

**МУЛЬТИАГЕНТНА АРХІТЕКТУРА М’ЯКИХ СЕНСОРІВ НА БАЗІ
ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОАКТИВНОГО УПРАВЛІННЯ
ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЮ РУДОВІДНОВЛЮВАЛЬНИХ ПЕЧЕЙ**

***Анотація.** Актуальність дослідження зумовлена високою енергоємністю виробництва феросплавів та обмеженими можливостями прямого моніторингу внутрішніх параметрів ванни рудовідновлювальних печей (РВП/SAF), що ускладнює ефективне управління технологічним процесом. Проблема полягає у домінуванні реактивних підходів до управління, які не забезпечують своєчасного реагування на зміну стану системи. Метою роботи є розроблення концепції інтелектуальної системи управління на основі мультиагентної архітектури з використанням «м’яких сенсорів». У дослідженні застосовано методи глибокого навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі (LSTM/GRU), фізико-інформовані нейронні мережі (PINN) та підходи мультиагентної координації. У результаті запропоновано структуру системи, що включає спеціалізованих агентів за напрямками енергоефективності, технологічної безпеки та контролю хімічного складу, взаємодія яких забезпечується агентом-оркестратором. Отримані результати свідчать про можливість переходу до проактивного управління з горизонтом прогнозування 1–3 години, що дозволяє знизити питомі витрати електроенергії та підвищити безпеку функціонування печі. Встановлено, що інтеграція мультиагентного підходу та гібридних нейромережових моделей забезпечує підвищення точності прогнозування та стабільності технологічного процесу.*

***Ключові слова:** енергетична оптимізація, предиктивна аналітика, фізико-інформоване моделювання, часові ряди, цифровий двійник, інтерпретованість моделей, промислові процеси, адаптивне управління.*

Постановка проблеми. Сучасна електрометалургія перебуває на етапі глобальної цифрової трансформації, зумовленої необхідністю підвищення енергоефективності та зниження вуглецевого сліду. Виробництво феросплавів

у рудовідновлювальних печах (РВП) є одним із найбільш енергомістких процесів, де вартість електроенергії становить від 40% до 70% собівартості готової продукції. У цих умовах перехід від традиційних методів автоматизації до інтелектуальних систем управління стає не просто технологічною перевагою, а економічною необхідністю.

Головною проблемою управління РВП є природа самого агрегату як «чорної скриньки». Екстремально високі температури (до 2000°C), агресивне хімічне середовище та складність фізико-хімічних перетворень унеможливають установку датчиків прямого вимірювання температури та складу розплаву безпосередньо в зоні реакції. Наявні системи АСУ ТП, як правило, спираються на непрямі електричні параметри та досвід операторів, що призводить до реактивного стилю управління – виправлення відхилень, які вже виникли.

Висока інерційність процесу (від кількох годин до доби) вимагає впровадження проактивних стратегій. Основна мета даного дослідження полягає у відході від використання поодиноких ізольованих нейромережових моделей на користь мультиагентної архітектури (Multi-Agent System, MAS). Такий підхід дозволяє декомпонувати складний металургійний процес на функціональні області відповідальності, де кожен агент (енергетичний, термічний, технологічний та фізико-хімічний) фокусується на своєму домені даних.

Центральним елементом запропонованої архітектури є «м'які сенсори» (Soft Sensors). На відміну від фізичних датчиків, вони являють собою програмні алгоритми, які в режимі реального часу синтезують потік даних АСУ ТП та лабораторних аналізів для предиктивного моделювання ключових показників, таких як температура випуску та стан гарнісажу.

Інтеграція цих сенсорів у мультиагентне середовище під управлінням агента-оркестратора дозволяє створити систему підтримки прийняття рішень, здатну передбачати стан ванни з горизонтом у 1,5–3 години, забезпечуючи стабільність плавки та мінімізацію енергетичних втрат.

Загальна дворівнева архітектура розробленої мультиагентної системи, що інтегрує рівень збору даних та рівень інтелектуального аналізу, представлена на рис. 1.

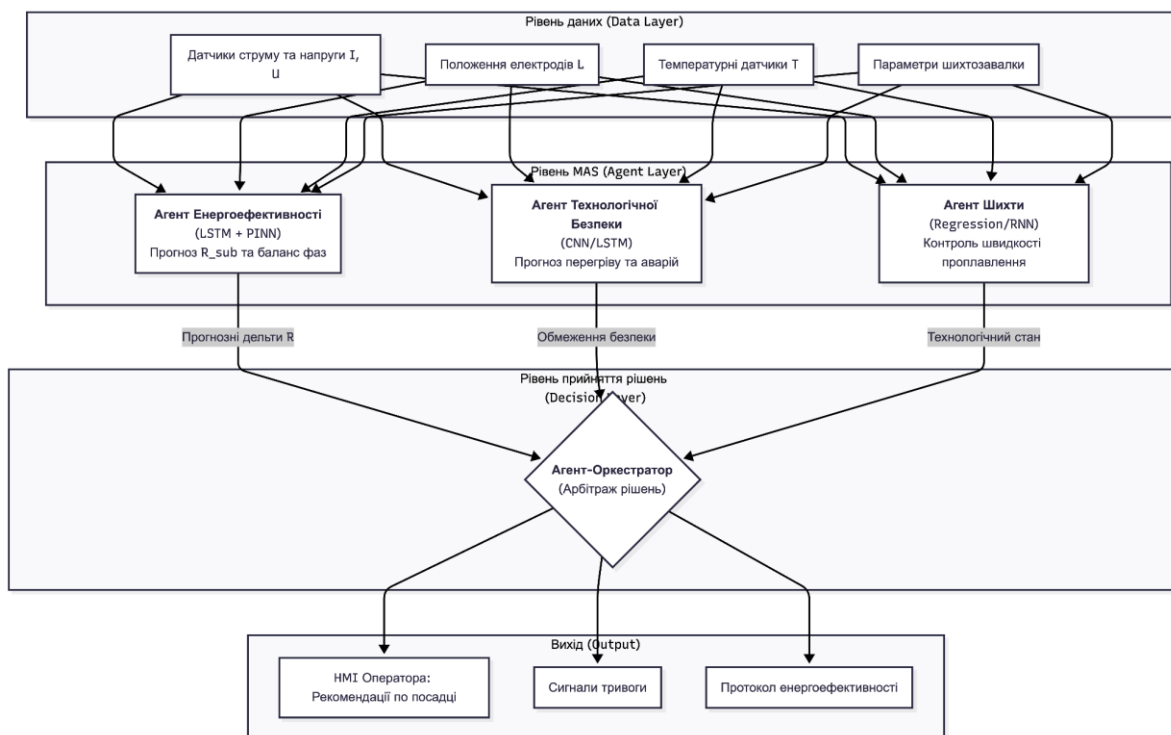


Рисунок - 1. Ієрархічна структура мультиагентної системи управління РВП.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз світової практики та сучасних наукових публікацій у галузі автоматизації рудовідновлювальних печей – SAF – свідчить про поступову еволюцію інтелектуальних систем управління від жорстко детермінованих підходів до гнучких гібридних моделей, що інтегрують дані та фізичні закономірності процесу. На початковому етапі формування інтелектуального управління домінували експертні системи, зокрема рішення типу FurnStar, які забезпечували стабілізацію технологічних режимів на основі формалізації металургійного досвіду операторів [1]. Незважаючи на їх ефективність у типових умовах, ключовим обмеженням таких систем залишалася залежність від жорстко заданих правил, що істотно знижувало їх адаптивність до змін складу шихти, електричних параметрів та геометрії ванни.

Подальший розвиток був пов'язаний із впровадженням методів глибокого навчання та концепції «м'яких сенсорів», що дозволило перейти до оброблення складних нелінійних залежностей у технологічних процесах. Використання просторово-часових згорткових мереж забезпечило підвищення точності

моніторингу теплових полів, тоді як рекурентні архітектури, зокрема LSTM, продемонстрували високу ефективність у моделюванні часової динаміки стану футерування та інших інерційних характеристик процесу [2–4]. Водночас характерною проблемою цього етапу залишалася непрозорість моделей, що обмежувало можливість інтерпретації отриманих результатів та знижувало рівень довіри до системи з боку операційного персоналу. У зв’язку з цим сучасні дослідження акцентують увагу на розвитку інтерпретованого машинного навчання, яке дозволяє кількісно оцінювати вплив окремих технологічних параметрів на результати прогнозування та забезпечує обґрунтованість прийнятих рішень [5].

На сучасному етапі відбувається перехід до створення інтегрованих цифрових двійників технологічних процесів, що забезпечують відтворення реакційної зони печі у режимі реального часу та формують основу для комплексного управління [6]. Особливого значення набуває використання фізико-інформованих нейронних мереж, які поєднують емпіричні дані з фундаментальними законами тепломасообміну, що дозволяє уникати фізично некоректних прогнозів і підтримувати високу точність моделювання навіть за умов обмеженості вимірювальної інформації [7, 8]. Такий підхід забезпечує принципово новий рівень узгодженості між математичною моделлю та реальними процесами в рудовідновлювальних печах.

Попри суттєвий прогрес, сучасні дослідження характеризуються фрагментарністю, оскільки більшість запропонованих рішень орієнтовані на вирішення окремих задач і функціонують ізольовано, що призводить до суперечностей у рекомендаціях та знижує ефективність управління. У цьому контексті актуальним є формування інтегрованих підходів, здатних об’єднати різні типи моделей у межах єдиної системи. Перспективним напрямом є використання мультиагентної архітектури, у якій окремі агенти реалізують функції спеціалізованих «м’яких сенсорів», а їх взаємодія координується централізованим агентом-оркестратором із використанням методів глибокого навчання з підкріпленням, що забезпечує узгодженість рішень та підвищує адаптивність системи до динамічних умов функціонування [9].

Мета дослідження. Метою дослідження є обґрунтування та розроблення мультиагентної архітектури інтелектуальної системи управління

рудовідновлювальними печами на основі «м’яких сенсорів» і методів глибокого навчання для забезпечення проактивного прогнозування стану технологічного процесу, підвищення енергоефективності та зниження технологічних ризиків.

Методологія дослідження. В основу запропонованого рішення покладено децентралізовану мультиагентну архітектуру, яка, на відміну від монолітних нейромережових моделей, забезпечує декомпозицію складного технологічного процесу рудовідновлювальної печі – SAF – на окремі функціональні домени з чітко визначеними областями відповідальності. Такий підхід дозволяє підвищити адаптивність системи до нелінійних змін технологічного середовища та забезпечує більш гнучке управління процесами плавки. Кожен агент у структурі системи реалізує функцію інтелектуального «м’якого сенсора», що спеціалізується на моделюванні конкретного фізико-хімічного аспекту та здійснює оброблення даних у межах власного інформаційного простору.

Координація взаємодії агентів здійснюється централізованим агентом-оркестратором, який використовує методи глибокого навчання з підкріпленням для узгодження їхніх рішень та формування оптимальних рекомендацій щодо керування процесом. У межах запропонованої архітектури агент, орієнтований на енергетичні характеристики процесу, виконує прогнозування динаміки накопичення корисної енергії та оцінювання стабільності електричних параметрів функціонування печі, використовуючи рекурентні нейронні мережі типу PI-LSTM. Особливістю цієї моделі є модифікація функції втрат шляхом інтеграції фізичних обмежень, що може бути формалізовано у вигляді:

$$L = \omega \times \text{MSE}(T_{\text{pred}}, T_{\text{true}}) + \omega \times \phi \quad (1)$$

де: $\text{MSE}(T_{\text{pred}}, T_{\text{true}})$ характеризує середньоквадратичну помилку прогнозування температури, а $\phi(E_{\text{balance}})$ – регуляризаційний доданок, що враховує рівняння енергетичного балансу та забезпечує фізичну узгодженість результатів моделювання.

Інший агент, що відповідає за термічний стан системи, здійснює моніторинг футерування та прогнозування ризиків локальних перегрівів на основі аналізу темпів зміни температури. Для цього застосовуються

просторово-часові згорткові нейронні мережі, які інтерпретують розподіл температурних датчиків як динамічну багатовимірну структуру, що дозволяє виявляти критичні теплові аномалії та зони потенційного руйнування футерування.

Агент, орієнтований на технологічні параметри, забезпечує прогнозування хімічного складу феросплаву та шлаку, а також визначення оптимального моменту випуску продукції. Для реалізації цих функцій використовуються моделі на основі механізму уваги, які дозволяють враховувати довготривалі залежності у часових рядах і виділяти найбільш значущі фактори, зокрема зміни у складі шихти, що впливають на результати процесу із часовим лагом.

Так, запропонована мультиагентна архітектура забезпечує інтеграцію спеціалізованих моделей аналізу у межах єдиної системи, що дозволяє підвищити точність прогнозування, узгодженість управлінських рішень та ефективність функціонування рудовідновлювальних печей в умовах високої невизначеності та обмеженості вимірювальної інформації.

Виклад основного матеріалу. Розроблена методологія базується на реалізації адаптивного управління технологічним процесом рудовідновлювальних печей у нестаціонарних режимах функціонування, що передбачає врахування динамічних змін параметрів системи під час пусків після тривалих простоїв та в умовах аварійних ситуацій. У цьому контексті агент-оркестратор забезпечує координацію взаємодії інтелектуальних агентів та формування узгоджених керуючих впливів залежно від поточного стану системи. Його функціонування передбачає використання двох режимів управління, які визначають характер прийняття рішень та розподіл пріоритетів у системі.

У режимі оптимізації здійснюється генерація рекомендацій, спрямованих на досягнення цільових технологічних параметрів, насамперед температури випуску, за умови мінімізації питомих витрат електроенергії, що відповідає сучасним вимогам енергоефективності металургійних процесів [1]. Водночас у режимі «наставника», який активується у випадку тривалого простою печі понад 24 години, відбувається зміщення акцентів управління – пріоритет передається агенту, відповідальному за безпечний режим функціонування,

тоді як агент-оркестратор обмежує оптимізаційні впливи, здатні порушити регламентовану динаміку розігріву електродів або призвести до деградації футерування. Такий підхід дозволяє забезпечити відповідність керуючих рішень технологічним вимогам і мінімізувати ризики пошкодження обладнання.

Взаємодія між агентами в межах MAS реалізується через протокол узгодження цілей. Якщо Агент Енергоефективності пропонує збільшити потужність для прискорення плавки, Агент-Оркестратор перевіряє цей запит на відповідність динамічним лімітам Агента Безпеки (температура кожуха та стан футерування). Тільки за відсутності порушень технологічних обмежень команда передається на НМІ оператора у вигляді рекомендації щодо зміни посадки електроду.

Підготовка даних та формування ознак здійснюється із застосуванням методу ковзного вікна, що дозволяє враховувати часову інерційність процесу та забезпечує адаптацію моделей до поступового дрейфу параметрів системи. Важливою складовою вхідного простору є інтегральна характеристика накопиченої енергії E_{sum} , яка розраховується з моменту закриття льотки та відображає сукупний енергетичний вплив на ванну, узагальнюючи інформацію про попередні режими роботи печі. Для підвищення інтерпретованості результатів у методологію інтегровано підхід Explainable AI, зокрема використання значень Шеплі, що дозволяє кількісно оцінювати внесок окремих факторів у формування прогнозу та виявляти найбільш значущі параметри процесу.

З урахуванням високої інерційності та нелінійності процесу рудовідновлення оцінювання ефективності запропонованої мультиагентної системи здійснюється шляхом порівняльного аналізу з результатами сучасних досліджень у галузі інтелектуального моделювання технологічних процесів [2]. Очікується, що точність прогнозування температури випуску на горизонті 1,5–3 години характеризуватиметься середньою абсолютною помилкою у межах 12–18°C, що є прийнятним з огляду на технологічні допуски та дозволяє використовувати систему для оперативної підтримки прийняття рішень. При цьому значення коефіцієнта детермінації $R^2 > 0,88$ свідчить про високий рівень узгодженості моделі з реальними процесами, що відбуваються у ванні печі.

Порівняно з монолітними нейромережевими підходами, мультиагентна архітектура демонструє підвищену стійкість у перехідних режимах функціонування, що є критично важливим для промислових умов експлуатації. Очікуваний ефект її впровадження полягає у зниженні питомих витрат електроенергії на 3–5% за рахунок скорочення часу перегріву розплаву після досягнення технологічної готовності, а також у підвищенні рівня технологічної безпеки. Зокрема, застосування предиктивного аналізу темпів зростання температури дозволяє ідентифікувати ризики локальних перегрівів футерування до моменту спрацювання стандартних захисних механізмів.

Важливою перевагою запропонованого підходу є забезпечення інтерпретованості рішень, що досягається завдяки використанню методів Explainable AI. Аналіз внеску вхідних параметрів дозволяє встановити ключову роль накопиченої енергії плавки та положення електродів у формуванні прогнозу, що узгоджується з фундаментальними положеннями електротермії та підтверджує фізичну обґрунтованість побудованих моделей.

Висновки. У ході дослідження розроблено та науково обґрунтовано мультиагентну архітектуру інтелектуальної системи управління рудовідновлювальною піччю, що забезпечує підвищення ефективності функціонування технологічного процесу в умовах обмеженості прямих вимірювань і високої невизначеності виробничого середовища. Отримані результати підтверджують доцільність застосування мультиагентного підходу, який ґрунтується на декомпозиції складного технологічного процесу на окремі функціональні домени, що дозволяє реалізувати спеціалізовані «м'які сенсори» з підвищеною стійкістю до зашумленості промислових даних та більш високою точністю моделювання порівняно з монолітними нейромережевими структурами.

Наукова новизна дослідження полягає у використанні гібридного підходу до навчання, що передбачає інтеграцію фізико-інформованих нейронних мереж у структуру агента-оркестратора. Це забезпечує включення фундаментальних рівнянь теплового балансу у процес оптимізації моделі, що, у свою чергу, гарантує фізичну узгодженість прогнозів і підвищує надійність функціонування системи за умов дефіциту прямих вимірювальних даних.

Встановлено, що впровадження предиктивної аналітики з горизонтом прогнозування 1,5–3 години створює передумови для переходу від реактивного до проактивного управління технологічним процесом, що забезпечує потенційне зниження питомих витрат електроенергії та підвищення рівня технологічної безпеки. Реалізація спеціалізованого режиму управління, орієнтованого на дотримання технологічних регламентів у критичних режимах функціонування, дозволяє мінімізувати ризики порушення роботи електродів і деградації футерування.

Важливим результатом є також забезпечення інтерпретованості прийнятих рішень за рахунок використання методів Explainable AI, що дозволяє подолати обмеження, пов'язані з «чорним ящиком» нейромережкових моделей. Отримані пояснювальні характеристики сприяють підвищенню довіри оператора до інтелектуальної системи управління та створюють передумови для її ефективного впровадження у промислову практику.

ЛІТЕРАТУРА/ REFERENCES

1. Behera N., Hamed H., Ghosh A., Sharma C. A hybrid explainable machine learning and optimization framework for energy reduction in DRI-based electric arc furnace steelmaking. *Journal of Sustainable Metallurgy*. 2025. Vol. 11, № 4. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40831-025-01283-0>.
2. Sun Y., Zhang Q., Raffoul S. Physics-informed neural network for predicting hot-rolled steel temperatures during heating process. *Journal of Engineering Research*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jer.2024.02.011>.
3. Xia Y., Wang H., Xu A. dmPINNs: An integrated data-driven and mechanism-based method for endpoint carbon prediction in BOF. *Metals*. 2024. Vol. 14, № 8. DOI: <https://doi.org/10.3390/met14080926>.
4. Degel R., Borowski N., Reuter M. A., Hecker E. Process modelling and twinning for metals production – a key enabler of the circular economy. *World of Metallurgy – ERZMETALL*. 2024. Vol. 77, № 1. URL: <https://erzmetall.de/en/issues/2024/77/1> (дата звернення: 21.03.2026)
5. Liu H.-X., Li M.-J., Guo J.-Q., Zhang X.-K., Hung T.-C. Temperature prediction of submerged arc furnace in ironmaking industry based on residual spatial-temporal convolutional neural network. *Energy*. 2024. Vol. 309. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.133024>.
6. Godoy-Rojas D. F., Leon-Medina J. X. Attention-based deep recurrent neural network to forecast the temperature behavior of an electric arc furnace side-wall. *Sensors*. 2022. Vol. 22, № 4. Article 1418. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22041418>.
7. Fortuna L., Graziani S., Rizzo A., Xibilia M. G. Soft sensors for monitoring and control of industrial processes. *Springer Science & Business Media*. 2007. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-84628-480-9>.
8. Nadim K., Ragab A., Ghezzaz H. Multi agent deep reinforcement learning for supervising local controllers in energy-intensive industrial processes. 2026. *Control Engineering Practice*. 2026. Vol. 170. Article 106794. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2026.106794>

UDC 621.365.5:004.8:66.041

D.R. Kontorovych, A.M. Ovcharuk, M.S. Lednov

**MULTI-AGENT ARCHITECTURE OF SOFT SENSORS BASED ON DEEP
LEARNING FOR PROACTIVE ENERGY EFFICIENCY MANAGEMENT OF
SUBMERGED ARC FURNACES**

Abstract. *The relevance of this study is determined by the high energy intensity of ferroalloy production and the limited ability to directly monitor internal bath parameters in submerged arc furnaces (SAF), which significantly complicates effective process control under conditions of uncertainty and noisy industrial data. Existing automated control systems are predominantly based on reactive strategies that focus on correcting already occurred deviations, leading to increased energy consumption and higher operational risks. Therefore, there is a growing need to implement proactive approaches capable of predicting system states and generating control actions in advance.*

The aim of this study is to develop a concept of an intelligent control system based on a multi-agent architecture using soft sensors to improve energy efficiency and operational safety. The research employs deep learning methods, including recurrent neural networks (LSTM/GRU), physics-informed neural networks (PINN), as well as multi-agent coordination and decision-making approaches. The proposed system architecture includes specialized agents focused on energy balance, thermal state monitoring, and technological process parameters, whose interaction is coordinated by an orchestrator agent responsible for synthesizing optimal control actions.

The results demonstrate the feasibility of transitioning to proactive control with a prediction horizon of 1–3 hours, enabling reduction of specific energy consumption and mitigation of operational risks. In addition, the proposed approach provides improved robustness to noisy industrial data and enhances the interpretability of model outputs through the integration of explainable artificial intelligence techniques. It is established that the combination of a multi-agent approach with hybrid neural network models improves prediction accuracy, consistency of control decisions, and overall stability and reliability of the technological process in energy-intensive industrial environments.

Keywords: *energy optimization, predictive analytics, physics-informed modeling, time series, digital twin, model interpretability, industrial processes, adaptive control.*

Конторович Дмитро Радиславович - аспірант кафедри електрометалургії ім. М.І. Гасика ННІ ДМетІ Українського державного університету науки і технологій, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-7910-2322>

Овчарук Анатолій Миколайович - проф., док. техн. наук, професор кафедри електрометалургії ім. М.І. Гасика ННІ ДМетІ Українського державного університету науки і технологій, Україна. ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2822-0782>

Ледньов Михайло Сергійович - директор ПрАТ «ВЕГА ПЛЮС», Україна. ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0554-0937>

Kontorovych Dmytro Radyslavovych - PhD student, Department of electrometallurgy, NNI DMetI, Ukrainian State University of Science and Technology. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-7910-2322>

Ovcharuk Anatolii Mykolayovych - Professor, Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of electrometallurgy, NNI DMetI, Ukrainian State University of Science and Technology. ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-2822-0782>

Lednov Mychailo Mykolayovych - director of JSC “VEGA PLUS” ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-0554-0937>