, задіяного в усіх послідовних операцій однією інтегрованою системою підтримки прийняття рішень. Інтегрована система керування повинна працювати за узагальненим критерієм оптимальності, видаючи одночасно завдання на кожен виробничу ланку з урахуванням узгодження їх процесів. Для оптимізації керування процесами плавки, нагріву, прокатки і термічної обробки прокатної продукції з

урахуванням глобального критерію потрібні сталі та надійні інформаційні зв'язки між окремими виробничими системами, що мають носити як горизонтальний характер (між підсистемами або модулями одного рівня), так і вертикальний (між модулями прийняття рішень та робочими місцями операторів окремих етапів технологічного процесу).

Враховуючи перелік процесів, що охоплює проектована інформаційна технологія та велике коло різних джерел даних, необхідних для рішення задач відносно кожного з процесів, пропонується наступна структура автоматизованої системи супроводу прийняття управлінських рішень в прокатному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі, яка ілюструється рисунком 3.1.

До системи пропонується включити сім різних баз даних, кожна з яких відповідає своєму підрозділу підприємства і містить дані, що генеруються чи використовуються цим підрозділом, а також вісім модулів у відповідності до зазначених вище технологічних процесів. Докладно обґрунтування структури та функцій кожного з модулів наведено в [143].

Як правило, бази даних, згадані в схемі на рис. 3.1, існують на підприємстві, адже необхідні для ведення діяльності не залежно від ступеню автоматизації потоків даних.

База даних (БД) «Склад» містить відомості про перелік витратних матеріалів, які використовуються у виробничому процесі, а також технічних характеристик цих матеріалів та економічних показників (насамперед собівартість). Ця БД є спільною для виробничого відділу (на деяких підприємствах – відділ головного інженера) та відділу матеріального забезпечення.

База даних «Стандарти» містить всі стандарти на марки сталі та види готової продукції, які виготовляються на підприємстві, а також стандарти на певні технологічні операції. Цю БД веде відділ контролю якості та використовує виробничий відділ. Вона забезпечує данні для БД «Техпроцес».

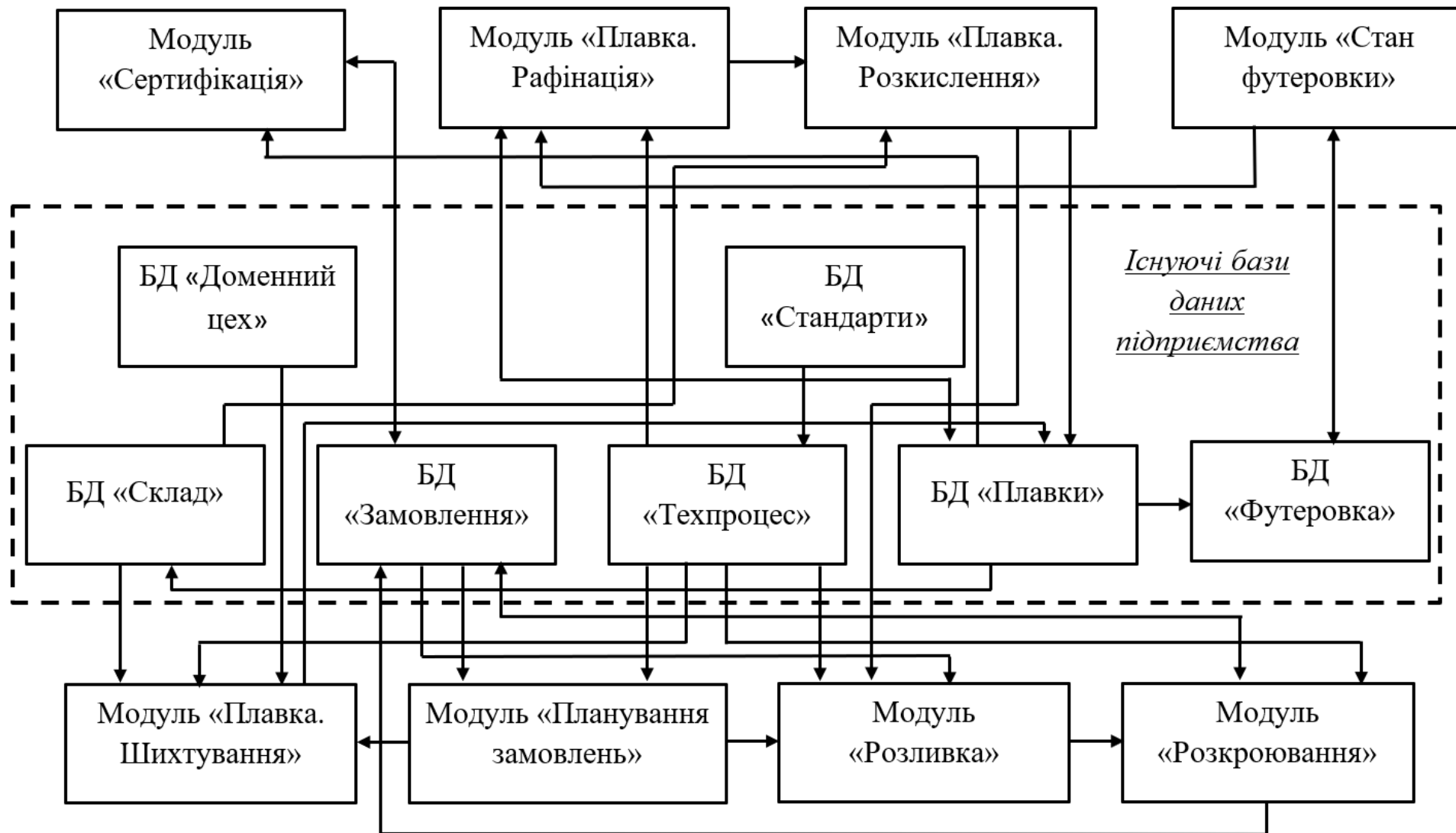


Рис. 3.1. Схема взаємодії модулів інформаційної системи супроводу прийняття управлінських рішень в прокатному виробництві з існуючими базами даних

БД «Доменний цех» містить відомості про перший переділ металургійного виробництва, а саме виготовлення чавуну. В межах інформаційної технології, що розглядається, з бази даних «Доменний цех» використовується саме опис готової продукції (хімічний склад чавуну, його температура, зашлакованість тощо).

База даних «Техпроцес» використовує стандарти на виготовлення готової продукції та перелік марок сталі, а також технологічні інструкції на кожен з операцій, включно з видом обладнання, яке застосовується, його налаштуваннями залежно від виду продукції, а також діями операторів ділянок технологічних процесів. Це основна база даних відділу головного інженера разом з БД «Плавки».

База даних «Плавки» містить відомості про весь хід виготовлення сталі в конвертерному цеху і включає відомості про:

- складові шихтування;
- перебіг процесу з основними та додатковими операціями (азотування торкретування тощо);
- хід продувки та розкислення (використані матеріали, час, параметри дуття);
- масові, хімічні та фізичні показники готової продукції;
- відповідність замовленню.

База даних «Замовлення» формується відділом маркетингу (відділ продажів на інших підприємствах) і містить деталі замовлень, що надходять на підприємство і виконуються. Включає терміни виконання, ціну, розрахункову собівартість, вид продукції та її стандарт, умови пакування та транспортування. Використовується одразу декількома модулями системи – спочатку при плануванні виконання замовлень, а потім при плануванні контролі операцій розливки та розкроювання заготовок та готової продукції.

Нарешті база даних «Футеровка» містить історичну агрегацію умов роботи та тривалості роботи попередніх та поточної футеровок. Ця інформація використовується для формування рекомендації щодо ведення плавки у відповідному модулі.

Таблиця 3.1 – Взаємодія модулів інформаційної системи супроводу керуючих рішень в сортопрокатному виробництві

№ з/п	Модуль системи	Вхідні канали		Вихідні канали	
		Джерело	Інформація	Адресат	Інформація
1	Планування замовлень	БД «Замовлення»	Об'єм замовлення, марка сталі, вид продукції, стандарт	Модуль «Плавка. Шихтування»	План виробництва
		БД «Техпроцес»	Перелік налаштувань обладнання для випуску певної продукції, час та собівартість робіт	Модуль «Розливка»	План виробництва
2	Плавка. Шихтовка	БД «Доменний цех»	Хімічний склад чавуну, його температура та кількість і металевість шлаку	БД «Плавка»	Шихтовка плавки
		БД «Склад»	Наявність та собівартість складових шихти		
		БД «Техпроцес»	Вимоги до готової продукції + стандарти		
		Модуль «Планування замовлень»	План виробництва		
3	Плавка. Рафінація	Модуль «Стан футеровки»	Рекомендації щодо ведення плавки	БД «Плавка»	Параметри ведення плавки
		БД «Техпроцес»	Вимоги до готової продукції + стандарти	Модуль «Плавка. Розкислення»	Хімічний склад та температура сталі
		БД «Плавка»	Початковий стан шихти		
4	Плавка. Розкислення	Модуль «Плавка. Рафінація»	Хімічний склад та температура сталі	Модуль «Розливка»	Маса сталі і шлаку
		БД «Склад»	Наявність та собівартість розкислювачів	БД «Плавка»	Характеристики готової продукції, хід плавки
		БД «Техпроцес»	Вимоги до готової продукції + стандарти		
5	Розливка	БД «Техпроцес»	Параметри злиwkів та передільних заготовок	Модуль «Розкислення»	Карти розкислювання
		Модуль «Планування замовлень»	План виробництва		
		Модуль «Плавка. Розкислення»	Маса сталі і шлаку		
		БД «Замовлення»	Перелік замовлень		
6	Розкислювання	Модуль «Розливка»	Карти розкислювання	БД «Замовлення»	Результати розкислювання
		БД «Замовлення»	Перелік замовлень		
		БД «Техпроцес»	Параметри злиwkів та передільних заготовок		
7	Стан футеровки	БД «Футеровка»	Історія експлуатації поточної та попередніх футеровок	БД «Футеровка»	Рекомендації щодо ведення плавки
				Модуль «Плавка. Рафінація»	Рекомендації щодо ведення плавки
8	Сертифікація	БД «Плавки»	Хімічний склад сталі, феросплави, температура розлиwки	БД «Замовлення»	Електронний сертифікат
		БД «Замовлення»	Марка сталі, від та геометрія виробу		

В разі відсутності на підприємстві тієї чи іншої БД як виокремлено інформаційної одиниці, запропонований підхід передбачає створення відповідних баз даних з масиву інформації, використовуваного на виробництві.

Пропонована інформаційна технологія використовує модульний підхід до побудови інформаційної керуючої системи. Всі обчислювальні, оптимізаційні та рекомендаційні процеси відбуваються у окремих модулях системи. Для кращого розуміння зв'язків між базами даних і модулями системи супроводу прийняття керуючих рішень, вхідна та вихідна інформація для кожного з модулів, представлених на рисунку 3.1, зведена в таблиці 3.1.

Кожен з виділених на рис. 3.1 модулів системи передбачає, крім організації інтерфейсу вводу-виводу, розв'язання певної задачі, серед яких є ряд оптимізаційних, а також задачі класифікації, прогнозування, рекомендації та інші. Математичні постановки задач, підходи до вирішення яких описані в розділі 1, виконуються модулями «Сертифікація», «Плавка.Шихтовка» та «Плавка.Розкислення». Докладно тип цих задач зведено у таблицю 3.2.

Таблиця 3.2 – Модулі інформаційної системи керування металургійним виробництвом та задачі, що у них вирішуються

№ з/п	Модуль системи	Тип задачі, що вирішується
1	Плавка. Шихтовка	Багатокритеріальна задача умовної оптимізації у дійсному просторі – оптимізація складу шихти
2	Плавка. Розкислення	Багатокритеріальна задача умовної оптимізації в дійсному просторі – прогнозування потреби у феросплавах
3	Сертифікація	Однокритеріальна задача безумовної оптимізації – прогнозування механічних властивостей готової продукції

Як видно з таблиці 3.2, задачі, що вирішуються в межах даної дисертаційної роботи, мають як однокритеріальний характер, так і багатокритеріальний, є як умовними задачами в обмеженнях, так і безумовними, а в якості змінних розглядаються як дійсні числа, так і цілі. Для розв'язання всього різноманіття цих задач в рамках запропонованої інформаційної технології пропонується використовувати викладений раніше гібридний еволюційний

метод оптимізації на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи людини. Результати роботи та особливості налаштування алгоритмів залежно від типу вирішуваної задачі викладені нижче.

Виходячи з структури системи на рис. 3.1 та табл. 3.2, інформаційна система супроводу прийняття управлінських рішень в прокатному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі повинна виконувати наступні функції:

1) Введення, редагування, перетворення, використання, оновлення та зберігання інформації щодо технологічних процесів на виробництві, стандартів, якими визначаються ці процеси, матеріали та готова продукція, щодо стану обладнання та перебігу технологічного процесу.

2) Розв'язання математичних задач оптимізації та прогнозування на окремих етапах технологічного процесу виготовлення прокатної продукції на основі апріорної накопиченої інформації та поточної інформації про перебіг технологічних процесів.

3) Ведення динамічних баз даних, що дозволяє без витрати часу включати додавати до використаної інформації даних про поточні плавки, використані в них матеріали та отриману продукцію, а також вплив плавки на стан обладнання.

4) Формування у зручній для користувача і зрозумілій формі рекомендацій, які дозволять операторам виконувати відповідні операції в процесі отримання сталі та готової продукції з неї.

3.2. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішення в задачах шихтування

Як було зазначено раніше, до кола задач, які має вирішувати запропонована інформаційна технологія, входять оптимізація шихти, оптимізація використання феросплавів та задача прогнозування механічних властивостей готової продукції, яка вирішується як оптимізаційна. У всіх згаданих задачах оптимальні

рішення – вектори дійсних чисел, що описують параметри у відповідності до математичної моделі задачі – розраховує згаданий метод HIPSO. До функцій інформаційної технології відповідно слід віднести формування, зберігання та передачу математичних моделей задач, а також знаходження, обробку і зберігання даних, що є висхідними для відповідних оптимізаційних задач або ж результатами рішення.

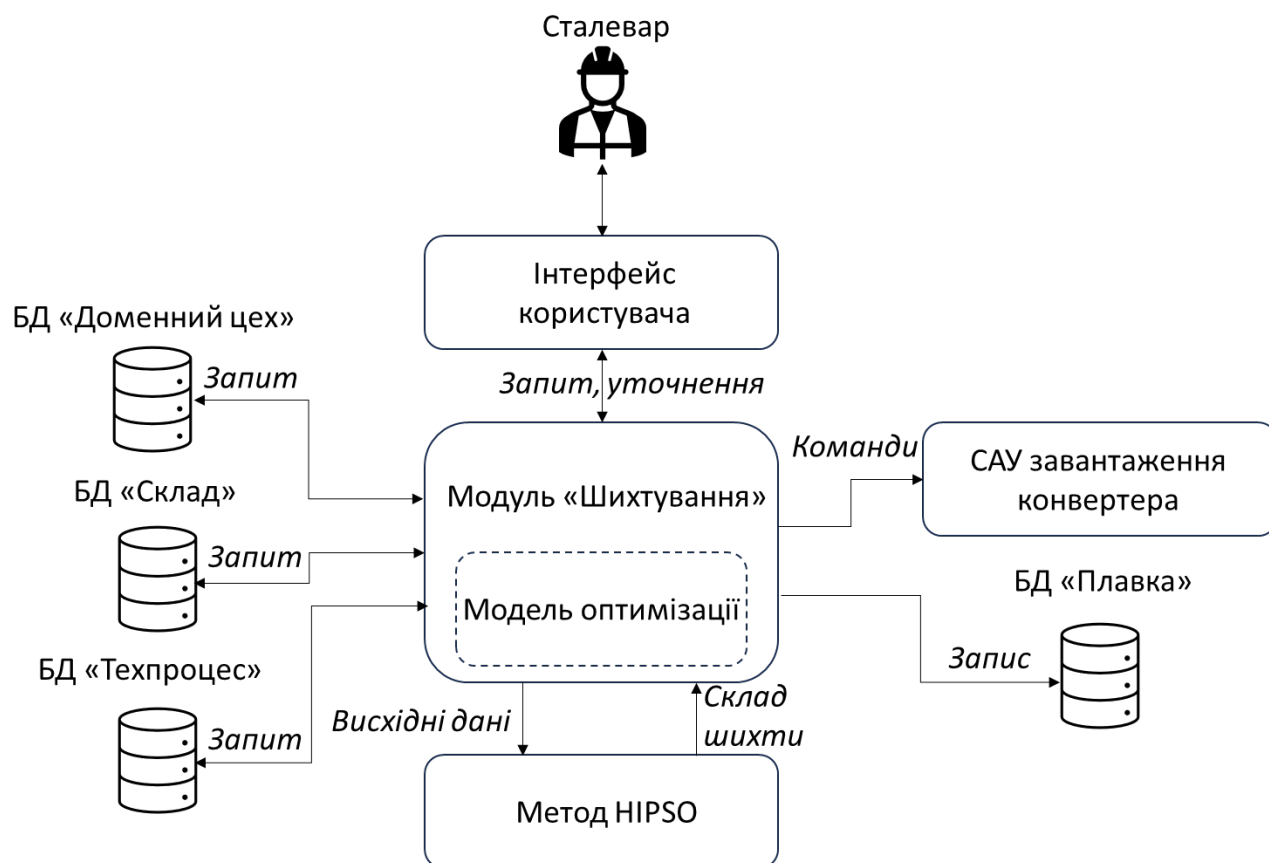


Рис. 3.3. Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при шихтуванні сталі

Зокрема, найбільше даних, що описують параметри задачі, обмеження та коефіцієнти цільових функцій, потребує задача оптимізації шихти. Структуру інформаційної технології, що описує розв'язання цієї задачі в складі СППР прокатного виробництва, описує рис. 3.3.

Відповідно до наведеної структури, оператор конвертерного цеху отримує дані про хімічний склад, кількість і температуру чавуну від бази даних (БД) «Доменний цех», про кількість, хімічний склад та вартість всіх складових шихти

– від БД «Склад», а також інформацію про поточне замовлення, марку сталі, обсяг металу на виході та багато інших параметрів, необхідних для розв'язання оптимізаційної задачі шихтування – від БД «Техпроцес». Ввівши свої дані, обставини плавки та параметри її ведення, оператор, отримує перелічену інформацію через відповідний інтерфейс.

Запуск розрахунку оптимального складу і обсягу шихти виконується за допомогою гібридного еволюційного методу NIPSO, що отримує на вхід модель оптимізації, основу на трьох критеріях:

- Мінімальної собівартості готової сталі за (1.3);
- Тепловому балансу плавки за (1.6);
- Масовому балансу плавки за (1.24).

Одночасне виконання всіх критеріїв (мінімум собівартості за умови дотримання теплового та енергетичного балансу) є ознакою отримання оптимального шихтування для заданої маси і марки сталі.

Це рішення може бути прийняте оператором або скореговане, виходячи з його досвіду та певних технічних міркувань. Після ухвалення остаточного рішення воно стає завданням для систем автоматичного управління (САУ), які відповідають за завантаження відповідних речовин в конвертер. Водночас, незалежно від того, прийняв оператор рішення, запропоноване методом оптимізації або ні, це рішення зберігається в БД «Плавка» у вигляді набору таблиць, що описують всі дані, відомі й прийняті на момент початку плавки. До бази даних «Плавка» модулем «Шихтування» зберігаються наступні числові дані:

1) Склад шихти (маси рідкого чавуну, брухту чавуну, чавуну в злитках, брухту сталевий і забрудненого, скрапу чавунного і сталевий, шлакометалевої частини, залізовмісних брикетів, вапна, окатишів, вапняку, магнезійних брикетів, плавикового шпату та доломіту).

2) Розрахункові параметри сталі (марка, температура, маса, вміст вуглецю та решти домішок, лужність).

3) Використані й утворені гази (витрата кисню, маса та об'єм утворених CO , CO_2 , N_2 та залишок кисню).

4) Допуски (кількість міксерного шлаку, забрудненість брухту, відсоток окислення, відсоток допалювання CO до CO_2 , розрахункові втрати заліза, втрати заліза з газами, втрати тепла, вигорання футеровки, втрати тепла через стінки конвертера).

5) Розрахунок шлаку (маса шлаку, його хімічний склад, а також вміст в шлаку FeO та Fe_2O_3).

Після завантаження складових шихти в системі підтримки прийняття рішень можлива корекція виданого завдання, пов'язана із неточністю завантаження тих чи інших складових шихти, а також реальної температури чавуну. Уточнене рішення є остаточним і має сенс сигналу до початку наступної технологічної операції виготовлення сталі – продувки киснем у ванні конвертера.

Описані етапи застосування інформаційної технології при розв'язанні задачі шихтування описує рисунок 3.4, де наведено діаграму діяльності модулю «Шихтування».

Як видно з діаграми діяльності, на початковому інтерфейсі оператор вносить відомості про ідентифікатор плавки (дата, час, ідентифікатори оператора та конвертера) та водночас технічні умови плавки (марка сталі, номер замовлення, розрахункова кількість). На другому етапі виконуються запити до відповідних баз даних, наведених на рис. 3.3, з метою отримати опис поточних умов і параметрів ведення плавки. Згадані параметри є складовими математичної моделі багатовимірної умовної оптимізації, докладно описаної в розділі 1, яка також описана в модулі «Шихтування» і разом з висхідними даними передається методу оптимізації для пошуку найкращого рішення.

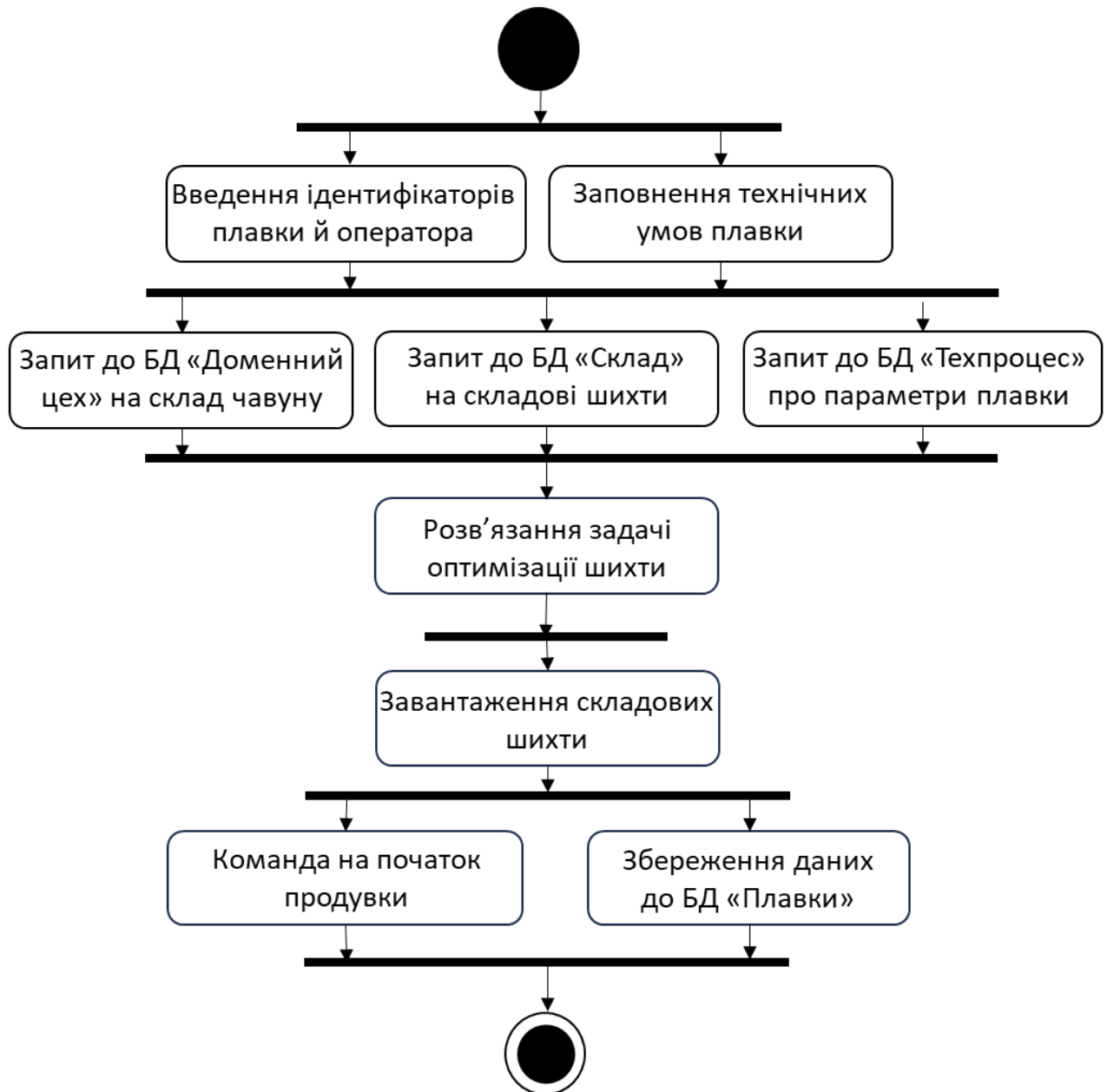


Рис. 3.4. Діаграма діяльності модуля «Шихтування» інформаційної технології супроводу управлінських рішень

Метод оптимізації на основі моделювання рою часток та штучної імунної системи людини NIPSO [167] є універсальним методом оптимізації в межах даної технології в тому сенсі, що використовується для рішення кількох задач оптимізації функцій багатьох змінних в дійсному просторі. Відтак, він реалізований у вигляді окремого програмного модуля, який активується при передачі йому математичної моделі задачі, що розв'язується, та числових

параметрів, що в якості констант входять до цільових функцій або обмежень цієї математичної моделі.

Отримані значення для складових шихти приймаються оператором конвертера або можуть бути скореговані вручну. В кожному з випадків затверджене рішення передається в якості керуючого впливу на системи автоматичного регулювання, які завантажують конвертер. Водночас прийняте оператором рішення зберігається в базі даних «Плавки» в таблицях початкових умов і шихтування. На цьому робота модуля «Шихтування» інформаційної технології супроводу управлінських рішень прокатного виробництва з конвертерним способом виготовлення сталі завершується.

Інтерфейсна частина модуля «Шихтування» при обробці чергової плавки ілюструється рисунками 3.5 – 3.8, які показують послідовність діалогу інформаційної системи супроводу управлінських рішень з оператором конвертерного цеху.

Значення	Обмеження (кг/т)	Складова шихти	Ціна (грн/т)
901.1	850-930	Маса чавуну	40000
10.0	0-15	Маса чавуну бій	37000
0.0	0-50	Маса чавуну чушка	42000
19.9	0-20	Маса брухту (10%Si)	29000
147.8	100-250	Маса брухту (сталь)	32000
13.3	0-50	Маса скрапу (чавун)	16000
24.6	0-50	Маса скрапу (сталь)	17000
14.6	0-15	Маса ЗВБ	9500

Оптимізувати Розрахувати

Рис. 3.5. Початкові дані для розрахунку шихти в модулі «Шихтування»

На рис. 3.5 показаний інтерфейс користувача «Початкові дані», який відповідає стану інформаційної системи після виконання запитів до баз даних

«Доменний цех», «Техпроцес» та «Замовлення». Відповідно, ми отримали відомості про якість і вартість всіх можливих складових шихти, стан чавуну, марку сталі, яка виготовляється в поточній плавці та її необхідну кількість.

Одразу, виходячи з цих даних, виконується розрахунок шихтування, виходячи лише з економічного критерію (1.3). ці дані розташовані в лівому стовпчику інтерфейсу на рис. 3.5. якщо не встановлювати показчик «Оптимізувати», оператор має можливість прийняти такий варіант шихтування – він буде найдешевшим за складовими, але не враховує матеріальний та тепловий баланс плавки, розглянутий в першому розділі.

Як видно з рис. 3.6, де представлено інтерфейс модулю «Шихтування», на якому виведено результат розрахунку плавки без оптимізації за тепловим і енергетичним балансом, розрахунок плавки лише за економічним критерієм призводить до суттєвих порушень обох видів балансу.

Значення	Опис
67.012 т	Сукупна вага шихти (завалка)
58.918 т	Вихід готової сталі (розливка)
-0.685 т	Порушення масового балансу (корекція)
+34017.5 кДж/т	Порушення теплового балансу (корекція)

Рис. 3.6. Інтерфейс «Первинний розрахунок» модулю «Шихтування»

Як видно на рис. 3.6, найдешевший варіант плавки передбачає суттєвий перегрів сталі (понад 34 тисячі кілоджоулів на тону), для компенсації чого потрібна додаткова корекція бруттом або металевими окатишами в обсязі більше півтони. Це суттєве відхилення, яке в підсумку дасть надлишкову кількість сталі в ковші та збільшить час і собівартість плавки.

Якщо ж в інтерфейсі «Початкові дані» обрати «Оптимізувати», як показано на рис. 3.5 та натиснути «Розрахувати», відбувається звернення з модулю «Шихтування» до модуля, що реалізує сам метод оптимізації HPSO, докладно розглянутий у розділі 2.

Value	Label	Description	Value	Description
100	Кількість пошукових агентів		3	Максимальна кількість програвів
4	Кількість груп агентів (початкова)		0.75	Рівень спеціалізації (збереження напрямку руху)
11	Періодичність внутрішньогрупового стиснення		0.25	Рівні ностальгії та ройової моралі (варіація руху)
13	Періодичність міжгрупового стиснення		0.95	Ймовірність невиродженої мутації

Buttons: Скинути за замовчуванням, Розрахувати

Рис. 3.7. Інтерфейс «Параметри методу HPSO» модулю «Шихтування»

Першим інтерфейсом, який бачить оператор при виборі опції «Оптимізувати» є інтерфейс «Параметри методу HPSO», представлений на рис. 3.7. Тут кваліфікований або досвідчений користувач методу має можливість змінити налаштування пошукового методу, докладно досліджені в розділі 2. Водночас, оператор конвертера, який не є фахівцем в інформаційних технологіях, який не бажає експериментувати з налаштуваннями, має можливість встановити значення параметрів алгоритму методу «За замовчуванням», для чого має відповідну командну кнопку. Значення за замовчуванням, які таким чином повертає модуль, наведені на рис. 3.7. Обґрунтуванню ефективних налаштувань алгоритму присвячено підрозділ 2.3. Які оператор конвертерного цеху не обрав би налаштування методу оптимізації, натискання кнопки «Розрахунок» призводить до запуску пошуку рішення оптимального за зведеним критерієм, що враховує тепловий та енергетичний баланс плавки.

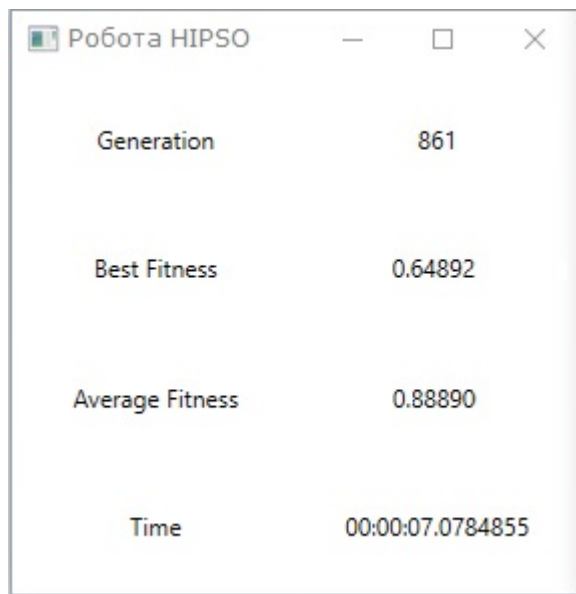


Рис. 3.8. Проміжний інтерфейс «Робота HIPSO» модулю «Шихтування»

Розрахунок оптимальної шихти, виходячи з вхідних умов, заданої марки сталі та необхідності теплового та енергетичного балансу плавки може тривати декілька хвилин. В цей час на екрані оператора конвертерного цеху демонструється інтерфейс вигляду рис. 3.8. на цьому інтерфейсі відображається номер ітерації алгоритму методу HIPSO, краще знайдене роєм пошукових агентів рішення, середнє рішення по популяції та витрачений на пошук рішення астрономічний час. Передбачено, що час на розрахунок не може перевищувати 10 хвилин – регламентований час перерви між випуском попередньої плавки і початком наступної.

Підсумкове рішення, отримане в межах цього часового проміжку, видається в інтерфейс «Результат роботи HIPSO», що ілюструється рис. 3.9. На рисунку можна побачити два стовпчики результатів: в першому перераховані з урахуванням теплового та матеріального балансу складові шихти, які раніше наводились на рис. 3.5 до пошуку оптимального рішення, в другому – результат розв'язання задачі у вигляді фітнес-функції, вартості плавки, а також величин порушення теплового та матеріального балансу. Точність виведення значень складових – до 1 кг, хоча вони розглядаються методом як дійсні дані й

обраховуються з подвійною точністю (тип даних double, 14 значущих цифр після коми). Числові значення в першому стовпчику інтерфейсу на рис. 3.9 мають одиниці виміру «кілограмів на тону готової продукції» - прийняте в конвертерному виробництві позначення дольових частин шихти.



Значення	Складова шихти	Значення	Параметр
897.966	Маса чавуну	0.64892	Фітнес-функція
1.136	Маса чавуну бій	2497502.57	Вартість плавки, грн.
0.309	Маса чавуну чушка	67.034	Маса шихти на завалці, т
19.952	Маса брухту (10%Si)	58.774	Маса сталі в ковші, т
150.153	Маса брухту (сталь)	6.5245E-05	Корекція масового балансу, т
10.419	Маса скрапу (чавун)	-15.301	Корекція енергетичного балансу, кДж/т
41.272	Маса скрапу (сталь)		
14.798	Маса ЗВБ		

Рис. 3.9. Інтерфейс «Результат роботи HIPSO» модуля «Шихтування»

Порівнюючи значення складових шихти на рис. 3.9 з аналогічними значеннями на рис. 3.6, можна помітити зменшення використання рідкого чавуну та особливо битого чавуну за рахунок збільшення долі збираного вторинного брухту (вміст кремнію до 10%) і сталевих скрапу. Це обумовлено необхідністю збільшення в металевій частині шихти саме холодних компонентів, які відбирають на себе зайве тепло. При цьому деякі компоненти, розплавлення яких потребує найбільше тепла, наприклад, чавунні чушки суттєво не збільшуються, адже мають високу собівартість.

Якість рішення щодо оптимального складу шихти, описаного значеннями в стовпці ліворуч, ілюструють показники в стовпці праворуч, де крім зведеної цільової функції можна побачити загальну вартість плавки в гривнях, значення порушення матеріального балансу (менше 1 кг проти 685 кг початково) та

значення порушення теплового балансу (15 кДж/т проти 34 000 кДж/т початково). Отримані дані свідчать про високу якість і точність рішення, яке забезпечує запропонована інформаційна система на основі технології з еволюційним методом оптимізації.

З використанням запропонованої інформаційної технології було проведено ряд експериментальних досліджень, результати яких викладені в наступному розділі роботи.

3.3 Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в задачах планування та прогнозування

Аналогічно до розв'язання задачі шихтування інформаційна технологія супроводу управлінських рішень в прокатному виробництві відпрацьовує ще дві оптимізаційні задачі – мінімізацію матеріальних витрат на розкислення сталі в ковші та побудови максимально точної прогностичної моделі для прогнозування механічних властивостей готової продукції за параметрами ведення плавки. Відповідні модулі, названі «Розкислення» та «Сертифікація» також містять в собі математичні моделі задач умовної багатовимірної оптимізації та звертаються до методу NIPSO задля отримання певного набору числових значень, що описують оптимальне для даної задачі рішення.

Структуру інформаційної технології, що відповідає за супровід управлінських рішень щодо задачі мінімізації витрат на розкислення поточної плавки сталі, описує рис. 3.10. Як можна побачити, технологія передбачає використання інформації про феросплави (наявність, вартість, хімічні та фізичні властивості), яку модуль «Розкислення» отримує через відповідний запит до бази даних «Склад», а також інформації про поточну плавку (хімічний склад, маса та температура заліза в ковші), які отримує від модулю «Рафінація». Останній хоча й не є предметом дослідження в даній роботі, є також складовою загальної

інформаційно-аналітичної системи супроводу управлінських рішень, що описується рис. 3.1.

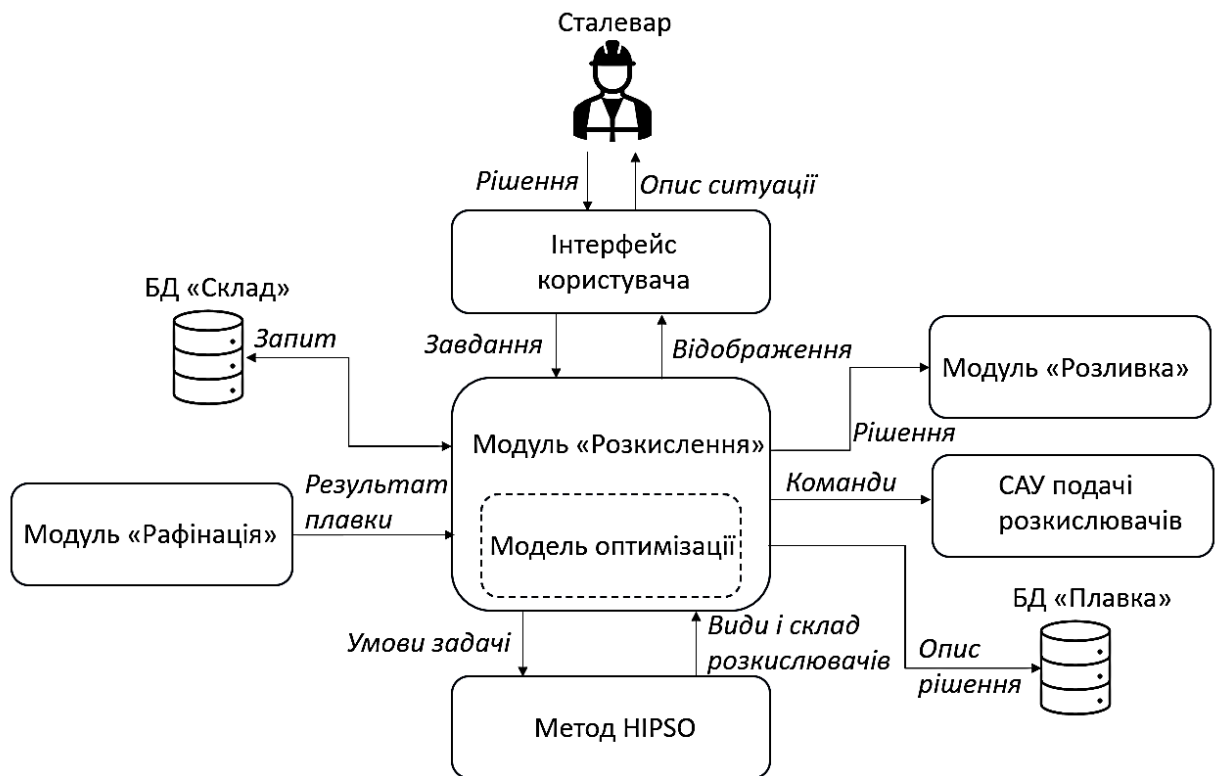


Рис. 3.10. Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при розкисленні сталі

Як і в технології прийняття рішень щодо оптимального складу шихти, модуль «Розкислення» використовує метод HIPSO в якості зовнішнього методу оптимізації, до якого передаються умови задачі та критерій оптимальності (цільова функція). Головним критерієм оптимальності рішення для задачі раціонального використання розкислювачів є мінімальна вартість використаних феросплавів, а обмеженнями – обов’язкові хімічні процеси, які мають бути забезпечені. Другий критерій, за яким відшукується рішення в просторі аналогів – максимальне співпадіння поточного хімічного складу сталі та ведення плавки з аналогами в минулому. За цим критерієм відбираються рішення, які слугують основою для побудови моделі. При цьому параметрами, що передаються до математичної моделі оптимізації є марка сталі (точніше - очікуваний хімічний

склад), хімічний склад та температура сталі на повалці конвертера, а також собівартість, хімічний склад та наявність феросплавів.

Етапи застосування інформаційної технології супроводу управлінських рішень при розв'язанні задачі розкислення описує рисунок 3.11, де наведено діаграму діяльності модулю «Розкислення».

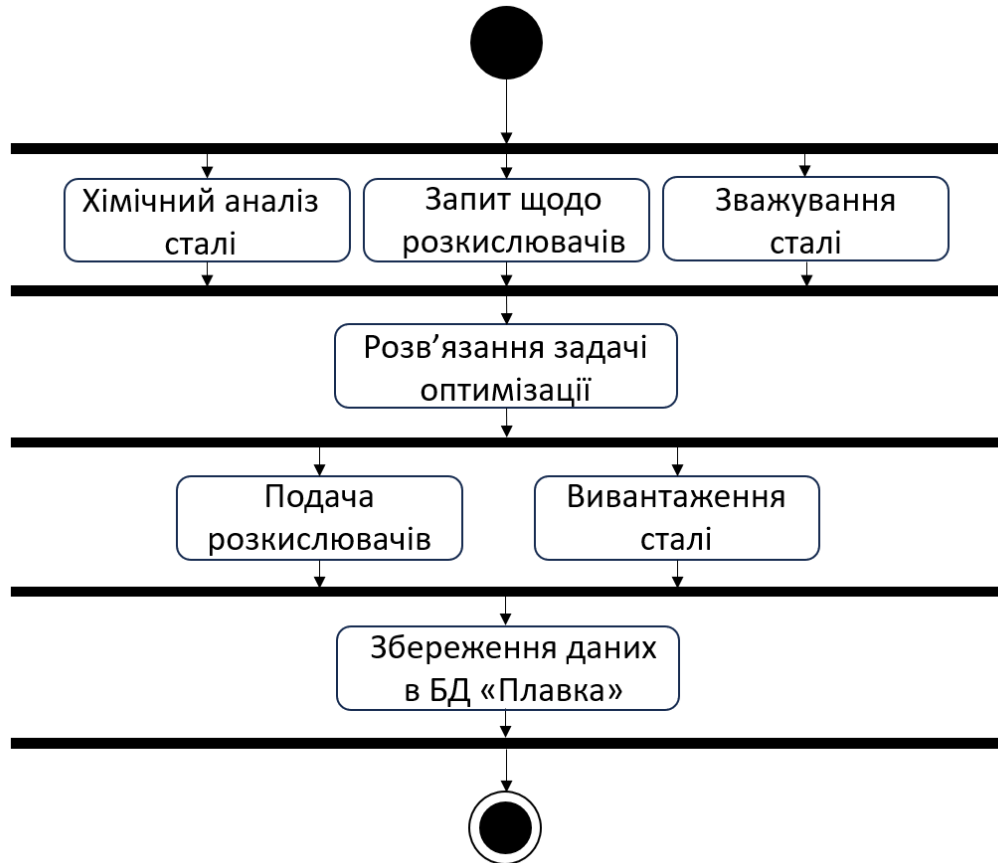


Рис. 3.11. Діаграма діяльності модуля «Розкислення» інформаційної технології супроводу управлінських рішень

Як видно з діаграми діяльності, на початковому етапі виконуються дії щодо збору даних. Інформація щодо хімічного аналізу сталі надходить з модулю «Рафінація», інформація щодо доступних розкислювачів – з БД «Склад» через відповідний запит, а інформація щодо маси сталі – від датчика на вагах ковша.

Аналогічно модулю «Шихтування», оператор запускає розрахунок параметрів моделі використовуючи кнопку «розрахувати» у відповідному інтерфейсі. Запуск звернення до оптимізаційного алгоритму призводить до

отримання у явному вигляді рекомендації щодо застосування феросплавів на поточну плавку, наприклад:

«Пропонується використати:

FeMn (75%) – 199 кг; SiMn (70%) – 658 кг; FeSi (65%) – 0 кг»

При цьому у оператора є можливість підтвердити рішення оптимізаційного методу або ж відкоригувати його виходячи з власного досвіду. В кожному з випадків, як показано на рис. 3.11, відбувається вивантаження розкислювачів і сталі. Після цього інформаційна технологія передбачає збереження прийнятого оператором рішення в БД «Плавки». Як показано на рис. 3.10, прийняте рішення також передається в наступний модуль «Розливка», який відповідає за розподіл виплавленого і розкисленого металу по виливницях.

Нарешті останній з розглянутих в даній роботі модулів інформаційної технології супроводу управлінських рішень у металургійному виробництві, а саме модуль «Сертифікація», передбачає розв'язання оптимізаційної задачі побудови максимально точного прогнозу механічних властивостей готової продукції. Модуль працює аналогічно іншим, розглянутим раніше. Його використання ілюструє структура технології на рис. 3.12.

Оператор конвертерного цеху, здійснивши розливку певної плавки, що призначена на виконання певного замовлення (марка сталі, вид готової продукції та розкроювання надходять через запит від БД «Замовлення»), та отримавши хімічний аналіз отриманої сталі через запит від БД «Плавки», звертається до розробленого методу оптимізації HIPSO, передаючи йому модель задачі оптимізації та вхідні параметри.

Ключовою відмінністю даної технології від попередніх є адаптивний характер моделі – залежно від марки сталі та виду продукції, який виготовляється, модель може мати різний набір складових функції (1.31) та коефіцієнтів при них.

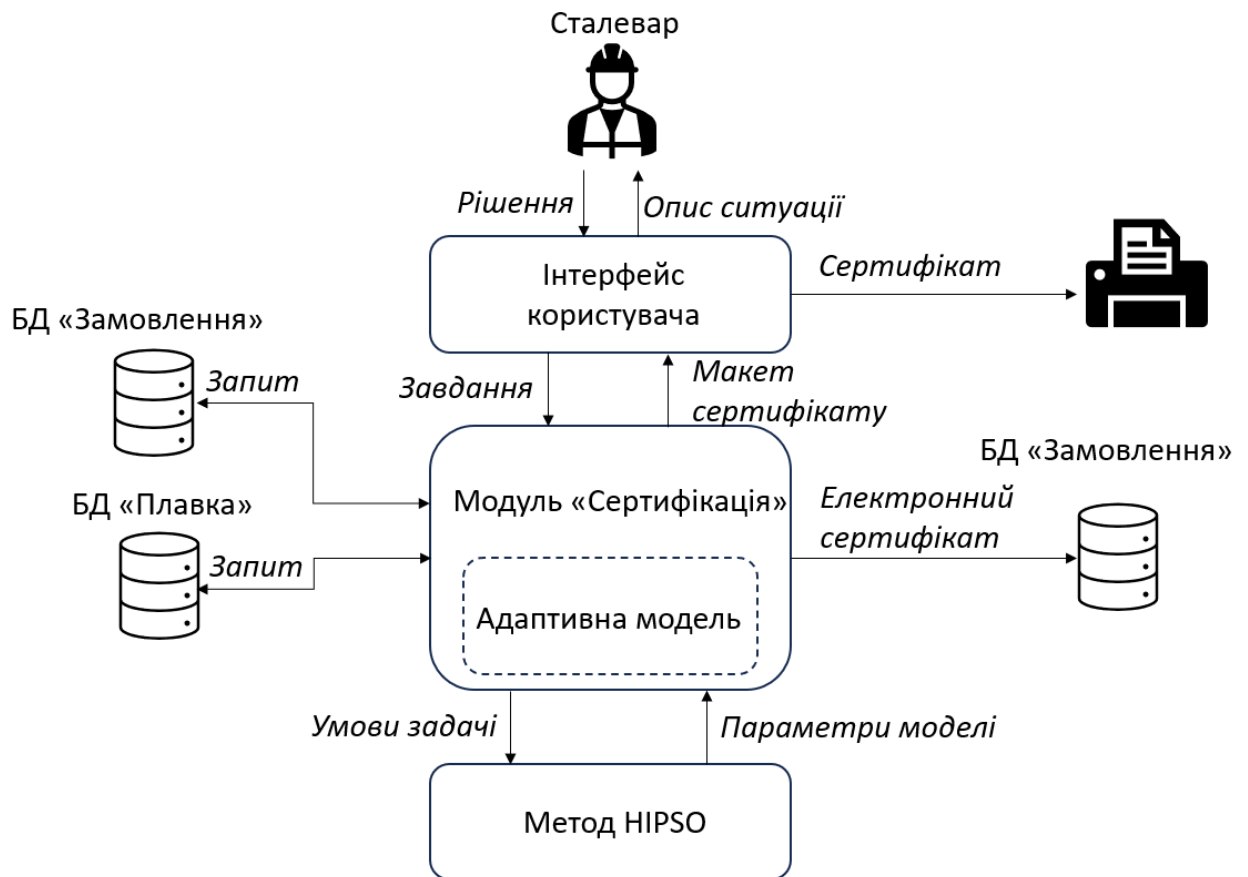


Рис. 3.12. Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при сертифікації готової продукції

Критерієм оптимальності рішення щодо прогнозування механічних властивостей готової продукції є мінімальна очікувана помилка та мінімальна кількість коефіцієнтів обраних математичних моделей прогнозування механічних властивостей за (1.30). Останній критерій пов'язаний з мінімізацією чутливості моделі до випадкових помилок у результатах вимірювання (так званої надійності моделей). В якості прогнозуючої приймається недомінована модель, обрана виходячи з умови, що перший критерій є головним, а на розмірність прогнозуючого поліному накладається штрафна функція.

Для інформаційної технології супроводу управлінських рішень щодо прогнозування механічних властивостей готової продукції була розроблена діаграма діяльності, представлена на рис. 3.13.

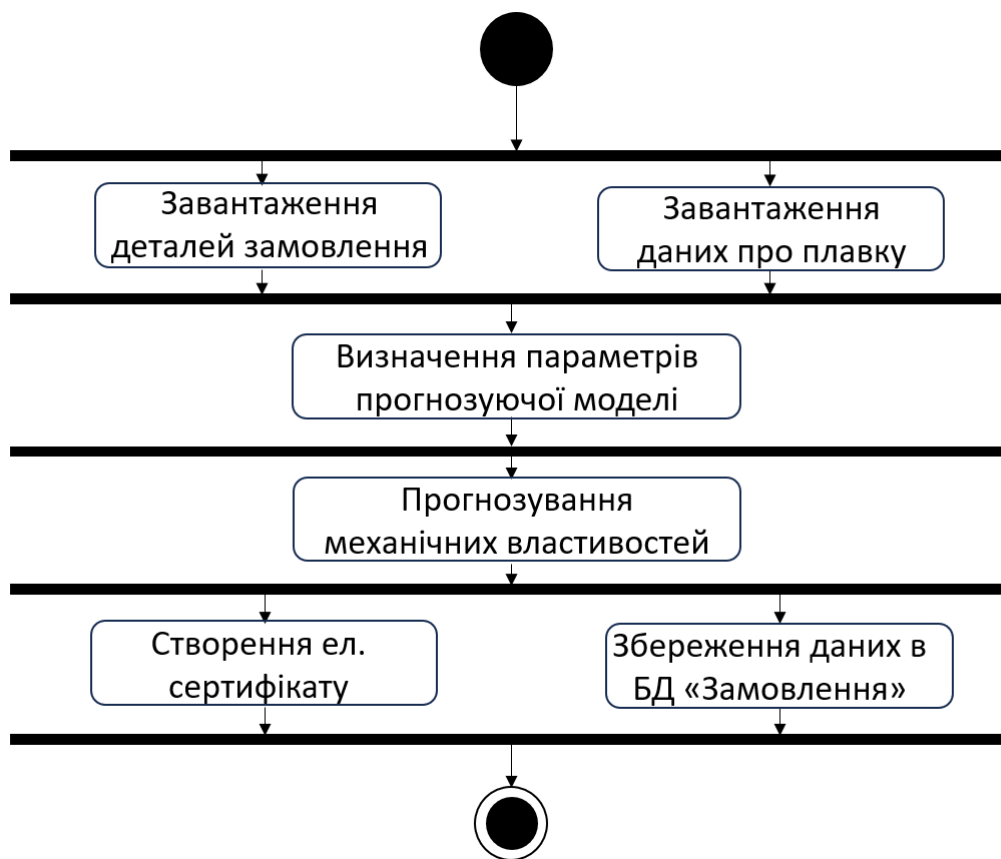


Рис. 3.13. Діаграма діяльності модуля «Сертифікація» інформаційної технології супроводу управлінських рішень

Як можна побачити з рис. 3.13, отримані від баз даних «Замовлення» та «Плавка» параметри передаються до модулю оптимізації. Знайдена оптимальна модель для поточного виду продукції із заданої марки сталі використовується для прогнозування. Якщо прогнозовані таким чином значення механічних параметрів задовольняють вимогам стандарту, що накладаються на готову продукцію згідно із замовленням, у оператора є можливість сертифікувати майбутню продукцію без проведення безпосередніх вимірювань механічних властивостей. До параметрів, які прогнозуються, відносяться: границя текучості, границя міцності, ударна пружність, границя витривалості та відносне здовження зразку при фіксованому механічному навантаженні.

Робота запропонованої інформаційної технології, як і решти викладених в цьому розділі, була перевірена експериментально при виготовленні сортового

прокату в умовах ПАТ «ДМЗ» (м. Дніпро). Докладний аналіз результатів застосування кожної з інформаційних технологій наведено в наступному розділі. Слід відзначити, що отримані результати свідчать, що застосування інформаційної технології супроводу управлінських рішень на основі гібридного еволюційного методу оптимізації дозволяє підвищити ряд показників ефективності цього виробництва, зокрема зменшити собівартість сталі.

Застосування запропонованої інформаційної технології для супроводу управлінських рішень в ході розкислення сталі та встановлення залежностей механічних властивостей готової продукції від хімічного складу розпеченої сталі в кисневому конвертері дозволяє значно підвищити фізичну відповідність моделей сутності процесів. Водночас застосування штрафної функції на розмірність апроксимаційного поліному дозволило отримувати моделі оптимальної складності шляхом самоорганізації.

3.4 Висновки до розділу 3

В даному розділі запропоновано структуру та функції інформаційної системи супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі, яка містить вісім окремих програмних модулів та сім баз даних. Кожна з включених до системи баз даних відповідає своєму підрозділу підприємства і містить дані, що генеруються чи використовуються цим підрозділом. Кожен з восьми модулів відповідає одному з виробничих процесів.

Наголошено, що важливу роль при керуванні таким технологічним процесом грає розв'язання задач умовної багатовимірної багатокритеріальної оптимізації. Всі обчислювальні, оптимізаційні та рекомендаційні процеси відбуваються у окремих модулях інформаційної системи. Автором розроблено алгоритм та схему взаємодії модулів та баз даних підприємства, сформульовані вхідна та вихідна інформація для кожного з модулів.

В розділі також розглянуто структуру інформаційних технологій модулів «Шихтування», «Розкислення» та «Сертифікація», кожен з яких передбачає, крім організації інтерфейсу вводу-виводу, розв'язання певної задачі, математичні постановки яких і підходи до вирішення описані в попередніх розділах.

В якості методу пошуку оптимальних рішень в задачах умовної та безумовної оптимізації запропоновано використовувати гібридний еволюційний метод на основі рою часток та моделювання імунної системи людини, описаний раніше. Кожен з модулів розглянутої інформаційно системи звертається до методу оптимізації, передаючи йому форму задачі, початкові умови та обмеження.

Застосування інформаційної технології до синтезу залежностей механічних характеристик готової продукції від хімічного складу сталі до розкислення та для розрахунку потреби у феросплавах в процесі розкислення вуглецевої сталі при її конвертерному виробництві має практичну цінність, оскільки дозволяє підвищити ефективність виробництва за рахунок автоматизації і скорочення часу відповідних операцій. Останнє, в свою чергу, зменшує собівартість виготовлення сталі та, в підсумку, готової продукції.

4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ЕВОЛЮЦІЙНОГО МЕТОДУ ТА АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

4.1 Порівняльне тестування еволюційного методу оптимізації на задачах різної розмірності

В другому розділі цієї роботи запропонований та детально розглянутий гібридний еволюційний метод розв'язання задач умовної та безумовної оптимізації в неперервному просторі на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи NIPSO. 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 і добре документованими 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 [144] відібрано 30 функцій з різними властивостями за кількістю локальних екстремумів, роздільністю, масштабованістю та наявністю «долин». Вибір функцій для тестування обґрунтований наступними міркуваннями.

Багатоекстремальні функції утворюють один із найскладніших класів задач оптимізації для багатьох методів і використовуються для перевірки здатності методу оптимізації виходити з будь-якого локального мінімуму. Крім того, для деяких методів функції з плоскими поверхнями можуть викликати

труднощі, оскільки їх інваріантність не дає алгоритму жодної інформації для спрямування процесу пошуку до мінімумів.

Серед тестових функцій розрізняють сепарабельні і несепарабельні. Зазвичай набагато легше оптимізувати перші, оскільки кожна змінна такої функції не залежить від інших, можна виконати послідовність з n незалежних процесів оптимізації, щоб знайти оптимальне значення відповідних змінних. Важливим показником ефективності оптимізаційних методів є здатність подолати проблему розмірності, оскільки відомо, що зі збільшенням кількості параметрів збільшується й простір пошуку, причому експоненційно. Тому до складу тестових функцій включені функції з можливістю збільшення кількості їх компонентів. Серед додаткових властивостей тестових функцій трапляється параметричність, тобто залежність поведінки тестової функції від одного або декількох числових параметрів.

В підсумку маємо набір тестових функцій, що суттєво розрізняються за формою і властивостями гіперповерхонь, перелік і властивості яких наведений в таблиці 4.1. З виглядом у двовимірному та тривимірному просторі, математичним описом та відомими глобальними оптимумами використаних функцій докладніше можна ознайомитись в додатку В.

Обраний набір тестових функцій є достатньо обширним та різноманітним і на задачах малої розмірності є достатньо репрезентативним, тобто таким що може продемонструвати ефективність роботи алгоритмів на задачах з різними типами складнощів. У випадку великих розмірностей, частина задач стає занадто складною і не дає шансів алгоритмам вирішити їх за реальний час.

Таблиця 4.1 – Тестові функції та їх властивості за [144].

№ з/п	Назва функції	Властивості функції					
		неперервність	диференційованість	сепарабельність	унімодальність	опуклість	Додатково
1.	Еклі	+	+	-	-	-	-
2.	Alpine 1	+	-	-	-	-	-
3.	Чунга-Рейнольдса	+	+	+/-	+	+	-
4.	Експоненціальна	+	+	-	+	+	-
5.	Гриванка	+	+	-	-	-	-
6.	Функція щасливого кота	+	+	-	-	-	Параметрична
7.	Періодична функція	+	+	-	-	-	-
8.	Сума Пауелла	+	-	+	+	+	-
9.	Растрігіна	+	+	+	-	-	-
10.	Розенброка	+	+	-	-	+	-
11.	Саломона	+	+	-	-	-	-
12.	Саргана	+	+	-	+	+	-
13.	Шаффера F6	+	+	-	-	-	-
14.	Шумера-Штайгліца	+	+	+	+	+	-
15.	Швефеля 1	+	+	+/-	+	+	Параметрична
16.	Швефеля 1.2	+	+	-	+	+	-
17.	Швефеля 2.20	+	-	-	+	+	-
18.	Швефеля 2.21	+	-	+	+	+	-
19.	Швефеля 2.22	+	-	-	+	-	-
20.	Швефеля 2.23	+	+	+	+	+	-
21.	Сферична	+	+	+	+	+	-
22.	Крокова	-	-	+	+	+	-
23.	Крокова1	-	-	+	+	+	-
24.	Крокова2	-	-	+	+	+	-
25.	Підсумованих квадратів	+	+	+	+	+	-
26.	Тригонометрична 1	+	+	-	+	+	-
27.	Тригонометрична 2	+	+	-	-	-	-
28.	W-функція синусоїди	+	+	-	-	-	-
29.	Вейерштрасса	+	+	+	-	-	-
30.	Вітлі	+	+	-	-	-	-

Зведені статистичні показники властивостей тестових функцій наведені в таблиці 4.2. Усі функції є безумовними за винятком обмежень області на змінні, також всі функції є масштабовані, що дає змогу перевірити поведінку алгоритмів в задачах великої розмірності. Майже всі функції є неперервними, більша частина з них є також диференційованими. Більше половини тестових функцій є несепарабельними, що також є викликом для більшості алгоритмів, але чи не найбільшу складність представляє мультимодальність (майже половина обраних тестових функцій), особливо в багатовимірних просторах.

Таблиця 4.2 – Загальна характеристика набору тестових функцій

Характеристика тестових функцій	Відсоток функцій
Неперервність	90%
Диференційованість	73%
Сепарабельність	43%
Унімодальність	57%
Опуклість	57%
Параметричність	8%

При виборі методів оптимізації для порівняння із запропонованим методом слід врахувати, що на сьогодні існує велика кількість інструментів, які позиціонують себе як засоби глобальної оптимізації [145]. Відтак одне з питань обчислювальних експериментів полягає у тому, з якою альтернативою і за якими саме критеріями слід порівнювати обчислювальні методи. Як було сказано в першому розділі, багато методів мають свої сильні та слабкі сторони, відтак іншим важливим питанням є вибір програмного забезпечення для реалізації методів та їх порівняння [146].

При першому наближенні, найпростішою базою для порівняння ефективності методів може слугувати Microsoft Excel, що має високу сумісність, різноманітні засоби моделювання та програмування, а також не потребує

якихось додаткових умов чи обмежень. У випадку, коли ці рішення мають бути інтегровані в якісь складні системи, тобто стати лише частиною якогось програмного комплексу, більш раціональним є вибір мови програмування загального призначення, “низького рівня” (C, Fortran, Pascal) та їх сучасні розширення [147]. Ці інструменти є дуже гнучкими і дають широку свободу, але в свою чергу, їх використання потребує додаткової кваліфікації у галузі комп’ютерних наук та значно збільшує кількість витраченого часу. Компромісом можуть слугувати інтегровані науково-технічні обчислювальні системи типу Mathematica, Maple, MATLAB (та деякі інші, які є більш специфічними для певних інженерних або наукових галузей). Вони надають досить простий спосіб прототипування моделей, розробки та виконання просунутих розрахунків. Втім, не всі ці інструменти дозволяють безкоштовне академічне чи не комерційне використання своїх продуктів. Сама ж вартість ліцензії може бути дуже високою, що також може стати проблемою навіть для їх комерційного використання в межах компанії чи організації.

Згідно з індексом популярності мов програмування [148], станом на грудень 2023-го року, найбільш популярною мовою програмування є Python. Це високорівнева мова програмування загального призначення, орієнтована на підвищення продуктивності розробника і читаність коду. Синтаксис ядра Python мінімалістичний, у той же час стандартна бібліотека включає великий набір корисних функцій. Окремо, варто відзначити бібліотеку з відкритим вихідним кодом `scipy`, призначену для виконання наукових і інженерних розрахунків, яка крім іншого, включає вирішувачі нелінійних задач з підтримкою як локальних, так і глобальних алгоритмів оптимізації [149]. Із бібліотеки `scipy`, в цілях верифікації запропонованих алгоритмів, були використані методи локальної і глобальної оптимізації, з якими виконувалося порівняння.

Всі тести було виконано на комп’ютері з центральним процесором Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU @ 1.60GHz та з 16 Гб оперативної пам’яті. Версії програмного забезпечення зазначено в Таблиця 4.1.

Таблиця 4.1 – Версії програмного забезпечення

Назва	Версія
операційна система Windows 10	22H2
мова програмування python	3.8.5
віртуальне оточення conda	4.6.11
пакетний менеджер pip	20.2.4
бібліотека для наукових обчислень scipy	1.10.1
бібліотека для виконання матричних операцій numpy	1.27.0
psopy – python реалізація алгоритму рою часток	0.2.4

В якості альтернативних методів для порівняння розглянуті:

- генетичний алгоритм (ГА) з турнірним оператором селекції, рівномірним схрещуванням та гаусівською випадковою мутацією – як найпоширеніший в прикладних реалізаціях еволюційних обчислень [88];

- метод імітації відпалу (simulated annealing, SA) – як найбільш швидкий на багатьох класах задач [150];

- класичний метод рою часток (particle swarm optimization, PSO) в нотації [90] – як найближчий за логікою алгоритму обчислювальний метод безумовної оптимізації.

Для оцінки якості алгоритмів оптимізації традиційно використовуються наступні показники [151]:

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).

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.

Для того щоб отримати надійні результати порівняння, усі експерименти в задачах з кількістю змінних до 10 проводились 50 разів із випадковими початковими популяціями. Через більшу обчислювальну складність, для задач у 20 та 50-вимірному просторі, було виконано по 20 запусків кожного алгоритму. Для 100-вимірного простору кожна з тестових функцій досліджувалася лише по 5 разів. Усі алгоритми виконувалися без попередньої оптимізації параметрів, тобто брались або довільні або найбільш вживані значення параметрів, а всі результати усереднювалися по всім запускам (у випадку лише п'яти повторів експерименту, замість середнього використовувалася медіана, як більш стійка до викидів характеристика).

При цьому фіксувалися як проміжні, так і підсумкові розв'язки, отримані кожним методом. Результати порівняльного тестування ілюструють рис. 4.1 – рис. 4.4. та табл. 4.4.

На рис. 4.1 і 4.2 показана порівняна ефективність методів при розв'язання задач відповідно в 5-вимірному та 50-вимірному просторі. Під ефективним вирішенням надалі розуміємо досягнення хоча б одним пошуковим агентом в багатовимірному неперервному просторі точки, яка знаходиться від наперед відомого глобального оптимуму не далі як $\varepsilon = 10^{-6}$ за евклідовою відстанню.

Як видно, для задач малої розмірності всі методи однаково ефективні, але потребують різної кількості звернення до цільової функції. При цьому рис. 4.1 показує, що за рахунок своїх особливостей (оператор стиснення, конкуренція груп) метод NIPSO показує свою ефективність на більш ранніх ітераціях, ніж решта методів.

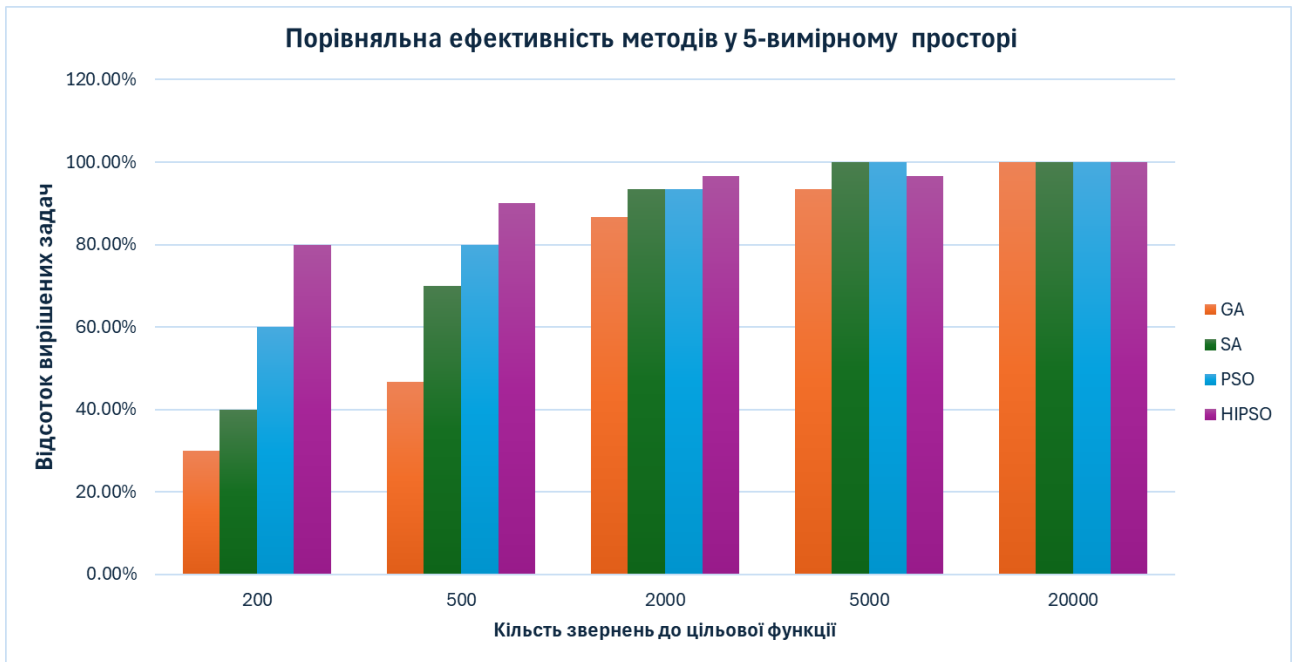


Рис. 4.1 Порівняльна ефективність методів за відсотком розв’язаних задач в 5-вимірному просторі

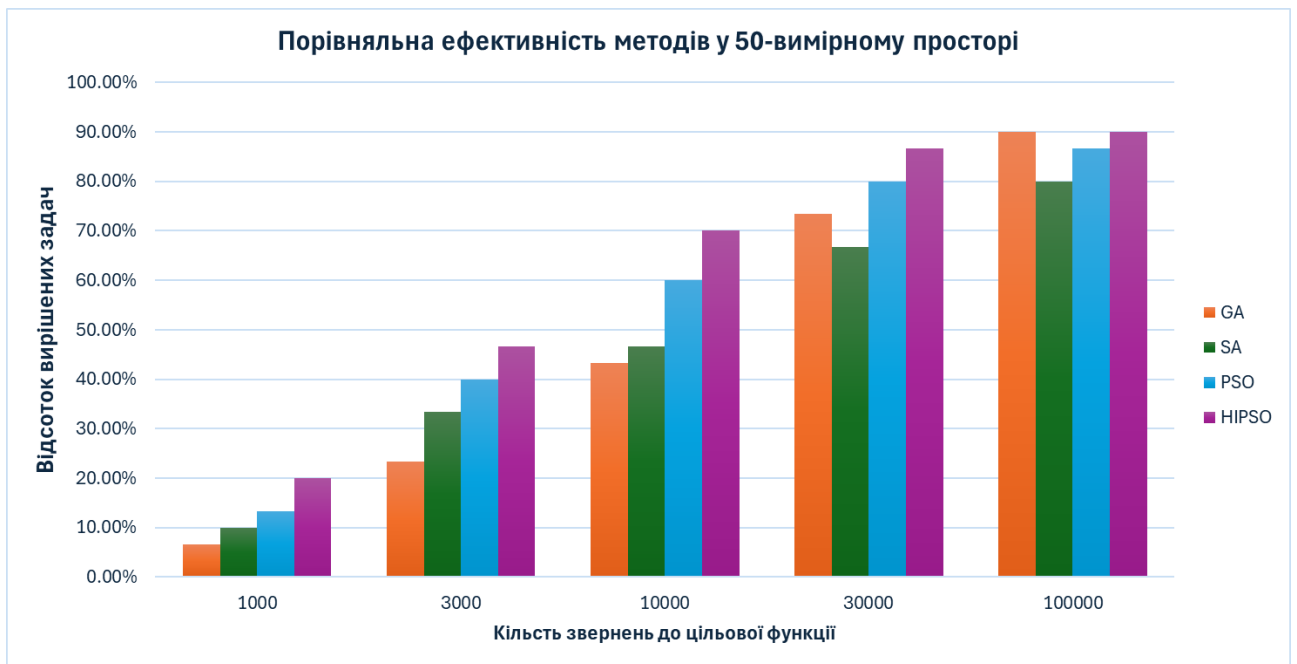


Рис. 4.2 Порівняльна ефективність методів за відсотком розв’язаних задач в 50-вимірному просторі

Результати, ілюстровані рис. 4.2, показують цю тенденцію ще більш яскраво. Як видно, запропонований гібридний метод HPSO вирішує таку ж або більшу кількість задач за однаковий час, як і методи-конкуренти. При цьому його

переваги проявляються саме на початкових ітераціях обчислювального процесу. 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 по всіх задачах на усіх розмірностях), графік на рис. 4.2 показує іншу сильну сторону цього метода, добре ілюстровану рисунком 4.3. 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.

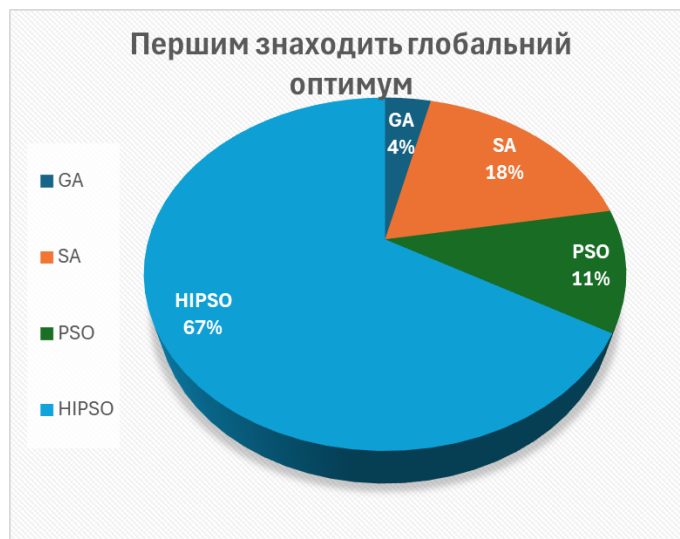


Рис. 4.3. Порівняння методів за швидкістю знаходження глобального оптимуму не залежно від розмірності задачі

Як видно з рисунку 4.3, на всьому масиві тестових задач метод HIPSO знаходить оптимальне рішення раніше (тобто витрачає на це 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.

Розглянувши швидкість та ефективність методу HIPSO, слід також звернути увагу на показник його надійності, що ілюструється таблицею 4.4. В ній для вже згаданого випадку 50-вимірному простору наведено порівняння

чотирьох методів за трьома показниками: T_{max} - середня кількість ітерацій до зупинки алгоритму, σ_{opt} - дисперсія рішень від глобального оптимуму та G_{opt} - відсоток потрапляння у глобальний оптимум.

Таблиця 4.4. Повторюваність результатів та надійність алгоритмів

№ ф-ції	GA			SA			PSO			HIPSO		
	T_{max}	σ_{opt}	G_{opt}	T_{max}	σ_{opt}	G_{opt}	T_{max}	σ_{opt}	G_{opt}	T_{max}	σ_{opt}	G_{opt}
1	37560	16.4	80%	69614	448.2	76%	57876	418.9	88%	12222	1982.4	56%
2	37592	0.0	100%	67907	8346.9	90%	106564	7018.7	82%	42749	616.3	66%
3	32732	9608.0	80%	71201	6764.3	90%	53552	0.0	100%	13446	0.0	100%
4	19226	1692.6	84%	19350	108.3	96%	50222	0.0	100%	14270	1037.1	72%
5	71432	65690.1	10%	95882	252.3	94%	50921	0.0	100%	12934	280.5	82%
6	37723	508.0	22%	11752	1174.1	0%	54454	1019.6	14%	7539	1301.6	0%
7	37553	0.0	100%	27205	41.4	0%	50248	33.2	94%	12925	199.3	82%
8	37540	0.0	100%	12655	1953.4	96%	52819	302.6	90%	12572	0.0	100%
9	37565	23.3	96%	20604	5027.7	0%	55903	703.0	80%	7739	1352.4	62%
10	28834	85758.0	22%	29992	27016.4	22%	54974	268.2	92%	7858	1120.9	42%
11	34054	39653.4	0%	34913	9949.9	0%	54005	1288.7	0%	15742	1080.6	40%
12	37540	0.0	100%	50216	4888.5	68%	50315	34.2	94%	13862	495.5	76%
13	38470	2455.4	0%	33830	18959.5	0%	106756	8333.8	0%	52606	10741.4	58%
14	37262	3777.4	90%	17080	2321.8	66%	54072	197.8	66%	13277	0.0	100%
15	32874	7237.9	92%	188737	7145.0	34%	53854	897.3	0%	15557	1397.3	68%
16	37713	139.6	96%	68272	1493.9	90%	52554	229.7	78%	15503	0.0	100%
17	32975	10570.5	88%	69573	5041.2	90%	56755	1990.1	64%	10814	0.0	100%
18	37578	84.1	86%	49887	1026.8	10%	75031	3554.4	0%	26047	4367.7	0%
19	36609	4157.8	92%	34173	7689.6	74%	73008	2690.3	48%	23501	5113.1	42%
20	37540	0.0	100%	34150	28418.8	60%	55713	215.8	82%	13638	142.1	92%
21	37542	0.0	100%	5043	157.2	96%	50053	0.0	100%	7031	1453.1	82%
22	58713	3037.7	90%	2727	0.0	100%	51316	0.0	100%	9532	0.0	100%
23	60326	4847.8	86%	2351	0.0	100%	51233	0.0	100%	9625	0.0	100%
24	57626	5841.2	88%	2157	0.0	100%	51462	0.0	100%	8432	0.0	100%
25	32998	7951.0	66%	134815	6699.2	40%	50775	56.4	88%	14710	649.6	80%
26	101946	5173.2	24%	52392	17843.6	60%	52520	658.7	42%	24426	683.2	90%
27	127821	23033.9	22%	145622	7959.1	44%	103122	8689.6	24%	58542	6529.4	50%
28	37599	80.4	10%	81105	2536.9	48%	54506	250.9	90%	10902	906.0	90%
29	37592	2300.1	0%	99193	7438.9	0%	101761	4541.8	0%	41843	1256.7	0%
30	33303	4372.1	94%	167065	8925.4	64%	79505	3113.2	40%	19983	735.8	72%
Серед.	44194.6	9600.3	67.3%	56648.8	6320.9	56.9%	62195.0	1550.2	65.2%	18327.57	1448.1	70.1%

Як видно з таблиці 4.4, різні задачі в 50-вимірному просторі виявляються по-різному складними для методів що порівнюються. Нульова дисперсія для певного методу показує, що при 20 послідовних запусках

даний метод всі 20 разів повторив результат. Якщо при цьому в стовпчику G_{opt} для якогось методу значиться 100%, це означає, що при кожному із запусків даний метод знаходив саме глобальний оптимум.

Крім загальної тенденції щодо порівняно швидшого знаходження оптимуму, ілюстрованої графіками вище (величина T_{max} у методу HPSO найменша у більшості задач), слід звернути увагу на підсумкові результати за двома іншими показниками. Дисперсія отриманих рішень при випадкових початкових даних у методу HPSO в 6-8 разів менша, ніж у методу імітації відпалу та генетичного алгоритму і порівняна, хоча і менша, ніж у класичного методу рою часток. Це свідчить про високу повторюваність результатів, які сходяться до однакових рішень незалежно від початкових значень невідомих в області припустимих значень.

Водночас середній по всіх задачах для 50-вимірному простору відсоток потрапляння у глобальний оптимум G_{opt} для методу HPSO на 4-14% вищий, ніж у методів-конкурентів. Це означає, що запропонований алгоритм надійніше знаходить глобальний оптимум випадкової задачі в багатовимірному просторі.

Останнє дослідження ілюструє графік на рис. 4.4, де показана залежність середнього часу роботи реалізацій запропонованого методу та методів-конкурентів до зупинки від мірності простору, усереднена по всіх задачах. При цьому не бралось до уваги, чи було знайдено саме глобальний оптимум, чи ні.

Як можна побачити на рис. 4.4, майже на всіх осі розмірностей запропонований метод потребує менше часу (в сенсі кількості звернень до цільової функції) ніж методи конкуренти. При цьому при переході від малої розмірності до середньої кількість звернень до цільової функції у методу HPSO зростає помітно слабше, ніж у генетичного алгоритму та класичного методу рою часток (за рахунок зменшення хаотичності) і порівняно однаково з методом імітації відпалу. Останній, нагадаємо, є одноагентним методом, на відміну від решти, що порівнюються.

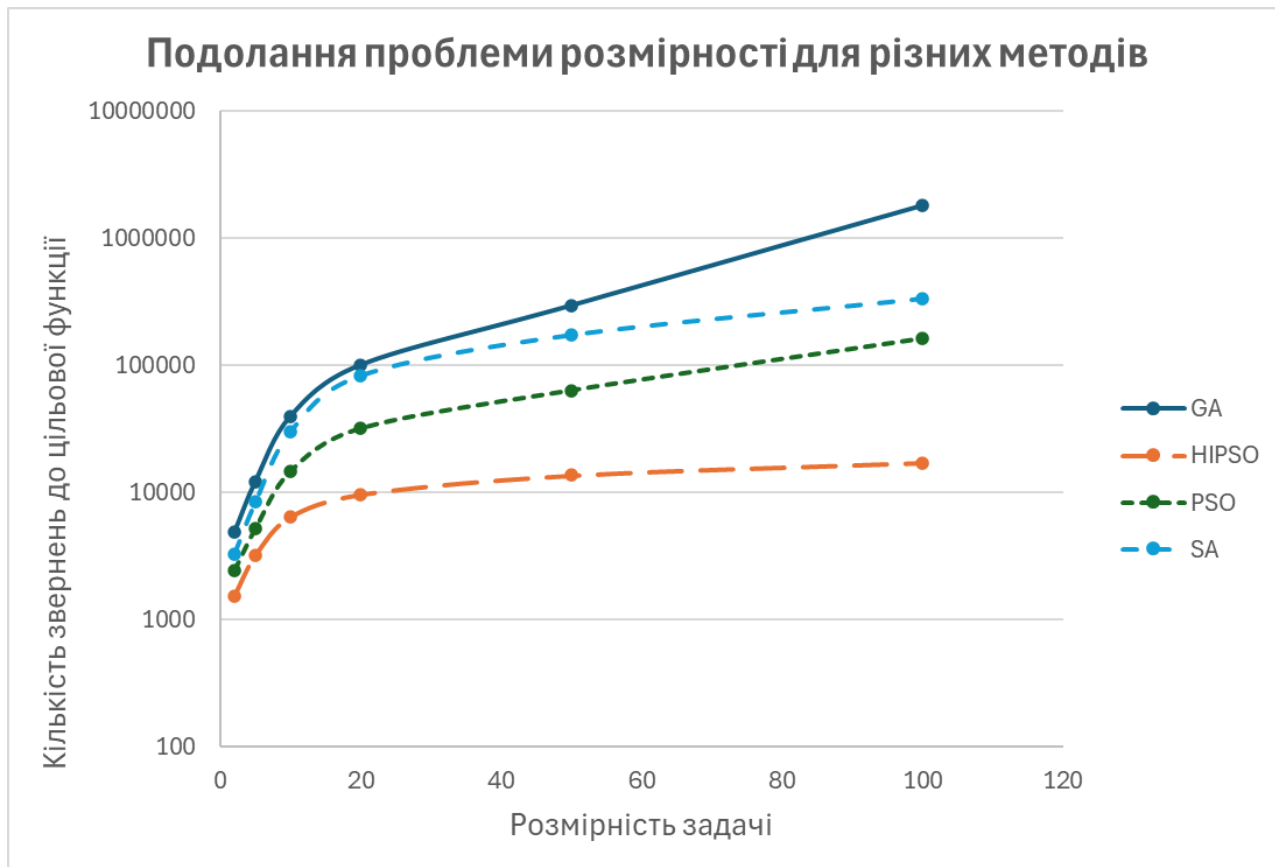


Рис. 4.4. Порівняльна ефективність методів за часом, витраченим на розв'язання тестових задач залежно від їх розмірності

Резюмуючи викладене, необхідно зазначити, що запропонований гібридний метод умовної оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток показує високу ефективність при рішенні широкого набору тестових задач в дійсному просторі при його розмірності від 2 до 100. Метод частіше знаходить глобальний оптимум: 79,8% о всіх задачах на усіх розмірностях проти 76,6% у класичного методу рою часток та 74,4% - у генетичного алгоритму. Він є надійнішим, оскільки має меншу дисперсію результатів при повторюваних експериментах на задачах високої розмірності. Також він потребує меншої кількості звернень до цільової функції не залежно від мірності простору і є стійким до зростання масштабу задачі. Найголовнішою ж перевагою методу є його відносна швидкість –

метод вирішує 2/3 тестових задач швидше, ніж його методи-конкуренти незалежно від розмірності задачі.

4.2. Застосування еволюційного методу оптимізації в задачах планування та керування складними процесами

Продемонстрована висока ефективність запропонованого методу умовної оптимізації HPSO стала підставою для застосування цього методу до розв'язання ряду задач оптимізації процесів керування та прийняття рішень, описаних у першому розділі.

В складі інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному виробництві розглядаються наступні оптимізаційні задачі [152]:

- 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 – шихтування плавки сталі 5пс при наявності всіх можливих необхідних складових домішок та охолоджувачів, чавун відповідає середнім показникам за технічними умовами;
- Шихта2 – шихтування плавки сталі 5пс при обмежених можливостях використання розкислювачів та охолоджувачів, чавун відповідає середнім показникам за технічними умовами;
- Шихта3 – шихтування плавки сталі 45 при наявності всіх можливих необхідних складових домішок та охолоджувачів, чавун має граничні припустимі характеристики, брухт стандартний;

- Шихта4 – шихтування плавки сталі 45 при обмежених можливостях використання розкислювачів та охолоджувачів, чавун має граничні припустимі характеристики, брухт нестандартний;
- Фросплави1 – прогнозування потреби у силікомарганці при розливці гарячої сталі марки 45;
- Феросплави2 – прогнозування потреби у феросиліції при розливці гарячої сталі марки 45;
- Феросплави 3 – прогнозування потреби у силікомарганці при розливці гарячої сталі марки 5пс;
- Феросплави4 – задача прогнозування потреби у феросиліції при розливці гарячої сталі марки 5пс;
- Відновлення1 – відновлення залежності границі міцності сортового прокату від хімічного складу сталі, сталь 5пс, викиди в даних відсутні;
- Відновлення2 – відновлення залежності границі текучості сортового прокату від хімічного складу сталі, сталь 5пс, в даних присутні викиди;
- Відновлення3 – відновлення залежності відносного подовження трубного прокату при навантаженні від хімічного складу сталі, сталь 45, викиди в даних відсутні;
- Відновлення4 – відновлення залежності ударної в'язкості трубного прокату від хімічного складу сталі, сталь 45, в даних наявні викиди.

Всі задачі передбачають мінімізацію певної цільової функції. Для задач шихтування вона вимірюється у гривневому еквіваленті вартості готового металу за тону згідно з (1.26); для задач прогнозування та відновлення залежностей цільова функція має сенс мінімуму помилки апроксимації при використанні мінімальної кількості невідомих – критерій вигляду (1.30).

Порівняльні результати вирішення описаних вище задач згаданими методами при 50 повторних запусках з однаковими початковими даними зведені в таблицю 4.5.

Таблиця 4.5. Порівняння методів рішення оптимізаційних задач за показниками якості

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}	$M\{F\}$	$\sigma\{F\}$	$P, \%$	F_{best}
Шихта1	36485	1342	36	1.000	20821	486	56	1.000	20811	233	34	1.022	15537	538	78	1.028
Шихта2	125013	1957	22	1.866	90757	639	42	1.866	21077	409	4	1.184	15243	548	70	1.000
Шихта3	93100	6074	36	1.358	37451	6372	56	1.358	21548	409	32	1.227	18376	698	88	1.000
Шихта4	115859	11836	26	2.031	27667	8129	46	2.031	22324	568	42	1.884	25709	511	54	1.000
Феросплави1	63731	2552	44	1.000	48735	3019	70	1.044	36330	131	44	1.133	58342	1910	60	1.044
Феросплави2	65626	20157	78	1.333	56510	6477	42	1.092	39406	465	52	1.000	60589	6375	62	1.092
Феросплави3	68540	11352	90	1.000	40395	9065	64	1.051	32710	802	62	1.102	62455	5759	80	1.000
Феросплави4	83926	9508	42	1.125	117966	3133	88	1.066	41730	815	66	1.125	74815	4700	82	1.000
Відновлення1	16868	686	32	1.040	27881	154	62	1.040	10450	41	88	1.040	16888	577	100	1.000
Відновлення2	19196	5393	16	1.088	15439	4531	56	1.088	10453	124	92	1.000	15849	1596	94	1.000
Відновлення3	18194	3525	20	1.000	27037	2196	40	1.000	10860	255	66	1.000	16292	1890	80	1.177
Відновлення4	21096	2811	24	1.040	19778	3452	84	1.040	10972	232	88	1.067	18810	1442	86	1.000
В середньому на задачу	60636.2	6432.8	38.8	1.240	44203.1	3971.1	58.8	1.223	23222.6	373.7	55.8	1.149	33242.1	2212.0	77.8	1.028

В таблиці 4.5 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 відносно шкали, адже цільові функції у різних задачах мають значення, що відрізняються на кілька порядків і не можуть бути порівняні.

Аналізуючи результати експериментів в таблиці 4.5, можна відзначити наступні особливості. По-перше, запропонований метод NIPSO має високу точність і повторюваність результатів при розв'язанні задач в дійсному просторі пошуку рішення. Лише для чотирьох задач з 12 знайдене ним рішення виявилось не найкращим в порівнянні з рішеннями, знайденими іншими алгоритмами. Фактично з ймовірністю більше 0,778 запропонований алгоритм знаходить найкраще рішення з помилкою до 2,8%.

По-друге, для пошуку рішення в дійсному просторі метод NIPSO використовує значно менше машинного часу ніж генетичний алгоритм та метод рою часток, поступаючись методу імітації відпалу, який на відміну від всіх інших є одноагентним, а не багатоагентним методом. При цьому якість рішень у запропонованого методу в сенсі середнього відносного відхилення від найкращого знайденого рішення) вища в середньому на 12 – 24%, а повторюваність (в сенсі знаходження такого ж оптимуму при повторному запуску з випадковими початковими даними) вища у 1,5 – 2,0 рази.

Перелічені результати ілюструють графіки на рисунку 4.5. На ньому можна побачити суміщену діаграму порівняної повторюваності та успішності методів оптимізації при розв'язанні згаданих вище практичних задач. Як можна побачити, найвищий відсоток повторення результату та найбільшу частку задач, у яких досягається оптимум, має запропонований метод NIPSO.

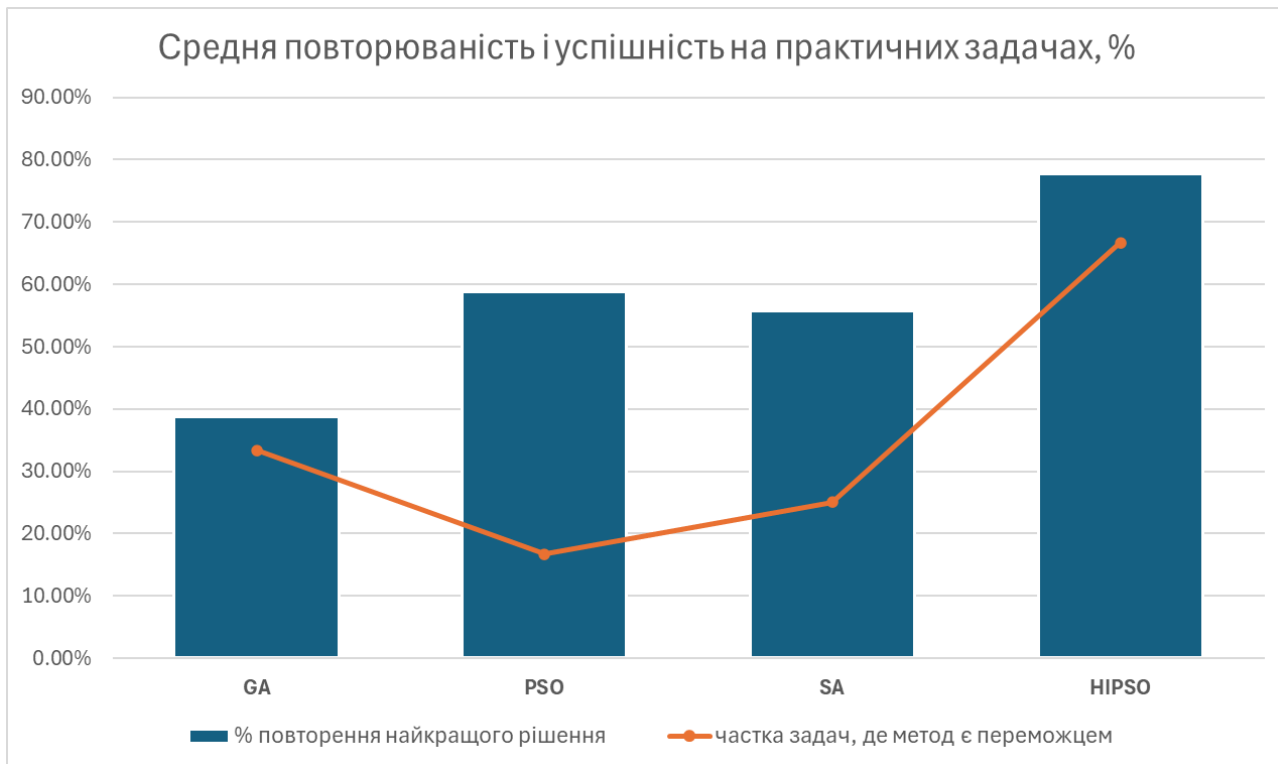


Рис. 4.5. Порівняння повторюваності та результативності обчислювальних методів на практичних задачах

Сумарне значення часток, у яких кожен з методів виходить переможцем, не дорівнює 1 або 100%, оскільки в деяких задачах, як можна побачити в таблиці 4.5, різні методи знаходять в якості оптимуму однакове рішення. Таким чином, в ході дослідження на реальних задачах доведено, що запропонований метод HPSO однаково ефективно справляється із практичними задачами багатовимірної умовної та безумовної оптимізації при кількості змінних в десятки і сотні (у наведених прикладах – до 364).

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 як складові інформаційної технології супроводу управлінських рішень. Експериментально

доведено, що запропонований метод знаходить найкраще рішення з помилкою до 2,7% на широкому колі реальних задач з ймовірністю більше 0,714.

4.3 Експериментальна перевірка роботи інформаційної технології підтримки прийняття рішень та аналіз результатів

4.3.1 Експериментальна перевірка застосування інформаційної технології до процесу оптимізації шихти

Запропонована у розділі 3 інформаційна технологія супроводу прийняття рішень в складі інтегрованої системи керування металургійним підприємством пройшла часткову апробацію на ряді підприємств Дніпропетровщини. Зокрема, було досліджено роботу технологій супроводу управлінських рішень щодо оптимального шихтування, оптимізації виткористання феросплавів та прогнозування механічних характеристик готової продукції.

Інформаційна технологія супроводу керуючих рішень в процесі шихтування при конвертерному виробництві сталі, докладно описана в розділі 3.2, була досліджена на прикладі ПАТ «ДМЗ» (м. Дніпро). В якості експериментальної вибірки були обрані 224 послідовних плавки, виконаних на двох конвертерах протягом семи змін в жовтні 2021 року. В ході експериментальної перевірки виплавлялася сталь марок 3пс (104 плавки), 5сп (82 плавки) та ст45 (38 плавок).

В таблиці 4.6 наведені вимоги до хімічного складу марок сталі, що розглядалися в експерименті. Виходячи з них формувалися цільові значення, що приймалися за бажані в складі вектору Y у формулах (1.10) – (1.25) теплового і матеріального балансу плавки. До початкових даних, що завантажуються з бази даних «Домений цех» є інформація про стан чавуну (хімічний склад та температура), а з бази даних «Склад» - щодо інших складових плавки згідно

позначень у розділі 1.2 (загалом 127 параметрів, з яких 14 доступні для корегування оператором).

Таблиця 4.6. Вимоги до хімічного складу марок сталі, розглянутих в експерименті

Марка сталі	Хімічний склад за ДСТУ																			
	C		S		P		Si		Mn		Ni		Cr		Cu		As		N	
	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max	min	max
Ст3пс	0,14	0,22	0	0,05	0	0,04	0,05	0,15	0,4	0,65	0	0,3	0	0,3	0	0,3	0	0	0	0
Ст5сп	0,28	0,37	0	0,05	0	0,04	0,15	0,3	0,5	0,8	0	0,3	0	0,3	0	0,3	0	0,08	0	0,01
Ст45	0,42	0,5	0	0,035	0	0,03	0,17	0,37	0,5	0,8	0	0,3	0	0,25	0	0,3	0	0	0	0

Для розрахунку оптимального шихтування викликається модуль, що реалізує описаний метод оптимізації NIPSO на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи. Останній повертає результат розрахунку у вигляді значень вагів складових шихти з точністю до 1 кг та величин матеріального та теплового балансу плавки. Інтерфейс користувача раніше наведено на рис. 3.9.

Для порівняння результатів застосування розробленої підсистеми оператора конвертерного цеха з попереднім режимом роботи було обрано для порівняння по 100 випадкових плавок для кожної з марок сталі, проведених без використання рекомендаційної системи. Результати оцінювались за складовими додатковими витрат у натуральному та грошовому еквіваленті. Порівняння результатів ілюструє таблиця 4.7, де дані експерименту з застосуванням інформаційної технології позначені як «з ІТ», а дані щодо ведення аналогічних плавок у минулому – як «без ІТ».

Серед статистично значимих результатів помітно зменшення кількості додувок як загалом по всіх плавках, що увійшли до експериментального дослідження з 9,7% до 8,1%. Останнє призвело до зменшення загального часу однієї плавки на 12,4% в середньому (з 1334 до 1168 сек.), а найбільш суттєво – для сталі марки Ст45 – на 16,0% (з 1381 до 1160 сек.).

Таблиця 4.7 – Порівняння результатів застосування розробленої інформаційної технології оптимізації шихтування

Показник	Ст3пс		Ст5сп		Ст45		ЗАГАЛОМ	
	Без ІТ	З ІТ	Без ІТ	З ІТ	Без ІТ	З ІТ	Без ІТ	З ІТ
Кількість плавок	100	84	100	62	100	40	300	186
Середній час плавки. сек	1321	1181	1299	1155	1381	1160	1333.7	1167.8
Кількість додувок	14	6	9	6	6	3	29	15
Кількість додувок. %	14.0%	7.1%	9.0%	9.7%	6.0%	7.5%	9.7%	8.1%
Середня витрата охолоджувачів на плавку. тон	6.55	6.98	6.69	5.11	6.31	6.01	6.52	6.15
Середня витрата кисню на плавку. тис. м3	210.44	202.2	199.27	191.84	219.99	208.86	209.9	200.2
Плавок з перевищенням температури	22	6	17	4	7	2	46	12
Плавок з перевищенням температури. %	22.0%	7.1%	17.0%	6.5%	7.0%	5.0%	15.3%	6.5%
Плавок з порушенням основності	6	3	4	2	3	2	13	7
Плавок з порушенням основності. %	6.0%	3.0%	4.0%	2.0%	3.0%	2.0%	4.3%	3.8%
Порушення хімічного складу готової сталі	4	0	1	0	0	0	5	0
Порушення хімічного складу готової сталі, %	4.0%	0.0%	1.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.7%	0.0%
Середня собівартість 1 тони сталі. грн*	9114.4	8768	9086.3	8831.9	8996.3	8771.4	9065.7	8790.0

* - в цінах березня-липня 2021 року.

Ще більш помітною є різниця за кількістю плавок з перевищенням температури (замість 15,3% без застосування інформаційної технології – 6,5% з інформаційною технологією) та з порушенням хімічного складу готової сталі (жодної плавки з порушеннями з використанням пропонованої технології проти 5 без її застосування).

Останнє можна пояснити тим, що по-перше, вимоги до готової сталі входять у математичну модель оптимізації шихти як обмеження. Відповідно, всі припустимі рішення щодо складових шихтування, пропоновані даною інформаційною технологією, є припустимими рішеннями, які задовольняють обмеженню. По-друге, введення додаткових критеріїв на дотримання теплового та матеріального балансу плавки призводить до вибору таких рішень, які задовольняють цим критеріям. З останнім пов'язано і суттєве зменшення

кількості плавок з порушенням основності (з 4,3% до 3,8% на всьому масиві плавок), особливо помітно на сталі СтЗпс – зменшення майже вдвічі.

Також за результатами таблиці 4.7 можна помітити, що застосування пропонованої інформаційної технології дозволило незначно, але зменшити середню витрату охолоджувачів на плавку – на 0,43 тони на плавку (–5,65%) та середньої витрати кисню на плавку – на 8,4 тис. м³ на плавку (–4,63%). Втім, отримані дані не є статистично значимими і лежать в межах довірчого інтервалу значень, отриманих без застосування інформаційної технології.

Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що використання інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі дозволяє уникнути випадків отримання металу, який не відповідає заданій марці за хімічним складом; зменшити відсоток плавок з порушенням основності в середньому на 13,2%, плавок з перевищенням температури – на 57,9%; зменшити кількість додувок на 16,6%, а середній час плавки – на 12,4%. Крім того, отримані дані дозволяють зробити припущення про можливість зменшити середні витрати охолоджувача на плавку на 5,65%, а середню витрату кисню на плавку – на 4,63%, втім, для статистичного підтвердження цих результатів необхідні додаткові експерименти.

Як наслідок перелічених позитивних явищ, середня собівартість сталі на розглянутих плавках із використанням інформаційної технології супроводу управлінських рішень зменшилась в середньому на 3,22%. При цьому найбільша економія досягнена для сталі СтЗпс (3,8%), найменша – для сталі Ст45 (2,5%).

4.3.2 Експериментальна перевірка інформаційної технології прогнозування потреби у розкислювачах

Описана в розділі 3.3 інформаційна технологія супроводу прийняття рішень про оптимальне використання феросплавів була застосована у потоковому виробництві трубної заготовки в умовах підприємства «Інтерпайп-

сталь». Метою даної інформаційної технології є мінімізація собівартості використаних феросплавів, що використовуються в ході розкислення сталі.

Для експериментальної перевірки інформаційної технології було створено ряд математичних моделей прогнозування потреби у феросплавах для кожної марки сталі, що виготовляється, за якими, виходячи з умов хімічного складу та температури сталі на виході з печі прогнозувалися потреби у розкислювачах. У якості вибірки для навчання коефіцієнтів моделей використовувалися плавки з даного виду сталі (аналоги), збережені в базі даних «Плавки». Відповідно, для кожної марки сталі було спочатку створено статистичну модель з використанням критерію (1.30) та досвіду попередніх плавок, а потім при виконанні поточного замовлення з пам'яті підіймалася відповідна модель і підставлялися вхідні дані для прогнозування потреби у розкислювачах.

Загалом підприємство використовує для своїх виробів 76 марок сталі, з яких 28 – часто використовувані (на них приходиться понад 95% всієї готової продукції) [153]. Відтак, експериментальні дослідження щодо ефективності запропонованих інформаційних технологій проводилися лише для часто використовуваних марок, зокрема 09Г2С, 20Х та Ст45. Як було показано раніше, найбільш поширеними у світовій практиці розкислювачами є алюміній, кремній та марганець, рідше застосовуються кальцій, хром, ванадій, церій та титан. У вітчизняній металургійній практиці найчастіше застосовуються феросиліцій (FeSi), силікомарганець (SiMn) та феромарганець (FeMn), які можуть мати різний відсотковий вміст елементів-розкислювачів. Саме ці сполуки надалі розглядаються в якості розкислювачів (плавки з іншими розкислювачами з розгляду виключено).

Результати порівняльного аналізу застосування викладеної інформаційної технології та існуючих технологій наведено в таблиці 4.8. Як можна побачити з таблиці, запропонована технологія порівнювалась за точністю та складністю із двома альтернативами: експертною системою оптимального використання феросплавів на основі наївної ймовірнісної мережі Байєса [154], що застосована на теперішній час, та експертною системою оптимізації використання

феросплавів на основі дерева рішень, запропонованою як альтернатива для умов даного підприємства [155].

Таблиця 4.8. Порівняння інформаційних технологій прогнозування потреби у розкислювачах за помилкою

	Кількість коефіцієнтів (правил)	Марка сталі → Розкислювач↓	Середня відносна помилка прогнозування			
			09Г2С	20Х	Ст45	ЗАГАЛОМ
Існуюча технологія	1596	FeMn	9.26%	8.44%	9.71%	9.38%
		SiMn	5.51%	6.01%	5.49%	5.60%
		FeSi	1.95%	3.25%	3.54%	3.23%
Альтернативна технологія	422	FeMn	11.20%	16.25%	12.19%	12.85%
		SiMn	6.40%	7.91%	7.58%	7.46%
		FeSi	1.96%	2.96%	2.63%	2.59%
Пропонована технологія	12	FeMn	4.80%	8.51%	5.56%	6.03%
	15	SiMn	4.88%	4.25%	4.36%	4.42%
	14	FeSi	1.76%	1.79%	2.68%	2.35%
Кількість плавок			1021	1278	4048	6347

В якості даних для навчання моделей були використані результати проведення 6347 плавок за 2018-2019 роки, розбиті для кожної марки сталі на навчальну та тестову вибірки у співвідношенні 60%/40%.

Аналізуючи результати в таблиці 4.8, слід звернути увагу на дві ключові переваги запропонованої інформаційної технології прогнозування потреби у феросплавах над існуючими технологіями. По-перше, не залежно від марки сталі, що розглядалася, та розкислювача, який був використаний в плавках навчальної вибірки, пропонована технологія показує порівняний або кращий результат, ніж існуюча та альтернативні технології, з точки зору точності прогнозування. Це означає, що маючи навчальну вибірку, пропонована технологія дозволяє побудувати математичну модель поліноміального вигляду, яка прогнозує потребу у феросплавах краще, ніж існуючі технології. По-друге, і це є ключовим, моделі, отримані за даною технологією, хоча і не є універсальними, містять значно меншу кількість коефіцієнтів завдяки використанню тиску розмірності в (1.30). Як показано в таблиці, для

прогнозування потреби у розкислювачах різного виду потрібно 12-15 коефіцієнтів (для вибраних марок сталі - загалом 41 коефіцієнт, що обчислюється методом NIPSO). Це означає, що для навчання таких моделей достатньо десятків прикладів з пам'яті ро попередні вдалі плавки. Водночас альтернативні технології потребують сотень (дерево рішень) або навіть тисяч (наївна Байєсова мережа) правил, для відновлення яких потрібна ще більша кількість плавок-предикатів. Останнє вкрай важко забезпечити в умовах підприємства з великою номенклатурою марок сталі. Відтак, додатковою перевагою пропонованої технології є можливість її застосування при побудові моделей, що не мають великої історії вдалих прикладів у минулому.

Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що використання інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі дозволяє прогнозувати потребу у основних розкислювачах з відносною помилкою не вище 8,5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності. Кожна з моделей використовується для прогнозування потреби у певному виді розкислювачів, для певного виду сталі. Для отримання прогностичних моделей потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці, що дозволяє застосовувати пропоновану інформаційну технологію при прогнозуванні потреби у розкислювачах сталі з не глибокою (від кількох десятків) історією вдалих плавок.

4.3.3 Експериментальна перевірка інформаційної технології прогнозування механічних характеристик готової продукції

Описана в розділі 3.3 інформаційна технологія прогнозування механічних властивостей готової продукції була експериментально перевірена на прикладі лабораторії сертифікації готової продукції ПРАТ «Камет-Сталь», що входить до складу ТОВ «МЕТІНВЕСТ ХОЛДІНГ». Метою даної інформаційної технології є автоматизація отримання сертифікатів на готову продукцію за статистичним прогнозом механічних властивостей готової продукції, що має замінювати

традиційні безпосередні вимірювання. Останні потребують великої кількості часу, енергії та додаткового персоналу.

Для експериментальної перевірки інформаційної технології було обрано два види найбільш поширеної готової продукції: кутик гнучий рівнополічний за ДСТУ 2254-93 з шириною полиці 50 мм та швелер гнучий рівнополічний за ГОСТ 8278-83 шириною 160 мм з полицями по 40 мм. Для кожного виробу було відібрано з ретроспективної вибірки по 100 випробувань, виконаних безпосереднім вимірюванням, які бралися за еталонні. Також було створено ряд математичних моделей прогнозування механічних властивостей, а саме границі плинності, границі міцності, ударної пружності, границі витривалості та відносного відносно здовження при фіксованому навантаженні.

Результати експериментальної перевірки пропонованої інформаційної технології порівнювались з еталонними даними за допомогою середньої абсолютної процентної помилки (англ. Mean absolute percentage error, MAPE), також відома як середнє абсолютне процентне відхилення. Вибір метрики обумовлений тим, що механічні характеристики металургійної продукції вимірюються в різних одиницях, що відрізняються на порядки: границі плинності, міцності та витривалості – у МПа, ударна пружність - Дж/см², а відносно здовження – у відносних одиницях або відсотках. Відтак всі вимірювання попередньо нормалізовані до одиничного гіперкубу, а відхилення вимірювань матимуть зрозумілу і показову форму.

Додатково результати експериментальної перевірки порівнювалися з існуючими методами статистичної сертифікації, зокрема, з методом на основі множинної нелінійної регресії (МНР), викладеним у [155]. Порівняння з непараметричними методами, в тому числі викладеними у [156] не проводилося в силу принципової відмінності підходів та неможливості оцінити статистичну значимість моделей таких методів, обґрунтовану у першому розділі. Результати експериментальної перевірки пропонованої інформаційної технології прогнозування механічних властивостей прокатної продукції ілюструє таблиця 4.9, в якій використані наступні позначення:

N_{coeff} – кількість невідомих коефіцієнтів, які відновлюються для характеристики за даним методом;

S_{max} – максимальний ступінь поліному (складової моделі), може бути як у окремого фактору або обчислюється як сума ступенів, у яких фактори входять до добутку;

S_{max} – мінімальний ступінь поліному (складової моделі), для всіх методів, крім запропонованого НІРСО(-), в якому дозволено від’ємні ступені складових, дорівнює 0;

$MAPE$ – середня абсолютна процентна помилка, вираховується від еталонного значення, отриманого безпосередніми вимірюваннями.

Таблиця 4.9. Порівняння інформаційних технологій прогнозування механічних властивостей готової продукції

Інформаційна технологія	Існуюча технологія			Альтернативна технологія			Пропонована технологія		
	N_{coeff}	S_{max}	$MAPE$	N_{coeff}	S_{max}	$MAPE$	N_{coeff}	$[S_{min}, S_{max}]$	$MAPE$
Механічна характеристика									
Границя плинності	20	4	3.88%	14	2	4.87%	8	[-1;1]	4.30%
Границя міцності	20	5	3.18%	15	2	2.80%	9	[-1;1]	2.69%
Ударна пружність	21	4	5.09%	15	2	4.99%	6	[-1;1]	3.52%
Границя витривалості	19	4	4.64%	13	2	4.28%	7	[-1;1]	3.72%
Відносне здовження	18	3	4.98%	12	2	4.47%	8	[-1;1]	4.93%

Як видно з таблиці, запропонована інформаційна технологія забезпечує якісний прогноз механічних характеристик готової продукції (менше 5% відносної помилки по всіх характеристиках). Можна побачити, що для прогнозування границі плинності метод на основі множинної нелінійної регресії забезпечує дещо кращу точність прогнозування. Втім, для досягнення цього результату використовуються моделі, що містять 20 коефіцієнтів, що зменшує надійність моделі, та ступені складових полінома до 4, що не відповідає фізичній сутності процесів. Для решти характеристик для розглянутих типів готової продукції запропонована інформаційна технологія показує більш прийнятний результат: вкладаючись у вимоги інженерної точності (відносна помилка не

більше 5%), вона пропонує простіші моделі з меншим порядком складових та меншою загальною кількістю коефіцієнтів.

При цьому слід наголосити, що запропонований у розділі 1 підхід з дозволом на від'ємні ступені факторів, що входять до моделей прогнозування – в таблиці позначено як «пропонована технологія» – забезпечує як правило більшу точність (в середньому на 0,45%) та меншу кількість складових прогностичної моделі (в середньому на 6 складових). Це дозволяє зробити висновок про перспективність застосування пропонованої інформаційної технології для прогнозування механічних характеристик готової продукції з метою отримання сертифікатів відповідності за рахунок використання статистичних моделей замість тривалих та енергоємних безпосередніх вимірювань.

Якість прогнозування механічних характеристик готової продукції ілюструє рисунок 4.6, де на прикладі однієї з характеристик показано якість прогнозування ударної пружності для кутика гнutoго рівнополичного за ДСТУ 2254-93 з шириною полиці 50 мм. Як можна побачити з рисунку, прогнозовані та реальні дані мають високий ступінь кореляції. В жодному з дослідів відхилення прогнозованого значення від реального не перевищує 10%.

Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що використання інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві дозволяє прогнозувати механічні властивості готових виробів з відносною помилкою не вище 5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності.

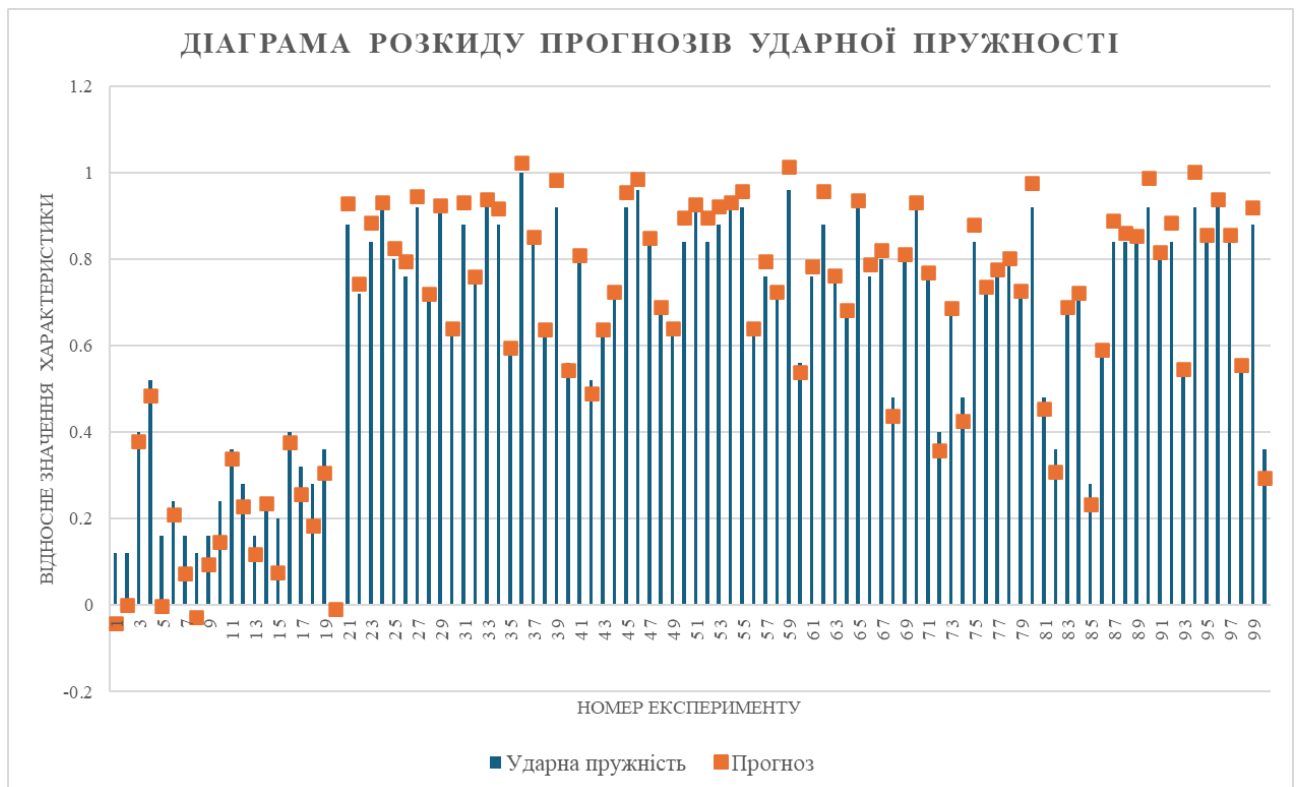


Рис. 4.6. Порівняння повторюваності та результативності обчислювальних методів на практичних задачах

Кожна з моделей використовується для прогнозування певної механічної характеристики, основана на узагальненому поліномі Колмогорова-Габора і має обмеження на ступені складових полінома. Використання від'ємних ступенів предикторів у складі поліному підвищує загальну точність та зменшує складність моделі. Отримані результати підтверджують перспективність застосування пропонованої інформаційної технології для прогнозування механічних характеристик готової продукції з метою отримання сертифікатів відповідності за рахунок використання статистичних моделей замість тривалих та енергоємних безпосередніх вимірювань.

4.4 Висновки до розділу 4

В даному розділі проведені експериментальні дослідження запропонованих теоретичних рішень. Для тестування та порівняння ефективності розробленого та відомих ефективних еволюційних методів оптимізації було використано два підходи. Спочатку запропонований метод порівнювався з аналогами – відомими і добре документованими 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.

В ході порівняльного експерименту показано, що запропонований гібридний метод умовної оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток показує високу ефективність при рішенні широкого набору тестових задач в дійсному просторі при його розмірності від 2 до 100. Метод HPSO частіше знаходить глобальний оптимум: 79,8% по всіх задачах на усіх розмірностях проти 76,6% у класичного методу рою часток та 74,4% - у генетичного алгоритму. Пропонований метод є надійнішим, оскільки має меншу дисперсію результатів при повторюваних експериментах на задачах високої розмірності. Також він потребує меншої кількості звернень до цільової функції не залежно від мірності простору і є стійким до зростання масштабу задачі. Найголовнішою ж перевагою методу HPSO є його відносна швидкість – метод вирішує 2/3 тестових задач швидше, ніж його методи-конкуренти незалежно від розмірності задачі.

В ході експериментальної перевірки запропонованого алгоритму на реальних виробничих задачах були отримані результати:

- 1) запропонований метод HPSO має високу точність і повторюваність результатів при розв’язанні задач в дійсному просторі пошуку рішення. Лише для чотирьох задач з 12 знайдене ним рішення виявилось не найкращим в порівнянні з рішеннями, знайденими іншими алгоритмами. З ймовірністю

більше 0,778 запропонований алгоритм знаходить краще рішення з помилкою до 2,8%.

2) для пошуку рішення в дійсному просторі метод HIPSO використовує значно менше машинного часу ніж генетичний алгоритм та метод рою часток, поступаючись методу імітації відпалу, який на відміну від всіх інших є одноагентним, а не багатоагентним методом. При цьому якість рішень у запропонованого методу вища в середньому на 12 – 24%, а повторюваність вища у 1,5 – 2,0 рази.

В результаті порівняльного дослідження 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 як складові інформаційної технології супроводу управлінських рішень.

Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в процесі шихтування при конвертерному виробництві сталі була перевірена експериментально. Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що використання інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві з конвертерним способом виготовлення сталі дозволяє уникнути випадків отримання металу, який не відповідає заданій марці за хімічним складом; зменшити відсоток плавок з порушенням основності в середньому на 13,2%, плавок з перевищенням температури – на 57,9%; зменшити кількість додувок на 16,6%, а середній час плавки – на 12,4%. Крім того, отримані дані дозволяють зробити припущення про можливість зменшити середні витрати охолоджувача на плавку на 5,65%, а середню витрату кисню на плавку – на 4,63%, втім, для статистичного підтвердження цих результатів необхідні додаткові експерименти.

Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень про оптимальне використання феросплавів була застосована у потоковому виробництві трубної заготовки. Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що

використання інформаційної технології супроводу управлінських рішень в прокатному металургійному виробництві дозволяє прогнозувати потребу у основних розкислювачах з відносною помилкою не вище 8,5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності. Кожна з моделей використовується для прогнозування потреби у певному виді розкислювачів, для певного виду сталі. Для отримання прогностичних моделей потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці, що дозволяє застосовувати пропоновану інформаційну технологію при прогнозуванні потреби у розкислювачах сталі з не глибокою (від кількох десятків) історію вдалих плавок.

Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень щодо прогнозування механічних властивостей готової продукції була експериментально перевірена на прикладі прогнозування механічних властивостей двох поширених видів продукції: кутика та швелера. Отримані в результаті експериментів результати свідчать про те, що використання інформаційної технології прийняття рішень на основі еволюційного методу дозволяє прогнозувати механічні властивості готових виробів з відносною помилкою не вище 5%, використовуючи для цього індивідуальні прогностичні моделі оптимальної складності. Кожна з моделей використовується для прогнозування певної механічної характеристики, основана на узагальненому поліномі Колмогорова-Габоора і має обмеження на ступені складових полінома. Використання від'ємних ступенів предикторів у складі поліному підвищує загальну точність та зменшує складність моделі. Отримані результати підтверджують перспективність застосування пропонованої інформаційної технології для прогнозування механічних характеристик готової продукції з метою отримання сертифікатів відповідності за рахунок використання статистичних моделей замість тривалих та енергоємних безпосередніх вимірювань.

ВИСНОВКИ

В дисертаційній роботі вирішена актуальна науково-прикладна задача створення інформаційної технології підтримки прийняття рішень для ефективного планування та керування складними виробничими процесами на основі еволюційного методу. У ході досліджень отримані наступні основні та наукові теоретичні та практичні результати:

1. Проведено аналіз проблеми інформаційно-аналітичного супроводу процесів прийняття рішень в складних виробничих процесах. Відзначено актуальність досліджень, результатом яких має стати побудова інформаційної технології підтримки прийняття рішень в процесах шихтування, розкислення та прогнозування механічних властивостей готової продукції на прикладі металургійного виробництва. Показано, що в межах пропонованої інформаційної технології необхідно вирішити ряд оптимізаційних задач, що мають значну кількість обмежень та можуть розглядатися як багатокритеріальні. Наголошено на ефективності еволюційного підходу до розв'язання багатокритеріальних задач оптимізації у дійсному просторі, зокрема, методів на основі принципу рою часток та моделювання штучних імунних систем.

2. Вперше запропоновано гібридний метод умовної оптимізації на основі рою часток та штучної імунної системи, який, на відміну від існуючих, передбачає поділ популяції на групи, міжгрупове змагання та стиснення популяції, механізм адаптації оператора стиснення. Застосування методу в складі інформаційної технології підтримки прийняття рішень дозволяє скоротити час отримання та підвищити якість цих рішень.

В ході дослідження запропонованого методу з'ясовано, що коефіцієнти при складових швидкості не залежать від розмірності простору задачі; кількість груп, на які розділяється рій, має зростати зі зростанням розмірності задачі, тоді як кількість поразок певної групи рою, після якої дана група розпускається, не залежить від розмірності задачі; загальний розмір рою має зростати зі збільшенням мірності простору пропорційно кількості груп розбиття;

періодичність міжгрупового стиснення має збільшуватись зі збільшенням розмірності задачі й може обиратися простим числом у широких межах, а періодичність внутрішньогрупового стиснення не залежить від розмірності й може прийматися простим числом від 7 до 13.

3. Вперше запропоновано модульну інформаційну технологію прийняття рішень в задачах планування та керування складними виробничими процесами, в якій кожен модуль передбачає розв'язання певної оптимізаційної задачі гібридним еволюційним методом. Її застосування дозволяє підвищити ефективність прийняття рішень у виробничих процесах, а також сертифікації готової продукції.

В ході дослідження розроблено алгоритм та схему взаємодії модулів та баз даних підприємства, сформульовані вхідна та вихідна інформація для кожного з модулів.

4. В ході порівняльного експерименту показано, що запропонований гібридний еволюційний метод умовної оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток показує високу ефективність при розв'язанні широкого набору тестових задач в дійсному просторі при його розмірності від 2 до 100, а саме: частіше знаходить глобальний оптимум, оскільки має вищий відсоток досягнення глобального оптимуму, є надійнішим, оскільки має меншу дисперсію результатів при повторюваних експериментах, потребує меншої кількості звернень до цільової функції, є стійким до зростання масштабу задачі, а також вирішує 2/3 тестових задач швидше, ніж його методи-конкуренти незалежно від розмірності задачі.

5. В ході експериментальної перевірки запропонованого алгоритму на реальних виробничих задачах запропонований метод HIPSO має високу точність і повторюваність результатів: з ймовірністю більше 0,778 запропонований алгоритм знаходить краще рішення з помилкою до 2,8%; якість рішень у запропонованого методу вища в середньому на 12 – 24%, а повторюваність вища у 1,5 – 2,0 рази. В результаті порівняльного дослідження пропонується надалі в якості методу пошуку рішення в задачах оптимізації шихти при конвертерному

виробництві, розрахунку потреби у феросплавах та відновлення функцій математичних моделей сертифікації готової продукції застосовувати гібридний еволюційний метод на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи як складові інформаційної технології підтримки прийняття рішень.

6. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень в складних виробничих процесах була перевірена експериментально. Застосування запропонованої інформаційної технології до шихтування дозволяє зменшити відсоток плавок з порушенням основності в середньому на 13,2%, плавок з перевищенням температури – на 57,9%; кількість додувок на 16,6%, а середній час плавки – на 12,4%. Крім того, отримані дані дозволяють зробити припущення про можливість зменшити середні витрати охолоджувача на плавку на 5,65%, а середню витрату кисню на плавку – на 4,63%, втім, для статистичного підтвердження цих результатів необхідні додаткові експерименти.

7. Удосконалений метод статистичної сертифікації продукції на основі відновлення індивідуальних для кожного найменування моделей оптимальної складності, що, на відміну від існуючих, використовує обмеження на ступені предикторів, які можуть приймати від'ємні значення. Удосконалений метод дозволяє сертифікувати продукцію без прямих вимірювань з відносною помилкою не вище 5%.

8. Удосконалений метод планування потреби у інгредієнтах на основі хімічного аналізу продукції, що виробляється, що на відміну від існуючих передбачає відновлення прогностичних моделей розробленим гібридним еволюційним методом. Це дозволяє будувати для кожного типу продукції індивідуальні моделі прогнозування, що мають відносну помилку не вище 8,5% і для отримання яких потрібно на порядок менше навчальних прикладів у навчальній вибірці.

Отримані результати підтверджують перспективність застосування запропонованої інформаційної технології підтримки прийняття рішень для ефективного планування та керування складними виробничими процесами на основі еволюційного методу для розв'язання задач оптимізації шихтування в

конвертерному виробництві сталі, прогнозування механічних характеристик готової продукції з метою отримання сертифікатів відповідності та прогнозування потреби у феросплавах при виробництві сталі.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бесараб С. О. (2016) Сучасні тенденції розвитку підприємств металургійної галузі України. Інвестиції : практика та досвід. № 23. С. 62 – 65.
2. Державна Служба статистики України. Офіційний сайт. Режим доступу: <http://www.ukrstat.gov.ua/>
3. Амоша А. И. Украинская металлургия: современные вызовы и перспективы развития / А. И. Амоша, В. И. Большаков, А. А. Минаев, Ю. С. Залознова, Л. А. Збаразская, Ю. В. Макогон и др.; НАН Украины, Ин-т экономики пром-сти. — Донецк, 2013.
4. IEA (2020), Iron and Steel Technology Roadmap, IEA, Paris <https://www.iea.org/reports/iron-and-steel-technology-roadmap>, Licence: CC BY 4.0
5. Демидов В.А. Производство конвертерной стали [Технологическая инструкция] ТИ-233-СТ КК-02-2002/ В.А. Демидов– Днепропетровск: ДМЗ – 2002. – 148 с.
6. Богушевський В.С. Виробництво низькосірчанистих марок сталі в конвертерах / В.С. Богушевський, Л.О. Бредун // Спеціальна металургія: вчора, сьогодні, завтра: Збірник праць співробітників і студентів кафедри «Фізико-хімічні основи технології металів». – К.: ІВЦ „Видавництво «Політехніка»”. – 2008. – с. 84 – 91.
7. Чернега, Д.Ф. Основи металургічного виробництва металів та сплавів / Д.Ф. Чернега, В.С. Богушевський, Ю.Я. Готвянский и др. Під ред. Д.Ф. Чернеги, Ю.Я. Готвянского. – К.:Вища школа., 2006 – 503 с.
8. Чернятевич А. Г. Разработка дутьевого и шлакового режимов конвертерной плавки при верхней кислородной продувке. Сообщение 1. Металлургическая и горнорудная промышленность, 2015, 4: 24-31.
9. Металургійне виробництво/ Фізичні та хімічні основи галузевого виробництва: Навчальний посібник. / Смирнов В. О., Білецький В. С. — «Новий Світ-2000», ФОП Піча С. В., 2022. — 148 с.

10. Выплавка конвертерной стали. Технологическая инструкция. ТИ-230-С320-12. Днепродзержинск: ПАО «Днепровский металлургический комбинат им. Дзержинского», 2012. – 53 с.

11. Бойченко Б.М. Конвертерне виробництво сталі: теорія, технологія, якість сталі, конструкції агрегатів, рециркуляція матеріалів і екологія / Б.М. Бойченко, В.Б. Охотський, П.С. Харлашин. – Дніпропетровськ: РВА «Дніпро-ВАЛ», 2006. – 454 с.

12. Желдак Т.А. Подходы к построению интеллектуальной системы, управляющей кислородным конвертером / Т.А. Желдак, Д.А. Воловенко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2011. - №5 – с. 133–136.

13. Deo, B.; Overbosch, A.; Snoeijer, B.; Das, D.; Srinivas, K. Control of Slag Formation, Foaming, Slopping, and Chaos in BOF. Trans. Indian Inst. Met. 2013, 66, 543–554. <https://doi.org/10.1007/s12666-013-0306-2>

14. Богушевський, В. С. Розрахунок металеві частини шихти киснево-конвертерної плавки / В.С. Богушевський, В.Ю. Сухенко, К.О. Сергєєва, С.В. Жук // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 2010. – № 7. – С. 266 – 269.

15. Han M. Dynamic control model of BOF steelmaking process based on ANFIS and robust relevance vector machine / Min Han, Yao Zhao // Expert Systems with Applications. – Volume 38, Issue 12. – November–December 2011. – Pages 14786-14798. ISSN 0957-4174, 10.1016/j.eswa.2011.05.071.

16. Богушевский В.С. Комп'ютерна модель розрахунку шихтовки й продувки конвертерної плавки / В.С. Богушевский, Г.Г. Грабовский, В.М. Михайлов и др. // Сталь. – 2006. – № 1. – С. 18 – 21.

17. Dering D. / A dynamic optimization framework for basic oxygen furnace operation / D. Dering, C. Swartz, N. Dogan // Chemical Engineering Science, Volume 241, 2021, 116653, <https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.116653>

18. Сергєєва К.О. Математична модель та система керування температурного режиму конвертерної плавки: автореф. дис. на здобуття наук.

ступеня канд. техн. наук : спец. 05.13.07 – «Автоматизація процесів керування» / К.О. Сергєєва. - Київ, 2013. - 22 с.

19. Слесарєв В.В. Математична модель матеріально-теплового балансу плавки в кисневому конвертері та критерій її оптимізації / В.В. Слесарєв, Т.А. Желдак // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2013. - №1 – с. 97–102.

20. Panteikov, S.P., Upper blowing devices of oxygen converters in Ukraine: State, problems, development prospects, Sbornik nauchnykh trudov DGTU (tekhnicheskie nauki) (Transactions of DSTU (Technical Sciences)), Dneprodzerzhinsk: Dneprodzerzhinskii Gos. Tekh. Univ., 2005, pp. 22–32.

21. Бойко В.С. Оптимизация раскисления стали с использованием данных об активности растворенного кислорода / В.С. Бойко, М.Н. Якин, С.А. Коваль, А.В. Стефанец, И.Н. Фентисов, А.А. Годынский, Е.А. Чичкарев // Металл и литье Украины. — 2012. — № 2-3. — С. 12-15.

22. Демидов В.А. Производство сортового проката в прокатном цехе №2 [Технологическая инструкция] ТИ–251–СП ПР–02–2005 // В.А. Демидов. – Днепропетровск: ДМЗ им. Петровского. – 2005. – 260 с.

23. Васильев Д.Б. Исследование эффективности замены стального лома железорудными брикетами при выплавке / Д.Б. Васильев, С.В. Куберский, В.М. Кравченко // Сборник научных трудов Донбасского государственного технического университета. — 2009. — Вып. 28. – С. 269-275.

24. Kabulova, E.G., Kosareva, I.N., Karpova, V.A., and Gridneva, G., Modeling of steel smelting in metallurgical production, Vestn. Nats. Tekh. Univ. Kharkovskii Politekh. Inst., 2015, no. 53, pp. 14–18.

25. Brooks, G.A., Dogan, N., Alam, M., Naser, J., and Rhamdhani, M.A., Developments in the modelling of oxygen steelmaking, Univ. Wollongong Res. Online, 2011, pp. 1–15. <https://ro.uow.edu.au/engpapers/1631> . Cited October 8, 2021.

26. Togobitskaya D.N. Prediction of Ferroalloy Properties for Expert Evaluation of the Efficiency of their Use During Addition to Steel in a Ladle Furnace Unit /

Togobitskaya D.N., Piptyuk V.P., Petrov A.F., Grekov E.V., Mirgorodskaya A.S. // *Metallurgist*. –2019. Vol 62. No (11-12). pp. 1115-1122

27. Тогобицкая Д.Н. База данных и модели для экспертной оценки эффективности использования ферросплавов при производстве стали / Д.Н. Тогобицкая, В.П. Пиптюк, А.Ф. Петров, С. В. Греков, И.Р. Снигура, Ю.М. Лихачев, Л. А. Головки // Сб.н.тр. ИЧМ «Фундаментальные и прикладные проблемы черной металлургии». –Днепропетровск. –2017. –Вып. 31. –С.150-165

28. Протопопов Є.В. Аналіз методів розрахунку теплових втрат кисневого конвертера для оптимізації технології плавки / О.В. Протопопов І.П. Герасименко, С.А. Філіппенка // *Металургійна та гірничорудна промисловість*. - 2012. - №7. - С. 89-93.

29. Boto, F.; Murua, M.; Gutierrez, T.; Casado, S.; Carrillo, A.; Arteaga, A. Data Driven Performance Prediction in Steel Making. *Metals* 2022, 12(2), 172; <https://doi.org/10.3390/met12020172>

30. Sala, D.A., Van Yperen-De Deyne, A., Mannens, E. *et al.* Hybrid static-sensory data modeling for prediction tasks in basic oxygen furnace process. *Applied Intelligence Vol. 53*, Issue 12, 15163–15173 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10489-022-04293-7>

31. Van De Putte, L.; Haers, F.; Haers, L.; Vansteenkiste H. Expert system for the control of liquid steel production at Sidmar / *Rev. Met. Paris*, Vol. 96, Issue 6, (1999), pages 721-728, <https://doi.org/10.1051/metal/199996060721>

32. Hongwei, G.; Jianliang, Z.; Haibin Z. and Xu, Z. "Application of Clustering Algorithm to Blast Furnace Expert System," 2009 International Conference on Advanced Computer Control, Singapore, 2009, pp. 171-175, doi: <https://doi.org/10.1109/ICACC.2009.80> .

33. Желдак Т.А. Застосування методів формування знань в складі інтелектуальної СППР оптимізації процесу розкислення сталі в конвертерному виробництві / Т.А. Желдак, В.В. Слесарев, Д.О. Воловенко // *Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць*. - Випуск 3 (86). - Дніпропетровськ, 2013. - с. 29 - 39.

34. Желдак Т.А. Використання систем самонавчання для ідентифікації марки сталі в киснево-конвертерному виробництві / Т.А. Желдак, Н.А. Кучеренко // Науковий вісник НГУ – Д.: Національний гірничий університет. – 2011. - №1. – с. 94-98.

35. Гаранжа Д.М. Система статистичного контролю якості прокатної продукції / Д.М. Гаранжа // Системний аналіз та інформаційні технології: матеріали Міжнародної науково-технічної конференції SAIT 2011, Київ, 23–28 травня 2011 р. / ННК “ІПСА” НТУУ “КПІ”. – К.: ННК “ІПСА” НТУУ “КПІ”, 2011. – с. 216.

36. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ 3-е изд. / Н. Дрейпер, Г. Смит [Пер. с англ.] – М.: Издательский дом “Вильямс”, 2007. – 912 с.: ил.

37. Снитюк В.Є. Прогнозування. Моделі, методи, алгоритми. – К.: Маклаут, 2008. – 364 с.

38. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем: [монографія] / А.Г. Ивахненко. – К. : Наукова думка, 1981. – 296 с.

39. Kumari, V., Mathematical modelling of basic oxygen steel making process, Master’s Thesis, Rourkela, 2015. <https://core.ac.uk/download/pdf/80148601.pdf> . Cited May 1, 2022.

40. Грабовський Г.Г. Інтегровані автоматизовані системи керування товстолистовими прокатними станами (розвиток теорії, моделі, алгоритми): автореферат дис. на здобуття наук. ступеня д-ра техн. наук: спец. 05.13.07 “Автоматизація процесів керування”/ Г.Г. Грабовський. — Д., 2003. — 35 с.

41. Жураковський Я.Ю. Застосування математичних моделей та методів у системах MRP II, ERP, APS / Я.Ю. Жураковський, О.С. Жураковська // Вісн. Нац. техн. ун-ту України "КПІ" . – 2007. – Вип. 47. – С. 324–331. – Бібліогр.: 5 назв. – укр.

42. Комшуков В.П. Совершенствование технологии производства конвертерной стали / В.П. Комшуков, В.В. Соколов, В.М. Машинский, А.И. Щипанов // Сталь. – 2004. – № 5. – С. 27-28.

43. Богушевський В.С. Керування киснево-конвертерною плавкою в замкненому режимі / В.С. Богушевський, С.В. Жук, Є.К. Бондаренко, О.О.Капусняк // Наукові вісті НТУУ «КПІ». – 2014. – № 5. – С. 76 – 83.

44. Sian C. Slag Splashing for Bao Steel's 300-Metric Ton BOF and Crystallographic Structure of its Slag / C. Sian, Y. Wenyuan, Z. Congjie // Iron and Steelmaker. – 2000. – № 7. – P. 39-41.

45. Hnatushenko V.V., Zheldak T.A., Koriashkina L.S. “Mathematical Model Of Steel Consumption Minimization Considering The Two-Stage Billets Cutting”. Natsional'nyi Hirnychyi Universytet. Naukovyi Visnyk. 2 (2021): 118-124. DOI:10.33271/nvngu/2021-2/118. .

46. Смирнов А. Н. Конвертерный металл // Металл бюллетень, Украина. – 2007. – № 4 (125). – С. 64-74.

47. Гребнев С. Интегрированные системы управления непрерывным производством: оптимальный синтез. // Connect! Мир связи. 2008. - №6. URL: <http://www.connect.ru/article.asp?id=8770> Прочитовано 29 липня 2023.

48. Зіборов І. К., Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при шихтуванні плавки // Інформаційні технології: теорія і практика – Праці I(VII) Міжнар. наук.-практ.конф., 2024 р., м. Дніпро, с. 271-274.

49. Wang, D., Bao, Y., Gao, F. and Xing, L. (2023), Hybrid Model for Predicting Oxygen Consumption in BOF Steelmaking Process Based on Cluster Analysis. steel research int., 94: 2200595. <https://doi.org/10.1002/srin.202200595>

50. Karabeliov, K.; Cuéllar, P.; Baeßler, M.; Rücker, W. System identification of inverse, multimodal and nonlinear problems using evolutionary computing – Application to a pile structure supported on nonlinear springs, Engineering Structures, Volume 101, 2015, Pages 609-620, <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2015.07.034>

51. Chen, L.; Huang, B.; Liu, F. Nonlinear system identification with multiple and correlated scheduling variables, IFAC Proceedings Volumes, Volume 46, Issue 32, 2013, Pages 319-324, <https://doi.org/10.3182/20131218-3-IN-2045.00055>

52. Poteralski, A. Hybrid artificial immune strategy in identification and optimization of mechanical systems, *Journal of Computational Science*, Volume 23, 2017, Pages 216-225, <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.04.015>

53. Kačur J, Flegner P, Durdán M, Laciak M. Prediction of Temperature and Carbon Concentration in Oxygen Steelmaking by Machine Learning: A Comparative Study. *Applied Sciences*. 2022; 12(15):7757. <https://doi.org/10.3390/app12157757>

54. Xie, Q.; Suvarna, M.; Li, J.; Zhu, X.; Cai, J.; Wang, X. Online prediction of mechanical properties of hot rolled steel plate using machine learning, *Materials & Design*, Volume 197, 2021, 109201, <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2020.109201>

55. Dong, X. L., & Dong, S. (2014). The Converter Steelmaking End Point Prediction Model Based on RBF Neural Network. *Applied Mechanics and Materials*. Vol. 577, pp. 98–101. Trans Tech Publications, Ltd. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amm.577.98>

56. Cox, I.J.; Lewis, R.W.; Ransing, R.S.; Laszczewski, H. & Berni, G. Application of neural computing in basic oxygen steelmaking, *Journal of Materials Processing Technology*, Volume 120, Issues 1–3, 2002, Pages 310-315, [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(01\)01136-0](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(01)01136-0)

57. Ji, Y.; Liu, S.; Zhou, M.; Zhao, Z.; Guo, X.; Qi, L. A machine learning and genetic algorithm-based method for predicting width deviation of hot-rolled strip in steel production systems, *Information Sciences*, Volume 589, 2022, Pages 360-375, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.12.063>

58. Zarandi, M.H.F.; Avazbeigi, M.; Anssari M.H. and Ganji B. (2010) A Multi-Agent Expert System for Steel Grade Classification Using Adaptive Neuro-fuzzy Systems, *ExpertSystems, InTech*, URL: <http://www.intechopen.com/books/expert-systems/a-multi-agent-expert-system-for-steel-grade-classification-using-adaptive-neuro-fuzzy-systems> (дата доступа 18.06.2023).

59. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. / Рутковская Д., Пилиньский М, Рутковский Л. М.: Горячая линия-Телеком, 2004, 452 с.

60. Jeon, W.-S.; Song, J.-H. An expert system for estimation of fatigue properties of metallic materials, *International Journal of Fatigue*, Volume 24, Issue 6, 2002, Pages 685-698, [https://doi.org/10.1016/S0142-1123\(01\)00184-0](https://doi.org/10.1016/S0142-1123(01)00184-0)

61. Stein, E. W.; Pauster, M. C. and May, D. A knowledge-based system to improve the quality and efficiency of titanium melting / *Expert Systems with Applications*. Vol. 24. Issue 2, 239 p. (2003) [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00152-5](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00152-5)

62. Trofimov, V.B. Automated Expert Systems in Blast-Furnace Process Control. *Metallurgist*, Vol. 64, 3–12 (2020). <https://doi.org/10.1007/s11015-020-00961-6>

63. Terpák, J.; Laciak, M.; Kacur, J.; Durdán, M.; Flegner P. and Tréfa, G. "The Mathematical Model for Indirect Measurement of Carbon Concentration in the Steelmaking Process and its Utilization in Process Control," 2021 22nd International Carpathian Control Conference (ICCC), Velké Karlovice, Czech Republic, 2021, pp. 1-4, doi: <https://doi.org/10.1109/ICCC51557.2021.9454605>.

64. Chen, Y., Liang, X. T., Zeng, J. H., Chen, J., & Liu, R. D. (2011). Numerical Simulation and Optimization Practice of Oxygen Lance for Converter Steelmaking. *Advanced Materials Research*. Vol. 402, pp. 156–159. Trans Tech Publications Ltd. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.402.156>

65. Sala, D. A.; Jalalvand, A.; Van Yperen-De Deyne A. and Mannens, E. "Multivariate Time Series for Data-Driven Endpoint Prediction in the Basic Oxygen Furnace," 2018, 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), Orlando, FL, USA, 2018, pp. 1419-1426, doi: <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2018.00231> .

66. Zou, L.; Zhang, J.; Han, Y.; Zeng, F.; Li, Q.; Liu, Q. Internal Crack Prediction of Continuous Casting Billet Based on Principal Component Analysis and Deep Neural Network. *Metals* 2021, 11(12), 1976; <https://doi.org/10.3390/met11121976> .

67. Zgurovsky M.Z., Zaychenko Y.P. (2017) Fuzzy inference systems and fuzzy neural networks. *The fundamentals of computational intelligence: system approach*.

Springer International Publishing, Cham, pp 81–131. https://doi.org/10.1007/978-3-319-35162-9_3.

68. В. С. Степашко, О. С. Булгакова, В. В. Зосімов. Ітераційні алгоритми індуктивного моделювання: [монографія]. — Київ : Наукова думка, 2018.

69. Volodymyr Stepashko, Oleksandra Bulgakova, Viacheslav Zosimov. Construction and research of the generalized iterative GMDH algorithm with active neurons // Conference on Computer Science and Information Technologies. — Springer, Cham, 2017. — С. 492-510.

70. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. — К.: Видавничий дім «Слово», 2004. — 352 с.

71. Барсегян А.А. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP: / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В. Степаненко, И.И. Холод. — 2-е изд., перераб. и доп. — СПб.: БХВ – Петербург, 2007. — 384 с.: ил.

72. Witten, I. H. Data mining : practical machine learning tools and techniques. — 3rd ed. / Ian H. Witten, Frank Eibe, Mark A. Hall // Morgan Kaufmann Publishers is an imprint of Elsevier. — 2011. — 630 p.

73. Горбійчук М.І. Метод побудови математичних моделей складних процесів на засадах генетичних алгоритмів / М.І. Горбійчук, М.А. Шуфнарович // Искусственный интеллект. — 2010. - № 4. — с. 50-57.

74. Желдак Т.А. Застосування зворотних залежностей у математичних моделях складних об'єктів та систем / Т.А. Желдак // Системний аналіз та інформаційні технології: Матеріали міжнародної науково-технічної конференції SAIT 2011, Київ, 23-28 травня 2011 р. — К.: ННТ “ІПСА” НТУУ “КПІ”, 2011. — с. 244.

75. Желдак Т.А. Застосування зворотних залежностей у математичних моделях складних об'єктів та систем / Т.А. Желдак // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2012. — № 3. — С. 95–106.

76. Велічко А.В. Комбінаторний підхід до знаходження рівняння багатовимірної нелінійної регресії // Комп'ютерні науки та інженерія: матеріали

V Міжнар. конф. молодих вчених CSE-2011. – Львів Видавництво Львівської політехніки, 2011. – с. 150 – 153.

77. 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.

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

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

80. 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 .

81. Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms. *ArXiv, abs/1609.04747*.

82. Combettes P. L. and Pesquet J.-C. (2011) «Proximal splitting methods in signal processing», in: Fixed-Point Algorithms for Inverse Problems in Science and Engineering, (H. H. Bauschke, R. S. Burachik, P. L. Combettes, V. Elser, D. R. Luke, and H. Wolkowicz, Editors), pp. 185—212. Springer, New York

83. Wotao, Y. Optimization Algorithms for constrained optimization. Department of Mathematics, UCLA, 2015.

84. Wright M. H. (2004). The interior-point revolution in optimization: History, recent developments, and lasting consequences. *Bulletin of the American Mathematical Society*. Т. 42, № 01. doi:10.1090/s0273-0979-04-01040-7

85. Nocedal J. and Wright S. J. (2006). Numerical Optimization. Springer. ISBN 978-0-387-30303-1.ε

86. Кормен Т. Г. Вступ до алгоритмів / Томас Г. Кормен, Чарлз Е. Лейзерсон, Роналд Л. Рівест, Кліфорд Стайн — К. : К. І. С., 2019. — 1288 с.

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

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

89. Coello, C.A.C. and E.M. Montes, 2002. Constrainthandling in genetic algorithms through the use of dominance-based tournament selection. Adv. Eng. Inform., 16: 193-203. DOI: 10.1016/S1474-0346(02)00011-3

90. Bratton, D.; Kennedy, J. (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

91. Baykasoğlu A., Akpınar Ş., (2015) Weighted Superposition Attraction (WSA): A swarm intelligence algorithm for optimization problems – Part 2: Constrained optimization, Applied Soft Computing, V. 37, P. 396-415, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.08.052> .

92. Wang Y., Hu C., Gong W., Ming F., (2024) Constrained multi-objective optimization with dual-swarm assisted competitive swarm optimizer, Swarm and Evolutionary Computation, V.86, 101496, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2024.101496>

93. Liu R.n, Li J.a, Fan J., Mu C., Jiao L., (2017) A coevolutionary technique based on multi-swarm particle swarm optimization for dynamic multi-objective optimization, European Journal of Operational Research, V. 261, I. 3, P. 1028-1051, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.03.048> .

94. Taiyari F., Kharghani M., Hajihassani M., (2020) Optimal design of pile wall retaining system during deep excavation using swarm intelligence technique, Structures, V. 28, P. 1991-1999, <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2020.10.044>

95. Chen K., Zhou F.-Y., Yuan X.-F., (2019) Hybrid particle swarm optimization with spiral-shaped mechanism for feature selection, Expert Systems with Applications, V. 128, P. 140-156, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.039>

96. Li H., (2023) Recognition model and algorithm of projectiles by combining particle swarm optimization support vector and spatial-temporal constrain, Defence Technology, V. 27, P. 273-283, <https://doi.org/10.1016/j.dt.2022.08.003>

97. Литвиненко В. І. Методи та засоби гібридних штучних імунних систем в задачах інтелектуального аналізу даних. – Дис... докт.техн.н. – Львів, 2010.

98. Li, L.; Lin, Q.; Ming, Zh. (2022) 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>

99. 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 Optimization", Complexity, vol. 2018, Article ID 9597158, 11 pages. <https://doi.org/10.1155/2018/9597158>

100. Schmidt B. Optimizing an artificial immune system algorithm in support of flow-Based internet traffic classification / Brian Schmidt, Ala Al-Fuqaha, Ajay Gupta, Dionysios Kountanis // Applied Soft Computing, Volume 54, 2017, Pages 1-22, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.01.016>

101. 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

102. Ляховська О. В. Сучасний стан і проблеми функціонування металургійних підприємств України. *Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України*: зб. наук. пр. 2023. Вип. 1(159). С. 35-40. DOI: <https://doi.org/10.36818/2071-4653-2023-1-6>.

103. Laha, D.; Ren, Y.; Suganthan, P.N. (2015) Modeling of steelmaking process with effective machine learning techniques, Expert Systems with Applications, V.42, Is.10, P.4687-4696, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.01.030>

104. Sriram, M. V. V. N., Singh, N. K., & Rajaraman, G. (2010). Neuro fuzzy modelling of Basic Oxygen Furnace and its comparison with Neural Network and

GRNN models. 2010 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2010.5705830>

105. Lu, B. H., Li, Y. K., & Qu, B. Z. (2013). Optimization Research on Converter Steelmaking Process Parameters Based on DOE. *Key Engineering Materials*. Vols. 579–580, pp. 128–132. Trans Tech Publications, Ltd. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/kem.579-580.128>

106. Fei, H.; Xianyi, C.; Zhenghai, Z. Prediction of oxygen-blowing volume in BOF steelmaking process based on BP neural network and incremental learning. *High Temp. Mater. Process.* 2022, 41, 403–416. <https://doi.org/10.1515/htmp-2022-0035>

107. Cong L., Xu L., (2003) The Information Integration Techniques in Metallurgical Industry Automation of China, *IFAC Proceedings Volumes*, V. 36, Issue 24, P. 23-28, [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)37598-5](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)37598-5) .

108. Syreishchikova N. V., Pimenov D. Yu., Mikolajczyk T., Moldovan L., (2020) Automation of Production Activities of an Industrial Enterprise based on the ERP System, *Procedia Manufacturing*, V. 46, P. 525-532, <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.03.075>

109. Барабаш О. В. Основи забезпечення функціональної стійкості інформаційних систем підприємств в умовах впливу дестабілізуючих факторів. / Барабаш О.В., Мусієнко А.П., Собчук В.В. – Київ: Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського”, 2022. –282 с.

110. Интегрированная автоматизированная система оперативного управления производством труб большого диаметра / Б.С. Иванов, М.Е. Гетманова, Г.А. Филиппов [и др.] // *Сталь*. – 2003. - №6. – с. 111-114.

111. Шайда О. Є., Полякова Ю. В., Рипська Є. Ю. Перспективи розвитку металургійної промисловості України у контексті відновлення економіки. *Підприємництво та інновації*. 2022. № 24. С. 28-33. DOI: <https://doi.org/10.32782/2415-3583/24.4>

112. Воловенко Д.О. Факторний аналіз процесу виготовлення товарної продукції в умовах прокатного цеху №1 ДМЗ ім. Петровського / Д.О. Воловенко,

Т.А. Желдак // Системний аналіз та інформаційні технології: Матеріали XI міжнар. наук.-техн. конф., Київ, 26-30 травня 2009 р. – К.: НТУУ “КПІ”. – 2009. – с. 307.

113. Чертов А.Д. Паралельний інжиніринг при безперервному вдосконаленні бізнес-процесів і базових систем управління в металургії / А.Д. Чертов // *Металург.* – 2003. - №7. – с. 47-61.

114. Bascur O. A., Kennedy J. P., (2000) Web enabled industrial desktop to increase overall process effectiveness in metallurgical plants, *IFAC Proceedings Volumes*, V. 33, Issue 22, P. 101-106, [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)36975-6](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)36975-6)

115. Zheldak, T.A. Knowledge-Based Intellectual DSS of Steel Deoxidation in BOF Production Process. / T.A. Zheldak, V.V. Slesarev, and D.O. Volovenko // *American Journal of Mining and Metallurgy* 1.1 (2013): 7-10.

116. Слесарев В.В. Інтегровані системи керування багатостадійним металургійним виробництвом на прикладі прокатки труб / В.В. Слесарев, Т.А. Желдак // *Системні технології.* – 2011. – N 4. – С. 77–84. – Бібліогр.: 7 назв. – укр.

117. Kumar D. S., Prasad G., Vishwanath S. C., Ghorui P. K., Mazumdar D., Ranjan M., Lal P. N. Converter life enhancement through optimization of operating practices // *Iron and Steelmaker.* – 2007. – № 6. – P. 521-528.

118. Neuer M. J., and all (2022) From controlling single processes to the complex automation of process chains by artificially intelligent control systems: the Control In Steel project, *IFAC-PapersOnLine*, V.55, Issue 40, P. 295-300, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2023.01.088>

119. Смірнов О.М., Тімошенко С.М., Нарівський, А.В. (2023). Відновлення та інноваційний розвиток виробництва сталі в Україні в контексті енергоефективності та європейського зеленого курсу. *Вісник НАН України*, (4), 21-38.

120. Fanti M.P., Rotunno G., Stecco G., Ukovich W., Mininel, S. (2015). An Integrated System for Production Scheduling in Steelmaking and Casting Plants. *IEEE*

Transactions on Automation Science and Engineering. 13. 1-19.
<https://doi.org/10.1109/TASE.2015.2477362>.

121. Iannino V., Denker J., Colla V., (2022) An Application-Oriented Cyber-Physical Production Optimisation System Architecture for the Steel Industry, IFAC-PapersOnLine, V. 55, Issue 2, P. 60-65, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.04.170>

122. Wang S., Shi Y., Liu S. (2020). Integrated Scheduling for Steelmaking Continuous Casting— Hot Rolling Processes considering Hot Chain Logistics. Mathematical Problems in Engineering. 2020. 1-10.
<https://doi.org/10.1155/2020/6902934> .

123. Lones, M.A. (2020) Mitigating Metaphors: A Comprehensible Guide to Recent Nature-Inspired Algorithms. SN COMPUT. SCI. 1, V. 49.
<https://doi.org/10.1007/s42979-019-0050-8>

124. Kennedy, J., Eberhart, R. (1995, November). Particle swarm optimization. In Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.

125. 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

126. Pervaiz, S., Bangyal, W. H., Ashraf, A., Nisar, K., Haque, M. R., Ibrahim, A., ... & Rodrigues, J. J. (2022). Comparative research directions of population initialization techniques using PSO algorithm. Intelligent Automation & Soft Computing, 32(3), 1427-1444.

127. Hung, C. W., Mao, W. L., & Huang, H. Y. (2019). Modified PSO Algorithm on Recurrent Fuzzy Neural Network for System Identification. Intelligent Automation & Soft Computing, 25(2).

128. Shami, T. M., El-Saleh, A. A., Alswaitti, M., Al-Tashi, Q., Summakieh, M. A., & Mirjalili, S. (2022). Particle swarm optimization: A comprehensive survey. Ieee Access, 10, 10031-10061.

129. Gad, A.G. Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Applications: A Systematic Review. *Arch Computat Methods Eng* 29, 2531–2561 (2022). <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09694-4>

130. Gong M. A population-based artificial immune system for numerical optimization / Maoguo Gong, Licheng Jiao, Xiangrong Zhang // *Neurocomputing*, Volume 72, Issues 1–3, 2008, Pages 149-161, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2007.12.041>

131. 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

132. 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>

133. Gao Sh. Revisiting Immunological Algorithms for Numerical Optimization / Shangce Gao, Yuki Todo, Beibei Chen, Jianhong Chai // *IC: International Journal of Immune Computation*. 2013. Vol.1. Pages 9-17

134. 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>

135. 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>

136. Zhang W., Zhang W.w., Yen G.G. & Jing H.L. “A cluster-based clonal selection algorithm for optimization in dynamic environment”, *Swarm and Evolutionary Computation*, 50 (2019): 100454, DOI: 10.1016/j.swevo.2018.10.005.

137. Zheldak T.A. The algorithm of artificial immune system simulation with Saaty selection operator and one-dimensional local search / T.A. Zheldak, V.V.

Slesarev & I.G. Gulina // *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*. 5 (2016): 149-156.

138. Зіборов І. К., Гібридний метод оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // *Інформаційні технології: теорія і практика – Праці 6-ї Всеукр. наук.-практ. конф., 2023 р., м. Харків, с. 36-40.*

139. 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>

140. W. Li, GG. Wang, & A.H. Gandomi “A Survey of Learning-Based Intelligent Optimization Algorithms”. *Arch Computat Methods Eng* (2021). DOI: 10.1007/s11831-021-09562-1.

141. Molga M., Smutnicki C. Test functions for optimization needs. 2005. [Електронний документ] Доступний за URL: <http://www.zsd.ict.pwr.wroc.pl/files/docs/functions.pdf>

142. 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* this link is disabled, 2021, 3106, pp. 82–95

143. Желдак Т.А., Зіборов І.К. Структура та функції інтегрованої СППР у процесах керування багатостадійним прокатним виробництвом”, *Сучасні інформаційні технології*, vol.1, pp. 49–56, 2023.

144. 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

145. Neumaier A. A comparison of complete global optimization solvers / A. Neumaier, O. Shcherbina, W. Huyer, T. Vinkó // *Mathematical Programming*. — 2005. — Vol. 103, No. 2. — P. 335–356.

146. Mongeau M. Comparison of public-domain software for black box global optimization / M. Mongeau, H. Karsenty, V. Rouzé, J. B. Hiriart-Urruty // Optimization Methods and Software. — 2000. — Vol. 13, No. 3. — P. 203–226.

147. Khompatraporn C. Comparative assessment of algorithms and software for global optimization / C. Khompatraporn, J. D. Pintér, Z. B. Zabinsky // Journal of Global Optimization. — 2005. — Vol. 31, No. 4. — P. 613–633.

148. PYPL popularity of programming language index / Електронний ресурс. Доступний за URL: <https://pypl.github.io/PYPL.html> .

149. Optimization and root finding (scipy.optimize) — scipy v1.5.4 reference guide / Електронний ресурс. Доступний за URL: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/optimize.html> .

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

151. Knuth D. The Art of Computer Programming. (2015). Vol. 4, Fascicle 6: Satisfiability. ISBN 978-0-134-39760-3.

152. Зіборов І.К., Желдак Т.А. Розробка інтелектуальної системи 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

153. Каталог продукції ПАТ «Інтерпайп–НТЗ» [Електронний документ] Доступний за URL: <https://interpipe.biz/media/catalogs>

154. Желдак, Т.А., Слесарев, В.В., & Воловенко, Д. . (2013). Застосування механізмів формування знань в складі інтелектуально спр оптимізації процесу розкислення сталі в конвертерному виробництві. Системні технології, (3), 29-39.

155. Цибульська О.В., Гаранжа Д.М. Структура інформаційної технології сертифікації готової прокатної продукції // Інформаційні технології: теорія і практика – Праці I(VII) Міжнар. наук.-практ.конф., 2024 р., м. Дніпро, с. 271-274.

156. Желдак Т.А. Експертна система статистичного контролю механічних властивостей прокатної продукції / Т.А. Желдак, Д.М. Гаранжа // Праці VII

міжнародної школи-семінару «Теорія прийняття рішень». – Ужгород, УжНУ, 2014. – с. 107-108.

157. Vallerio, M.; Hufkens, J.; Van Impe, J. & Logist, F. An interactive decision-support system for multi-objective optimization of nonlinear dynamic processes with uncertainty, *Expert Systems with Applications*, Volume 42, Issue 21, 2015, Pages 7710-7731, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.05.038>

158. Sarkar, D.; Modak, J. M. Pareto-optimal solutions for multi-objective optimization of fed-batch bioreactors using nondominated sorting genetic algorithm, *Chemical Engineering Science*, Volume 60, Issue 2, 2005, Pages 481-492, <https://doi.org/10.1016/j.ces.2004.07.130>

159. Bock, H.G. Plitt, K.J. A Multiple Shooting Algorithm for Direct Solution of Optimal Control Problems, *IFAC Proceedings Volumes*, Volume 17, Issue 2, 1984, Pages 1603-1608, ISSN 1474-6670, [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)61205-9](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)61205-9)

160. Biegler, L.T.; Cervantes, A.M.; Wächter, A. Advances in simultaneous strategies for dynamic process optimization, *Chemical Engineering Science*, Volume 57, Issue 4, 2002, Pages 575-593, [https://doi.org/10.1016/S0009-2509\(01\)00376-1](https://doi.org/10.1016/S0009-2509(01)00376-1)

161. Schmidt B. (2017) Optimizing an artificial immune system algorithm in support of flow-Based internet traffic classification / Brian Schmidt, Ala Al-Fuqaha, Ajay Gupta, Dionysios Kountanis // *Applied Soft Computing*, Volume 54, Pages 1-22, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.01.016>

ДОДАТОК А.**СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку фахових видань, затвердженого МОН України України:

1. 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>

2. Зіборов І.К. Інформаційні технології супроводу управлінських рішень в прокатному виробництві // «Системні технології». №3 (152). – 2024 – С. 44-56.

3. 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.

4. Желдак Т.А., Зіборов І.К. Структура та функції інтегрованої СППР у процесах керування багатоетапним прокатним виробництвом”, *Сучасні інформаційні технології*, vol.1, pp. 49–56, 2023.

5. Желдак, Т., Зіборов, І. Самонавчання підсистеми оператора конвертера в процесі рафінації сталі в складі СППР керування металургійним виробництвом. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 2022, 2, 32–40. doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2022-2-4> .

Статті у міжнародних виданнях та виданнях України, включених до наукометричних баз даних

6. 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*, 2021, 3106, pp. 82–95.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації

7. Желдак Т.А. Керування параметрами оптимізаційного алгоритму на основі моделювання штучної імунної системи / Т.А. Желдак, І.К. Зіборов // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ІТММ'2021: тези доповідей міжнародної науково-практичної конференції імені професора Михальова О.І. – Дніпро: НМетАУ, 2021. – с. 136-140. <https://doi.org/10.34185/1991-7848.itmm.2021.01.045>

8. Зіборов І.К. Адаптивний оператор стиснення популяції як запорука успішності еволюційних пошукових алгоритмів / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // «Наукова весна» 2022: мат. XII Всеукр. наук.-техн. конф., Дніпро, 23–24 травня 2022 року – Дніпро : НТУ «ДП», 2022 – с 161-162.

9. Желдак Т.А. Алгоритм роботи підсистеми розкроювання заготовок СППР керування багатоетапним прокатним виробництвом / Т.А. Желдак, І.К. Зіборов // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ІТММ'2023: тези доповідей міжн. Ннаук.-практ. конф. – Дніпро: УДУНТ, 2023. – с. 294 – 297. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2023.01.079

10. Зіборов І. К., Гібридний метод оптимізації на основі моделювання штучної імунної системи та рою часток / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // Інформаційні технології: теорія і практика – Праці 6-ї Всеукр. наук.-практ.конф., 2023 р., м. Харків, с. 36-40.

11. Зіборов І. К., Структура інформаційної технології супроводу управлінських рішень при шихтуванні плавки // Інформаційні технології: теорія і практика – Праці I(VII) Міжнар. наук.-практ.конф., 2024 р., м. Дніпро, с. 271-274.

12. Зіборов І. К., Застосування гібридного еволюційного методу на основі рою часток та моделювання штучної імунної системи в задачах оптимізації / І.К. Зіборов, Т.А. Желдак // Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні. ІТММ'2024: тези доповідей міжн. Наук.-практ. конф. – Дніпро: УДУНТ, 2024. – с. 453 – 459. DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.088

ДОДАТОК Б.
ДОКУМЕНТИ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ
ДОСЛІДЖЕНЬ

«ЗАТВЕРДЖЕНО»

Проректор з науково-педагогічної
роботи Національного технічного
університету «Дніпровська політехніка»

_____ Артем ПАВЛИЧЕНКО

« ____ » _____ 2024р.

АКТ

**про впровадження результатів дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня
доктора філософії в навчальний процес Національного технічного університету
«Дніпровська політехніка»**

Результати дисертаційної роботи Зіборова Іллі Кириловича «Еволюційний метод та інформаційна технологія супроводу прийняття рішень в сортопрокатному металургійному виробництві» використовується у Національному технічному університеті «Дніпровська політехніка» в навчальному процесі підготовки студентів за напрямками 124 «Системний аналіз» і 122 «Комп'ютерні» науки при викладанні наступних дисциплін:

- Еволюційні методи прийняття рішень в умовах невизначеності, розділи: «Метод рою часток», «Штучні імунні системи», «Гібридні алгоритми», «Адаптація еволюційних алгоритмів до умов задачі»;
- Інтелектуальний аналіз даних, розділи: «Препроцесинг вхідної інформації», «Пошукові агенти та самонавчання», «Еволюційні технології пошуку рішень» та «Прогнозування характеристик складних процесів та систем».

На основі дисертаційних досліджень підготовлено лекційні матеріали та розроблені завдання до індивідуальних практичних завдань.

Декан факультету інформаційних
технологій, к.т.н., доцент

Ірина УДОВИК

Зав. кафедрою Системного аналізу та
управління, к.т.н., доцент

Тимур ЖЕЛДАК



АКТ
 про впровадження результатів дослідження
 дисертації на здобуття наукового ступеня доктора філософії
 Зіборова Іллі Кириловича

Даний акт складено у тому, що в ТОВ «ІНТЕРПАЙП УКРАЇНА» прийнято до впровадження метод умовної оптимізації довільної функції у багатовимірному неперервному просторі, який втілює підходи рою часток та штучної імунної системи, запропонований в дисертаційному дослідженні Зіборова І.К. «Еволюційний метод та інформаційна технологія супроводу прийняття рішень в металургійному виробництві».

В основу запропонованого гібридного методу умовної оптимізації покладаються класичні кроки методу рою часток, 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. Автором також обґрунтовані параметри алгоритму методу при розв'язанні задач у дійсному просторі та розглянуті особливості реалізації запропонованого методу для розв'язання задач комбінаторної оптимізації у двійковому просторі.

Запропонований метод оптимізації дозволяє вирішувати широке коло задач, які передбачають багатоальтернативність та багатокритеріальність рішень. В діяльності ТОВ «ІНТЕРПАЙП УКРАЇНА» було застосовано алгоритм методу, запропонованого Зіборовим І.К. для розв'язання задач оптимізації технологічних процесів у металургійному виробництві. Зокрема, даний метод вбачається ефективним для розв'язання задач оптимального шихтування, оптимізації використання феросплавів у ливарному виробництві, а також при прогнозуванні механічних властивостей готової продукції.

Начальник УНДР

Швець О.В.

03.07.2024



АКТ
про впровадження результатів дослідження
дисертації на здобуття наукового ступеня доктора філософії
Зіборова Іллі Кириловича

Даний акт складено у тому, що в ТОВ «ІНТЕРПАЙП УКРАЇНА» прийнято до впровадження методика прогнозування потреби у феросплавах та механічних властивостей готової продукції в складі інформаційної технології, запропонованої в дисертаційному дослідженні Зіборова І.К. «Еволюційний метод та інформаційна технологія супроводу прийняття рішень в металургійному виробництві».

Запропонована методика використовує математичну модель відновлення залежностей керуючих функцій розкислення та стану об'єкта управління (механічні властивості готової продукції) від хімічного складу розпеченої сталі в на етапі розливки. Відмінність запропонованої моделі від відомих аналогів полягає у використанні в регресійних моделях від'ємних ступенів предикторів, що дозволило не лише значно підвищити фізичну відповідність моделей сутності процесів, а й створити новий тип предикторів, а саме відношення параметрів, що описують фізичні характеристики процесу.

Практична перевірка викладеного підходу до побудови апроксимуючої функції з використанням від'ємних ступенів у поліномах апроксимаційної функції показала, що його застосування дозволяє у 2–3 рази зменшити кількість коефіцієнтів, що відновлюються, при цьому середньоквадратична помилка апроксимації зменшується у 1,5–2,5 рази.

Начальник УНДР

Швец О.В.

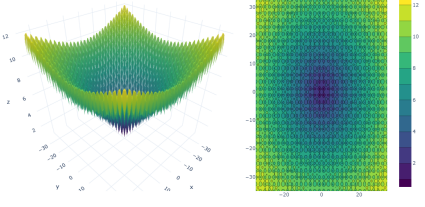
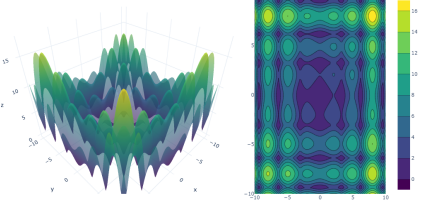
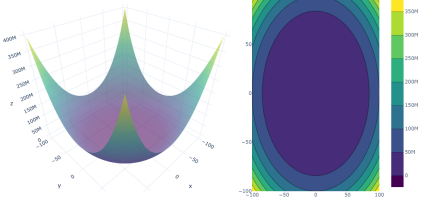
03.07.2024

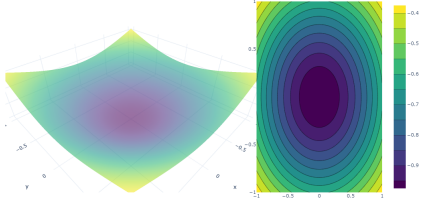
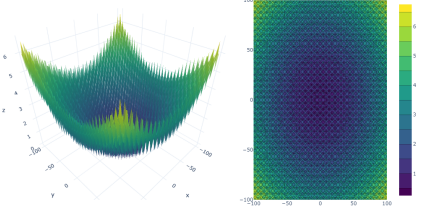
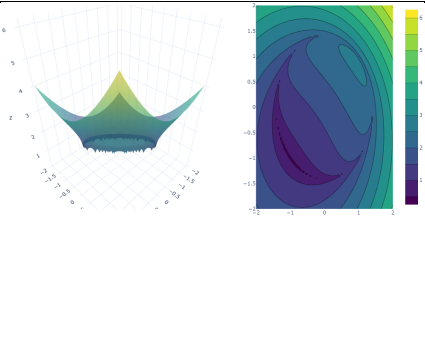
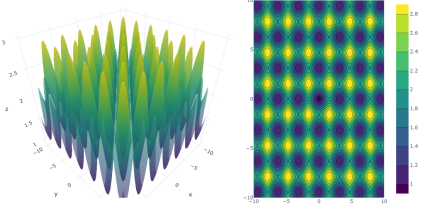
АКТ 1
Впровадження «Метінвест»
(відсканувати і вставити)

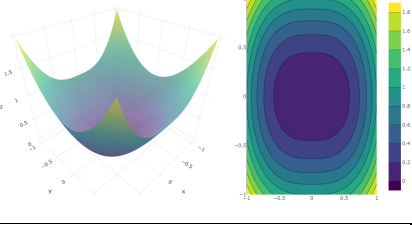
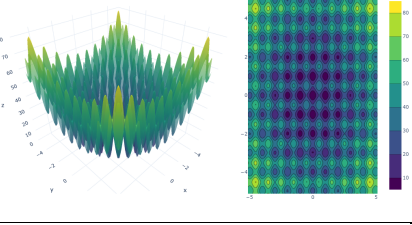
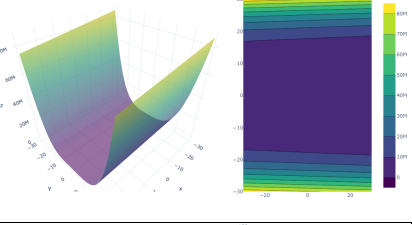
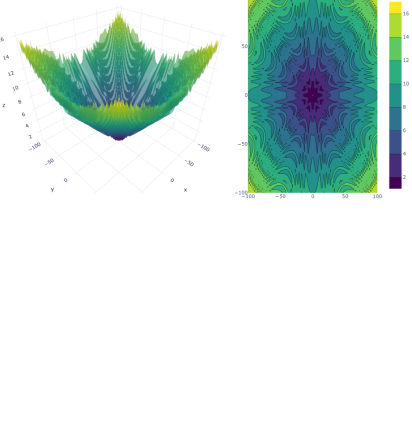
АКТ 2
Впровадження «Метінвест»
(відсканувати і вставити)

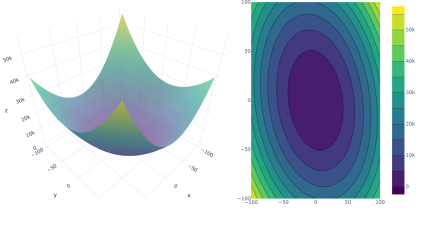
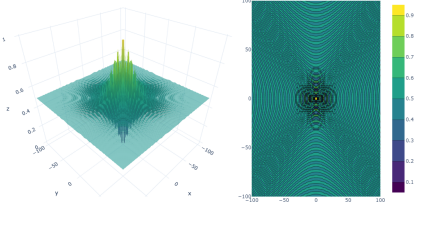
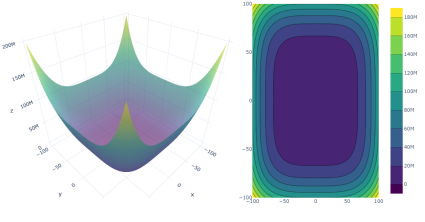
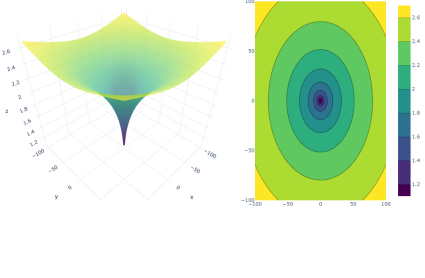
ДОДАТОК В
Опис тестових функцій алгоритму NIPSO

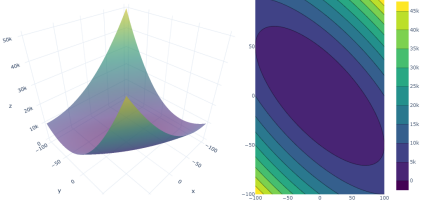
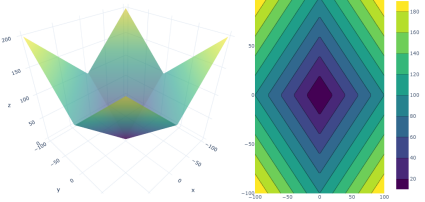
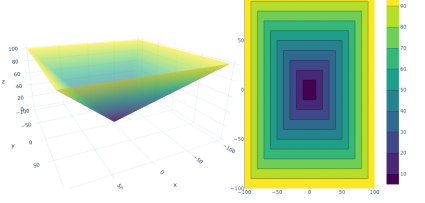
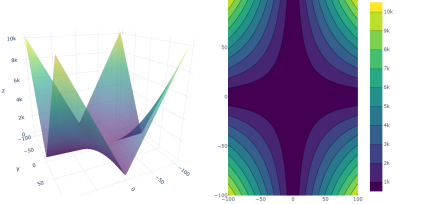
Таблиця В.1 – Тестові функції, використані для порівняльних експериментів

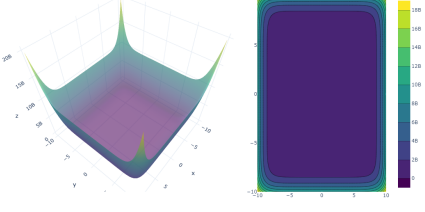
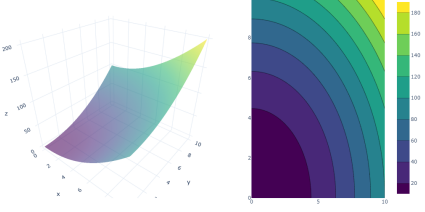
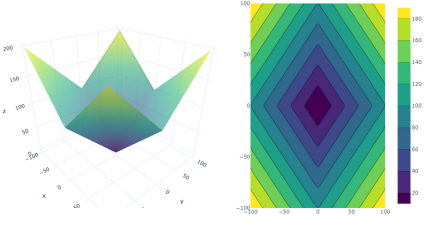
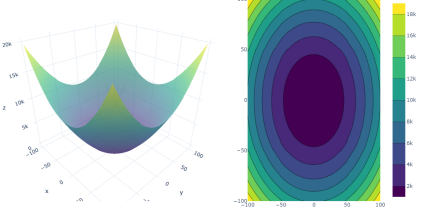
№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
1.	Еклі	$f(x) = -20e^{-0.02\sqrt{D^{-1}\sum_{i=1}^D x_i^2}} - e^{D^{-1}\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)} + 20 + e$ $-35 \leq x_i \leq 35,$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0.$
2.	Alpine 1	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $ $-10 \leq x_i \leq 10,$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
3.	Чунга-Рейнольдса	$f(\mathbf{x}) = \left(\sum_{i=1}^D x_i^2 \right)^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$

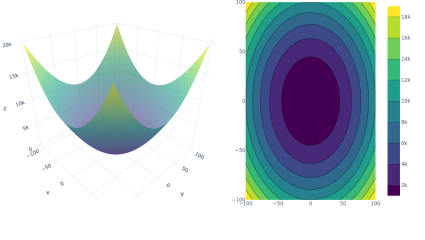
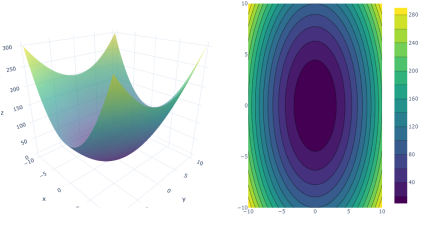
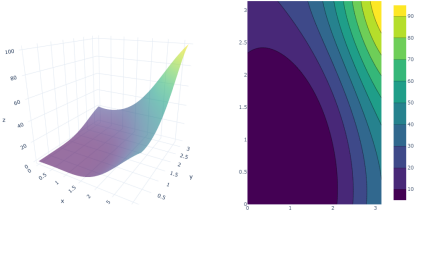
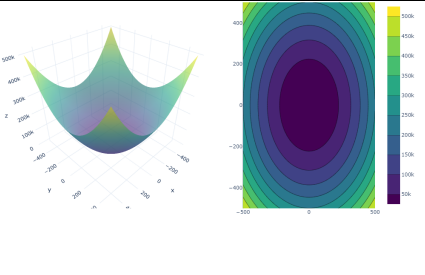
№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
4.	Експоненціальна	$f(\mathbf{x}) = -\exp\left(-0.5 \sum_{i=1}^D x_i^2\right)$ $-1 \leq x_i \leq 1$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 1$
5.	Гриванка	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
6.	Функція щасливого кота	$f(\mathbf{x}) = [(\ \mathbf{x}\ ^2 - n)^2]^\alpha$ $+ \frac{1}{n} \left(\frac{1}{2} \ \mathbf{x}\ ^2 + \sum_{i=1}^D x_i \right)$ $-2 \leq x_i \leq 2,$ $\alpha - \text{дійсний параметр}$		$x^* = (-1, \dots, -1),$ $f(x^*) = -0.5$
7.	Періодична функція	$f(\mathbf{x}) = 1 + \sum_{i=1}^D \sin^2(x_i) - 0.1e^{(\sum_{i=1}^D x_i^2)}$ $-10 \leq x_i \leq 10$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0.9$

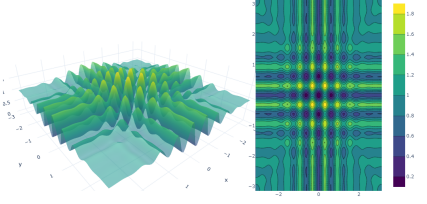
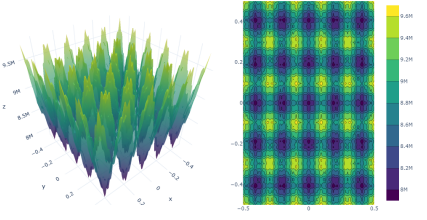
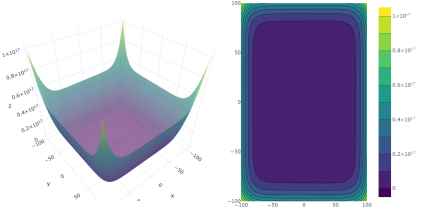
№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
8.	Сума Пауелла	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D x_i ^{i+1}$ $-10 \leq x_i \leq 10.$		$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0),$ $f(\mathbf{x}^*) = 0$
9.	Растрігіна	$f(x, y) = 10D + \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$ $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$		$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0),$ $f(\mathbf{x}^*) = 0$
10.	Розенброка	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{D-1} \left[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2 \right]$ $-30 \leq x_i \leq 30$		$\mathbf{x}^* = (1, \dots, 1),$ $f(\mathbf{x}^*) = 0$
11.	Саломона	$f(\mathbf{x}) = 1 - \cos \left(2\pi \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2} \right)$ $+ 0.1 \sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$\mathbf{x}^* = (0, \dots, 0),$ $f(\mathbf{x}^*) = 0.$

№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
12.	Саргана	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D D \left(x_i^2 + 0.4 \sum_{j \neq i} x_i x_j \right)$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
13.	Шаффера F6	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_i^2 + x_{i+1}^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_i^2 + x_{i+1}^2)]^2}$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
14.	Шумера-Штайгліца	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^4,$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
15.	Швефеля 1	$f(x) = \left(\sum_{i=1}^D x_i^2 \right)^\alpha$ $-100 \leq x_i \leq 100,$ $\alpha \geq 0 - \text{дійсний параметр}$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$

№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
16.	Швефеля 1.2	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
17.	Швефеля 2.20	$f(x) = -\sum_{i=1}^D x_i $ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
18.	Швефеля 2.21	$f(x) = \max_{1 \leq i \leq D} x_i $ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
19.	Швефеля 2.22	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i ,$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$

№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
20.	Швефеля 2.23	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^4$ $-10 \leq x_i \leq 10$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
21.	Сферична	$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$ $0 \leq x_i \leq 10$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
22.	Крокова	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D (x_i)$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
23.	Крокова1	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D ([x_i + 0.5])^2$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = \left(\frac{1}{2}, \dots, \frac{1}{2}\right)$ $f(x^*) = 0$

№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
24.	Крокова2	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D (x_i^2)$ $-100 \leq x_i \leq 100$		$x^* = (0, \dots, 0), f(x^*) = 0$
25.	Підсумованих квадратів	$f(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$ $-10 \leq x_i \leq 10$		$x^* = (0, \dots, 0), f(x^*) = 0$
26.	Тригонометрична 1	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D \left[D - \sum_{j=1}^D \cos x_j + i(1 - \cos(x_i) - \sin(x_i)) \right]^2$ $0 \leq x_i \leq \pi$		$x^* = (0, \dots, 0), f(x^*) = 0$
27.	Тригонометрична 2	$f(x) = 1 + \sum_{i=1}^D 8 \sin^2[7(x_i - 0.9)^2] + 6 \sin^2[14(x_1 - 0.9)^2] + (x_i - 0.9)^2$ $-500 \leq x_i \leq 500$		$x^* = (0.9, \dots, 0.9), f(x^*) = 1$

№ з/п	Назва функції за [144]	Математичка модель	Вигляд у 3D та контурна мапа	Відомий глобальний оптимум
28.	W-функція синусоїди	$f(\mathbf{x}) = 1 - \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(kx_i) e^{\frac{-x_i^2}{2}}$ $-\pi \leq x_i \leq \pi$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
29.	Вейерштрасса	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D \left[\sum_{k=0}^{kmax} a^k \times \cos(2\pi b^k(x_i + 0.5)) - \sum_{k=0}^{kmax} a^k \cos(\pi b^k) \right]$ $-0.5 \leq x_i \leq 0.5$		$x^* = (0, \dots, 0),$ $f(x^*) = 0$
30.	Вітлі	$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \left[\frac{(100(x_i^2 - x_j)^2 + (1 - x_j)^2)^2}{4000} - \cos(100(x_i^2 - x_j)^2 + (1 - x_j)^2 + 1) \right]$		$x^* = (1, \dots, 1),$ $f(x^*) = 0$