

О.О. Шапуров, д-р. екон. наук, проф. (ЗНУ, Запоріжжя)

А.В. Афанас'єва, здоб. ОС «магістр» (ЗНУ, Запоріжжя)

Ю.В. Муратов, здоб. ОС «магістр» (ЗНУ, Запоріжжя)

РОЗВИТОК СУЧАСНИХ ІННОВАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ В МЕТАЛУРГІЙНИХ ПРОЦЕСАХ

Впровадження інноваційних рішень на основі штучного інтелекту почалося понад два десятиліття тому. Саме тоді зародилося комплексне управління процесами в реальному часі, що стало передвісником Індустрії 4.0. Наприклад, у 1990-х роках було розроблено прототип ШІ-системи для контролю та управління доменною піччю [1]. У цей період також були спроби застосування штучних нейронних мереж для моделювання процесів відновлення свинцю і цинку з промислового димового пилу, а також для синтезу цинку на установках переробки та відновлення вторинного алюмінію [2]. Перші приклади застосування штучних нейронних мереж стосувалися управління нагрівальними печами в сталеливарній галузі [3]. Паралельно, металурги почали застосовувати машинне навчання (ML) для аналізу механічних властивостей продуктів [4]. На початку 2000-х років почалося промислове використання автоматичних систем контролю поверхні (ASIS) на основі штучних нейронних мереж для класифікації дефектів. Сталеливарна промисловість, будучи лідером у цьому процесі, незабаром залучила до таких інновацій і інші галузі.

Основні напрями досліджень в металургійній галузі включають такі складові: безперервний онлайн моніторинг жорстких процесів; моніторинг форми та якості поверхні виробів; технічне обслуговування металургійного обладнання; оптимізація властивостей матеріалів та проектування матеріалів; екологічна стійкість.

Безперервний онлайн моніторинг жорстких процесів (наприклад, печі для плавлення, рафінування або повторного нагрівання). Машинне навчання має фундаментальне значення особливо для розробки софт-сенсорів, які надзвичайно актуальні для застосувань, де умови навколишнього середовища ускладнюють застосування звичайних датчиків, що є досить поширеною ситуацією в секторі металу. Нещодавні зразкові роботи з м'яких датчиків на основі ML у сталевій галузі стосуються висоти спінювання шлаку в електродуговій печі (EAF) [5], кількості та складу шлаку EAF [6], хімічної характеристики розплаву в кінцевій точці в конвертері [7].

Моніторинг форми та якості поверхні тепер стає все більш надійним, потужним та універсальним завдяки застосуванню машинного навчання та DL для обробки зображень. Дефекти форми часто відстежуються за допомогою профілометрів та інших вимірювальних систем, необроблені дані яких використовуються для побудови 2D-карт і обробляються для вилучення відповідних ознак. ML ефективно підтримує такий аналіз, як для дефектів

плоскості в гарячекатаних сталевих смугах [8] так і для дефектів овальної форми при радіально-осьовому кільцевому прокаті [9].

У нещодавньому дослідженні [10] розглядається остання еволюція таких понять, як електронне обслуговування та інтелектуальне технічне обслуговування, з урахуванням розвитку розумного обслуговування та обслуговування 4.0, а також акцентується увага на сталеливарній промисловості. У науковій літературі наводиться все більше прикладів практичного застосування штучного інтелекту до обслуговування металургійного обладнання, таких як аналіз сталеливарного заводу [11]. та діагностика несправностей у виробництві алюмінію [12].

Підходи машинного навчання все частіше застосовуються для прогнозування властивостей матеріалів завдяки їх здатності виводити складні нелінійні зв'язки з даних без (або з обмеженою) попередньою інформацією, заповнюючи існуючі прогалини в знаннях про механізми, що зв'язують, наприклад, хімічний склад матеріалу і змінні процесу з властивостями напівфабрикатів або кінцевих продуктів. В даний час спостерігається швидкий розвиток міждисциплінарної дослідницької галузі матеріалознавчої інформатики, яка лежить між матеріалознавством і наукою про дані і розширює можливості відкриття, розробки матеріалів за допомогою ML та DL [13]. Аналіз, опублікований у [14], визначає, серед іншого, поведінку деформацій і руйнувань металів і сплавів, а також пов'язані з ними розробки як відповідне застосування матеріалознавчої інформатики.

Металургійна галузь має підвищувати свою стійкість, спираючись на економічні, екологічні та соціальні аспекти, які відображені в Цілях сталого розвитку (ЦСР) на 2030 рік, ухвалених усіма країнами-членами в 2015 році в рамках Порядку денного сталого розвитку. З огляду на це, у 2020 році Європейський Союз запустив Європейський зелений курс – комплекс ініціатив, спрямованих на досягнення кліматичної нейтральності ЄС до 2050 року. Штучний інтелект разом із цифровими технологіями вважаються потужними засобами для зменшення впливу на довкілля, впровадження чистих виробничих процесів, підвищення енергоефективності, ефективного використання ресурсів, а також для реалізації рішень циркулярної економіки (CE) та промислового симбіозу (IS). Сучасні дослідження [15] підтверджують, що застосування штучного інтелекту, у поєднанні з концепціями Індустрії 4.0, сприяє підвищенню ефективності використання ресурсів, енергії та матеріалів у промисловості.

Постійно зростаюче використання штучного інтелекту та машинного навчання в науці та технології металу було проаналізовано на практичних прикладах, а також обговорено деякі пов'язані з цим відповідні проблеми та можливості. Майбутні розробки повинні враховувати як технологічні, так і нетехнологічні бар'єри на шляху до повного та прибуткового впровадження штучного інтелекту в металургійному секторі. Це передбачає значні інвестиції не лише в обладнання та технології, а й у «людський капітал» з точки зору підвищення кваліфікації та ініціатив щодо залучення молодих талантів до цього сектору, що є фундаментальним для прогресу громадянського суспільства.

Інформаційні джерела

1. Tamura, N., Matsuda, K., Konishi, M., Takami, M., Kadoguchi, K. (1991) Application of artificial intelligence to operation control of blast furnace, IFAC Symp. Series, Proc. Triennial World Congress, 4, 63-68.
2. Aldrich, C., Van Deventer, J.S.J., Reuter, M.A. (1994) The application of neural nets in the metallurgical industry, *Minerals Engineering*, 7 (5-6), 793-809.
3. Kim, Y.I., Moon, K.C., Kang, B.S., Han, C., Chang, K.S. (1998) Application of neural network to the supervisory control of a reheating furnace in the steel industry, *Control Engineering Practice*, 6 (8), 1009-1014.
4. Mukherjee, A., Schmauder, S., Rühle, M. (1995), Artificial neural networks for the prediction of mechanical behavior of metal matrix composites, *Acta Metallurgica Et Materialia*, 43 (11), 4083-4091.
5. Son, K., Lee, J., Hwang, H., Jeon, W., Yang, H., Sohn, I., Kim, Y., Um, H. (2021) Slag foaming estimation in the electric arc furnace using machine learning based long short-term memory networks, *J. Mat. Res. Tech.*, 12, 555-568.
6. Murua, M., Boto, F., Anglada, E., Cabero, J.M., Fernandez, L. (2020) A slag prediction model in an electric arc furnace process for special steel production, (2020) *Procedia Manufacturing*, 54, 178-183.
7. Chang, S., Zhao, C., Li, Y., Zhou, M., Fu, C., Qiao, H. (2021) Multi-channel graph convolutional network based end-point element composition prediction of converter steelmaking, *IFAC-PapersOnLine*, 54 (3), 152-157.
8. Vannocci, M., Ritacco, A., Castellano, A., Galli, F., Vannucci, M., Iannino, V., Colla, V. (2019) Flatness Defect Detection and Classification in Hot Rolled Steel Strips Using Convolutional Neural Networks, *Lecture Notes in Computer Science*, 11507 LNCS, 220-234.
9. Fahle, S., Glaser, T., Kneißler, A., Kuhlenkötter, B. (2021). Improving quality prediction in radial-axial ring rolling using a semi-supervised approach and generative adversarial networks for synthetic data generation, *Production Engineering*.
10. Macchi, M., Roda, I., Fumagalli, L. (2020) On the focal concepts of Maintenance in the Digital era, *IFAC-PapersOnLine*, 53 (3), 84-89.
11. Sahu, A., Chahar, R., Olivar, S., Balasubramanian, R., Gupta, A., Ahn, H. (2021) Building a scalable intelligent system to advise predictive maintenance operations in a steel mill, *AISTech - Iron & Steel Tech. Conf.*, 1156-1163.
12. Kolokas, N., Vafeiadis, T., Ioannidis, D., Tzovaras, D. (2020) A generic fault prognostics algorithm for manufacturing industries using unsupervised machine learning classifiers, *Simulation Modelling Practice & Theory*, 103.
13. Isayev, O.; Tropsha, A.; Curtarolo, S. (2019) *Materials Informatics: Methods, Tools, and Applications*; John Wiley & Sons: Hoboken, NJ, USA.
14. Reyes, K.G.; Maruyama, B. (2019) The machine learning revolution in materials?, *MRS Bulletin*, 44 (7), 530-537.
15. Gailhofer, P., Herold, A., Schemmel, J.P., Scherf, C.-S., Urrutia, C., Köhler, A.R., Braungardt, S. (2021), The role of Artificial Intelligence in the European Green Deal, European Parliament, available at [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/662906/IPOL_STU\(2021\)662906_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/662906/IPOL_STU(2021)662906_EN.pdf)