

## ОПТИМІЗАЦІЯ КИСНЕВО-КОНВЕРТЕРНОГО ПРОЦЕСУ ЗАСОБАМИ АЛГОРИТМІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Жульковський О.О.<sup>1</sup>, Вохмянін Г.Я.<sup>1</sup>, Жульковська І.І.<sup>2</sup>, Пантейков С.П.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Дніпровський державний технічний університет, Кам'янське, Україна

<sup>2</sup>Університет митної справи та фінансів, Дніпро, Україна

**Анотація.** Традиційні методи оптимізації киснево-конвертерного процесу виробництва сталі базуються на досвіді та емпіричних правилах, але не завжди досягають максимальної ефективності. В рамках концепції Індустрії 4.0 застосування алгоритмів машинного навчання стає перспективним для оптимізації виробничих процесів. Вони дозволяють аналізувати великі обсяги даних, зібрані за допомогою безлічі різноманітних датчиків, які функціонують під час промислового процесу, і знаходити складні взаємозв'язки між параметрами для досягнення найкращих результатів. Створені моделі можуть працювати автоматично, аналізуючи дані в режимі реального часу і реагуючи на зміни у процесі. Використання алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити точність результатів і якість виробництва сталі шляхом оптимізації киснево-конвертерного процесу з урахуванням великої кількості параметрів та взаємозв'язків між ними.

**Ключові слова:** машинне навчання, BOF process, steelmaking, Індустрія 4.0, нейронні моделі.

Металургійна промисловість відстає від інших секторів економіки у застосуванні можливостей штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI). Лише 5-10% металургійних компаній прагнуть досягти високих результатів інвестування в основні напрями застосування AI, а саме прогнозування процесів, оптимізація параметрів, моніторинг та діагностика, автоматизація керування [1]. Для забезпечення надійності та злагодженості роботи металургійного обладнання увага акцентується на управлінні безперервними виробничими процесами. Тут відповідні алгоритми використовуються для підвищення ефективності та якості виробництва сталі, знижуючи витрати та ризики помилок, шляхом проведення аналізу накопичених даних.

Оптимізація киснево-конвертерного процесу (ККП), як найбільш прогресивного способу виробництва сталі, спрямована на забезпечення більш високих показників якості продукції, ефективного використання ресурсів і

зменшення витрат на виробництво. Традиційно оптимізація ККП здійснюється на основі раніше отриманого досвіду та емпіричних правил, що не завжди дозволяє досягти максимальної ефективності та якості готового продукту. Велика увага приділяється тут впровадженню інновацій у процес ККП. Зокрема, розвиток комп'ютерного моделювання дозволяє більш точно прогнозувати перебіг металургійних реакцій та оптимізувати параметри процесу [2, 3]. Використання AI і алгоритмів машинного навчання відкриває нові можливості для автоматизації й підвищення продуктивності сталеплавильних агрегатів. Поступово традиційні методи оптимізації поступаються місцем більш сучасним підходам, сприяючи підвищенню конкурентоспроможності на світовому ринку.

Ефективне управління сучасним металургійним виробництвом передбачає постійний контроль за технологічними процесами. Для цього потрібні системи MES (Manufacturing Execution System) та SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), які дозволяють вирішувати різноманітні виробничі завдання, надаючи необхідну інформацію та рекомендації для управління процесами та обладнанням [4]. Промислові процеси широко використовують безліч різноманітних датчиків, генеруючи великі обсяги даних. Одна з цілей концепції Індустрії 4.0 – застосування методів обробки даних для оптимізації подібних процесів. З'являється можливість більш точного моделювання процесу та його оптимізації на основі аналізу великих обсягів даних.

Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати багатовимірні та складні дані, які характеризують процеси, що протікають у кисневих конвертерах. За рахунок цього автоматичним чином визначаються складні взаємозв'язки між параметрами та оптимальні умови для досягнення бажаного результату. Процес оптимізації засобами алгоритмів машинного навчання здійснюється у декілька етапів. Першим є збір інформації про характеристики розплаву та основні технологічні параметри ККП. Далі зібрані дані аналізуються та готуються для навчання певної моделі. Другим етапом є вибір відповідної моделі машинного навчання. Серед існуючих виділяють

різноманітні види регресійних моделей та нейронних мереж. Наступним етапом проводиться навчання обраної моделі на раніше зібраних та підготовлених даних разом із налаштуванням параметрів навчального набору даних з метою мінімізації помилки передбачення. Після завершення етапу навчання моделі необхідно провести її валідацію на окремому тестовому наборі даних для здійснення оцінки точності та здатності до узагальнення на нові дані. Завершальним етапом є використання навченої моделі для оптимізації ККП у різноманітних задачах, наприклад, у прогнозуванні оптимальних параметрів процесу для досягнення заданих цілей, таких як мінімізація вмісту домішок, підвищення продуктивності, поліпшення якості продукції тощо.

Враховуючи велику кількість параметрів та взаємозв'язків між ними у ККП, моделі машинного навчання можуть досягати точніших результатів, ніж традиційні емпіричні методи [2]. Окрім цього, алгоритми машинного навчання можуть працювати автономним чином, швидко аналізуючи дані та реагуючи на умови, що змінюються з часом, проводячи при цьому оптимізацію в режимі реального часу. Це передумови для виявлення прихованих закономірностей, які допомагають краще зрозуміти фізичні процеси, що відбуваються у кисневих конвертерах. В цьому контексті, коли умови перебігу процесів не завжди є постійними, використання моделей машинного навчання є доцільним, оскільки вони мають здатність адаптуватися до змінних умов навколишнього середовища та виробничого процесу. Вони автоматично коригують власні прогнози та рекомендації, враховуючи при цьому нові дані та умови, які з'являються у процесі виробництва. Ці фактори забезпечують стабільну якість продукції навіть при непередбачуваних змінах. Прогнозування відбувається на основі складних взаємозв'язків між різними параметрами процесу, які не завжди можуть бути виявлені людиною. Модель може автоматично виявляти неочевидні залежності між температурою, складом розплаву, продуктивністю конвертера, що дозволяє приймати оптимальні рішення для підтримання високої ефективності виробництва.

На прикладі ККП доцільно використовувати алгоритм машинного навчання на основі даних для прогнозування кінцевої температури та концентрації хімічних елементів – фосфору, марганцю, сірки та вуглецю в розплаві. Цей підхід заснований на двох наборах даних. Перший набір містить статистичні ознаки, а другий охоплює часові ряди даних, які забезпечують більш точну оцінку кінцевої точки і дозволяють додатково налаштовувати, за необхідності, параметри процесу. Для обох підходів використовується модельний відбір ознак для фільтрації найбільш значущої інформації. Отримані результати порівнюються з метою отримання оцінки додаткової цінності включення аналізу часових рядів на продуктивність процесу ККП.

Таким чином, разом із розробленням інформаційно-моделюючих систем прогнозування стійкості металургійного обладнання на основі комп'ютерного моделювання процесів складного теплообміну у ККП, що є предметом наукових досягнень [5] авторів даної роботи, алгоритми машинного навчання можуть використовуватися для оптимізації ККП з метою підвищення його ефективності та якості конвертерної сталі.

#### **ЛІТЕРАТУРА**

1. Як штучний інтелект застосовують у металургії. URL: <https://gmk.center/ua/opinion/yak-shtuchnij-intelekt-zastosovujut-u-metallurgii> (дата звернення: 20.03.2024).
2. Liu L. End-point Static Prediction of Basic Oxygen Furnace (BOF) Steelmaking Based on INPSVR and WOA / L. Liu, P. Li, M. Chu // 2021 33rd Chin. Control Decis. Conf. (CCDC). – 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/ccdc52312.2021.9601393>
3. Liu C. A Novel Dynamic Operation Optimization Method Based on Multiobjective Deep Reinforcement Learning for Steelmaking Process / C. Lui, L. Tang, C. Zhao // IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst. – 2023. – P. 1 – 15. DOI: <https://doi.org/10.1109/tnnls.2023.3244945>
4. MES vs SCADA in Industry 4.0. URL: <https://nexusintegra.io/mes-vs-scada> (дата звернення: 20.03.2024).
5. Zhulkovskii O. A. Information-modeling forecasting system for thermal mode of top converter lance / O. A. Zhulkovskii, S. P. Panteikov, I. I. Zhulkovskaya // Steel in Translation. – 2022. – Vol.52. – № 5. – P. 495 – 502. DOI: <https://doi.org/10.3103/S0967091222050138>

## OPTIMISATION OF THE BOF PROCESS USING MACHINE LEARNING ALGORITHMS

Oleg Zhulkovskiy, Hlib Vokhmianin, Inna Zhulkovska, Serhii Panteikov

**Abstract.** *Traditional methods for optimising the BOF process in steelmaking are based on experience and rules of thumb, but do not always achieve maximum efficiency. As part of the Industry 4.0 concept, the use of machine learning algorithms is becoming a promising way to optimise production processes. They allow you to analyse large amounts of data collected by a variety of different sensors that operate during an industrial process and find complex relationships between parameters to achieve the best results. The created models can work automatically, analysing data in real time and responding to changes in the process. The use of machine learning algorithms can improve the accuracy of results and the quality of steel production by optimising the BOF process with a large number of parameters and their interrelationships.*

**Keywords:** *machine learning, BOF process, steelmaking, Industry 4.0, neural models.*

### REFERENCE

1. Yak shtuchnyi intelekt zastosovuiut u metalurhii. URL: <https://gmk.center/ua/opinion/yak-shtuchnij-intelekt-zastosovujut-u-metalurgii> (date of access: 20.03.2024).
2. Liu L. End-point Static Prediction of Basic Oxygen Furnace (BOF) Steelmaking Based on INPSVR and WOA / L. Liu, P. Li, M. Chu // 2021 33rd Chin. Control Decis. Conf. (CCDC). – 2021. DOI: <https://doi.org/10.1109/ccdc52312.2021.9601393>
3. Liu C. A Novel Dynamic Operation Optimization Method Based on Multiobjective Deep Reinforcement Learning for Steelmaking Process / C. Lui, L. Tang, C. Zhao // IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst. – 2023. – P. 1 – 15.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/tnnls.2023.3244945>
4. MES vs SCADA in Industry 4.0. URL: <https://nexusintegra.io/mes-vs-scada> (date of access: 20.03.2024).
5. Zhulkovskii O. A. Information-modeling forecasting system for thermal mode of top converter lance / O. A. Zhulkovskii, S. P. Panteikov, I. I. Zhulkovskaya // Steel in Translation. – 2022. – Vol.52. – № 5. – P. 495 – 502. DOI: <https://doi.org/10.3103/S0967091222050138>