

УДК 004.8:62

DOI <https://doi.org/10.32782/IT/2025-2-9>

Станіслав МАЛІЄНКО

аспірант кафедри інформаційних технологій і систем факультету прикладних комп'ютерних технологій, Дніпровський державний університет науки і технологій, пр. Науки, 4, м. Дніпро, Україна, 49600

ORCID: 0009-0003-8223-5240

Тетяна СЕЛІВЬОРСТОВА

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних технологій і систем факультету прикладних комп'ютерних технологій, Дніпровський державний університет науки і технологій, пр. Науки, 4, м. Дніпро, Україна, 49600

ORCID: 0009-0003-8223-5240

Бібліографічний опис статті: Малієнко, С., Селівьорстова, Т. (2025). Виклики в розробці та впровадженні штучного інтелекту в інженерії, закупівлях і будівництві. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 90–100, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2025-2-9>

ВИКЛИКИ В РОЗРОБЦІ ТА ВПРОВАДЖЕННІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ІНЖЕНЕРІЇ, ЗАКУПІВЛЯХ І БУДІВНИЦТВІ

Штучний інтелект у сфері інжинірингових, закупівельних і будівельних робіт ще не має доказаної практики впровадження у великих проектах. Оскільки рішення на основі ШІ для промислових застосувань стали доступні лише нещодавно, досвід впровадження та отримані уроки ще належить накопичити.

Метою роботи є дослідити основні виклики, що виникають під час розробки та впровадження систем штучного інтелекту (ШІ) у сфері інженерингу, закупівель та будівництва, а також з'ясувати, як ці виклики впливають на практичне використання ШІ у зазначеній галузі.

Методологією для цього дослідження було обрано метод вивчення кейса. Збір даних здійснювався серед ключових стейкхолдерів, які беруть участь у впровадженні ШІ, а подальший аналіз ґрунтувався на методах тематичного аналізу.

Новизна цього дослідження полягає в детальному аналізі проблем і перешкод, з якими зіштовхнулися компанії при розробці та впровадженні ШІ у великому проєкті в сфері інжинірингу, на основі реальних прикладів з практики. Виявлені проблеми не залежать від конкретної технології чи досвіду компанії, тому вони є універсальними.

Висновки. На підставі отриманих результатів було зроблено висновки про те що впровадження ШІ в індустрії стикається з низкою унікальних викликів, зокрема: нестачею якісних даних, складністю інтеграції в існуючі процеси, опором працівників та обмеженою довірою до ШІ-систем. Для успішного впровадження необхідно враховувати як технічні, так і організаційні фактори. Дослідження підкреслює важливість багатодисциплінарного підходу до розробки та впровадження ШІ у цій галузі.

Ключові слова: штучний інтелект, машинне навчання, глибоке навчання, інновації, інжиніринг, штучний інтелект в індустрії інженерії, закупівлях та будівництві.

Stanislav MALIENKO

Postgraduate Student at the Department of Information Technologies and Systems, Faculty of Applied Computer Technologies, Dnipro State University of Science and Technology, 4, Science Ave., Dnipro, Ukraine, malienko.mpmr@gmail.com

ORCID: 0009-0003-8223-5240

Tatyana SELIVORSTOVA

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Information Technologies and Systems, Faculty of Applied Computer Technologies, Dnipro State University of Science and Technology, 4, Science Ave., Dnipro, Ukraine, t.v.selivorstova@ust.edu.ua

ORCID: 0009-0003-8223-5240

To cite this article: Maliienko, S., Selivorstova, T. (2025). Vyklyky v rozrobtsti ta vprovadzheni shtuchnoho intelektu v inzhenerii, zakupivliakh i budivnytstvi [Challenges in the development and implementation of artificial intelligence in engineering, procurement and construction]. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security*, 90–100, doi: <https://doi.org/10.32782/IT/2025-2-9>

CHALLENGES IN THE DEVELOPMENT AND IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN ENGINEERING, PROCUREMENT AND CONSTRUCTION

Artificial intelligence (AI) in the engineering, procurement and construction (EPC) domain has yet to demonstrate proven implementation practices in large-scale projects. As AI-based solutions for industrial applications have only recently become available, experience with implementation and lessons learned are still in the early stages of accumulation.

The purpose. *This study aims to explore the main challenges encountered during the development and deployment of AI systems in the EPC industry and to investigate how these challenges impact the practical use of AI in this domain.*

The methodology. *A case study methodology was adopted for this research. Data was collected from key stakeholders involved in AI implementation, and thematic analysis was used to interpret the findings.*

The novelty *of this research lies in the in-depth analysis of the problems and obstacles faced by companies during the development and deployment of AI in a large EPC project, based on real-world experiences. The identified issues are not dependent on specific technologies or company experience, making them applicable across the industry.*

Conclusions. *Based on the findings, the study concludes that implementing AI in the EPC industry faces several unique challenges, including a lack of high-quality data, difficulty integrating AI into existing workflows, employee resistance, and limited trust in AI systems. Successful implementation requires consideration of both technical and organizational factors. The study emphasizes the importance of a multidisciplinary approach to AI development and deployment in this context.*

Key words: *artificial intelligence, machine learning, deep learning, innovation, engineering, artificial intelligence in engineering, procurement, and construction.*

Вступ. Штучний інтелект (ШІ) часто вважається найважливішою універсальною технологією сучасності. ШІ вже спричинив значні зміни в охороні здоров'я, виробництві, транспорті, роздрібній торгівлі, медіа, фінансах, нафтовій та газовій галузі, а також змінив правила конкуренції в цих секторах (Коротєєв, 2021; Arpteg, 2018; Feldt 2010). Різні індустрії наразі розглядають застосування машинного навчання та глибокого навчання (МН/ГН) у своїх сферах, використовуючи розпізнавання зображень, обробку природної мови, оптимізацію операцій, добування даних та відкриття знань. Цю тенденцію також активно підтримують урядові ініціативи, такі як Industry 4.0 (Німеччина), Smart Factory (Південна Корея) і Smart Manufacturing (США). Хоча багато компаній і експертів вважають, що це може прискорити цифровізацію та покращити застосування систем інтелекту на основі даних у практичному інжинірингу в майбутньому, підтримка ШІ на етапі інжинірингу та будівництва в інженерних галузях була обмеженою. Проте продукти ШІ вже були впроваджені в операціях таких проєктів, як, наприклад, у нафтовидобуванні або великих установках (наприклад, в системах управління та експлуатації заводів). Сьогодні компанії все більше цифровізують свої операційні моделі, щоб автоматизувати робочі процеси, де це можливо, що

допомагає зменшити кількість годин на інжиніринг і дотримуватися графіку. Однак впровадження ШІ на етапі інжинірингу проєктів є складним через складність сектора і високі вимоги до безпеки. Наприклад, згідно з міжнародним стандартом ІЕС 61508, рівень безпеки для нафтохімічної галузі дуже високий, тобто ймовірність одноразової небезпечної несправності має бути не більше 1 на 100 000 годин – це мінімальні вимоги безпеки. Однією з головних проблем індустрії є необхідність втиснути занадто багато активностей в обмежений час проєкту. Крім того, кожен проєкт має свої особливості, і будь-яке рішення, що передбачає скорочення ручної роботи, потребує великої кількості галузевих знань. Більше того, галузь часто не має підходящих механізмів збору даних для ефективного застосування МН/ГН (Lwakatare, 2019; Lwakatare 2020). Тому скорочення ручної роботи є потенційною сферою, де ШІ може допомогти. Хоча багато консультаційних звітів і дорожніх карт зосереджені на різних способах впровадження ШІ в компаніях, і деякі з них зосереджені на бізнесах, які виконують великі багатомільярдні проєкти з високими вимогами безпеки, подібні дослідження ще не були представлені в академічній літературі. У спостереженнях зазначається брак досвіду впровадження в академічних роботах, оскільки

багато знань, отриманих практиками МН в промисловості, залишаються неопублікованими. Тому ця стаття досліджує проблеми та перешкоди впровадження ШІ, аналізуючи реальні приклади використання в інженерних компаніях. Базуючись на емпіричних дослідженнях реальних випадків, ця стаття детально описує, як різні фактори, такі як ізольовані бази даних, неналежне оцінювання витрат, часу та ресурсів, або інтелектуальна власність, можуть створювати перешкоди для впровадження ШІ в робочі процеси.

Сучасний бізнес-світ стикається з постійними викликами і змінами, що вимагають нових методів і підходів до аналізу даних і прийняття бізнес-рішень. У цьому контексті системний аналіз і нейронні мережі стають ключовими інструментами для аналітичних досліджень, орієнтованих на розробку методів класифікації даних у рамках бізнес-моделей. По-перше, ми вивчили проблеми, які не пов'язані з конкретною технологією або знаннями компанії, тому вони є універсальними і можуть бути застосовані до інших секторів з високими вимогами до безпеки, оскільки вони виявляють приховані труднощі при впровадженні рішень на основі ШІ в галузі загалом. По-друге, ми вивчили проблеми, з якими стикається компанія, що працює в різних географічних локаціях і виконує проекти для різних клієнтів, які можуть мати свої стандарти інженерного проектування. Тому результати цього дослідження також можуть бути корисними для великих корпорацій з міжнародними філіями.

Досвід та пов'язані з цим роботи. Цифровізація, штучний інтелект та машинне навчання за останні роки набули великої популярності. Зараз стає легше отримати бюджет на розробку та впровадження продуктів, які потрапляють під ці категорії (Walch, 2020). Огляд компаній, що займаються штучним інтелектом і були фінансовані протягом останніх трьох місяців, показує зростаючий інтерес до інвестицій в стартапи і проекти ШІ в рамках великих корпорацій (Crunchbase, 2025; Goasduff, 2020). Створення прототипу для досліджень МН/ГН набагато легше в порівнянні з тим, що потрібно для створення готових до виробництва додатків (Breck, 2016). Однак може бути складно передбачити всі проблеми, які можуть виникнути, коли модель вже буде розгорнута в реальному світі. Такі компанії, як Google, Microsoft та подібні, зробили ШІ природною складовою своїх продуктів. Однак існує безліч проблем при створенні готових до виробництва систем з компонентами МН/ГН, особливо якщо компанія не має великої

дослідницької групи і високорозвиненої підтримуючої інфраструктури (Arpteg, 2018). Існують емпіричні дослідження (Baier, 2019; Paleyes, 2021; Коротеєв, 2021) та звіти з різних галузей (Gartner, 2019; VentureBeat, 2019; Dotscience, 2019), які представляють процеси розгортання додатків ШІ та пов'язані з ними проблеми. У (Paleyes, 2021) автори представляють недавній огляд статей, що звітують про досвід одного проекту з розгортання МН, а також статей, що описують застосування МН в різних галузях. Їхнє дослідження показує, що, хоча є багато бізнес-звітів на цю тему, проблеми з усім процесом розгортання машинного навчання не висвітлені настільки широко в академічній літературі. У (Baier, 2019) автори аналізують виклики, що виникають під час розгортання та експлуатації систем машинного навчання на практиці, зокрема у виробничому середовищі. У (Arpteg, 2018) розглянуто інженерні проблеми, пов'язані з розробкою та впровадженням систем глибокого навчання, а також їх інтеграцією у реальні програмні продукти. У (Коротеєв, 2021) автори аналізують енергетичний сектор та описують досвід ШІ проектів, реалізованих для провідних нафтових і газових компаній світу. Усі ці дослідження виявляють, що існуючі рішення для збору і зберігання даних, такі як погане ведення журналів та обмежені механізми очищення даних, є недостатніми для налаштування систем МН/ГН. Як результат, значні зусилля доводиться витратити на дослідження даних перед тим, як сформулювати задачу для проекту, де МН/ГН можуть допомогти (Paleyes, 2021). У роботі Коротеєва та ін. (Коротеєв, 2021) зосереджуються на нафтовій та газовій галузі, яка має дуже високі стандарти безпеки (International Electrotechnical Commission, 2010), і показують, що, хоча нафтові і газові оператори, такі як BP, Shell, Saudi Aramco, активно інвестують в стартапи ШІ та НДДКР, кілька проблем заважають їм впроваджувати ШІ в великих масштабах у процесах розвідки та видобутку нафти і газу. Вони підкреслюють, що поряд з проблемами збору та зберігання даних, критичними є проблеми, пов'язані з людьми та їхніми знаннями в області ШІ. Огляд звітів, що представляють досвід галузі (Gartner, 2019; VentureBeat, 2019; Dotscience, 2019; Pettey, 2019) показує, що внутрішньо і зовнішньо розроблені рішення ШІ стикаються з бізнесовими та організаційними проблемами, які є типовими для будь-якої компанії в інженерній і будівельній галузі. У цій роботі ми обговорюємо проблеми, які виникають під час розробки і впровадження рішень МН/ГН для масштабних проектів. Окрім висновків,

які підтверджують попередні дослідження та є загальними для багатьох галузей, ми представляємо глибокі та нові результати, що стосуються саме інженерної індустрії.

Методологія дослідження. У дослідженні було використано метод кейс-стаді (вивчення конкретного випадку), який є доцільним при аналізі складних, контекстуально залежних проблем, що не піддаються експериментальному контролю. Такий підхід дозволяє дослідити реальні виклики та практичні умови впровадження ШІ в індустрії. Загальний контекст дослідження також враховує різницю між швидкою розробкою програмного забезпечення та повільнішими вбудованими проектами (Eklund, 2013). Вибір кожного випадку як одиниці аналізу забезпечив фокус дослідження на основному дослідницькому питанні. Це також дозволило виявити технічні та нетехнічні труднощі впровадження рішень штучного інтелекту в галузі. Результати дослідження охоплюють технічні проблеми, які виникають, коли компанія розробляє продукт МН/ГН всередині, а також нетехнічні виклики, з якими компанія стикається при впровадженні продукту, розробленого зовнішніми постачальниками для прямого використання в інженерних процесах.

Ініціатива щодо реалізації досліджуваних кейсів виникла у межах різних інженерних підрозділів компанії, зокрема таких як: технологічний, трубопровідний, будівельно-цивільний, електротехнічний, відділ безпеки, механіки та контрольно-вимірювальних приладів. Спочатку розглядалися існуючі додатки, що вже використовувалися в компанії, перш ніж досліджувати рішення на основі МН/ГН. Ці кейси представляють різноманіття додатків ШІ/МН. Перший кейс демонструє складнощі зі збором даних з усіх міжнародних підрозділів компанії і показує, як проста регресійна модель МН може забезпечити високоякісний прогноз за умови правильного збирання даних. Другий кейс підкреслює труднощі розробки моделі ГН через велику різноманітність символіки, що використовується на інженерних кресленнях, при застосуванні до виявлення інженерних помилок. Третій кейс розкриває приховані аспекти, пов'язані з нетехнічними факторами, такими як захист інтелектуальної власності або юридичні обмеження при використанні ШІ-сервісу, наданого стороннім постачальником. Усі три кейси відображають поточну практику компанії та охоплюють передові технології

Використання МН/ГН в реальних обставинах. Прогнозування бюджету на інженерні години. На сьогоднішній день проекти, що охоплюють етапи інжинірингу, закупівель

і будівництва, все частіше оцінюються за методом фіксованої суми. Це означає, що компанія повинна надати клієнту загальну вартість, яка включає всі витрати на інженерні години, вартість обладнання, витрати на будівельні роботи, а також витрати на сторонні компанії, які можуть залучатися на будь-якому етапі проекту, і врахувати прогнозований прибуток, що зазвичай становить менше 10 % від загальної вартості для великих проектів. Маючи такий вузький маржинальний прибуток, точна початкова оцінка стає критично важливою.

Компанії стикаються з необхідністю швидко створювати оцінки вартості проектів, при цьому скорочуючи витрати на інженерні години, потрібні для цього процесу. Ручний підхід до оцінки потребує значних трудових ресурсів і дорогоцінного часу інженерів, що може значно вплинути на рентабельність проекту.

Прогнозування бюджету на інженерні години з використанням машинного навчання на основі історичних даних проектів є перспективним застосуванням для зменшення обсягу ручної роботи. Аналізуючи накопичені дані попередніх проектів, МН-модель може точно передбачити, скільки інженерних годин потрібно для схожих проектів, що допомагає компанії швидше та точніше оцінювати витрати і знижує ймовірність значних відхилень у бюджеті.

Описаний нижче приклад ґрунтується на кейс-дослідженні, наведеному в (Коротєєв, 2021). Застосунок МН, що згадується, був розроблений внутрішньою командою ЕРС-компанії та використовується нею як корпоративний інструмент для підтримки процесу оцінювання проектів. Дослідження не включає розробку цього застосунку авторами роботи, натомість ґрунтується на аналізі наукових публікацій, що описують відповідний досвід впровадження.

Застосунок МН прогнозує кількість годин, які кожна інженерна дисципліна повинна витратити на проектування нафтохімічного або газопереробного заводу. Прогноз охоплює такі дисципліни, як електротехніка, механіка, цивільне будівництво, трубопроводи, прилади та інструменти, а також техніка безпеки. Вихідними даними для моделі є основні еталонні показники, такі як кількість механічного обладнання, довжина встановлених труб і кабелів, а також кількість підключених сигналів. Цей інструмент для прогнозування інженерних годин використовується командою з оцінки під час підготовки проектних пропозицій і функціональним керівництвом як довідка під час перевірки оцінок годин, підготовлених інженерами кожної дисципліни для вже виграних проектів.

Запит на аналіз даних для прогнозування майбутніх проектів був ініційований керівництвом та підрозділом оцінки. Основною задачею було зібрати високоякісні дані, накопичені з реалізованих компанією проектів за останні двадцять років. Ці дані, зібрані після завершення інженерної фази проектів, зберігаються в інженерній базі даних і містять статистику витрат інженерних годин для кожної дисципліни та кількість основних матеріалів і обладнання для кожного проекту. Завдяки доступу до якісних даних із 100 великих проектів із загальним бюджетом від півмільярда до декількох мільярдів доларів США були застосовані регресійні моделі машинного навчання.

Модель показала високу точність на валідаційних наборах даних, досягаючи точності до 90 % на кількох еталонних показниках, що свідчить про її здатність надійно передбачати витрати на інженерні години для різних інженерних дисциплін у масштабних проектах.

На (рис. 1) показано різницю між прогнозованими даними та реальними затратами на виробництво.

Виявлення дефектів на інженерних кресленнях. Попри те, що багато компаній використовують модельно-орієнтовані рішення для 3D моделювання, такі як AVEVA Engineering (AVEVA, 2025) або Hexagon (Hexagon PPM, 2025), не всі помилки проектування можна виявити на 3D-моделях. Коли генеруються 2D креслення з 3D-моделей, перед відправкою

креслення на будівельний майданчик все ще потрібен ручний перегляд, щоб уникнути помилок, які можуть спричинити затримки будівництва. Цей перегляд зазвичай займає багато часу і вимагає значного інженерного досвіду. Тому одним із найперспективніших застосувань ШІ є інструмент ідентифікації дефектів, заснований на моделі глибокого навчання (ГН), який може виділяти специфічні патерни на складних інженерних кресленнях, визначених як дефекти або, іншими словами, помилки проектування. Це також корисно, коли інженерні креслення отримуються у форматі 2D від ліцензіара або клієнта і потребують перегляду.

ГН-модель натренована розпізнавати специфічні патерни на інженерних кресленнях. Наприклад, сліпий диск разом із зворотним клапаном може бути інженерною помилкою, і в деяких випадках може знадобитися установка секції між клапаном і диском (рис. 2).

Інструмент для ідентифікації дефектів побудований на основі моделі глибокого навчання для виявлення об'єктів, що використовує трансферне навчання для розпізнавання патернів на інженерних кресленнях. Цей кейс було розроблено внутрішніми силами компанії на основі навчальних, розробницьких та тестових наборів даних з 10 000 P&ID (схем трубопроводів та інструментування) з десяти виконаних проектів, що містять аномалії, які можуть бути визначені як помилки проектування. Важливо зазначити, що розробка виконувалась без залучення

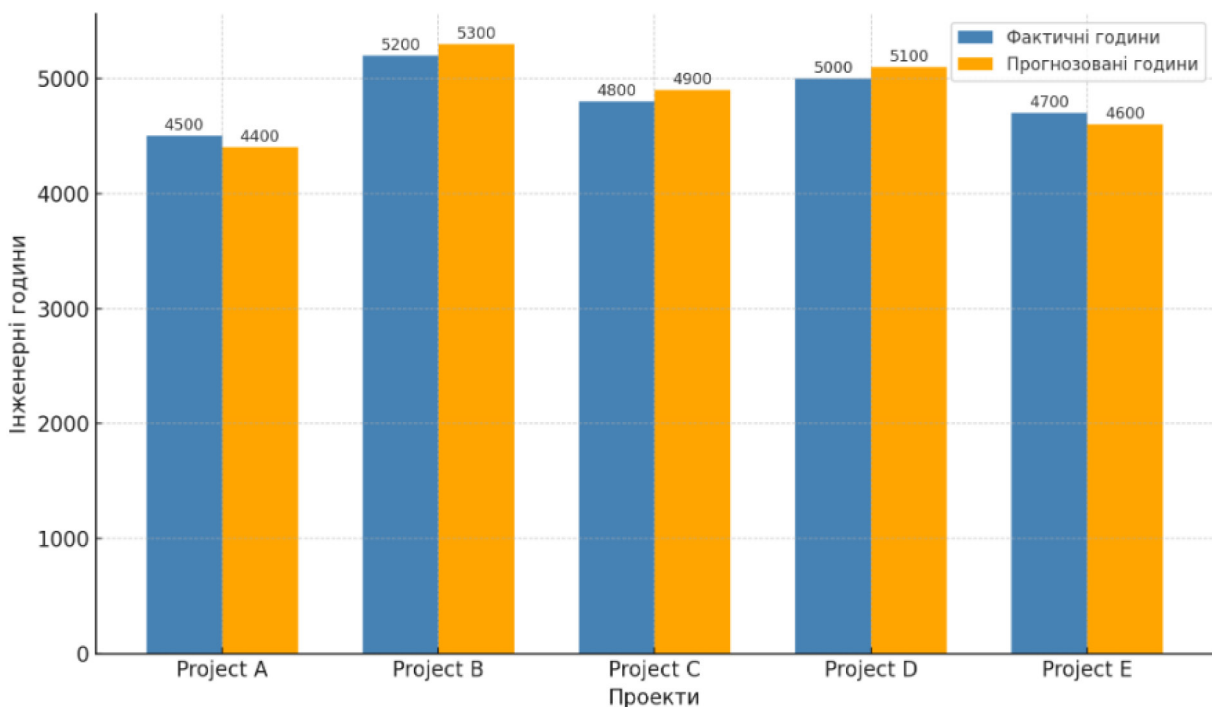


Рис. 1. Порівняння фактичних і прогнозованих інженерних годин

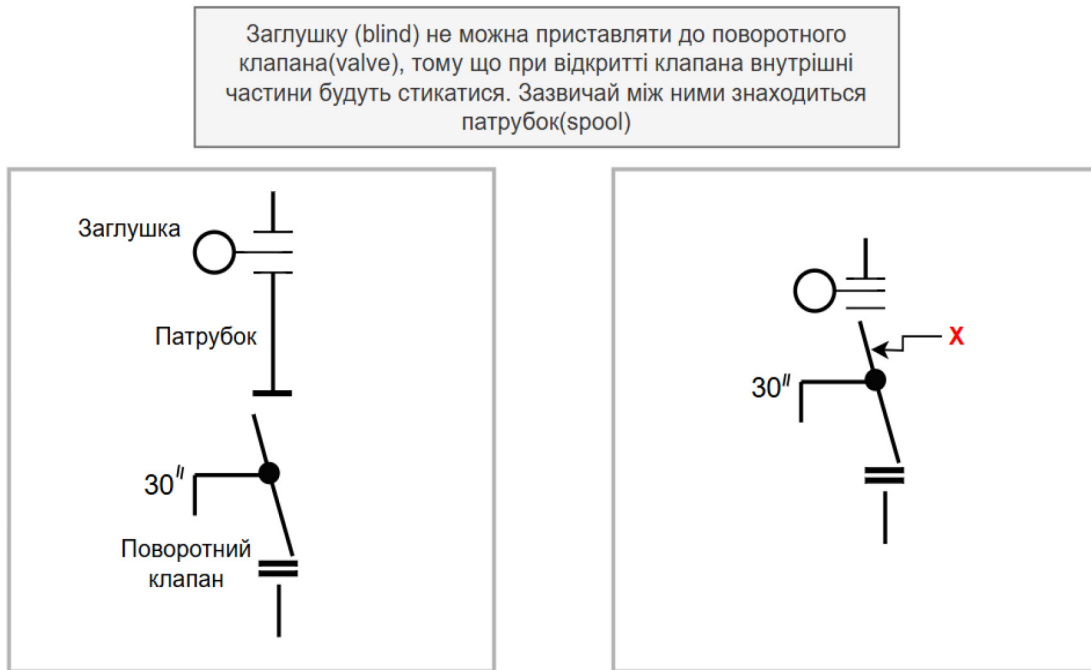


Рис. 2. Приклад дросельної заслінки з позитивним запірним елементом, а також їх правильний і неправильний монтаж

сторонніх організацій чи використання стороннього програмного забезпечення; весь софт для розмітки та користувацький інтерфейс були створені всередині компанії, щоб уникнути витоку конфіденційних даних на інженерних кресленнях.

Цифровізація PDF креслень у файли, сумісні з CAE (Computer-Aided Engineering)

Деякі ШІ компанії розробили алгоритми глибокого навчання для цифровізації інженерних креслень для потреб інженерної індустрії. Такі застосунки можуть скоротити необхідність ручного перемальювання інженерних документів та допомогти в структурованому вилученні важливої інформації. Хоча інженерні компанії широко використовують моделі для 3D моделювання, обмін інтелектуальною власністю, як і раніше, відбувається переважно через PDF-файли. Наприклад, замовник на початку проекту може надати набір креслень у PDF або відсканованому форматі, які містять інформацію про існуючі установки. Це рішення може допомогти інженерам-технологам зменшити обсяг ручного перемальювання таких документів у CAE (комп'ютеризоване інженерне проектування) програмне забезпечення на початку проекту.

У цьому випадку використання застосовується програмне забезпечення на базі моделей машинного і глибокого навчання, яке навчено розпізнавати стандартні символи, тексти, форми та їх зв'язки на схемах трубопроводів та

інструментування (P&IDs). Це дозволяє користувачам автоматично цифровізувати P&ID з PDF або відсканованих креслень у CAE-програми, такі як AutoCAD, AVEVA або Smart Plant.

Такі варіанти експорту файлів в AutoCAD не є ідеальними та потребують редагування, але значно скорочують час та потребують тільки редагування. На (рис. 3) можна побачити втрачені фрейми під час експорту

У цьому кейсі компанія використовувала ШІ-рішення, розроблене сторонньою компанією. Подібні інструменти стають все більш доступними для компаній. Однак поки не знайдено референсів, які б підтвердили успішне застосування подібних рішень на масштабних ІТС-проектах вартістю в декілька мільярдів доларів США. Оскільки ці рішення стали доступними лише в останні роки, і типова тривалість проекту складає 2–3 роки, наразі, можливо, ще не існує підтверджень їх застосування в такому масштабі.

Результати дослідження. Усі виявлені виклики стосуються або бізнесу, управління даними, розробки та впровадження, або організації проектів і можуть бути класифіковані за категоріями: бізнес, архітектура, процес та організація. Фокус на таких викликах підтверджує наявність загальних проблем, з якими стикаються всі індустрії під час впровадження рішень на основі штучного інтелекту, і підкреслює особливості інженерної індустрії, що реалізує масштабні проекти з високими вимогами до безпеки дизайну.

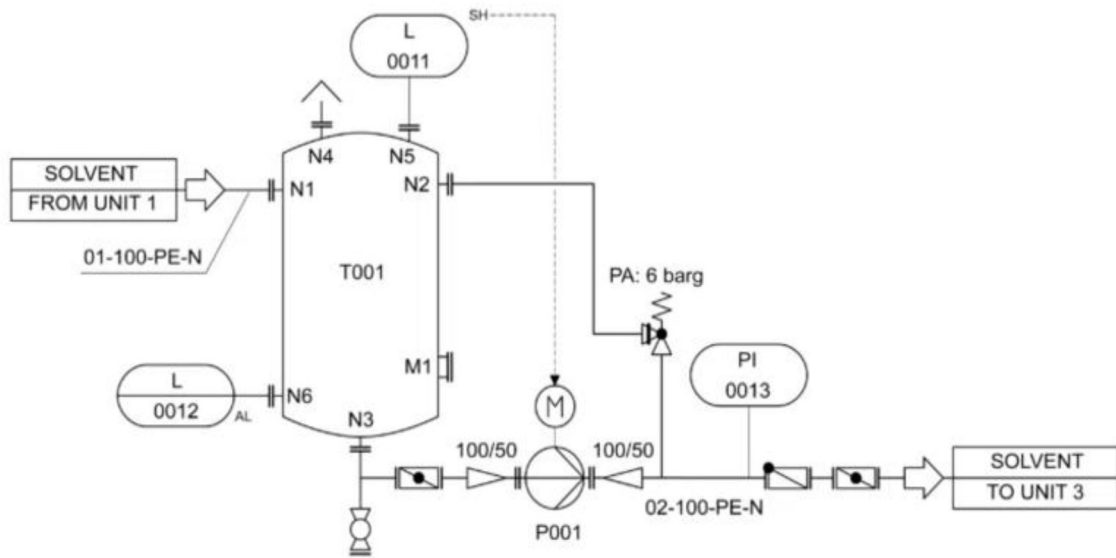
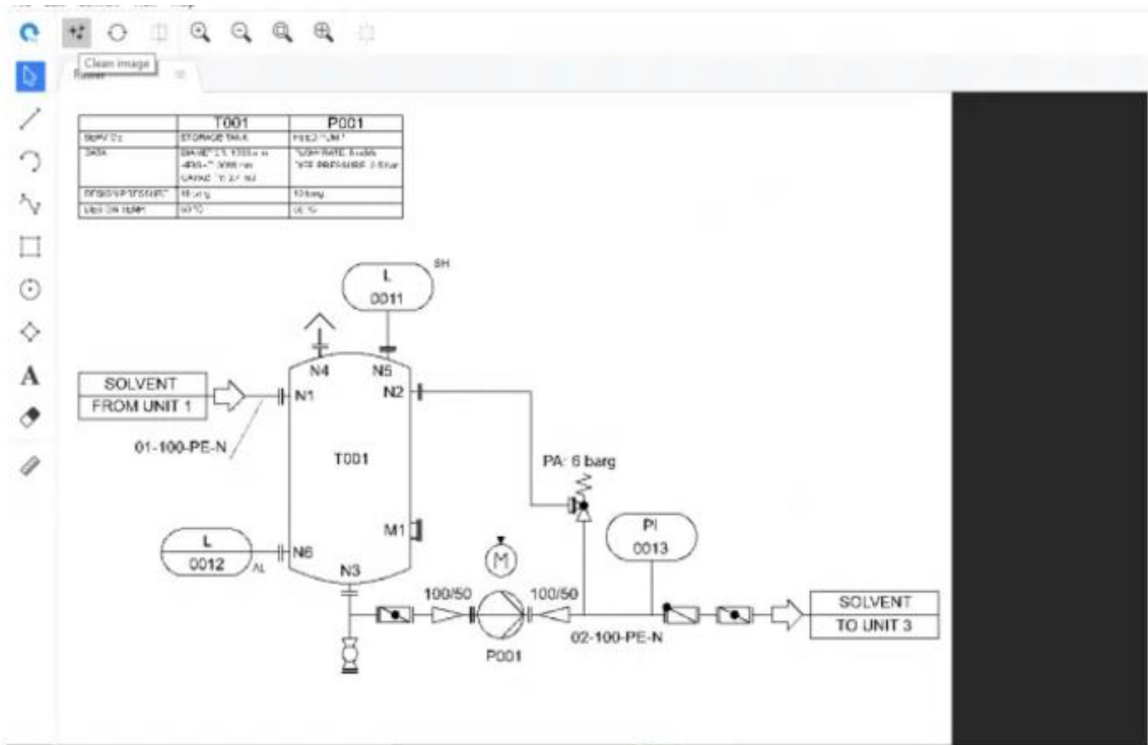


Рис. 3 PDF Експорт креслень у файл AutoCad

Виклики бізнесу. Прийняття рішення щодо впровадження нового програмного забезпечення завжди починається з розуміння бізнес-потреб, тобто етапу, на якому визначаються бізнес-проблеми, які нове програмне забезпечення може вирішити. На цьому етапі компанія ухвалює початкові рішення про те, що потрібно зробити, і які ресурси для цього потрібні. Кейси 2 і 3 спрямовані на зменшення обсягу ручної роботи; отже, оцінка бізнес-вигод залежить від кількості інженерних годин, зекономлених завдяки використанню цих застосунків.

Хоча кейс 2 зосереджений на скороченні часу, який інженери витрачають на перевірку

інженерних креслень, кейс 3 допомагає зменшити обсяг роботи з перемальовування. Обидва застосунки базуються на моделях глибокого навчання для розпізнавання образів (шаблонів), продуктивність яких залежить від варіацій інженерних символів. Складно передбачити заздалегідь, скільки ручної роботи ще буде потрібно для забезпечення прийнятної рівня продуктивності. У випадку інструменту виявлення дефектів інженери все ще повинні виконувати ручну перевірку, щоб переконатися, що всі помилки були виявлені на кресленнях і нічого не пропущено. У випадку кейсу 3 інструмент може оцифрувати креслення,

але фінальна перевірка все ще потребує втручання людини.

Усі три кейси чітко підкреслюють проблему оцінки інвестицій в інженерні ресурси, з якою може зіткнутися будь-яка інженерна компанія під час впровадження застосунків на базі штучного інтелекту, оскільки, як зазначено в главі II, досвід індустрії у впровадженні ШІ ще не сформовано і не може надати надійних референцій. Хоча такі виклики не є унікальними для індустрії, і багато консалтингових компаній звітують про схожі труднощі в інших галузях (Gartner, 2019; VentureBeat, 2019; Dotscience, 2019).

Архітектурні виклики. Наше дослідження показало, що розробка та впровадження ШІ/МН-алгоритмів призводить до нових викликів. Якщо алгоритм не належним чином адаптований до цілей і середовища, він може призвести до підвищення навантаження, затримок і фрустрації серед персоналу (Feldt, 2010). Через природу МН/ГН складно забезпечити продуктивність нового продукту на певному рівні. Розробники ШІ-рішень не надають готовий продукт «під ключ». Це розуміння не завжди є спільним серед усіх сторін під час переговорів про витрати.

Ще одна основна проблема полягає в тому, що ШІ-проекти є новими для інженерних компаній та їхніх клієнтів. Існуючі контракти можуть бути неактуальними та не враховувати можливі ризики витоку чутливих даних у разі залучення сторонніх організацій для впровадження ШІ-рішень для інженерних завдань. Отже, є певний ризик потрапити в «сіру зону». Досвід у цій сфері ще недостатній, і не існує відомих прецедентів порушення контрактів інженерними компаніями через впровадження ШІ. Проте слід заздалегідь вжити профілактичних заходів.

Для використання кейсів 2 і 3 необхідно інтегрувати їх у корпоративне ІТ-середовище компанії, щоб дозволити користувачам з різних офісів і географічних локацій працювати з цими застосунками. Також важко оцінити продуктивність до впровадження, оскільки компанія виконує проекти для різних клієнтів, які використовують різні стандарти графічного представлення об'єктів на інженерних кресленнях. Ці архітектурні виклики є унікальними для великих міжнародних компаній, які працюють із різними клієнтами.

Процесні виклики. Процесні виклики здебільшого пов'язані зі збором і обробкою даних. Висока продуктивність моделей глибинного навчання (ГН) потребує не лише ефективних алгоритмів, але й належного управління даними на всіх етапах – від збору даних до їх обробки,

аналізу, підготовки набору даних та розгортання моделі. Таким чином, збір даних є ключовим етапом, що потребує особливої уваги. Незважаючи на велику кількість даних, що генерується щодня, у багатьох компаній відсутня єдина платформа чи «сховище даних» для їх систематичного збирання та організації. Для великих інженерних компаній є типовим використання окремих платформ або баз даних, які розташовані у різних офісах чи підрозділах. Крім того, відділення в різних географічних регіонах зазвичай займаються конкретними типами проєктів, орієнтованими на місцевих клієнтів, що призводить до регіональних стандартів збору даних. Завдання збору даних часто мають низький пріоритет для керівництва проєктами, оскільки вони вважаються внутрішніми та не пов'язані безпосередньо з графіком виконання проєкту або ключовими фінансовими етапами. Також методи обчислення зібраної інформації не завжди чітко задокументовані у фінальних звітах проєктів.

Наприклад, у випадку використання 1 використовується база даних, що містить статистику з виконаних проєктів. Дослідження у суміжних галузях та аналіз індустрії, зокрема у джерелах, підтверджують, що збір даних є викликом для багатьох галузей, і інженерний сектор не є винятком. Великі багатонаціональні компанії можуть стикатися з ще більшими труднощами під час підготовки даних через високий тиск проєктів та ізольовані практики міжнародних відділень.

Організаційні виклики. Успіх ініціатив у сфері штучного інтелекту значною мірою залежить від команд, що керують цими проєктами. ШІ-рішення потребують індивідуальної адаптації до потреб компанії та її унікальних даних, тому універсальні рішення не є достатніми, навіть якщо вони розроблені сторонніми постачальниками. Розглянуті раніше бізнесові та архітектурні виклики ще більше ускладнюють оцінку ресурсів, необхідних для реалізації. Випадків використання 2 і 3 – це загальна проблема для інженерного сектора, який не має достатньо прикладів та прецедентів впровадження ШІ.

Для досягнення успіху компанія має встановити чіткі цілі щодо очікуваної продуктивності та термінів впровадження ШІ-додатків. Однак через обмежений досвід галузі в подібних проєктах точне визначення цілей щодо продуктивності та термінів запуску є викликом. Незважаючи на те, що ці труднощі не є унікальними для інженерних компаній, вони підкреслюють особливі бар'єри, які сектор має подолати для успішного впровадження ШІ.

Компанії інженерні компанії все частіше цифровізують свої операційні моделі, щоб автоматизувати, де це можливо, робочі процеси, що допомагає зменшити обсяг інженерних робіт та дотримуватися графіку (Paleyes, 2021; Dotscience, 2019). Однак перед тим, як пропонувати будь-який проект, пов'язаний з впровадженням продуктів ШІ/МН, незалежно від того, чи був він розроблений зовні чи внутрішньо в компанії, необхідно виразити результати проектів МН/ГН з точки зору бізнес-цінності (VentureBeat, 2019). Невід'ємним є також узгодження очікувань менеджменту з реалістичними результатами проекту. Важливо також належним чином донести цілі та завдання до всіх зацікавлених сторін. Порівняно з публікаціями, що розглядають МН у науковому контексті, наші результати показують, що практики стикаються не лише з традиційними проблемами, такими як якість даних, попередня обробка даних і моделювання, але також зіткнулися з різноманітними додатковими проблемами під час розгортання рішень МН/ГН, такими як збір даних, безпека даних або юридичні обмеження. Наше дослідження виявляє, що належне налаштування необхідної інфраструктури, стратегії роботи із зовні розробленими інструментами та забезпечення їх довгострокової придатності шляхом інтеграції їх в ІТ-інфраструктуру компаній є вирішальними для подальшого масштабного розгортання рішень МН/ГН. Різниця між концептуальним доказом і тією ж моделлю, розгорнутою в масштабі, може бути величезною. Тому ми виступаємо за більше досліджень щодо цих проблем, оскільки вони можуть легко поставити під загрозу успіх всієї галузевої трансформації в напрямку ШІ.

Кілька актуальних питань для розгляду у майбутній роботі:

- Наскільки легко нові інструменти МН/ГН можна розгорнути в масштабі багатомільярдних інженерних, закупівельних та будівельних проектів?

- Наскільки точно можна виміряти вплив нового рішення ШІ на бізнес-прибуток?

Щоб підвищити узагальненість результатів, було б корисно розширити дослідження, включивши додаткові компанії.

Висновки. У цій статті ми описали основні виклики, з якими стикаються практики під час вибору, розробки та впровадження рішень на основі машинного та глибинного навчання. Ми також намагаємось відокремити загальні виклики для різних галузей від тих, які є унікальними для великих інженерних компаній. Результати дослідження показують, що кожен проект має свої індивідуальні особливості, і будь-яке рішення, яке передбачає зменшення ручної праці, потребує значної галузевої експертизи. Тому важливо, щоб застосовувані ШІ-рішення враховували багаторічний досвід компаній у інженерній сфері. Для розробки таких рішень та успішного впровадження практики повинні мати практичний досвід управління ШІ-проектами, щоб подолати бізнесові, розробницькі та організаційні обмеження. Навички в галузі науки про дані та штучного інтелекту користуються попитом, разом з новим підходом до розв'язання проблем, з якими стикаються компанії. Ініціативи з використання ШІ не зазнають невдачі через погані алгоритми, а через відсутність бачення, затримки або навіть відсутність змін у операційній та бізнес-моделі організації та погану співпрацю. Тому стратегія та розуміння природи проектів з використанням МН/ГН мають ключове значення, а також підтримка з боку топ-менеджменту для початку розробки ШІ-проектів, надання ресурсів для запуску безпечних проектів, які є необхідними перед масштабним впровадженням ШІ-інструментів.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Коротеєв Д., Текіч Ж. Штучний інтелект у нафтовидобувній галузі: тенденції, виклики та сценарії на майбутнє. *Energy and AI*. 2021. 3, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100041>
2. Arpteg A., Brinne B., Crnkovic-Friis L., Bosch J. "Software engineering challenges of deep learning". In 2018 44th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA). 2018, August. (pp. 50–59). IEEE.
3. Feldt R., Magazinius A. Validity threats in empirical software engineering research – An initial survey. In *Proceedings of the International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering (SEKE)*. 2010. (pp. 374–379).
4. Lwakatare L. E., Raj A., Bosch J., Olsson H. H., Crnkovic I. A taxonomy of software engineering challenges for machine learning systems: An empirical investigation. In P. Kruchten, S. Fraser, & F. Coallier (Eds.), *Agile processes in software engineering and extreme programming. XP 2019*. Lecture Notes in Business Information Processing. 2019. Vol. 355, pp. 36–51. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-19034-7_14

5. Lwakatare L. E., Raj A., Crnkovi I., Bosch, J., Olsson H. H. Large-scale machine learning systems in real-world industrial settings: A review of challenges and solutions. *Information and Software Technology*, 2020. 127, 106368. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2020.106368>
6. Walch K. Is AI overhyped? *Forbes – Cognitive World*. 2020, June 4. URL: <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2020/06/04/is-ai-overhyped/?sh=692f20a563ee>
7. Crunchbase. (n.d.). Artificial intelligence companies funded in the last three months. URL: https://www.crunchbase.com/lists/artificial-intelligence-companies-funded/dfd7f473-ad1a-4b40-a735-2938151bad86/funding_rounds
8. Goasduff L. 2 megatrends dominate the Gartner hype cycle for artificial intelligence, 2020. *Gartner – Information Technology*. 2020, September 28. URL: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/2-megatrends-dominate-the-gartner-hype-cycle-for-artificial-intelligence-2020>
9. Breck E., Cai S., Nielsen E., Salib M., Sculley D. What's your ML test score? A rubric for ML production systems. In *Reliable Machine Learning in the Wild – NIPS 2016 Workshop*. 2016, December.
10. Baier L., Jöhren F., Seebacher, S. Challenges in the deployment and operation of machine learning in practice. In *Proceedings of the Twenty-Seventh European Conference on Information Systems (ECIS 2019)*, Stockholm–Uppsala, Sweden. 2019.
11. Paleyes A., Urma R.-G., Lawrence N. D. Challenges in deploying machine learning: A survey of case studies (Version 2). *ML-Retrospectives, Surveys & Meta-Analyses Workshop, NeurIPS 2020*. Cornell University. 2021, January 18. URL: <https://arxiv.org/abs/2011.09926v2>
12. Gartner. (2019, January 21). Gartner survey shows 37 percent of organizations have implemented AI in some form [Press release]. *Gartner Newsroom*. URL: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-21-gartner-survey-shows-37-percent-of-organizations-have>
13. VentureBeat. (2019, July 8). IDC: For 1 in 4 companies, half of all AI projects fail. *VentureBeat*. URL: <https://venturebeat.com/2019/07/08/idc-for-1-in-4-companies-half-of-all-ai-projects-fail/>
14. Dotscience. (2019). *The state of development and operations of AI applications 2019* [Survey report]. URL: https://dotscience.com/assets/downloads/Dotscience_Survey-Report-2019.pdf
15. International Electrotechnical Commission. (2010). *IEC 61508-1:2010 – Functional safety of electrical/electronic/programmable electronic safety-related systems – Part 1: General requirements*.
16. Pettey C. (2019, November 5). Lessons from artificial intelligence pioneers. *Gartner – Information Technology*. URL: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/lessons-from-artificial-intelligence-pioneers>
17. Eklund U., Bosch J. Archetypical approaches of fast software development and slow embedded projects. In *2013 39th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications*. 2013. pp. 341–348. IEEE. <https://doi.org/10.1109/SEAA.2013.52>
18. AVEVA. (n.d.). *AVEVA Engineering*. AVEVA. URL: <https://www.aveva.com/en/products/aveva-engineering/>
19. Hexagon PPM. (n.d.). *Hexagon PPM*. URL: <https://hexagonppm.com>

REFERENCES:

1. Koroteev, D., Tekic, Z. (2021). Artificial intelligence in oil and gas upstream: Trends, challenges, and scenarios for the future. *Energy and AI*, 3, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100041>
2. Arpteg, A., Brinne, B., Crnkovic-Friis, L., Bosch, J. (2018, August). “Software engineering challenges of deep learning”. In 2018 44th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA) (pp. 50–59). IEEE.
3. Feldt, R., Magazinius, A. (2010). Validity threats in empirical software engineering research – An initial survey. In *Proceedings of the International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering (SEKE)* (pp. 374–379).
4. Lwakatare, L. E., Raj, A., Bosch, J., Olsson, H. H., Crnkovic, I. (2019). A taxonomy of software engineering challenges for machine learning systems: An empirical investigation. In P. Kruchten, S. Fraser, & F. Coallier (Eds.), *Agile processes in software engineering and extreme programming. XP 2019* (Lecture Notes in Business Information Processing, Vol. 355, pp. 36–51). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-19034-7_14
5. Lwakatare, L. E., Raj, A., Crnkovi, I., Bosch, J., Olsson, H. H. (2020). Large-scale machine learning systems in real-world industrial settings: A review of challenges and solutions. *Information and Software Technology*, 127, 106368. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2020.106368>
6. Walch, K. (2020, June 4). Is AI overhyped? *Forbes – Cognitive World*. Retrieved from: <https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2020/06/04/is-ai-overhyped/?sh=692f20a563ee>

7. Crunchbase. (n.d.). Artificial intelligence companies funded in the last three months. Retrieved from: https://www.crunchbase.com/lists/artificial-intelligence-companies-funded/dfd7f473-ad1a-4b40-a735-2938151bad86/funding_rounds
8. Goasduff, L. (2020, September 28). 2 megatrends dominate the Gartner hype cycle for artificial intelligence, 2020. *Gartner – Information Technology*. Retrieved from: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/2-megatrends-dominate-the-gartner-hype-cycle-for-artificial-intelligence-2020>
9. Breck, E., Cai, S., Nielsen, E., Salib, M., Sculley, D. (2016, December). What's your ML test score? A rubric for ML production systems. In *Reliable Machine Learning in the Wild – NIPS 2016 Workshop*.
10. Baier, L., Jöhren, F., Seebacher, S. (2019). Challenges in the deployment and operation of machine learning in practice. In *Proceedings of the Twenty-Seventh European Conference on Information Systems (ECIS 2019)*, Stockholm–Uppsala, Sweden.
11. Paleyes, A., Urma, R.-G., Lawrence, N. D. (2021, January 18). Challenges in deploying machine learning: A survey of case studies (Version 2). *ML-Retrospectives, Surveys & Meta-Analyses Workshop, NeurIPS 2020*. Cornell University. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/2011.09926v2>
12. Gartner. (2019, January 21). Gartner survey shows 37 percent of organizations have implemented AI in some form [Press release]. *Gartner Newsroom*. Retrieved from: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-21-gartner-survey-shows-37-percent-of-organizations-have>
13. VentureBeat. (2019, July 8). IDC: For 1 in 4 companies, half of all AI projects fail. *VentureBeat*. Retrieved from: <https://venturebeat.com/2019/07/08/idc-for-1-in-4-companies-half-of-all-ai-projects-fail/>
14. Dotscience. (2019). *The state of development and operations of AI applications 2019* [Survey report]. Retrieved from: https://dotscience.com/assets/downloads/Dotscience_Survey-Report-2019.pdf
15. International Electrotechnical Commission. (2010). *IEC 61508-1:2010 – Functional safety of electrical/electronic/programmable electronic safety-related systems – Part 1: General requirements*.
16. Pettey, C. (2019, November 5). Lessons from artificial intelligence pioneers. *Gartner – Information Technology*. Retrieved from: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/lessons-from-artificial-intelligence-pioneers>
17. Eklund, U., Bosch, J. (2013). Archetypical approaches of fast software development and slow embedded projects. In *2013 39th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications* (pp. 341–348). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SEAA.2013.52>.
18. AVEVA. (n.d.). *AVEVA Engineering*. AVEVA. Retrieved from: <https://www.aveva.com/en/products/aveva-engineering/>
19. Hexagon PPM. (n.d.). *Hexagon PPM*. Retrieved from: <https://hexagonppm.com>