

УДК 681.5.004.8

[https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.326-332](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.326-332)

С. Г. Ковальов, канд. пед. наук, В. В. Аулін, проф., д-р техн. наук,
А. В. Гриньків, ст. дослідник, канд. техн. наук, Ю. Г. Ковальов, доц., канд. тех. наук
Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: aulinvv@gmail.com, kovalyovserggr@ukr.net

Особливості побудови програмної симуляції для оптимізації ефективності використання та надійності експлуатації автоматизованих виробничих ліній методами ШІ

У роботі розглядається концепція інтеграції штучного інтелекту в автоматизовану виробничу лінію через створення та впровадження комп'ютерної симуляції. Як прикладу наведено експериментальну платформу виготовлення агродронів, яка є реальним середовищем для перевірки результатів впровадження методів штучного інтелекту для її оптимізації. Симуляційна модель реалізована з використанням об'єктно-орієнтованого підходу, що забезпечує гнучкість структури та дозволяє замінювати окремі компоненти на ШІ-агентів. Інтелектуальні агенти, інтегровані в модель, виконують функції навчання, адаптації та оптимізації, спрямовані на підвищення продуктивності, зменшення простоїв і покращення якості виробництва. У дослідженні також розглянуто переваги використання цифрових двійників – віртуальних аналогів фізичних систем, що синхронізуються з реальними даними – та порівняно два типи симуляційних платформ: графічні (на базі рушіїв Unity) і консольні, які забезпечують різні рівні деталізації та контролю. Окрему увагу приділено аналізу архітектури симуляції, її модульності та потенціалу масштабування. Отримані результати можуть бути використані як основа для впровадження інтелектуальних систем управління в промислових умовах, зокрема в контексті цифровізації та переходу до гнучких виробничих середовищ.

штучний інтелект (ШІ), автоматизовані виробничі лінії, комп'ютерна симуляція, інтелектуальні агенти, оптимізація ефективності, цифрові близнюки, архітектура симуляційних моделей, інтеграція ШІ у виробництво

Постановка проблеми. Підвищення ефективності виробничих процесів залишається актуальною науковою проблемою протягом тривалого часу. У сучасних умовах ця проблема набуває особливої значущості в контексті трансформації виробництва у напрямку кіберфізичних систем, цифровізації виробничих операцій та впровадження штучного інтелекту для оптимізації ключових параметрів. Такий розвиток подій не лише актуалізує дослідження в цій сфері, а й вимагає переосмислення традиційних підходів до організації виробництва. Отже, наукове осмислення та дослідження зазначеної проблематики є важливим як з теоретичного, так і з прикладного погляду.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У промисловості зростає зацікавленість у використанні цифрових технологій для вдосконалення автоматизованих систем. Одним із ключових напрямів є моделювання виробничих процесів у віртуальному середовищі, що дозволяє безпечно експериментувати, перевіряти логіку роботи та оптимізувати функціональні сценарії. Такий підхід створює основу для впровадження адаптивних агентів, здатних реагувати на зміни, аналізувати дані та приймати рішення в умовах динамічного навантаження. Особливу роль відіграє концепція цифрового двійника – віртуальної копії фізичного об'єкта, яка оновлюється в реальному часі та дозволяє прогнозувати стан системи, виявляти критичні точки й ефективно розподіляти ресурси. [1; 2; 3; 5; 6; 7; 8; 9].

© С. Г. Ковальов, В. В. Аулін, А. В. Гриньків, Ю. Г. Ковальов, 2025

Симуляційні платформи Unity, Unreal Engine чи Godot дедалі частіше базуються на ігрових рушіях, що забезпечують високий рівень графічної деталізації та фізичної достовірності. Це відкриває можливості для моделювання складних виробничих ліній, де агенти можуть взаємодіяти з середовищем, аналізувати сенсорні сигнали та адаптувати свою поведінку. Поряд із цим, текстові моделі залишаються актуальними завдяки простоті реалізації, низьким вимогам до ресурсів і зручності тестування алгоритмів – зокрема моделей станів, систем планування та маршрутизації. Вони дозволяють швидко створювати прототипи та глибоко контролювати логіку без потреби у візуальному інтерфейсі. [10; 11; 12; 13; 14; 15].

Загалом, симуляції з агентами ІІІ – це не просто засіб тестування, а стратегічний інструмент архітектурного проектування виробничих систем. Вони дозволяють враховувати складність, варіативність і динаміку реального середовища, створюючи основу для самонавчальних, адаптивних і гнучких рішень. Їхнє впровадження в практику вимагає синергії знань з інженерії, програмування, аналітики та менеджменту [4].

Постановка завдання. У світлі актуальних тенденцій автоматизації та цифрової трансформації промисловості особливої уваги набуває пошук дієвих способів інтеграції штучного інтелекту в виробничі процеси. Це дослідження спрямоване на розробку комп'ютерної моделі автоматизованої лінії складання агродронів, яка слугує експериментальним стендом для апробації інтелектуальних методів оптимізації. Створена симуляція покликана стати базою для аналізу архітектурних концепцій, тестування алгоритмів навчання та оцінювання ефективності різних виробничих сценаріїв.

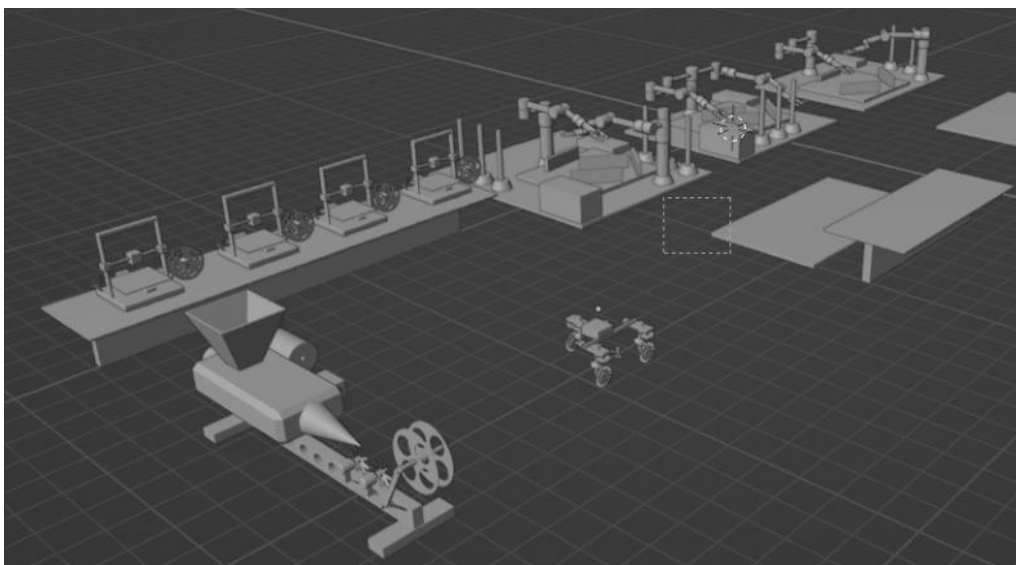


Рисунок 1 – Вигляд 3D-моделі лінії збірки агро-дронів для реалізації симуляції в ігровому рушії Unity з метою підвищення ефективності використання лінії

Джерело: розроблено авторами

Для реалізації проекту необхідно створити симуляційну модель виробничої лінії агродронів, використовуючи принципи об'єктно-орієнтованого програмування. Така структура дозволяє гнучко моделювати окремі компоненти – конвеєри, маніпулятори, вузли контролю якості, дрони – як самостійні об'єкти з власними параметрами та логікою поведінки. Модель має відтворювати реальні етапи складання, включаючи надходження деталей, виконання операцій, тестування та обробку подій у часі.

Особливу увагу слід приділити архітектурі взаємодії між об'єктами, синхронізації процесів і підготовці до інтеграції агентів, що відповідають за прийняття

рішень та адаптацію до змін. У відповідних модулях передбачено реалізацію алгоритмів оптимізації, навчання з підкріпленням або евристичних стратегій, які спрямовані на підвищення ефективності, зменшення простоїв і гнучке реагування на зміну конфігурації виробничої системи.

У межах проєкту передбачено розробку архітектури симуляційного середовища, здатного підтримувати інтеграцію інтелектуальних агентів і забезпечувати умови для їхнього функціонального розвитку – включно з навчанням, перевіркою та вдосконаленням алгоритмів. Така структура дозволяє моделювати складні виробничі сценарії з високим рівнем деталізації та гнучкості.

Очікувані результати можуть бути використані в реальних технологічних рішеннях: створенні цифрових аналогів виробничих систем, впровадженні адаптивного управління та підвищенні стабільності процесів відповідно до принципів Industry 4.0.

Викладення основного матеріалу. Оптимізація ефективності та надійності виробничої лінії методами ІІІ потребує узагальненого підходу до її структури. Лінію можна розглядати як набір вузлів, що виконують виробничі операції у певній послідовності або паралельно. Для роботи кожного вузла необхідні ресурси – як ті, що надходять ззовні, так і ті, що створюються всередині системи.

Кожен елемент – вузол або операція – має характеристики, які змінюються з часом і впливають на загальний стан системи. Для опису цієї взаємодії та динаміки системи пропонуємо математичну модель, базовану на формальній логіці.

Нехай $N = \{N_1, N_2, \dots, N_n\}$ – множина виробничих вузлів, $O = \{O_1, O_2, \dots, O_m\}$ – множина виробничих операцій, $R_{\text{зовн}}$ – ресурси, що закуповуються а $R_{\text{внутр}}$ – ресурси, що виробляються в межах лінії.

Тоді:

$$R = R_{\text{зовн}} \cup R_{\text{внутр}}. \quad (1)$$

Кожен вузол $O_i \subseteq O$, де O_i здатні виконуватись в межах одного чи декількох вузлів послідовно, або паралельно в часі. Параметри ефективності та надійності виробничого вузла N_i , визначені в наступних межах: ефективності – $E_{ij}(t) \in [1, 0]$, надійність – $R_{ij}(t) \in [1, 0]$, $S_i(t) \in \{\text{норма, аварія, профілактика, ...}\}$. Модель функціонує у часі t , де $t \in \mathbb{R}^+$. У випадку коли параметри ефективності та надійності змінюються в часі, маємо – $E_{ij}(t)$ та $R_{ij}(t)$.

Застосування агентної оптимізації в такій системі передбачає, що агент A – це алгоритм на основі ІІІ, що має доступ до множин N, O та R , при цьому агент має мету максимізувати середню ефективність та мінімізувати ризики аварій та простоїв в часі:

$$\max_A (\sum_{ij} w_{ij} E_{ij}(t)) \text{ та } \min_A (\sum_{ij} \mathbb{P}(S_i(t)) = \text{аварія}, \quad (2)$$

де w_{ij} – ваги важливості, що визначають агента.

Позначимо $E(t)$ значення параметра ефективності в момент часу (t) , α – коефіцієнт зміни параметра ефективності в часі. $U_E(t)$ – керуючий вплив агента на ефективність. У такому випадку рівняння, що визначає процес оптимізації параметра ефективності матиме вигляд:

$$\frac{dE(t)}{dt} = -\alpha E(t) + U_E(t). \quad (3)$$

Враховуючи вигляд рівняння (3) маємо рівність, що визначає мету агента при його інтеграції в систему і вимагає максимізувати функціонал:

$$j = \int_0^T (w_E E(t) + w_R R(t) - c(U_E(t), U_R(t))) dt, \quad (4)$$

де w_E, w_R – вагові коефіцієнти моделі агента, який передбачає оптимізацію ефективності та надійності виробничої лінії.

$c(U_E(t), U_R(t))$ – вартість керуючих дій, наприклад затрати відображенні в еквіваленті енергоспоживання, час переналаштування, тощо.

Врахувавши зміст та співвідношення між об'єктами розглядуваної математичної моделі виробничої лінії було створено ООП-модель автоматизованої виробничої лінії для програмної симуляції експериментальної виробничої лінії зборки агро-дронів:

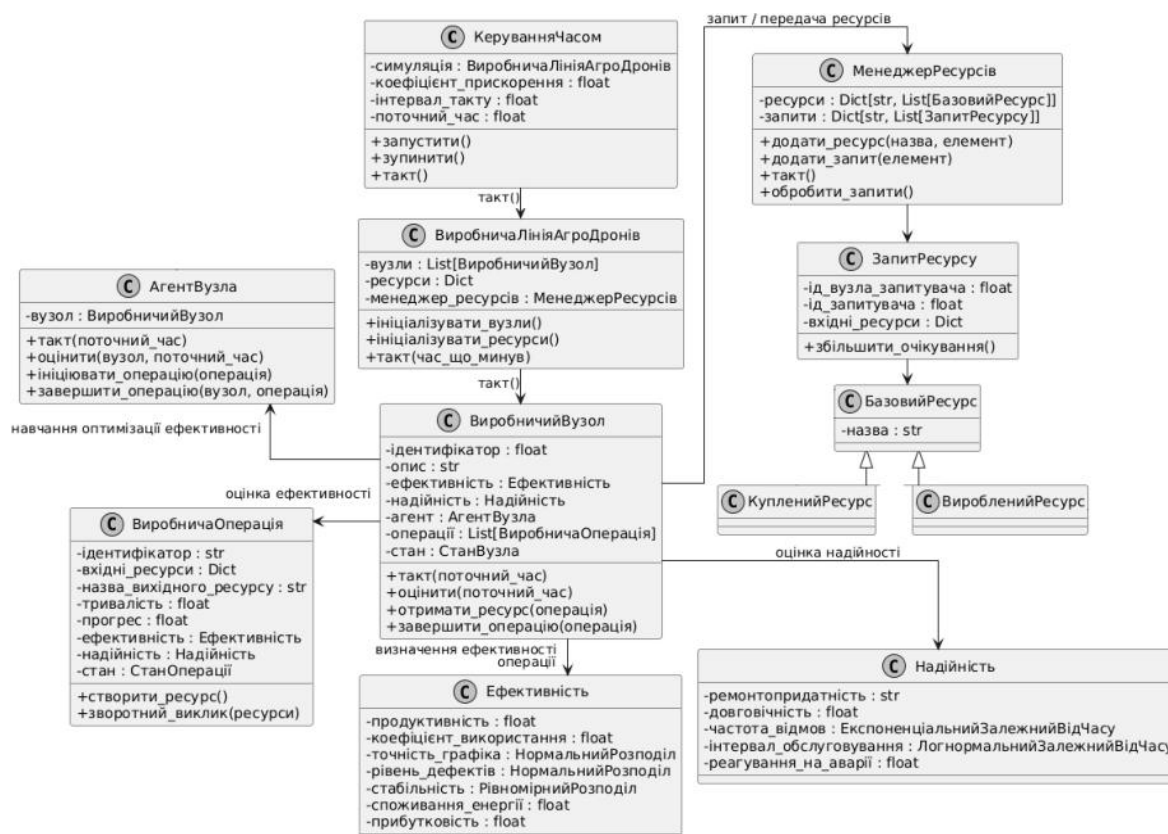


Рисунок 2 – UML модель створеної програмної симуляції автоматизованої виробничої лінії агродронів
Джерело: розроблено авторами

Основним об'єктом ООП-моделі і відповідно програмної симуляції є об'єкт класу **AgroDroneProductionLine** який містить список (тип структури даних) з ім'ям **units** у якому зберігаються усі об'єкти виробничих вузлів типу **ProductionNode**. Клас **ProductionNode** в свою чергу, вміщують об'єкти виробничих операцій **ProductionOperation**, які вони здатні виконувати.

Симуляція містить екземпляр класу **TimeManager** і його основна задача стискати реальний перебіг часу в межах виконання програми. Один раз на 10мс **TimeManager** викликає циклічно метод **Tick(time)** кожного виробничого вузла і повідомляє їм у вхідному параметрі, що час який мину рівний десяткам хвилин чи годин у залежності як налаштована симуляція. Таким чином в межах декількох реальних годин роботи програмної симуляції відтворюються роки експлуатації виробничої лінії.

Для представлення ресурсів передбачено клас **BaseResource** та його дочірні класи **PurchasedResource** і **ManufacturedResource**.

Важливим об'єктом в симуляції є також - **ResourceManager**, який виконує як

логістичні функції руху напівфабрикатів та закупівельних ресурсів між виробничими вузлами, а також виконує статистичний аналіз стану ресурсів виробничої лінії, приймає запити від виробничих вузлів на той чи інший ресурс та передає його до виробництва. В межах симуляції **ResourceManager** відіграє роль інтелектуального складу з широкими функціями, що направлені на оптимізацію процесу виробництва. **ResourceManager** також має циклічний метод **Tick(time)**, що викликається циклічно, що дозволяє відслідковувати стан наявних ресурсів, запити на ресурси та ін.

Розглядувана симуляція покликана створити умови для інтеграції методів ІІІ у виробничу лінію з метою оптимізації ефективності експлуатації та надійності використання такої автоматизованої виробничої лінії. У зв'язку з цим об'єкти класу **ProductionNode** та **ProductionOperation**, містя відповідні параметри ефективності та надійності. Деякі з цих параметрів відносяться тільки до виробничого вузла типу – **ProductionNode**, а деякі до **ProductionOperation**, а також, ще частина параметрів розглядаються як спільні для вузла і операції. Розбиття параметрів ефективності і надійності на групи, що відповідають виробничому вузлу, виробничій операції чи є спільними для них в межах симуляції наведено в таблиці 1:

Таблиця 1 – Групування параметрів ефективності і надійності за їх відношенням до виробничих вузлів, виробничих операцій чи спільної залежності

Виробничий вузол	Виробнича операція	Спільні параметри
- Загальна продуктивність вузла - Рівень використання потужності - Здатність інтегрувати нові модулі - Масштабованість - Ремонтопридатність - Збережуваність - Довговічність - Частота збоїв вузла - Міжремонтні періоди - Безвідмовність вузла - Енергоспоживання - Витрати на обслуговування - Рентабельність - Обсяг відходів - Екологічна ефективність	- Точність виконання графіка - Відсоток дефектів - Стабільність технологічних параметрів - Швидкість переналаштування - Швидкість реагування на аварії - Відповідність сертифікаційним вимогам	- Екологічність - Точність виробничого графіка - Відсоток браку - Швидкість переналаштування між операціями - Відповідність сертифікаційним вимогам

Джерело: розроблено авторами

Наведені в таблиці параметри мають в більшій мірі статистичний характер і визначаються різними, але конкретними статистичними розподілами, які залежать або не залежать від часу. Така організація симуляції дозволяє вимірювати значення ефективності та надійності з плином часу як вузлів так і операцій, а також спільних показників, які можуть сягати різних значень і переводити лінію в аварійні стани, в стани де є необхідною профілактичні дії та ін.

У розглядуваній симуляції є наявними багато механізмів, які інкапсульовані, а їх робота впливає на ефективність і надійність автоматизованої лінії. Заміна таких механізмів, що працюють за стандартними правилами і виконуючи стандартні алгоритми на відповідні ІІІ-агенти, тобто на самодостатні механізми на основі ІІІ, що функціонують для досягнення необхідних завдань, дозволяє реалізувати механізм інтеграції методів ІІІ в симуляцію, а відповідно і реальну автоматизовану.

Висновки. В статті запропоновану математичну модель виробничої лінії як системи, яка передбачає впровадження методів ІІІ для оптимізації ефективності і надійності виробничої лінії та її компонентів. Співвідношення, що визначає мету функціонування агента в межах розглядуваної системи може слугувати критерієм для

оцінки похибки у процесі навчання агента на основі ІІІ. Запропонована UML структура, що передбачає програмну симуляцію виробничої лінії може бути використана для постановки та розв'язання низки задач з оптимізації ефективності виробничої лінії методами ІІІ.

Список літератури

1. Sajadieh S. M. M., Noh S. D. From Simulation to Autonomy: Reviews of the Integration of Artificial Intelligence and Digital Twins. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*. 2025. Vol. 12. P. 1597–1628. DOI: 10.1007/s40684-025-00750-z.
2. Lee H., Yang H. Digital Twinning and Optimization of Manufacturing Process Flows. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*. 2023. Vol. 145, № 11. Article 111008. DOI: 10.1115/1.4063234.
3. Li J., Yang S. X. Digital Twins to Embodied Artificial Intelligence: Review and Perspective. *Intelligent Robotics*. 2025. Vol. 5, № 1. P. 202–227. DOI: 10.20517/ir.2025.1.
4. Jeong Y. Digitalization in Production Logistics: How AI, Digital Twins, and Simulation are Driving the Shift from Model-Based to Data-Driven Approaches. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Smart Technology*. 2023. Vol. 1, № 2. P. 187–200. DOI: 10.57062/ijpem-st.2023.0052.
5. Аулін В. В., Гриньків А. В., Лисенко С. В., Голуб Д. В. Синергетика підвищення надійності машин використанням моделей Марківських процесів. *Перспективи і тенденції розвитку конструкцій та технічного сервісу сільськогосподарських машин і знарядь*: матеріали V Всеукр. наук.-практ. конф., 9–10 квіт. 2019 р. Житомир: Житомирський агротехнічний коледж, 2019. С. 242–245.
6. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем / за ред. В. В. Ауліна. Кропивницький: Видавець Лисенко В. Ф., 2020. 428 с.
7. Ohira K., Ohira T. Solving a Delay Differential Equation Through the Fourier Transform. *Physics Letters A*. 2025. Vol. 531. Article 130138. DOI: 10.1016/j.physleta.2024.130138.
8. Derbas M., Frömel-Frybort S., Möhring H.-C., Riegler M. Accelerated Singular Spectrum Analysis and Machine Learning to Investigate Wood Machining Acoustics. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2025. Vol. 223. Article 111879. DOI: 10.1016/j.ymssp.2024.111879.
9. Аулін В. В., Ковальов С. Г., Гриньків А. В., Варваров В. В. Алгоритм оптимізації надійності функціонування та ефективності використання виробничого обладнання методами штучного інтелекту. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2024. Вип. 10(41), ч. I. С. 60–67.
10. Ковальов С. Г., Ковальов Ю. Г. Особливості реалізації моделі штучної нейронної мережі апаратними засобами. *Наука і техніка сьогодні. Серія «Техніка»*. 2024. № 6(34). С. 854–866. DOI: 10.52058/2786-6025-2024-6(34).
11. Barillaro L. Deep Learning Platforms: Keras. *Reference Module in Life Sciences*. 2024. January. DOI: 10.1016/B978-0-323-95502-7.00092-0.
12. Pandya S., Ghayvat H. Ambient Acoustic Event Assistive Framework for Identification, Detection, and Recognition of Unknown Acoustic Events of a Residence. *Advanced Engineering Informatics*. 2021. Vol. 47. Article 101238. DOI: 10.1016/j.aei.2020.101238.
13. Аулін В. В., Ковальов С. Г., Гриньків А. В., Варваров В. В. Підвищення надійності та ефективності експлуатації виробничих ліній методами штучного інтелекту, використовуючи моніторинг акустичних сигналів. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2024. Вип. 10(41), ч. II. С. 142–151. DOI: 10.32515/2664-262X.2024.10(41).2.142-151.
14. Kovalov S. G., Aulin V. V., Gryniv A. V., Kovalov Yu. G. Modeling the Stochastic State Matrix of a Production Line for Optimize its Operational Reliability Using Reinforcement Learning. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*. 2025. Issue 11(42), Part II. P. 195–203. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.195-203.
15. Ковальов С. Г. Оптимізація часу виробництва за допомогою методу навчання з підкріпленням як частинний випадок підвищення ефективності автоматизованих виробничих ліній. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 11(42), Ч. I. С. 198–205. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.198-205.

References

1. Sajadieh, S.M.M., & Noh, S. D. (2025). From simulation to autonomy: Reviews of the integration of artificial intelligence and digital twins. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 12, 1597–1628. <https://doi.org/10.1007/s40684-025-00750-z>
2. Lee, H., & Yang, H. (2023). Digital twinning and optimization of manufacturing process flows. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 145 (11), 111008. <https://doi.org/10.1115/1.4063234>
3. Li, J., & Yang, S. X. (2025). Digital twins to embodied artificial intelligence: Review and perspective. *Intelligent Robotics*, 5(1), 202–227. <https://doi.org/10.20517/ir.2025.1>
4. Jeong, Y. (2023). Digitalization in production logistics: How AI, digital twins, and simulation are driving the shift from model-based to data-driven approaches. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Smart Technology*, 1(2), 187–200. <https://doi.org/10.57062/ijpem-st.2023.0052>
5. Aulin, V. V., Gryniv, A. V., Lysenko, S. V., & Holub, D. V. (2019). Synergetics of improving machine

- reliability using Markov process models. In **Proceedings the Development of Structures and Technical Service of Agricultural Machinery and Tools: materialy pyatoi vseukrainskoi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi* (pp. 242–245). Zhytomyr: Zhytomyr Agricultural College [in Ukrainian]
6. Aulin, V. V. (Ed.). (2020). *Methodological foundations for the design and operation of intelligent transport and production systems*. Kropyvnytskyi: Vydavets Lysenko V. F. [in Ukrainian]
 7. Ohira, K., & Ohira, T. (2025). Solving a delay differential equation through the Fourier transform. *Physics Letters A*, 531, 130138. <https://doi.org/10.1016/j.physleta.2024.130138>
 8. Derbas, M., Frömel-Frybort, S., Möhring, H.-C., & Riegler, M. (2025). Accelerated singular spectrum analysis and machine learning to investigate wood machining acoustics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 223, 111879. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111879>
 9. Aulin, V. V., Kovalov, S. H., Grynkyv, A. V., & Varvarov, V. V. (2024). Optimization algorithm for reliability and efficiency of production equipment using artificial intelligence methods. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 10 (41), Part I, 60–67. [in Ukrainian]
 10. Kovalov, S. H., & Kovalov, Yu. H. (2024). Features of implementing artificial neural network models in hardware. *Science and Technology Today. Series: Engineering*, 6(34), 854–866. [in Ukrainian]. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-6\(34\)](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-6(34))
 11. Barillaro, L. (2024). Deep learning platforms: Keras. In *Reference Module in Life Sciences*. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95502-7.00092-0>
 12. Pandya, S., & Ghayvat, H. (2021). Ambient acoustic event assistive framework for identification, detection, and recognition of unknown acoustic events of a residence. *Advanced Engineering Informatics*, 47, 101238. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101238>
 13. Aulin, V. V., Kovalov, S. H., Grynkyv, A. V., & Varvarov, V. V. (2024). Improving reliability and efficiency of production lines using artificial intelligence and acoustic signal monitoring. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 10 (41), Part II. 142–151 [in Ukrainian]. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.10\(41\).2.142-151](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2024.10(41).2.142-151)
 14. Kovalov, S. H., Aulin, V. V., Grynkyv, A. V., & Kovalov, Y. H. (2025). Modeling the stochastic state matrix of a production line to optimize its operational reliability using reinforcement learning. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11 (42), Part II. 195–203. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.195-203](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.195-203)
 15. Kovalov, S. H. (2025). Production time optimization using reinforcement learning as a case of improving automated production line efficiency. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11 (42), Part I. 198–205 [in Ukrainian]. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.198-205](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.198-205)

Serhii Kovalov, PhD ped. sci., Viktor Aulin, Prof., DSc., Andrii Hrynkyv, PhD tech. sci.,

Yurii Kovalov, Assoc. Prof., PhD tech. sci.

Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Features of Building Software Simulation to Optimize the Efficiency and Reliability of Automated Production Lines Using AI Methods

This article explores a methodological approach to integrating artificial intelligence (AI) into automated production lines through the development of computer-based simulations. As a case study, the research focuses on an experimental assembly line for agricultural drones, designed to serve as a testbed for intelligent optimization strategies. The simulation is constructed using object-oriented programming principles, enabling modularity, scalability, and architectural clarity. Each component of the production line—conveyors, manipulators, quality control nodes, and drone modules—is modeled as an independent object with defined behaviors and interaction protocols.

A key objective of the study is to replace selected elements of the simulation architecture with AI-driven agents capable of learning and adapting to dynamic production conditions. These agents implement reinforcement learning algorithms and heuristic decision-making strategies aimed at improving the overall efficiency, reliability, and responsiveness of the manufacturing process. The simulation environment supports both graphical implementations, using modern game engines such as Unity, and console-based models developed in Python or C++, allowing for comparative analysis of performance, flexibility, and integration potential.

The concept of digital twins is central to the proposed framework, providing a virtual mirror of the physical production system that can be used for predictive analytics, resource optimization, and real-time decision support. The study highlights the advantages of simulation-based AI integration, including reduced development risk, accelerated prototyping, and enhanced system transparency. Minor limitations, such as abstraction gaps and computational overhead, are acknowledged and discussed.

Overall, the research contributes to the architectural foundations of intelligent manufacturing systems by demonstrating how simulation environments can serve as platforms for testing, training, and deploying AI agents. The findings are relevant to developers of industrial automation, digital twin frameworks, and adaptive control systems seeking to enhance production line performance through intelligent technology.

artificial intelligence (AI), automated production lines, computer simulation, intelligent agents, efficiency optimization, digital twins, simulation model architecture, integration of AI into production

Одержано (Received) 15.09.2025

Прорецензовано (Reviewed) 17.09.2025

Прийнято до друку (Approved) 19.09.2025