

<https://doi.org/10.15407/plit2025.04.074>

УДК 621.74:004.8:620.22:681.5

В.С. Дорошенко, докт. техн. наук., пров. наук. співроб.;

e-mail: doro55v@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-0070-5663>

П.Б. Калюжний, канд. техн. наук, заступник директора;

e-mail: kpb.ptima@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-1111-4826>

Є.В. Погребач, мол. наук. співроб.; e-mail: x1an@ukr.net;

<https://orcid.org/0000-0001-7190-2691>

Фізико-технологічний інститут металів та сплавів НАН України (Київ, Україна)

ОГЛЯД МЕТОДІВ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ПРОЄКТУВАННІ ЛИВАРНИХ ТЕХНОЛОГІЙ І МЕТАМАТЕРІАЛІВ

Штучний інтелект (ШІ) стає трансформаційним каталізатором, який відкриває нові горизонти для оптимізації та вдосконалення традиційних галузей, таких як ливарне виробництво, а також для розвитку інноваційних напрямів, зокрема проєктування метаматеріалів. Цей огляд присвячений аналізу ключових методів та застосувань ШІ у цих сферах, висвітленню його потенціалу для підвищення якості продукції, скорочення витрат і прискорення інноваційних циклів. У ливарному виробництві ШІ забезпечує значне покращення на всіх етапах життєвого циклу продукту. Системи машинного навчання та глибокого навчання дозволяють прогнозувати дефекти виливків (як-от пористість, усадка, тріщини) на основі аналізу історичних даних і параметрів процесу. Це дає можливість оперативно коригувати виробничі умови та запобігати браку продукції. ШІ має значний потенціал для оптимізації параметрів ливарного процесу та покращення якості лиття. Застосування комп'ютерного зору та глибокого навчання трансформують автоматичний контроль якості, швидко виявлення дефектів у реальному часі. Інтеграція ШІ з 3D-друком дозволяє оптимізувати проєктування ливарних технологій, форм та моделей, створюючи цифрові двійники, що прискорюють етапи розробки і тестування. У статті наведено приклад застосування ШІ в промисловості, зокрема дослідженням компанії Sarginsons Industries, яка завдяки ШІ зменшила вагу автомобільних виливків майже вдвічі. ШІ також є інструментом для оптимізації життєвого циклу виливків (LCA), сприяючи ресурсозбереженню та принципам циркулярної економіки. У сфері проєктування метаматеріалів ШІ революціонізує традиційний підхід, переходячи до інверсного дизайну. Генеративні моделі, такі як GANs та VAEs, дозволяють генерувати абсолютно нові топології з унікальними властивостями, що відповідають бажаним функціональним характеристикам. Представлено методику проєктування метаматеріалів на основі графових нейронних мереж, що дозволяє швидко створювати структури із заданими властивостями та оптимізувати їх через ітеративне навчання. Зокрема, розглянуто потенціал сференових структур для розробки функціонально-оптимізованих ливарних моделей для процесу лиття за газифікованими моделями (ЛГМ), що сприятиме керованій термодеструкції та ефективному видаленню газів, покращуючи якість металевих виливків. Згорткові нейронні мережі (CNNs) ефективно використовуються для прогнозування властивостей метаматеріалів, а інтеграція ШІ з алгоритмами топологічної оптимізації дозволяє знаходити їх оптимальні структури. Окремий аспект стосується

ролі ШІ у винахідництві. Системи ШІ вже здатні генерувати нові та оригінальні рішення, що можуть бути визнані патентоспроможними, як це демонструє прецедент із системою DABUS. Це відкриває нові етапи у розвитку інтелектуальної власності, де ШІ виступає не просто помічником, а повноцінним учасником процесу. Незважаючи на значні переваги, впровадження ШІ стикається з викликами, такими як потреба у великих обсягах високоякісних даних, інтерпретація моделей «чорної скриньки» та значні обчислювальні ресурси. Однак перспективи є надзвичайно широкими, включаючи розробку гібридних моделей (physics-informed AI), створення цифрових двійників та повну інтеграцію ШІ у концепцію «розумного виробництва» (Industry 4.0). Таким чином, ШІ є не просто інструментом автоматизації, а рушієм науково-технологічної трансформації, що посилює людський інтелект, дозволяючи зосередитися на творчості, стратегічних рішеннях, створенні досконаліших продуктів та сталому розвитку.

Ключові слова: штучний інтелект; машинне навчання; глибоке навчання; ливарне виробництво; метаматеріали; 3D-друк; інверсний дизайн

Вступ

Ливарне виробництво є однією з ключових галузей промисловості, що забезпечує виготовлення складних металевих деталей, служить основною складовою заготівельної металообробки для машинобудування, а також оборонної промисловості, будівництва та інших галузей [1]. Якщо ливарне виробництво, на перший погляд, здається традиційною галуззю, заснованою на вікових методах виготовлення металовиробів, то сучасні технології відкривають нові горизонти для оптимізації та вдосконалення процесів. Саме штучний інтелект (ШІ), як один з інструментів цифрової трансформації, стає тим важливим фактором, що дозволяє ливарникам покращувати якість металопродукції, скорочувати витрати та робити виробництво більш гнучким. Цьому також сприяє поява у 2020-х роках нового класу штучних матеріалів — метаматеріалів, які не існують у природі, але демонструють надзвичайні властивості. Їх характеристики визначає не хімічний склад, а топологічно-геометричні параметри внутрішньої структури. Вирішальним методом створення таких матеріалів став 3D-друк, який забезпечує перетворення цифрової моделі у фізичну конструкцію (digital-to-physical conversion). Характерну перевагу має невисока об'ємна вага (bulk density) метаматеріалу, яка регулюється залежно від заданих механічних властивостей його пористих структур. Навіть пінополістирол (ППС), розроблений у США в 1941 р., можна частково віднести до метаматеріалів, оскільки його механічні характеристики залежать не лише від хімічного складу, а й від внутрішньої пористої структури. Традиційні методи проектування та оптимізації метаматеріалів часто є трудомісткими, дорогими для обчислювань. Саме тут на допомогу приходить ШІ, пропонуючи революційні рішення для прискорення дизайну, прогнозування характеристик і вдосконалення виробничих процесів. Ця стаття розглядає ключові методи застосування ШІ як в оптимізації ливарних технологій, так і проектуванні метаматеріалів, висвітлюючи їх потенціал та перспективи.

Штучний інтелект у ливарних технологіях: від контролю до оптимізації

Ливарне виробництво є однією з ключових галузей промисловості, що забезпечує виготовлення складних металевих деталей, служить основною складовою заготівельної металообробки для машинобудування, а також будівництва та інших сфер. Ливарне виробництво, незважаючи на свою традиційність і використання вікових методів, є ключовою галуззю, що продовжує бути основоположною для економічного та фізичного зростання країн [1]. Але сучасні технології змінюють цю сферу, відкриваючи нові горизонти для оптимізації та вдосконалення процесів. Саме ШІ, як один з інструментів цифрової трансформації, стає тим ключовим фактором, який дозволяє ливарникам покращувати якість, скорочувати витрати й робити виробництво більш гнучким. Ливарні процеси є основою багатьох галузей промисловості, але вони схильні до виникнення різноманітних дефектів металовиробів (пористість,

усадка, тріщини тощо), що знижують якість продукції та збільшують витрати. ШІ пропонує потужні інструменти не лише для підвищення ефективності, контролю якості та зниження браку, але й має значний потенціал для оптимізації проектування як конструкцій виливка, ливарної моделі, ливниково-живильних систем, ливарних сплавів чи сумішей, сипких і рідких, вогнетривких і металевих, так і ливарних комплексів загалом. Поєднання людського та штучного інтелекту є ключем до побудови стійкої, сталої і конкурентоспроможної ливарної промисловості [2].

ШІ — це широка галузь комп'ютерних наук, що займається розробкою систем, здатних виконувати завдання, які зазвичай потребують людського інтелекту. Рис. 1 ілюструє ієрархічну структуру та взаємозв'язок основних концепцій у галузі ШІ. Термін «штучний інтелект» уперше запропонував Джон Маккарті у 1955 р. у пропозиції щодо Дартмутського літнього дослідницького проекту зі штучного інтелекту, який відбувся у 1956 р. [3]. Однією з ранніх та значущих робіт у цьому напрямі стали дослідження Семюела (Samuel, 1959) [4] у сфері машинного навчання. Машинне навчання (МН) є підгалуззю ШІ, яка надає комп'ютерам здатність навчатися з даних без явного програмування [5]. У свою чергу, Глибоке навчання (ГН) становить підрозділ МН, що базується на архітектурі штучних нейронних мереж, які мають багатоварштову структуру, подібну до логічних процесів мозку [5].



Рис. 1. Структура концепцій у галузі ШІ [5]

Раніше контроль за ливарними процесами вимагав значних зусиль. Інженери мали перевіряти майже кожен етап виробництва, проводити аналізи матеріалів, тестувати якість лиття вручну. Це займало час, вимагало ресурсів і нерідко супроводжувалося людськими помилками. З появою ШІ ситуація докорінно змінилася: алгоритми можуть аналізувати величезні масиви даних за лічені секунди, прогнозувати можливі дефекти та навіть пропонувати шляхи їх уникнення [6].

Уявімо ливарний цех, оснащений сучасними технологіями. Розумні системи, інтегровані з датчиками та камерами, контролюють кожен етап процесу — від підготовки сировини до фінального затвердіння й охолодження виливка, включаючи подальші операції з обробки-очищення та термообробки. Машинне навчання дозволяє знаходити оптимальні параметри лиття залежно від конкретного завдання, забезпечуючи близькі до ідеальних умови виготовлення виливків. Завдяки цифровим двійникам [7] виробництво стає передбачуваним: кожен експеримент можна протестувати у віртуальному середовищі ще до того, як він буде втілений у ливарному цеху [8].

Але є й виклики, які стоять на шляху до поглибленої автоматизації. Висока вартість впровадження таких технологій, потреба наукового супроводу, навчання персоналу і збільшення його інженерної складової, а також кібербезпеки — усе це потребує серйозної уваги [9]. Однак перспективи залишаються обнадійливими. ШІ не лише автоматизує виробництво, а й змінює саму концепцію взаємодії між замовником і виробником. Тепер замовники можуть брати участь у створенні власних виробів, налаштовуючи параметри онлайн через інтерактивні системи [6].

Промисловість світу поступово рухається до того, щоб заводи працювали безперервно, автоматично підлаштовуючись до змін у попиті. А це означає, що

ливарне виробництво, яке здавалося традиційним і незмінним, стоїть на порозі нової ери. Ери, де ШІ допомагає створювати ефективність, цифрову інтелектуалізацію обладнання та процесів, зменшувати витрати й робити виробництво точним і персоналізованим [8].

Одним із найбільш значущих застосувань є прогнозування дефектів. Моделі машинного навчання можуть аналізувати історичні дані з виробництва, включаючи параметри процесу (температура, тиск, швидкість заливки, хімічний склад сплаву), та ідентифікувати закономірності, що передують виникненню дефектів. Це дозволяє створювати предиктивні моделі, які з високою точністю прогнозують імовірність пористості або інших дефектів ще до завершення лиття [10]. Такі системи дають можливість операторам втручатися завчасно, коригуючи параметри процесу та запобігаючи виготовленню бракованої продукції.

ШІ також здатен відігравати вирішальну роль в оптимізації параметрів ливарного процесу. Використовуючи алгоритми машинного навчання, інженери можуть визначити оптимальні значення температур, швидкостей заливки, тиску та інших факторів, що мінімізують дефекти й покращують якість виливків [11, 12]. Це значно скорочує кількість пробних прогонів та фізичних експериментів, які є дорогими й витратними за часом.

Нарешті, автоматичний контроль якості та моніторинг на основі ШІ трансформують контроль якості литих виробів. Комп'ютерний зір (Computer Vision), поєднаний із глибоким навчанням, може автоматично аналізувати зображення (наприклад, із рентгенівських знімків або візуальних камер) для виявлення та класифікації поверхневих і внутрішніх дефектів [13]. Це забезпечує швидкий, об'єктивний та послідовний контроль якості в реальному часі, зменшуючи залежність від людського фактора та підвищуючи загальну ефективність виробництва.

Мало того, ШІ дозволяє вийти за рамки оптимізації окремих операцій, забезпечуючи інтеграцію та комбінування ливарних процесів із суміжними виробничими етапами. Наприклад, системи ШІ можуть оптимізувати параметри лиття таким чином, щоб мінімізувати потребу в подальшій механічній обробці або навіть пропонувати оптимальні режими для термообробки виливків, враховуючи їх початковий стан після лиття.

Особливо потужним інструментом у цьому контексті стає 3D-друк, який розширює можливості ШІ у проєктуванні складних ливарних форм і моделей. ШІ може спроектувати оптимальні ливарні моделі або форми з урахуванням особливостей 3D-друку, а потім ці цифрові файли можуть бути перетворені на фізичні об'єкти (наприклад, піщані форми, полімерні моделі тощо). Це відкриває широке поле для інтеграції, де ШІ керує усім ланцюжком — від цифрового дизайну виливка та моделі [7], через 3D-друк, формовку в піску, заливання форми та охолодження литва, подальшу термообробку аж до фінішних операцій, таких як фарбування чи цинкування. ШІ може оптимізувати кожен із цих кроків, мінімізуючи дефекти, скорочуючи час циклу та підвищуючи якість кінцевого продукту.

Крім того, використання ШІ в промисловому виробництві продовжує відкривати нові горизонти оптимізації і дизайну металопродукції. Одним із яскравих прикладів такого прогресу стало дослідження компанії Sarginsons Industries (Великобританія), яка спеціалізується на виливанні алюмінієвих деталей і використовує програмне забезпечення на основі ШІ для розробки інноваційних конструкцій металевих виливків. У 2022 р. Sarginsons Industries представила оновлений дизайн автомобільної підвіски, який показав суттєві досягнення у зменшенні ваги деталей. Завдяки оптимізації, виконаній за допомогою ШІ, вага алюмінієвого каркасу зменшилася майже наполовину — із 28 до 15 кг, без компромісів щодо механічної цілісності, порівняно з попередньою конструкцією (рис. 2) [14].

Це досягнення стало можливим завдяки проєкту Performance Integrated Vehicle Optimization Technology (PIVOT), який дозволив інженерам удосконалити конструкцію, усуваючи зайвий матеріал із зон, де він є надлишковим, та зберігаючи при цьому

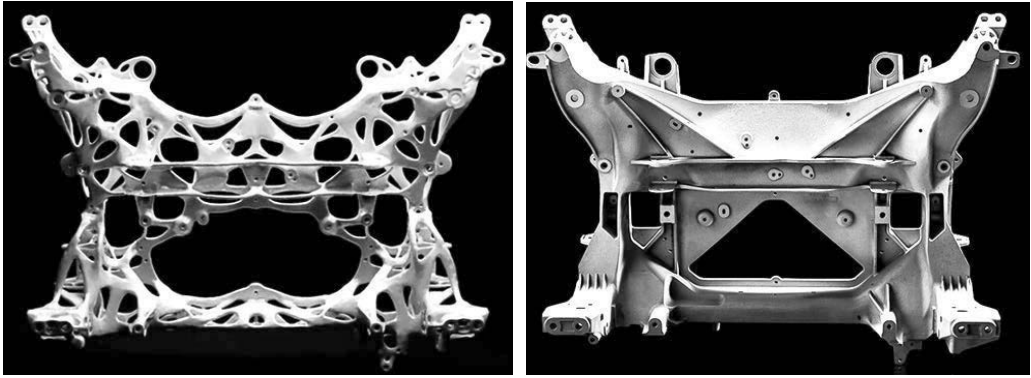


Рис. 2. Конструкції автомобільного виливка вагою 15 та 28 кг [14]

міцність і довговічність деталей. Особливістю технології є можливість моделювання механічних властивостей компонентів із визначенням оптимального розташування матеріалу, що відкриває нові можливості для створення органічних (біонічних) конструкцій із високою оптимізацією, які раніше здавалися нереальними.

Для виготовлення цієї каркасної конструкції використано вторинний, повністю перероблений алюміній, виплавка якого не лише знижує викиди вуглецю, але й сприяє зменшенню залежності від видобутку первинної сировини. Це також стає вагомим досягненням у напрямку екологічної сталості та зниження вуглецевого сліду в автомобільній промисловості. А інновації у виробництві алюмінієвих каркасів також сприяють підвищенню безпеки транспорту. Завдяки легкості конструкцій забезпечується краще поглинання енергії під час зіткнень, що підвищує рівень захисту пасажирів.

Показані на рис. 2 стара та оптимізована конструкції демонструють, як інтеграція ШІ у виробничі процеси може революціонізувати автомобільну промисловість. Використання таких технологій відкриває шлях до створення легших, екологічних та ефективних транспортних засобів, що відповідатимуть вимогам майбутнього.

Нарешті, застосування ШІ в ливарній справі охоплює і стратегічний рівень — оптимізацію життєвого циклу виливків (Life Cycle Assessment, LCA). ШІ може аналізувати дані від виготовлення до утилізації та повторного застосування металу, враховуючи вид металу, метод плавки, тип формовки, прогнозований термін служби, а також мінімізацію витрат на переплавку. Це дозволяє вибирати найбільш ресурсозберігаючі та екологічні життєві цикли, що є критично важливим для сталого розвитку та відповідності принципам циркулярної економіки. ШІ перетворюється на інструмент для формування екологічно відповідальних та економічно ефективних виробничих стратегій [15].

У дослідженні [16] описано споріднену з ШІ інтегровану обчислювальну інженерію матеріалознавства (Integrated computational materials engineering, ICME) як методологію, що інтегрує інформацію про матеріали за допомогою обчислювальних інструментів з аналізом характеристик інженерних виробів та моделюванням виробничого процесу. Це контрастує з традиційними підходами CAD-CAE-CAM, які часто спираються на однорідні властивості матеріалів. ШІ та МН вже здатні генерувати такі результати, як прогнози або рішення для конкретних цілей, зокрема моделювання процесу лиття, включно з симуляцією мікроструктури металу виливків інструментами цифрового виробництва. Такий приклад інтеграції технологій ICME та ШІ для вирішення проблем сталого розвитку в галузі лиття металу, зокрема для проектування виробництва виливків легких сплавів, показано на схемі (рис. 3).

Штучний інтелект у проектуванні метаматеріалів: від ідеї до структури.

Проектування метаматеріалів є складним завданням через їх унікальну архітектуру та необхідність точного контролю над електромагнітними, акустичними або механічними властивостями. ШІ кардинально змінює цей процес, пропонуючи

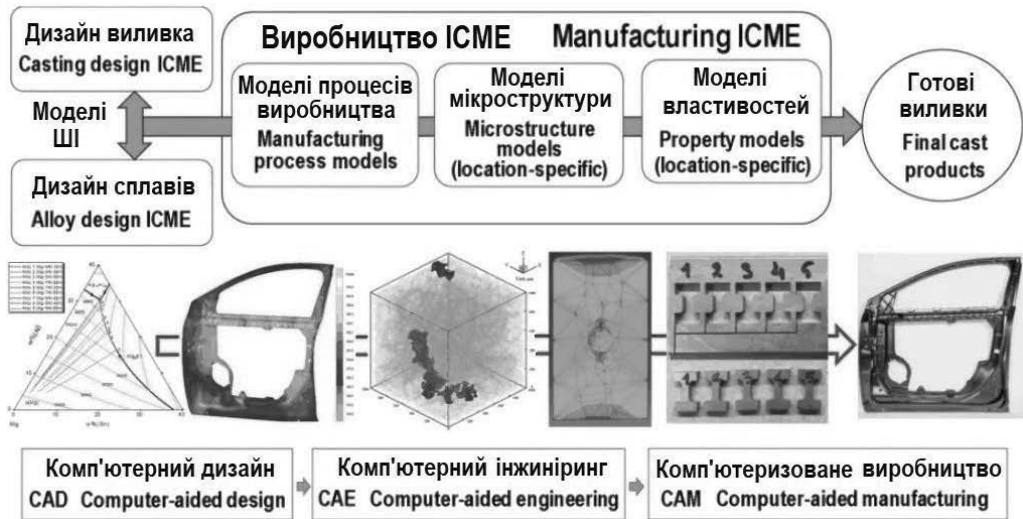


Рис. 3. Структура ICME для проектування та розробки процесу лиття у порівнянні з промисловим підходом CAD-CAE-CAM [16]

підходи, що значно перевершують традиційне ручне проектування чи виснажливі ітераційні симуляції.

Нині вже проектуються внутрішні структури, оптимізовані алгоритмами ШІ, придатні до виготовлення за допомогою 3D-друку. Ключовим напрямом є зворотний дизайн (inverse design), де замість поступової модифікації наявних структур ШІ допомагає генерувати абсолютно нові конструкції, які відповідають заданим бажаним властивостям. Тут на передній план виходять генеративні моделі, як-от генеративні змагальні мережі (GANs) та варіаційні автокодувальники (VAEs). Вони навчаються на великих наборах даних наявних метаматеріалів, а потім можуть створювати унікальні топології з прогнозованими характеристиками.

На відміну від традиційного прямого методу, коли проектування починається з геометрії і завершується прогнозуванням властивостей, інверсне проектування ставить задачу навпаки: від бажаних властивостей — до пошуку відповідної структури. Це дає змогу автоматизувати процес підбору структури метаматеріалу під конкретну прикладну задачу. У межах цієї парадигми створено методику під керівництвом Рейна Чжена з Каліфорнійського університету в Берклі, приклад функціонування якої показано на схемі (рис. 4) [17, 18]. Система працює за замкнутим ітераційним контуром. Користувач подає вхідні дані — у вигляді бажаних характеристик (наприклад, механічної жорсткості, густини чи інших властивостей), після чого запускається модель зворотного проектування. Графова нейронна мережа кодує ці дані у відповідну структуру — граф, який описує внутрішню архітектуру майбутнього метаматеріалу. На основі цього графа виконується декодування у тривимірну геометрію, яка відразу проходить віртуальне тестування через цифрову (сурогатну) модель (цифровий двійник), що оцінює відповідність отриманої структури очікуваним характеристикам.

Процес не зупиняється на першому варіанті: за допомогою активного навчання та механізмів підсилення відбувається ітераційне вдосконалення. Кожна нова спроба наближається до ідеального рішення. Коли структура задовольняє вимоги, вона передається на 3D-друк. Отримана фізична модель далі проходить експериментальну перевірку — з метою уточнення параметрів та збагачення бази даних для подальшого навчання мережі. Таким чином, створюється замкнений цикл удосконалення, де машина вчиться не лише на симуляціях, а й на реальних даних.

Описана система демонструє, як графова нейронна мережа, використовуючи концепції кодування, декодування та оптимізації через варіативні представлення структур здатна синтезувати складні 3D-структури із передбачуваними властивос-

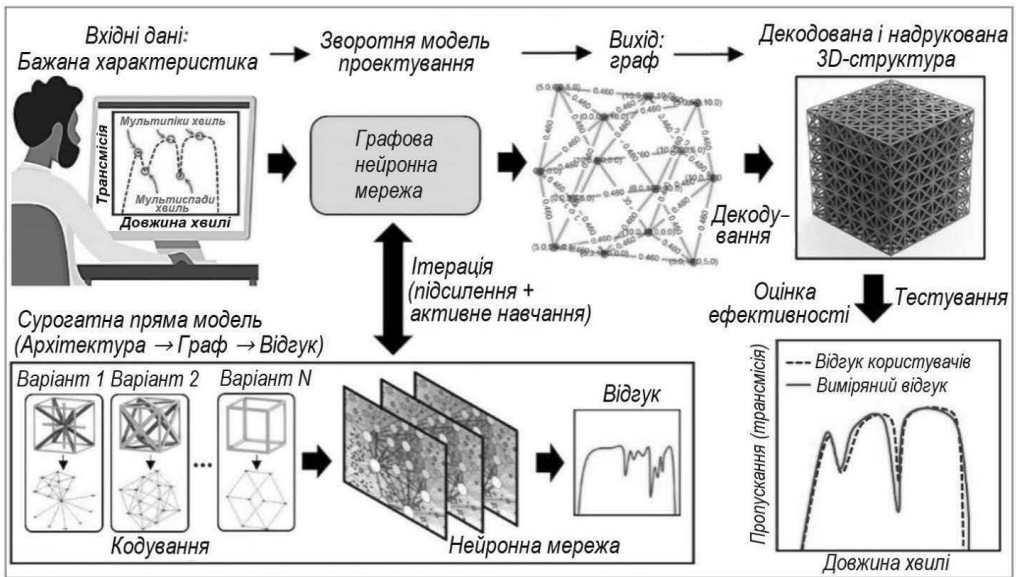


Рис. 4. Методика проектування метаматеріалів на основі ШІ дозволяє швидко створювати матеріал із заданими користувачем продуктивністю та цільовими властивостями [18]

тями. На схемі показано, що система порівнює множинні піки й спади у спектрі пропускання із цільовим відгуком, заданим користувачем. У разі невідповідності заданим параметрам структура коригується і процес повторюється до досягнення повної відповідності.

Одним із прикладів успішної реалізації такого підходу є метаматеріали, побудовані на основі сференів — модифікованих форм тривимірних сфероподібних мінімальних поверхонь, які водночас забезпечують плавність конфігурацій, направленість протидії зовнішньому тиску на зовнішню поверхню конструкції та високий рівень керованості (закритої / відкритої) пористості. Приклади такої структури показано на рис. 5 [19, 20]. Завдяки використанню ШІ можливо автоматизувати адаптацію таких поверхонь до конкретних умов використання з урахуванням як механічних, так і теплофізичних чи газогідродинамічних характеристик.

Для науковців-ливарників, які удосконалюють процес лиття металу за газифікованими (піно-полімерними) моделями (ЛГМ), пористі полімерні метаматеріали мають потенціал забезпечити не лише геометричну точність та швидке друкування ливарних моделей, а й керовану їх термодеструкцію при контакті з розплавом металу, а завдяки відкритим порам (на рис. 5 — приклад таких пор) можуть сприяти направленому видаленню газів від моделі у вакуумовану піщану форму, усуваючи негативний вплив продуктів газифікації моделі на якість металу отриманого виливка. Як поява в ливарному виробництві пінополістиролу — матеріалу разових ливарних моделей у середині 50-х років минулого століття започаткувала метод ЛГМ, так друкована піна метаматеріалу може істотно осучаснити цей метод, забезпечити гнучкість модельного виробництва завдяки цифровізації, чим додати процесу ЛГМ нових ливарних можливостей, схожих на ті, що притаманні методам лиття з впливом газового розрідження на метал (зокрема, методу вакуумно всмоктування металу).

Основним викликом у розробці пористого метаматеріалу є забезпечення не лише геометричної відповідності виробу умовам адитивного виробництва, а й прогнозованих механічних, теплових або газогідродинамічних-фільтраційних характеристик. У перспективі проектування пористої ливарної моделі можуть включати інтеграцію з наявними програмами, які з високою точністю прогнозують поведінку металу під час складних термодинамічних процесів. Це стосується його плинності в рідкому стані, охолодження та кристалізації при заливанні в ливарну форму, у тому

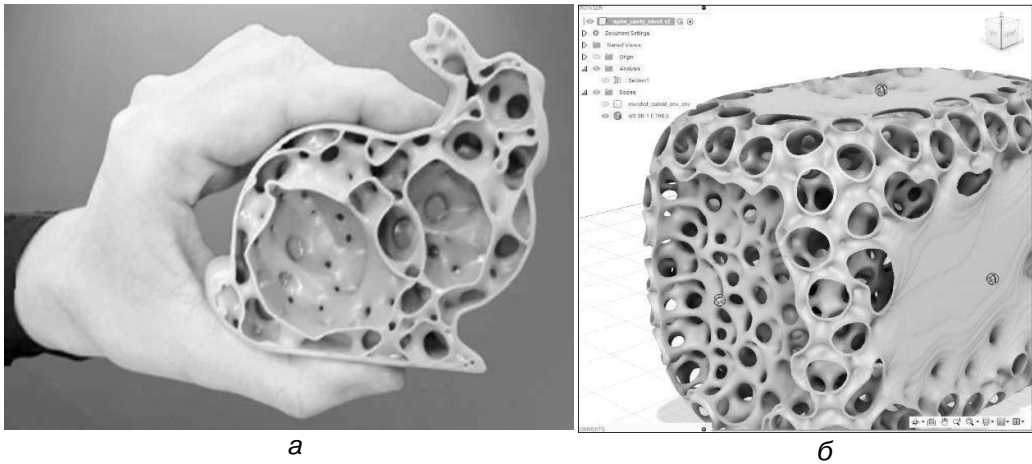


Рис. 5. Приклади структури на основі сференів: а — серцевина декоративної моделі кролика з гладкою зовнішньою поверхнею; б — скріншот екрану з процесом проектування в САПР-системі Autodesk [19, 20]

числі з газифікацією моделі. Такий підхід дозволяє оптимізувати не лише параметри матеріалу моделі, а й систем заливання металом форм, живлення розплавом металу та тверднення виливків, що забезпечить високу якість готових виробів.

Використання виготовлення моделей із пінополімеру для ЛГМ-процесу відкриває новий рівень функціональності як інноваційний підхід до виливання високоточних металоконструкцій. Структура моделей більше не є вторинною — вона формує задану функцію, а пориста геометрія метаматеріалу, отримана на основі ШІ-дизайну, дозволяє зменшити вагу, оптимізувати процес газифікації, скоротити тривалість виготовлення та витрати матеріалу.

Зрештою, завдяки поєднанню 3D-друку і ШІ ливарники отримали не просто інструмент для створення полімерних моделей, а повноцінну інженерну систему, яка здатна самонавчатися та генерувати рішення, орієнтовані на майбутні виклики. Усе це дозволяє говорити про зміну самої філософії проектування — від ручного конструювання до алгоритмічного синтезу, де ключову роль відіграє не лише досвід інженера, а й здатність системи до адаптації і прогнозування.

Приклад метаматеріалів, що базуються на сференових структурах, для функціонально-оптимізованих ливарних моделей показує можливість друку пористої структури, сформованої за допомогою інтелектуальних алгоритмів. Використання графових нейронних мереж у процесі інверсного проектування змінює підхід до задач: інтуїтивний пошук трансформується в керований, самонавчальний ітеративний процес. Це дозволяє створювати структури, які вже на етапі 3D-друку відповідають заданим експлуатаційним критеріям, що, зокрема для ливарного процесу ЛГМ, відкриває нові горизонти, де моделі перестають бути лише оснасткою для виготовлення виливків, а перетворюються на носіїв інженерної логіки, інтегрованої в їх структуру за допомогою ШІ.

Загалом, застосування глибокого навчання для зворотного дизайну метаповерхонь є предметом активних досліджень, що дозволяє значно прискорити етап концептуального дизайну та відкривати нові високоефективні структури [21].

Крім генерації, ШІ також ефективно застосовується для прогнозування властивостей. Наприклад, згорткові нейронні мережі (CNNs) можуть аналізувати зображення або параметричні описи геометрії метаматеріалів і з високою точністю прогнозувати їх оптичний відгук, коефіцієнти поглинання або механічну жорсткість [22]. Це усуває необхідність тривалих фізичних симуляцій для кожного варіанта дизайну, дозволяючи інженерам швидко оцінювати безліч ітерацій.

Нарешті, оптимізація топології метаматеріалів також виграє від інтеграції ШІ.

Традиційні алгоритми оптимізації, такі як генетичні алгоритми або оптимізація роєм частинок, можуть бути посилені методами машинного навчання, які допомагають ефективніше досліджувати простір рішень, швидше сходиться до оптимальних конфігурацій та знаходити структури з покращеними функціональними властивостями, особливо для адитивного виробництва [23]. Загалом, машинне навчання відіграє ключову роль у відкритті та розробці метаматеріалів нового покоління [24].

ШІ у винахідництві при проєктуванні метаматеріалів та ливарних технологій

Роль ШІ в інженерії виходить за межі простого аналізу та оптимізації; він активно впливається у процес винахідництва, особливо у таких високотехнологічних галузях, як метаматеріали та складні ливарні рішення. Сучасні системи ШІ не тільки допомагають людині, а й здатні самостійно генерувати нові оригінальні рішення, які можуть бути визнані патентоспроможними винаходами.

У контексті метаматеріалів здатність ШІ до інверсного дизайну є, по суті, винахідницькою діяльністю. Замість того щоб інженер традиційно експериментував з безліччю конфігурацій, ШІ може, виходячи з бажаних функціональних характеристик (наприклад, певний показник заломлення, акустична абсорбція чи механічна жорсткість), генерувати раніше невідомі або неочевидні структури. Ці структури часто мають неінтуїтивну геометрію, яка є оптимальною для досягнення поставленої мети. Саме такі оригінальні топології та принципи роботи можуть бути захищені патентами.

Аналогічно у ливарних технологіях ШІ може оптимізувати дизайн форм, виливниць або навіть сам технологічний процес у такий спосіб, що призводить до абсолютно нових способів зменшення дефектів, економії матеріалів або підвищення продуктивності. Наприклад, ШІ може запропонувати унікальні конфігурації вентиляційних каналів чи систем охолодження, які раніше не розглядалися людиною, але виявилися надзвичайно ефективними для конкретного типу лиття.

Найбільш революційним аспектом є можливість ШІ виступати автором або співавтором патенту. Хоча юридична практика щодо «ШІ-винахідників» ще перебуває на етапі становлення й активно обговорюється у світі, уже існують прецеденти, коли патенти подавалися із зазначенням ШІ-системи як винахідника. Одним із найвідоміших прикладів є система DABUS (Device for the Autonomous Bootstrapping of Unified Sentience), розроблена Стівеном Таллером, яка фігурувала в патентних заявках у кількох країнах, включаючи Південну Африку, що визнала ШІ винахідником [25]. Ці патенти стосувалися не лише матеріалів, але й інших сфер, демонструючи потенціал ШІ у генерації абсолютно нових концепцій, які відповідають критеріям новизни, винахідницького рівня та промислової придатності. Це відкриває шлях до майбутнього, де ШІ не просто допомагатиме, а й самостійно створюватиме об'єкти інтелектуальної власності в галузі матеріалознавства та виробництва.

Виклики та перспективи

Незважаючи на значні успіхи, широке впровадження ШІ у проєктування метаматеріалів та ливарні технології стикається з певними викликами. Головною є потреба у великих, високоякісних та анотованих наборах даних, які виступають основою для навчання ефективних моделей ШІ. Інші виклики включають здатність інтерпретації моделей «чорної скриньки», високі обчислювальні ресурси та необхідність мультидисциплінарної співпраці між матеріалознавцями, інженерами та спеціалістами з ШІ. Крім того, правові та етичні аспекти визнання ШІ винахідником залишаються предметом дискусій і потребують подальшого вирішення на міжнародному рівні.

Однак перспективи застосування ШІ в цих галузях є надзвичайно широкими. Майбутні напрями досліджень включають розробку гібридних моделей (physics-informed AI), які поєднують принципи фізики з можливостями глибокого навчання, створення цифрових двійників для повного моделювання та контролю процесів, а також інтеграцію ШІ у концепцію «розумного виробництва» (Industry 4.0). Це

дозволить досягти повної автоматизації, оптимізації та персоналізації продукції, відкриваючи нові горизонти для інновацій у матеріалах та виробництві.

ШІ як потенціал для створення нової методології науково-технологічної трансформації

ШІ — це значно більше, ніж просто набір складних алгоритмів чи інструмент для підвищення ефективності. Він є фундаментальним драйвером для переосмислення самих основ науково-технологічного прогресу. Наш традиційний спосіб мислення, заснований на лінійному пошуку рішень та інтуїтивних здогадках, стикається із безпрецедентними можливостями, які пропонує ШІ.

ШІ стає не просто «калькулятором» для великих чисел чи «просунутим Гуглом», а «дзеркалом-мультиплікатором». Коли ми «вкидаємо промт» — чи то дані, чи постановку проблеми, — ми отримуємо від ШІ не просто відповідь, а підстави для глибшого розуміння, неочікувані зв'язки та нові траєкторії для досліджень та рішень. Він дозволяє нам бачити те, що раніше було приховано за об'ємом даних чи складністю взаємодій. Це ніби ми отримали не просто молоток, а цілий інтелектуальний набір інструментів, що самостійно адаптується та пропонує оптимальні шляхи для вирішення завдань.

Таким чином, ШІ не має бути сприйнятий як «нянька», яка відбирає у людини бажання думати, а як потужний каталізатор для розширення людських можливостей. Це не конкурент людському інтелекту, а його посилювач, що дозволяє зосередитися на творчості, етичних аспектах та глобальних стратегіях, делегуючи рутинні обчислювальні та аналітичні завдання.

Як колись таблиця множення стала базою для складних математичних операцій, так і інтеграція ШІ у повсякденну інженерну практику стане важливою складовою інструментарію фахівців. Якщо ще Ньютон підкреслював, що закони природи, які він досліджує, — це вияв божественного порядку [26], то в інженерній науці ШІ також слід сприймати, як не модне віяння, а закономірний еволюційний крок, що дозволить нам жити ближче до природних законів гармонії, ресурсоефективності та сталого розвитку, створюючи досконаліші продукти з повагою до навколишнього світу. ШІ відкриває потенціал для науково-технологічної трансформації, яка підвищить не тільки продуктивність, а і якість життя.

Висновок

ШІ стає незамінним інструментом у сучасній оптимізації ливарних технологій та проектуванні метаматеріалів. Його здатність до прискорення дизайну від конструкцій металопродукції й оснащення до виробничих ліній і технологій, точного прогнозування властивостей та автоматизації контролю якості відкриває безпрецедентні можливості для інновацій. Мало того, ШІ активно перетворюється на самостійного винахідника, генеруючи патентоспроможні рішення та відкриваючи нові етапи у розвитку інтелектуальної власності. Розширюючи свій вплив на весь життєвий цикл продукту та інтегруючи різноманітні виробничі операції, ШІ сприяє створенню більш стійких, ефективних та інноваційних виробничих екосистем. Хоча існують певні виклики, активні дослідження та інтеграція ШІ в «розумні» виробничі системи обіцяють революційні зміни, що призведуть до створення матеріалів з унікальними властивостями та виробництва продукції найвищої якості.

Список літератури

- 1 Moses B. Casting still in high demand in defense applications. *IMTS*. 2025. June 4. URL: <https://www.imts.com/read/article-details/Casting-Still-in-High-Demand-in-Defense-Applications-/2121/type/Read/1>
- 2 Fritsch T. Digitalization of Production Systems — Do We Need More Human or Artificial Intelligence? *Foundry-Planet*. 2025. June 18. URL: <https://www.foundry-planet.com/d/digitalization-of-production-systems-do-we-need-more-human-or-artificial-intelligence>
- 3 McCarthy J., Minsky M. L., Rochester N., Shannon C. E. A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. URL: <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>
- 4 Samuel A. L. Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*. 1959. Vol. 3, No. 3. P. 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- 5 Russell S. J., Norvig P. *Artificial intelligence: A modern approach*. 3rd ed. Prentice Hall, 2010.
- 6 Півнюк А. В. Використання штучного інтелекту в сучасній діяльності підприємств. *Вчені записки ТНУ ім. В. І. Вернадського*. 2024. Т. 35, № 4. С. 69–73. <https://doi.org/10.32782/2523-4803/74-4-12>
- 7 Дорошенко В.С. Методи «цифровізації» ливарно-металургійного виробництва: віртуальний інжиніринг, цифровий двійник, адитивні технології. *Метал і лиття України*. 2021. № 3. С. 62–66. <https://doi.org/10.15407/steelcast2021.03.062>
- 8 Смоляк Ю.Ю., Холодницька А.В. Штучний інтелект в управлінні підприємством: трансформація ролі менеджера в індустрії 4.0. *Проблеми сучасних трансформацій*. 2024. №11. <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2024-11-04-12>
- 9 Ковтуненко Ю.В. Застосування штучного інтелекту у системі управління підприємством: проблеми та переваги. *Економічний журнал Одеського політехнічного університету*. 2019. № 2. С. 93–99. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4171114>
- 10 Kim, J., Lee, S., Park, H. Machine Learning Approaches for Predicting Porosity Defects in Aluminum Castings. *Journal of Manufacturing Processes*. 2023. Vol. 95. P. 123–135.
- 11 Zhang, W., Li, Q., & Wang, P. AI-driven Optimization of Gating System Design for Pressure Die Casting. *International Journal of Casting Metals Research*,. 2022. Vol. 35, No. 2. P. 101–112
- 12 Singh, R., & Kumar, S. Optimizing Casting Process Parameters by Using Design of Experiments and Machine Learning. *Proceedings of the International Conference on Smart Technologies in Manufacturing and Automation (ICSTMA 2023)*. Singapore: Springer, 2024. P. 45–56.
- 13 Chen Y., Yu B., Gao R. Deep Learning for Automated Surface Defect Detection in Steel Castings. *Computers & Industrial Engineering*. 2024. Vol. 187. P. 109820.
- 14 Artificial Intelligence makes castings more natural. *Foundry Management & Technology*. 2025. Apr. P. 25.
- 15 Luo A.A., Apelian D. Integrated Computational Materials Engineering and Artificial Intelligence for Sustainable Casting Industry. The 75th World Foundry Congress. October 25–30, 2024, Deyang, Sichuan, China. URL: <https://www.75wfc.com/uploads/pdf/14/14-1066-756.pdf>
- 16 Luo A.A., Sachdev A.K., Apelian D. Alloy Development and Process Innovations for Light Metals Casting. *Journal of Materials Processing Technology*. 2022. Vol. 306. P. 117606. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2022.117606>
- 17 Ha C.S., Yao D., Xu Z. et al. Rapid inverse design of metamaterials based on prescribed mechanical behavior through machine learning. *Nature Communications*. 2023. Vol. 14. P. 5765. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-40854-1>
- 18 Kety S. The potential of metamaterials for (medical) Additive Manufacturing. *3D ADEPT Mag*. 2024. March – April. URL: <https://3dadept.com/the-potential-of-metamaterials-for-medical-additive-manufacturing/>

- 19 Mueller R.K. 3D Design: *Spherenes*. *XYZ Dims*. 2024. October 23. URL: <https://xyzdims.com/tag/spherene/>
- 20 URL: <https://apps.autodesk.com/FUSION/en/Detail/Index?id=7450446131187005403&appLang=en&os=Win64>
- 21 Liu Z., Li Y., Zhang S. Deep Learning for Inverse Design of Metasurfaces: A Review. *ACS Photonics*. 2022. Vol. 9, No. 3. P. 687–706.
- 22 Wang, L., Zhang, X., Chen, J. Predicting Optical Properties of Plasmonic Metamaterials Using Convolutional Neural Networks. *Optics Express*. 2021. Vol. 29, No. 15. P. 24045–24060.
- 23 Li, Q., Wang, H., Liu, Z. AI-Driven Topology Optimization for Mechanical Metamaterials. *Additive Manufacturing*. 2023. Vol. 61. P. 103234.
- 24 Zhu, L., Hu, M. Machine Learning in Discovering and Designing Next-Generation Metamaterials. *Advanced Functional Materials*. 2024. <https://doi.org/10.1002/adfm.202401234>
- 25 Abbott, R. DABUS: The Artificial Inventor Project. *World Patent Information*. 2022. Vol. 71. P. 102161.
- 26 Newton I. *Opticks: Or, a Treatise of the Reflections, Refractions, Inflections and Colours of Light*. London: Sam. Smith and Benj. Walford, 1704. 382 p

Надійшла 20.07.2025

References

- 1 Moses B. (2025). Casting still in high demand in defense applications. IMTS. Retrieved from <https://www.imts.com/read/article-details/Casting-Still-in-High-Demand-in-Defense-Applications-/2121/type/Read/1>
- 2 Fritsch T. (2025). Digitalization of production systems – Do we need more human or artificial intelligence? Foundry-Planet. Retrieved from <https://www.foundry-planet.com/d/digitalization-of-production-systems-do-we-need-more-human-or-artificial-intelligence>
- 3 McCarthy J., Minsky M. L., Rochester N., & Shannon C. E. (1955). A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence. <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>
- 4 Samuel A. L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>
- 5 Russell S.J., & Norvig P. (2010). *Artificial intelligence: A modern approach* (3rd ed.). Prentice Hall.
- 6 Pivnyuk A. V. (2024). The use of artificial intelligence in the modern activities of enterprises. *Vcheni zapysky TNU im. V. I. Vernadskoho*, 35(4), 69–73. <https://doi.org/10.32782/2523-4803/74-4-12> [In Ukrainian].
- 7 Doroshenko V. S. (2021). Methods of “digitalization” of foundry and metallurgical production: virtual engineering, digital twin, additive technologies. *Metal and Casting of Ukraine*, (3), 62–66. <https://doi.org/10.15407/steelcast2021.03.062> [In Ukrainian].
- 8 Smoliak Yu. Yu., & Kholodnytska A. V. (2024). Artificial intelligence in enterprise management: transformation of the manager’s role in industry 4.0. *Problemy suchasnykh transformats*.
- 9 Kovtunen Yu. V. (2019). Application of artificial intelligence in enterprise management system: problems and advantages. *Ekonomichnyi zhurnal Odeskoho politekhnichnoho universytetu*, (2), 93–99. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4171114> [In Ukrainian].
- 10 Kim J., Lee S., & Park H. (2023). Machine learning approaches for predicting porosity defects in aluminum castings. *Journal of Manufacturing Processes*, 95, 123–135.
- 11 Zhang W., Li Q., & Wang P. (2022). AI-driven optimization of gating system design for pressure die casting. *International Journal of Casting Metals Research*, 35(2), 101–112.

- 12 Singh R., & Kumar S. (2024). Optimizing casting process parameters by using design of experiments and machine learning. In *Proceedings of the International Conference on Smart Technologies in Manufacturing and Automation (ICSTMA 2023)* (pp. 45–56). Singapore: Springer.
- 13 Chen Y., Yu B., & Gao R. (2024). Deep learning for automated surface defect detection in steel castings. *Computers & Industrial Engineering*, 187, 109820.
- 14 *Artificial intelligence makes castings more natural. (2025)*. Foundry Management & Technology, P. 25.
- 15 Luo A. A., & Apelian D. (2024). *Integrated computational materials engineering and artificial intelligence for sustainable casting industry*. The 75th World Foundry Congress, Deyang, Sichuan, China. Retrieved from <https://www.75wfc.com/uploads/pdf/14/14-1066-756.pdf>
- 16 Luo A. A., Sachdev A. K., & Apelian D. (2022). Alloy development and process innovations for light metals casting. *Journal of Materials Processing Technology*, 306, 117606. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2022.117606>
- 17 Ha C. S., Yao D., Xu Z., Cui H., Deng B., Liu K., Guo P., Yu S., Sun X., Li G., Jiang H., & Liu Y. (2023). Rapid inverse design of metamaterials based on prescribed mechanical behavior through machine learning. *Nature Communications*, 14, 5765. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-40854-1>
- 18 Kety S. (2024). *The potential of metamaterials for (medical) Additive Manufacturing*. 3D ADEPT Mag. Retrieved from <https://3dadept.com/the-potential-of-metamaterials-for-medical-additive-manufacturing/>
- 19 Mueller R. K. (2024). *3D Design: Spherenes*. XYZ Dims. Retrieved from <https://xyzdims.com/tag/spherene/>
- 20 Autodesk App Store. (2024). *Spherene for Autodesk Fusion*. Retrieved from <https://apps.autodesk.com/FUSION/en/Detail/Index?id=7450446131187005403&appLang=en&os=Win64>
- 21 Liu Z., Li Y., & Zhang S. (2022). Deep learning for inverse design of metasurfaces: A review. *ACS Photonics*, 9(3), 687–706.
- 22 Wang L., Zhang X., & Chen J. (2021). Predicting optical properties of plasmonic metamaterials using convolutional neural networks. *Optics Express*, 29(15), 24045–24060.
- 23 Li Q., Wang H., & Liu Z. (2023). AI-driven topology optimization for mechanical metamaterials. *Additive Manufacturing*, 61, 103234.
- 24 Zhu L., & Hu M. (2024). Machine learning in discovering and designing next-generation metamaterials. *Advanced Functional Materials*. <https://doi.org/10.1002/adfm.202401234>
- 25 Abbott R. (2022). DABUS: The Artificial Inventor Project. *World Patent Information*, 71, 102161.
- 26 Newton I. (1704). *Opticks: Or, a treatise of the reflections, refractions, inflections and colours of light*. Sam. Smith and Benj. Walford. 382 p.

Received 20.07.2025

Y.S. Doroshenko, Dr. Sci (Engin), Leading Research Scientist;

e-mail: doro55v@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-0070-5663>

P.B. Kaliuzhnyi, PhD (Engin), Deputy Director;

e-mail: kpb.ptima@gmail.com; <https://orcid.org/0000-0002-1111-4826>

Y. V. Pohrebach, Junior Researcher; e-mail: x1an@ukr.net;

<https://orcid.org/0000-0001-7190-2691>

Physico-Technological Institute of Metals and Alloys of the National Academy of Science of Ukraine
(Kyiv, Ukraine)

OVERVIEW OF METHODS FOR APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE DESIGN OF FOUNDRY TECHNOLOGIES AND METAMATERIALS

Artificial Intelligence (AI) is emerging as a transformative catalyst, unlocking new frontiers for optimizing and enhancing traditional industries like foundry production, while also fostering the development of innovative fields such as metamaterial design. This review analyzes key AI methods and applications in these domains, highlighting its potential to elevate product quality, reduce costs, and accelerate innovation cycles. In foundry production, AI ensures significant improvements across all stages of the product lifecycle. Machine learning and deep learning systems enable the prediction of casting defects (such as porosity, shrinkage, cracks) based on the analysis of historical data and process parameters. This facilitates prompt correction of manufacturing conditions and prevention of product rejection. AI holds substantial potential for optimizing casting process parameters and improving casting quality. The application of computer vision and deep learning is transforming automated quality control, enabling rapid, real-time defect detection. Integrating AI with 3D printing allows for optimized design of casting technologies, molds, and patterns, creating digital twins that accelerate development and testing phases. The article provides an industrial application example from Sarginsons Industries, which leveraged AI to almost halve the weight of automotive castings. AI also serves as a tool for optimizing the Life Cycle Assessment (LCA) of castings, contributing to resource conservation and circular economy principles. In the realm of metamaterial design, AI is revolutionizing the traditional approach by shifting towards inverse design. Generative models, such as GANs and VAEs, enable the creation of entirely new topologies with unique properties that fulfill desired functional characteristics. The methodology for designing metamaterials based on graph neural networks is presented, allowing for rapid generation of structures with specified properties and their optimization through iterative learning. Specifically, the potential of sphere structures for developing functionally optimized casting patterns for the Lost Foam Casting (LFC) process is explored, which will facilitate controlled thermal decomposition and efficient gas removal, thereby improving the quality of metal castings. Convolutional Neural Networks (CNNs) are effectively utilized for predicting metamaterial properties, and the integration of AI with topological optimization algorithms allows for finding their optimal structures. A separate aspect addresses the role of AI in invention. AI systems are already capable of generating novel and original solutions that may be deemed patentable, as demonstrated by the precedent with the DABUS system. This opens new stages in the development of intellectual property, where AI acts not merely as an assistant but as a full participant in the process. Despite significant advantages, the implementation of AI faces challenges such as the need for large volumes of high-quality data, interpretation of “black box” models, and substantial computational resources. Nevertheless, the prospects are extremely broad, including the development of hybrid models (physics-informed AI), the creation of digital twins, and the full integration of AI into the concept of “smart manufacturing” (Industry 4.0). Thus, AI is not merely an automation tool but a driver of scientific and technological transformation, enhancing human intelligence, allowing focus on creativity, strategic decisions, the creation of more advanced products, and sustainable development.

Keywords: artificial intelligence; machine learning; deep learning; foundry production; metamaterials; 3D printing; inverse design.