

Ленцов І. А., канд. техн. наук, доц.;

Хлєстов Г. І.

ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, Україна

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ СТАНУ НАВКОЛИШНЬОГО ПРИРОДНОГО СЕРЕДОВИЩА У МЕТАЛУРГІЙНІЙ ПРОМИСЛОВОСТІ: АНАЛІЗ КОРЕЛЯЦІЇ ДЛЯ РОЗРОБКИ ЦІЛЬОВИХ ЗАХОДІВ

Загальна постановка проблеми та її актуальність. Металургійна промисловість залишається значним джерелом техногенного навантаження на довкілля, викидаючи в атмосферу, воду та ґрунт різноманітні забруднювачі, включаючи вуглекислий газ (CO_2), тверді частинки, оксиди сірки та азоту, а також важкі метали. Виробництво сталі, зокрема, відповідає за близько 8% світових викидів CO_2 , а технологічна залежність від вугілля становить до 75% паливного балансу [1]. Однак, традиційні методи моніторингу, що базуються на періодичному зборі проб, є трудомісткими та не забезпечують даних у реальному часі. Це унеможливляє виявлення складних, неочевидних залежностей між виробничими процесами та екологічними наслідками, що перешкоджає розробці ефективних цілевих заходів. Таким чином, існує нагальна потреба у впровадженні інноваційних систем, здатних вирішити ці проблеми.

Метою роботи є обґрунтування та розробка методології застосування штучного інтелекту для динамічного моніторингу, прогнозування та виявлення критичних джерел забруднення в металургії. Це передбачає: аналіз очевидних і прихованих кореляцій між виробничими, екологічними та зовнішніми даними; визначення ключових факторів, що впливають на екологічну безпеку; формулювання цілевих, завчасних заходів для мінімізації впливу на довкілля.

Виклад основного матеріалу дослідження. Традиційні підходи до екологічного моніторингу, засновані на ручному зборі проб та лабораторному аналізі, є повільними, трудомісткими та схильними до людських помилок. Вони не надають даних у реальному часі, що робить управління екологічними ризиками реактивним, а не проактивним. Ключовим недоліком є нездатність цих систем виявляти складні, нелінійні кореляції між виробничими процесами та показниками забруднення. Навіть системи безперервного моніторингу викидів (CEMS), що працюють у реальному часі,

часто не можуть пояснити причини виникнення аномалій, оскільки не інтегровані з даними виробничих процесів. Це створює критичний інформаційний розрив, який може бути вирішений лише за допомогою технологій здатних обробляти масивні та різномірні набори даних.

Для ілюстрації цих обмежень та демонстрації переваг, які надають ШІ-орієнтовані системи, було розроблено порівняльну таблицю (табл. 1). Вона наочно демонструє перехід від застарілих, обмежених методів до комплексних, динамічних систем, що дозволяють вирішити раніше нерозв'язані проблеми, пов'язані з аналізом великих обсягів даних, прогнозуванням та автоматизацією процесів металургії.

Таблиця 1 — Порівняння традиційних та ШІ-орієнтованих систем екологічного моніторингу

Параметр порівняння	Традиційна система	ШІ-орієнтована система
Сенсорна основа	Ручний збір зразків, стаціонарні датчики	Мережі сенсорів IoT, дистанційне зондування (супутники, БПЛА)
Режим даних	Періодичний, відкладений	Реального часу
Обсяг та різномірність даних	Обмежений, локальний	Масивний, мультимодальний (виробничі, екологічні, зовнішні)
Можливість аналізу	Базовий, статистичний	Кореляційний, прогнозувальний, аналіз аномалій
Характер управління	Реактивний (після інциденту)	Проактивний, превентивний (до інциденту)
Схильність до помилок	Висока (людський фактор, транспортування)	Мінімальна (автоматизація, алгоритми валідації)
Вартість	Високі постійні витрати (персонал, лабораторні аналізи)	Високі початкові інвестиції з потенційним швидким поверненням

Таким чином, ключовим невирішеним завданням є інтеграція та аналіз різномірних даних — від виробничих показників до екологічних параметрів — за допомогою технологій штучного інтелекту. Це дозволить ідентифікувати приховані

залежності, прогнозувати екологічні ризики та розробляти цільові, економічно обґрунтовані заходи для забезпечення сталого розвитку галузі.

Ефективність застосування ШІ залежить від наявності масивних та різномірних даних, що збираються в реальному часі. Для цього пропонується гібридна інтегрована система, яка поєднує: мережі сенсорів Інтернету речей (IoT) для збору даних про виробничі та екологічні параметри безпосередньо на об'єктах [2]; та технології дистанційного зондування (ДЗ) — супутники (наприклад, TROPOMI) для широкомасштабного моніторингу забруднення повітря (NO₂, PM_{2.5}) та БПЛА для деталізованого моніторингу важкодоступних місць [3]. Система ШІ на цьому етапі допомагає виявляти прогалини та невідповідності в даних, забезпечуючи їх високу якість для подальшого аналізу.

Штучний інтелект (ШІ) є ключовим інструментом для перетворення масивних та різномірних даних, зібраних гібридними системами, на дієві висновки. Методи машинного (ML) та глибокого навчання (DL) здатні виявляти складні нелінійні кореляції між виробничими процесами та екологічними показниками. Для прогнозування вмісту важких металів у ґрунті ефективні регресійні моделі, такі як Random Forest та Principal Component Regression (PCR). Для аналізу часових рядів забруднювачів повітря, наприклад, NO_x, використовуються нейронні мережі Long Short-Term Memory (LSTM) та Recurrent Neural Networks (RNN) [4]. ШІ-моделі [5] навчаються на наборах даних, що включають виробничі параметри (енергоспоживання), екологічні показники (концентрації газів, важких металів) та зовнішні фактори (погодні умови). Це дозволяє виявляти неочевидні залежності, наприклад, що викиди пов'язані з конкретним типом сталі або режимом роботи обладнання.

Для забезпечення довіри до результатів ШІ використовуються інструменти, такі як SHapley Additive exPlanations (SHAP), які пояснюють, чому модель зробила те чи інше передбачення, роблячи її висновки доступними для неспеціалістів. Для візуалізації центральної ідеї кореляційного аналізу, що здійснюється ШІ, було розроблено дві концептуальні таблиці (табл. 1, табл. 2), які демонструють, як ШІ систематизує та аналізує дані для ідентифікації критичних джерел забруднення.

Таблиця 2 — Ключові фактори забруднення у металургії та відповідні показники моніторингу

Ключовий фактор	Показник моніторингу (виробничий)	Показник моніторингу (екологічний)	Корелюючий забруднювач
Енергоспоживання	Кількість кВт·год/т продукції	Рівень CO ₂ в атмосфері	CO ₂ , SO ₂ , NO _x
Склад сировини	Тип і якість вугілля, руди, флюсів	Вміст сірки та важких металів у відходах	SO ₂ , важкі метали, пил
Технологічні процеси	Температура печі, швидкість продувки киснем	Концентрація NO _x та CO ₂ у димових газах	NO _x , CO ₂ , тверді частинки
Управління відходами	Обсяг шлаку, шламів	Вміст токсичних речовин у ґрунті та воді	Важкі метали (Pb, Cd, Zn, As)
Обслуговування обладнання	Дані вібрації, температури агрегатів	Аварійні викиди газів та пилу	PM ₁₀ , SO ₂ , NO _x

Нижче представлена таблиця 3, яка є концептуальною матрицею, розробленою для візуалізації центральної ідеї кореляційного аналізу, який здійснюється штучним інтелектом. Вона не містить конкретних числових даних, а демонструє, як ШІ систематизує та аналізує взаємозв'язки між різними виробничими факторами та їхнім впливом на довкілля.

Таблиця 3 — Кореляційний аналіз: зв'язок між виробничими параметрами та екологічними наслідками (концептуальна матриця)

Зв'язок	Температура печі	Кількість відходів	Швидкість процесу	Тип сировини
Рівень NO _x у повітрі	Позитивна	Низька	Позитивна	Негативна (залежить від типу)
Вміст важких металів у воді	Низька	Позитивна	Низька	Позитивна (залежить від типу)
Викиди PM _{2.5}	Позитивна	Низька	Позитивна	Позитивна (залежить від типу)
Енергоспоживання	Позитивна	Негативна	Позитивна	Позитивна

Стовпці («Температура печі», «Кількість відходів», «Швидкість процесу», «Тип сировини») представляють собою ключові виробничі параметри. Рядки («Рівень NOx у повітрі», «Вміст важких металів у воді», «Викиди PM_{2.5}», «Енергоспоживання») відображають екологічні показники та операційні метрики. Значення в клітинках («Позитивна», «Негативна», «Низька») показують характер взаємозв'язку між параметром і наслідком. Наприклад, «позитивна» кореляція означає, що збільшення виробничого параметра (наприклад, температури печі або швидкості процесу) веде до збільшення екологічного наслідку (наприклад, викидів NOx або PM_{2.5}), а «негативна» кореляція вказує на зворотну залежність (наприклад, збільшення енергоспоживання може корелювати зі зменшенням певних видів відходів, якщо процес стає більш ефективним). «Низька» кореляція говорить про те, що зв'язок між цими двома факторами незначний або відсутній.

Розробка цільових заходів на основі отриманих даних. Результати кореляційного аналізу, проведеного ШІ, є основою для проактивних та економічно ефективних заходів:

1. Прогнозувальне технічне обслуговування (ПТО): ШІ-алгоритми аналізують дані сенсорів для точного прогнозування поломок, що запобігає непередбаченим аваріям та масштабним викидам. Прикладом є платформа «Sentinel» від ArcelorMittal, яка прогнозує відмови зі «100% успіхом»;

2. Оптимізація виробничих процесів: ШІ-системи оптимізують параметри виробництва в реальному часі, мінімізуючи енергоспоживання та відходи. Дослідження зафіксувало 2.5% скорочення енергоспоживання та 3.2% зменшення викидів CO₂ завдяки ШІ-оптимізації доменної печі;

3. Інтелектуальне управління відходами: ШІ може підвищити ефективність сортування металобрухту, сприяючи вторинній переробці та зниженню залежності від первинної сировини. Це демонструє, що впровадження ШІ не лише сприяє екологічній безпеці, а й призводить до значної економії, підвищення продуктивності та фінансових вигід.

Висновки

Висновки підтверджують, що традиційні методи моніторингу не можуть вирішити складні екологічні виклики металургії через відсутність даних у реальному часі та нездатність виявляти комплексні кореляції. Ключовим результатом є обґрунтування застосування ШІ-систем, які інтегрують дані з IoT-сенсорів, систем дистанційного

зондування та виробничих параметрів. Такий підхід:

1. дозволяє ідентифікувати приховані залежності, що впливають на екологічну безпеку;
2. формулювати цільові, завчасні заходи для мінімізації впливу на довкілля;
3. прогнозувати ризики, що робить можливим перехід до проактивної моделі управління.

Інтерпретовані моделі, такі як SHAP, роблять висновки ШІ зрозумілими для інженерів, підвищуючи довіру до автоматизованих рішень. Впровадження ШІ-технологій, зокрема предиктивне обслуговування та оптимізація процесів, не лише сприяє екологічній безпеці, а й приносить значні економічні вигоди — скорочення витрат та підвищення продуктивності. Це перетворює екологічні ініціативи з витрат на стратегічні інвестиції у сталий розвиток.

Література

1. Steel industry net-zero tracker - The World Economic Forum, accessed August 20, 2025, <https://www.weforum.org/publications/net-zero-industry-tracker-2023/in-full/steel-industry-net-zero-tracker/>
2. Why AI Agents is Future of Environmental Monitoring in Smart Factories - Akira AI, accessed August 20, 2025, <https://www.akira.ai/blog/ai-agents-for-environmental-monitoring>
3. The role of remote sensing in complementing ground-based air quality monitoring, accessed August 20, 2025, <https://www.clarity.io/blog/what-role-does-remote-sensing-play-in-complementing-ground-based-air-quality-monitoring-for-citywide-pollution-analysis>
4. Improving 3-day deterministic air pollution forecasts using ... - ACP, accessed August 20, 2025, <https://acp.copernicus.org/articles/24/807/2024/>
5. Великі мовні моделі, інженерія запитів та агенти / О. Краковецький. – Київ: Видавничий будинок «Аванпост-Прим», 2025. – 242 с.