

Міністерство освіти і науки
Український державний університет науки і технологій
Дніпровський державний технічний університет
Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара
Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»
Криворізький національний університет
Харківський національний університет радіоелектроніки
Херсонський національний технічний університет
Чорноморський державний університет імені П. Могили
Aalto University (Університет Аалто, Фінляндія)
American University of Central Asia (Бішкек, Киргизстан)
Tallinna Tehnikaülikool (Таллінн, Естонія)
AGH University of Science and Technology (Краків, Польща)
Politechnika Rzeszowska (Жешув, Польща)
Ariel University (Аріель, Ізраїль)
Michigan State University (Іст-Лансінг, США)
Leibniz Universitat Hannover, Institute of Photogrammetry and Geoinformation
(Ганновер, Німеччина)



МАТЕРІАЛИ
Міжнародної науково-технічної конференції
ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ в
МЕТАЛУРГІЇ та МАШИНОБУДУВАННІ

MATERIALS
of Scientific and Technical International Conference
INFORMATION TECHNOLOGY IN
METALLURGY AND MACHINE ENGINEERING

23 квітня 2025 року

м. Дніпро

СЕКЦІЯ 1

**СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ І СИНТЕЗ ПРОЦЕСІВ У МЕТАЛУРГІЇ
ТА МАШИНОБУДУВАННІ**

SECTION 1

**SYSTEM ANALYSIS AND SYNTHESIS OF PROCESSES IN METALLURGY
AND MECHANICAL ENGINEERING**

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В ІМІТАЦІЙНОМУ МОДЕЛЮВАННІ СИСТЕМ

Зінов'єва О.Г.

*Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Моторного,
Україна*

Анотація. Імітаційне моделювання є важливим інструментом в різних наукових та інженерних галузях, дозволяючи представляти складні системи та процеси без обмежень фізичного експерименту. Традиційні методи моделювання часто виявляються недостатньо ефективними для аналізу та прогнозування таких систем. Ці інструменти значно еволюціонували з інтеграцією штучного інтелекту (ШІ), який пропонує розширені можливості в основних аспектах імітаційного моделювання, таких як оптимізація, аналіз даних, верифікація та валідація. Застосування ШІ, зокрема машинного навчання та агентного моделювання з елементами інтелекту, дозволяє автоматизувати окремі етапи моделювання, підвищити точність прогнозів та отримати глибше розуміння динаміки досліджуваних систем. У статті розглядаються переваги використання ШІ для генерації сценаріїв, калібрування моделей, оптимізації параметрів та аналізу результатів імітації. Обговорюються перспективи подальшого розвитку інтеграції ШІ в імітаційні моделі.

Ключові слова: штучний інтелект, імітаційне моделювання, машинне навчання, агентне моделювання, оптимізація, аналіз даних

Вступ. Сучасні системи стають все більш складними, що потребує нових методів їх аналізу та прогнозування. Імітаційне моделювання дозволяє створювати моделі реальних процесів, вивчати їх поведінку в різних умовах та передбачати можливі сценарії розвитку. Однак традиційні методи моделювання часто потребують значних обчислювальних ресурсів та не завжди забезпечують достатню точність. Однією з головних проблем є складність та багатомірність систем, які моделюються. Реальні системи часто мають багато взаємодіючих елементів, їх повний опис є складним. Крім того, велика кількість даних може викликати складнощі при їх обробці та аналізі, особливо коли мова йде про задачі з високим рівнем невизначеності. Це потребує пошуку більш ефективних методів моделювання, які зможуть покращити процес прийняття рішень та знизити витрати часу та ресурсів [1].

В цьому контексті ШІ пропонує нові перспективи. Використання машинного навчання, алгоритмів оптимізації та інших AI-технологій дає можливість збільшувати точність та швидкість імітаційного моделювання, а також відкриває нові перспективи для аналізу та прогнозування.

Метою даної роботи є дослідження сучасних підходів до інтеграції штучного інтелекту та імітаційного моделювання, аналіз основних переваг такої інтеграції.

Основний матеріал. Імітаційне моделювання – це метод дослідження систем шляхом побудови моделей, які імітують поведінку систем у реальному часі або в умовах, близьких до реальних. Імітаційне моделювання дозволяє моделювати як дискретно-подієві системи, так і безперервні або гібридні процеси.

Часто поняття «імітація» спрощується до побудови моделей, які відповідають на гіпотетичні питання типу «Що буде, якщо...?». Однак, досягнення у галузі штучного інтелекту значно розширили можливості моделювання. ШІ вніс нові методи, що базуються на логічних висновках, міркуваннях, алгоритмах пошуку інформації та способах представлення знань. Це дозволило створити досконаліші моделі, здатні відповідати на питання, що виходять за межі простих сценаріїв. Такий підхід, який використовує знання, накопичені в ШІ, називається «імітацією на основі знань».

На відміну від традиційних методів імітаційного моделювання, які в основному фокусуються на поведінковому моделюванні та прогнозуванні, «імітація на основі знань» використовує складніші механізми ШІ, для аналізу та виведення інформації, дозволяючи отримати більш глибокі та якісні результати.

Інтеграція штучного інтелекту в імітаційне моделювання може здійснюватися різними способами:

- 1) Машинне навчання для калібрування та валідації моделей. Алгоритми машинного навчання можуть бути використані для автоматичного налаштування параметрів імітаційної моделі на основі історичних даних або даних реальної системи. Це дозволяє підвищити точність моделі та зменшити залежність від ручного налаштування. Крім того, методи машинного навчання дозволяють перевірити

адекватність імітаційних моделей шляхом порівняння їх вихідних даних з реальними показниками та оцінити рівень відповідності і коректності моделювання [2].

2) Агентне моделювання з інтелектуальними агентами. Хоча агентне моделювання не завжди відноситься до ШІ в класичному розумінні, воно часто використовує методи ШІ для моделювання поведінки агентів у системі. У багатокомпонентних системах агенти можуть приймати рішення на основі алгоритмів навчання з підкріпленням, що дозволяє моделювати складну поведінку індивідуальних елементів системи.

3) ШІ для аналізу вихідних даних імітаційних експериментів. Методи машинного навчання, а саме кластеризація, класифікація та асоціативні правила, можуть бути використані для аналізу великих обсягів даних, отриманих в результаті імітаційних експериментів. Це дозволяє виявляти приховані закономірності, визначати основні фактори впливу та отримувати глибше розуміння поведінки досліджуваної системи.

4) Використання нейронних мереж для побудови мета-моделей. Нейронні мережі можуть бути навчені на результатах імітаційних експериментів для створення мета-моделей, які апроксимують поведінку складної імітаційної моделі. Мета-моделі можуть бути використані для швидкого прогнозування результатів за різних вхідних параметрах без необхідності повторного запуску ресурсоємної імітаційної моделі.

Процес створення та застосування моделей штучного інтелекту для прогнозування критичних ситуацій, наприклад, в інженерних системах, є багатоступеневим алгоритмом, що вимагає ретельного аналізу та валідації. Початковим етапом є побудова моделей машинного навчання, які встановлюють зв'язки між різними факторами та критичними реакціями системи. Це, власне, навчання моделі на історичних даних. У цьому контексті фактори можуть являти собою будь-які вхідні параметри системи. Вибір відповідних моделей машинного навчання залежить від специфіки задачі. Це може бути регресійний аналіз для прогнозування безперервних величин, класифікація для визначення категорій подій (наприклад, «нормальна робота» або «аварійна ситуація»), або нейронні мережі для вирішення складніших завдань із нелінійними залежностями. Важливо правильно визначити та підготувати дані для навчання. Дані мають бути релевантними, досить об'ємними і, особливо важливо, якісними, тобто без істотних викидів та помилок.

Наступним кроком є визначення змінних, які будуть використовуватися в моделі. Це вимагає глибокого розуміння самої системи та її поведінки. Після того, як змінні обрані, проводиться аналіз їх передбачуваності. Якщо залежності між змінними досить стабільні та піддаються кількісному опису

можна переходити до навчання моделі. Процес навчання моделі включає підбір оптимальних параметрів моделі, валідацію на незалежному наборі даних і тестування, щоб оцінити точність і надійність прогнозів. на заключному етапі навчена модель інтегрується із системою імітаційного моделювання. Це дозволяє використовувати модель ШІ для проведення віртуальних експериментів, що імітують різні сценарії роботи системи та оцінки ефективності запропонованих рішень. Такий підхід дозволяє своєчасно виявляти потенційні проблеми та розробляти ефективні стратегії запобігання критичним ситуаціям. Таким чином, результатом всього процесу стає інструмент, здатний прогнозувати ризики та допомагати у прийнятті оптимальних рішень.

Одним з найбільш значущих прикладів застосування ШІ в імітаційному моделюванні – це проект AlphaFold, який передбачає структуру білків з високою точністю. Компанії, такі як Google та NVIDIA розробляють моделі ШІ для збільшення точності прогнозів погоди. Машинне навчання дозволяє аналізувати великі масиви кліматичних даних та прогнозувати екстремальні погодні умови.

Висновки. Використання штучного інтелекту в імітаційному моделюванні відкриває нові можливості для вивчення складних систем та керування ними. Реальні проекти підтверджують ефективність такого підходу, дозволяючи прискорювати розрахунки, підвищувати точність прогнозів та адаптувати моделі до мінливих умов. В майбутньому очікується подальший розвиток інтеграції ШІ та імітаційного моделювання, що приведе до появи ще більш потужних інструментів для аналізу складних систем.

ЛІТЕРАТУРА

1. Zeigler, B., Muzy, A., Yilmaz, L. Artificial Intelligence in Modeling and Simulation. In: Meyers, R. (eds) *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*. Springer, New York, 2009. S. 344 – 368.
2. Томашевський В.М. Моделювання систем. Київ: Видавнича група BHV. 2005. 352 с.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SYSTEMS SIMULATION

Olha Zinovieva

Abstract. *Simulation modeling is an important tool in various scientific and engineering fields, allowing to represent complex systems and processes without the limitations of physical experiment. Traditional modeling methods often prove to be insufficiently effective for the analysis and prediction of such systems. These tools have evolved significantly with the integration of artificial intelligence (AI), which offers enhanced capabilities in the main aspects of simulation modeling, such as optimization, data analysis, verification and validation. The application of AI, in particular machine learning and agent modeling with elements of intelligence, allows to automate individual stages of modeling, increase the accuracy of predictions and gain a deeper understanding of the dynamics of the studied systems. The article considers the advantages of using AI for scenario generation, model calibration, parameter optimization and analysis of simulation results. The prospects for further development of AI integration into simulation models are discussed.*

Keywords: *artificial intelligence, simulation modeling, machine learning, agent modeling, optimization, data analysis.*

REFERENCE

1. Zeigler, B., Muzy, A., Yilmaz, L. Artificial Intelligence in Modeling and Simulation. In: Meyers, R. (eds) *Encyclopedia of Complexity and Systems Science*. Springer, New York, 2009. S. 344 – 368. [in English]
2. Tomashevskyi V.M Modeliuvannia system. Vydavnycha hrupa BHV. 2005. S. 352. [in Ukrainian].

DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2025.01.041

ДО ПИТАННЯ ПОБУДОВИ ГІБРИДНИХ РОЗРАХУНКОВИХ СІТОК ДЛЯ ЧИСЕЛЬНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТУРБУЛЕНТНИХ ТЕЧІЙ У ПРОТОЧНІЙ ЧАСТИНІ РАДІАЛЬНИХ ВЕНТИЛЯТОРІВ

Зінченко А.В.¹, Редчиць Д.О.²,

¹Інститут транспортних систем і технологій НАН України, к.ф.-м.н., ст..н.с.,
Україна

²Інститут транспортних систем і технологій НАН України д.ф.-м.н., ст..н.с.,
Україна

Анотація. Проведено аналіз підходів до побудови розрахункових сіток для чисельного моделювання турбулентних течій в областях складної геометрії за наявності рухомих зон. Розглянуто переваги та недоліки підходів з використанням багатоблокових рухомих сіток, а також наближення “замороженого ротора”. Обґрунтовано доцільність використання наближення “замороженого ротора” для моделювання течій у проточній частині радіальних вентиляторів. Розроблено метод оптимізації пересічних областей багатоблокових сіток. Виконано генерацію гібридної багатоблокової розрахункової сітки для проточної частини радіального вентилятора, придатної для використання підходу “замороженого ротора”, та наведено її структуру. Проведені в подальшому розрахунки турбулентної течії на базі комплексу сгенерованих багатоблокових сіток показали високу якість отриманих чисельних результатів та задовільне співпадіння з відомими результатами експериментів.

Ключові слова: чисельне моделювання, рівняння Нав'є-Стокса, розрахункові сітки, радіальні вентилятори, багатоблокові гібридні сітки.

Розвиток промисловості висуває все нові вимоги до турбомашин та вентиляторів: підвищення їх ефективності, зменшення габаритних розмірів, маси, створення нових компоновальних схем. Комп'ютерне моделювання турбулентних течій на базі чисельного розв'язку рівнянь Нав'є-Стокса є найкращим сучасним інструментом дослідження переваг та недоліків конструкцій радіальних вентиляторів та забезпечення їх високого коефіцієнту корисної дії та продуктивності при заданих масово-габаритних розмірах. Вибір типу розрахункової сітки та її параметрів є визначальним фактором, що впливає на відповідність отриманого розв'язку реальним фізичним процесам, які відбуваються у фізичній області (рис. 1).

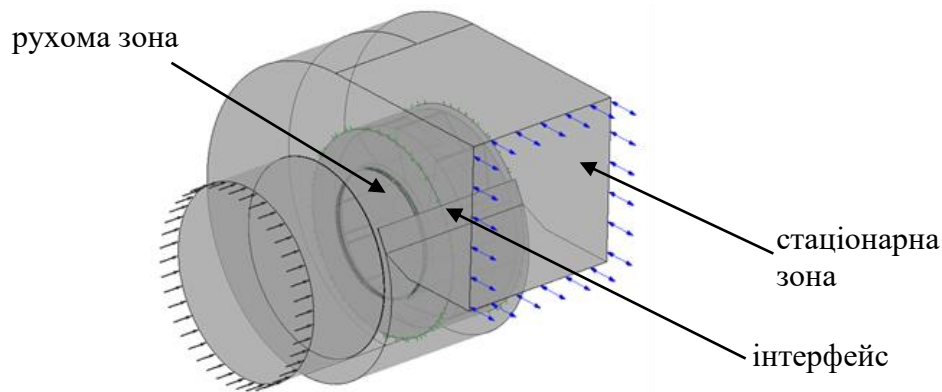


Рисунок 1 – Схема проточної частини вентилятора та зони розрахункової області

Для задач моделювання течій у проточних частинах радіальних вентиляторів, головний інтерес представляє обтікання рухомих частин таких як обертові лопаті та робочі колеса вентиляторів. У більшості випадків рухомі частини роблять задачу нестационарною, якщо розглядати її зі стаціонарної системи відліку. Однак при рухомій системі відліку потік навколо рухомої частини можна, з певними обмеженнями, моделювати як стаціонарну задачу відносно рухомої системи координат.

Загальноприйнятним є використання рухомих сіток [1], коли узгодження параметрів змінних на межі рухомих та стаціонарних зон в зоні інтерфейсу (рис. 1) відбувається на кожному кроці за часом шляхом переінтерполяції. Таким чином вдається звести задачу, яка є нестационарною у нерухомій, інерціальній системі відліку, до стаціонарної відносно рухомої системи координат.

В той же час для розрахунків на усталення, більш ефективним в обчислювальному плані є так званий підхід “замороженого ротора” [2]. Це стаціонарне наближення, в якому окремим зонам розрахункової сітки можуть бути призначені різні обертальні та поступальні швидкості. Течія в кожній рухомій зоні розв'язується з використанням рівнянь рухомої системи відліку. Якщо зона стаціонарна, рівняння зводяться до стаціонарних форм. На інтерфейсах між зонами сітки також виконується переінтерполяція змінних. Даний підхід не враховує відносний рух рухомої зони по відношенню до суміжних зон, які можуть бути рухомими або нерухомими. Сітка залишається фіксованою для обчислення. Це аналогічно заморожуванню руху рухомої