тивні стратегії й адаптивні алгоритми. Тому розвиток ШІ та методів машинного навчання стає одним із ключових пріоритетів, адже вони забезпечують новий рівень як для цивільних цифрових систем, так і для оборонних технологій.

Отже, у сучасному світі теорія ігор перестала бути суто математичною дисципліною і перетворилась на важливий інструмент для побудови складних моделей взаємодії – від економіки до комп'ютерних технологій і штучного інтелекту. Сьогодні, коли ШІ дедалі частіше бере участь у прийнятті рішень і у військових застосуваннях, методи теорії ігор знову набувають стратегічного значення. Саме тому подальший розвиток штучного інтелекту та моделей раціональної поведінки залишається одним із ключових напрямів сучасних досліджень.

Список використаних джерел

1. Штучний інтелект в іграх: коли краще робити його чесним, а коли дозволяти читерство. URL: https://gamedev.dou.ua/blogs/artificial-intelligence-and-cheating-in-games/ (дата звернення: 23.11.2025).

2. Game Theory in AI. URL: https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/game-theory-in-ai/ (дата звернення: 16.11.2025).

3. Matsushima H. Behavioral theory of repeated prisoner's dilemma: generous tit-for-tat strategy: working paper. CARF-F-452. Tokyo: University of Tokyo, 2019. 21 p.

4. Січко Т. В., Нескородєва Т. В. Методичні вказівки щодо виконання лабораторних робіт з дисципліни «Методи оптимізації та дослідження операцій» для студентів СО «Бакалавр» денної та заочної форм навчання спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки», 113 «Прикладна математика». Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2020.

5. Експертні та рекомендаційні системи: навч. посіб. / Т. В. Нескородєва, Є. Є. Федоров, Т. В. Січко, А. Р. Нескородєва. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2022. 208 с.

УДК 620.18:004.9

Григоренко Я. С., аспірант,
Дмитрієв Д. О., д-р техн. наук, професор,
професор кафедри автоматизації,
робототехніки і мехатроніки

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ЯКОСТІ МАТЕРІАЛІВ В АДИТИВНОМУ ВИРОБНИЦТВІ МЕТАЛЕВИХ ВИРОБІВ

Херсонський національний технічний університет, м. Херсон

Вступ. Адитивне виготовлення металевих виробів перетворилося на одну з базових технологій сучасного високоточного машинобудування. Локалізоване введення енергії в шар порошкового матеріалу та пошарове нарощування геометрії деталі дають змогу створювати складні внутрішні канали, решітчасті структури

та топологічно оптимізовані форми, що важко або неможливо реалізувати традиційними методами. Водночас металеві процеси на основі лазерного або електронного променя характеризуються значною кількістю змінних параметрів і складною фізикою тепломасообміну. У роботі [1] досліджено інтелектуальні технології визначення характеристик якості металевих виробів, виготовлених методами пошарового утворення.

Актуальність. За даними оглядових робіт, присвячених оцінюванню адитивного виробництва [2; 3], найпоширенішими дефектами є газова та ключова пористість, зони неповного плавлення, мікротріщини, локальні перегріви й сильна анізотропія структури. Їх природа зумовлена не лише вибраним матеріалом, а й морфологією порошку, якістю укладання шару, стабільністю розплавленої ванни, стратегією сканування й режимами охолодження. Традиційні методи контролю – макро- і мікроструктурний аналіз вибіркових зразків, неруйнівні випробування лише наприкінці технологічного ланцюга – не дають змоги своєчасно виявляти ділянки підвищеного ризику та прогнозувати властивості деталей до завершення їх виготовлення, що є критичним для відповідальних машинобудівних елементів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Адитивне виготовлення металевих виробів сьогодні розглядають як одну з ключових технологій високоточного машинобудування. Роботи [2; 3] показують, що завдяки локалізованому введенню енергії в шар порошкового матеріалу та пошаровому нарощуванню геометрії стає можливим створення топологічно оптимізованих деталей зі складними внутрішніми каналами й решітчастими структурами. Розвиток сенсорних систем, комп’ютерного зору та методів машинного навчання привів до появи концепції інтелектуального контролю якості, коли рішення приймаються на основі масивів даних, що надходять із різних рівнів процесу [4]. Паралельно розвивається напрям цифрових двійників, у межах якого для кожного виробу формується модель, здатна відтворювати теплові та механічні процеси в зоні побудови [5]. Поєднання цих підходів дає змогу перейти від постфактум-оцінювання до прогнозного керування якістю, однак на практиці відсутня цілісна система, яка б інтегрувала аналіз порошку, цифрове моделювання, in-situ-моніторинг та постпроцесну валідацію в єдиний інтелектуальний контур [1; 4; 5].

Мета – обґрунтувати доцільність інтеграції даних цифрового моделювання, сигналів процесного моніторингу та результатів мікроструктурного аналізу в єдину інтелектуальну систему контролю якості, орієнтовану на відповідальні машинобудівні деталі, та сформувати структурну схему такої системи [1].

Постановка задачі. Саме необхідність розроблення інтегрованої системи визначення характеристик якості металевих виробів у процесах пошарового утворення, яка б поєднувала аналіз порошку, цифрове моделювання, in-situ-моніторинг і постпроцесну валідацію, і становить основну наукову проблему даної роботи [1]. Для її розв’язання необхідно узагальнити основні напрями застосування машинного навчання, комп’ютерного зору та цифрових двійників у металевому адитивному виробництві та інтегрувати їх у єдину архітектуру інтелектуальної системи якості.

Виклад основного матеріалу. На рівні сировини критичними є розподіл розмірів частинок, форма та стан поверхні порошку. Надто широкий грануло-

метричний спектр або значна кількість деформованих частинок призводять до погіршення реології шару, утворення локальних зон пониженої щільності, що змінює поглинання енергії та режим плавлення [2; 3]. Застосування алгоритмів комп'ютерного зору та згорткових нейронних мереж для аналізу зображень порошкових розсипів дає змогу сегментувати частинки, класифікувати їх за формою, обчислювати показники сферичності, ексцентриситет та шорсткість поверхні, будувати інтегральні критерії придатності партії порошку й оцінювати пористість і міцність надрукованих зразків ще до початку друку [1; 4].

В установках LPBF застосовують комплекси оптичних і тепловізійних камер, фотодіодів та іноді акустичних сенсорів, на основі яких оцінюють геометрію melt-pool, розподіл температури, стабільність режиму плавлення та виявляють перегріви й зони неповного проплавлення [4]. Глибокі згорткові нейронні мережі, що працюють із термограмами, картами інтенсивності та часовими рядами інтенсивності випромінювання, забезпечують прогноз пористості й структурних аномалій із точністю, достатньою для практичного використання, а також розрізняють стабільний режим, режим зі схильністю до утворення газових пор та режим неповного плавлення й прогнозують майбутній стан melt-pool до формування дефектів [4].

Перший напрям пов'язаний із застосуванням цифрових двійників адитивних процесів, що розглядають як сукупність взаємопов'язаних термічних, механічних та мікроструктурних моделей, які відтворюють перебіг процесу побудови деталі в часі [5]. Такі моделі дають змогу оцінювати чутливість якості виробів до зміни параметрів друку, визначати зони потенційних перегрівів, накопичення напружень та зниженої щільності, формувати «віртуальне процесне вікно», у межах якого ймовірність виникнення критичних дефектів є мінімальною [5]. У роботі [1] цифровий двійник поєднується з моделями машинного навчання для швидкого прогнозування температурних полів, напружень та показників якості в режимі, наближеному до реального часу.

З урахуванням наведених підходів запропоновано інтегровану архітектуру інтелектуальної системи визначення характеристик якості металевих виробів, що охоплює всі етапи життєвого циклу адитивного виробу – від аналізу сировини до постпроцесної валідації [1]. У складі системи виділено модулі аналізу сировини, планування процесу та цифрового моделювання, in-situ-моніторингу й первинної аналітики, прогнозування дефектів і оцінювання властивостей, прийняття рішень та адаптивного керування, а також постпроцесної валідації [1]. Така система об'єднує дані про порошок, параметри процесу, результати in-situ – моніторингу, моделювання та постпроцесні вимірювання в єдиному інформаційному просторі, створюючи підґрунтя для самонавчальних адитивних виробничих комплексів і підвищення відтворюваності механічних властивостей виробів [1; 5].

Висновки. На основі аналізу сучасних публікацій сформовано цілісне уявлення про інтелектуальні технології визначення характеристик якості металевих виробів, виготовлених методами пошарового утворення [1–5]. Показано, що застосування машинного навчання та комп'ютерного зору на етапах аналізу порошку й in-situ-моніторингу melt-pool дає змогу автоматизувати виявлення аномалій процесу та оцінювати ризики формування дефектів. Цифрові двійники адитивних

процесів створюють можливість виконувати багатоваріантний аналіз і оптимізацію параметрів друку до початку експериментів, а їх інтеграція з ML-моделями формує основу замкненого контуру керування якістю. Запропонована модель інтелектуальної системи визначення характеристик якості охоплює всі етапи – від сировини до постпроцесної обробки – й дає змогу розглядати металеве адитивне виробництво як елемент кіберфізичної виробничої системи Індустрії 4.0 [1].

Список використаних джерел

1. Григоренко Я. С., Кузмічов М. Ф., Дмитрієв Д. О. Інтелектуальні технології визначення характеристик якості металевих виробів в процесах пошарового утворення. *Вісник Херсонського національного технічного університету.* 2025. № 4(95). С. 84–91.

2. Yeshiwas T. A., Tiruneh A. B., Sisay M. A. A review article on the assessment of additive manufacturing. *Journal of Materials Science: Materials in Engineering.* 2025. Vol. 20, № 85.

3. Gao B., Wu D., Wang Y. A review of research progress in selective laser melting (SLM). *Micromachines.* 2023. Vol. 14(1). P. 57.

4. Machine learning assisted quality control in metal additive manufacturing: A review / Z. Hu, X. Gao, Y. Li et al. *Advanced Powder Materials.* 2025. URL: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772834X25000788 (дата звернення: 16.11.2025).

5. Ben Amor S., Brissaud D., Rivette M. Digital twin implementation in additive manufacturing: A comprehensive review. *Processes.* 2024. Vol. 12, № 6. P. 1062. URL: https://www.mdpi.com/2227-9717/12/6/1062 (дата звернення: 16.11.2025).

УДК 004.001

Зелінський О. О, здобувач 1 курсу
ОС «Магістр» ФЗ Комп'ютерні науки,
Січко Т. В., канд. техн. наук, доцент
кафедри інформаційних технологій

ІНТЕРПРЕТАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПІД ЧАС ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця

Ідентифікація зображень є одним із найбільш динамічних напрямів штучного інтелекту, у якому глибинні нейронні мережі демонструють здатність до високоточної класифікації та розпізнавання візуальних об'єктів [1]. Проте разом із ефективністю ці методи приносять і суттєву проблему: користувачі не можуть безпосередньо оцінити логіку прийняття рішення моделлю. Більшість сучасних архітектур – CNN, ResNet, Vision Transformers – працюють за принципом «чорної скриньки», коли рішення є точним, але його причини залишаються непрозорими [1; 4].