

Є.В. Руксов, Б.І. Мороз

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДВИЩЕННЯ РІВНЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ РОБОЧОГО МІСЦЯ КОНСТРУКТОРА АЕРОДИНАМІЧНИХ ВИРОБІВ

Анотація. Підвищення рівня автоматизації виробничих процесів завжди призводило до значного приросту ефективності виробництва, що в свою чергу викликало стрімкий економічний розвиток суспільства. Сфера виробництва аеродинамічних виробів вже зазнала автоматизації на різних етапах, проте фаза конструювання аеродинамічної форми виробу все ще потребує часових витрат вузькоспеціалізованого фахівця. Аеродинаміка є сферою великих складних математичних обчислень, а моделювання виробів із необхідними характеристиками все ще залишається здебільшого ручним процесом. Із розвитком машинного навчання ці складні процеси можуть бути в значній мірі автоматизовані. В цій статті проведено порівняльний аналіз різних напрацювань в сфері автоматизації конструювання аеродинамічних виробів. Впровадження таких технологій як PINNs та квантових обчислень на різних етапах конструювання аеродинамічних виробів за результатами порівняльного аналізу було визначено як найбільш перспективний напрямок для подальших досліджень.

Ключові слова: автоматизоване робоче місце, конструювання аеродинамічних виробів, нейронні мережі, PINNs, квантові обчислення, рівняння Нав'є-Стокса, 3D-моделювання, CFD.

Постановка проблеми. Автоматизоване робоче місце (АРМ) – це індивідуальний комплекс технічних і програмних засобів, що призначений для автоматизації професійної праці фахівця і забезпечує підготовку, редагування, пошук і видачу на екран і друк необхідних йому документів і даних. АРМ дозволяють підвищити ефективність роботи (тобто об'єм виконаної роботи за одиницю часу) працівника. Підвищення ефективності роботи, в загальному значенні, є одним з ключових факторів економічного прогресу в довгостроковій перспективі. Тому підвищення рівня автоматизації різних процесів, які необхідно виконати працівнику в рамках його роботи, може мати позитивний вплив на більш масштабні економічні фактори виробництва. З цього випливає високий рівень актуальності даної тематики для багатьох сфер виробничої діяльності.

Сфера конструювання виробів з певними аеродинамічними характеристиками має багато напрямків, які забезпечують виробництво широкого кола товарів. Автомобілі, літаки, БПЛА – найбільш популярні напрямки, які потребують складні та багаторівневі розрахунки для створення виробів з такими аеродинамічними характеристиками, які є прийнятними для відповідних задач та цілей. В аеродинаміці головним математичним

апаратом є рівняння Нав'є-Стокса, це диференційне рівняння в частинних похідних (ДРЧП), крім того, це рівняння є одним із невіршених «задач тисячоліття». Це показує на скільки складною з розрахункової точки зору є ця сфера виробництва.

Мета дослідження. Проаналізувати існуючі напрацювання в зазначеній сфері та визначити перспективні напрямки досліджень для підвищення рівня автоматизації АРМ конструктора аеродинамічних виробів (далі КАВ).

Методологія дослідження. Технічні засоби, які використовуються для організації АРМ, разом складають інформаційну систему (ІС). Така інформаційна система має ряд характеристик, які роблять її придатною для автоматизації конструювання аеродинамічних виробів. Серед цих характеристик можна виділити такі:

1. Точність – система повинна виконувати точні розрахунки.
2. Швидкодія – обчислення повинні бути достатньо швидкими.
3. Наочність результату – результат обчислень повинен мати такий вигляд, щоб інженер міг приймати рішення щодо подальших конструктивних змін виробу.
4. Повнота автоматизації – означає рівень залучення інформаційної системи до процесів конструювання (протилежність до «людського фактору»).

В залежності від типу виробництва технічні засоби в інформаційній системі АРМ відрізняються. Для конструювання аеродинамічних виробів необхідні такі технічні засоби, які забезпечують високі показники наведених вище характеристик інформаційної системи.

Методологія цього дослідження полягає в порівнянні існуючих напрацювань в даній сфері по заданим характеристикам ІС. Тому більша частина статті буде присвячена детальному аналізу існуючих досліджень та публікацій.

Опис стандартного АРМ КАВ. Розглянуте в цій статті АРМ в стандартному варіанті складається з декількох елементів. Загалом така ІС, як і будь-яка подібна інформаційна система, має дві основні складові: програмна та апаратна. До апаратної складової відносяться такі елементи:

1. Звичайний ПК, потужності якого буде достатньо для забезпечення роботи базового ПЗ. В стандартній конфігурації АРМ конструктора аеродинамічних виробів необхідні такі програмні засоби, які дозволять моделювати 3D-об'єкти.
2. 3D-принтер, який забезпечить натурне тестування зменшеної моделі майбутнього виробу.
3. Мала аеродинамічна труба дозволить інженеру одразу провести фізичне випробування надрукованого виробу.

3D-принтер та аеродинамічна труба – це апаратні засоби, які забезпечують швидке тестування результатів абстрактних та віртуальних розрахунків, які зроблені за допомогою програмних засобів. Така зв'язка апаратних засобів відкриває шляхи до пришвидшення процесу конструювання аеродинамічних виробів, а також до значної економії на польових тестах, адже зменшується кількість повномасштабних випробувань виробу, що зменшує витрати на повторні зборки прототипів.

До програмних засобів відносяться програми для створення та редагування тривимірних моделей. Таке ПЗ повинно бути забезпечене можливостями підтримки різних

форматів представлення 3D-моделей. Порівняння форматів представлення були описані в статті [1]. Зазначається, що в сучасній практиці найбільш оптимальним є представлення у форматі USD, яке відображає масив елементів mesh, зазвичай цими елементами виступають трикутники. Більшість сучасних програм для тривимірного моделювання (такі як Autodesk Maya, Autodesk 3ds Max, Blender, Cinema 4D) підтримуються цей формат. Ще одним критерієм для такого ПЗ є сумісність з 3D-принтерами та можливість експортувати модель на друк. Згадані програми мають такі можливості.

Ще один програмний засіб, який часто використовується в роботі конструктора аеродинамічних виробів, – це програма-симулятор типу CFD (Computational Fluid Dynamics). Ці програми дозволяють моделювати рідинні та газові потоки з певними характеристиками в певних умовах. У більшості таких програм є можливість помістити в динамічні потоки різні об'єкти, щоб виконати тестування та аналіз аеродинамічних характеристик 3D-моделі. Серед найбільш відомих програм такого типу можна виділити такі:

- ANSYS Fluent;
- COMSOL Multiphysics;
- OpenFOAM – з відкритим вихідним кодом;
- SimScale – розгорнутий в хмарі, має підтримку ШІ.

Ці програмні засоби здійснюють симуляцію поведінки аеродинамічної системи з певними початковими параметрами та за певний проміжок часу. Для виконання цього завдання необхідно вирішувати рівняння Нав'є-Стокса, яке є диференціальним рівнянням в частинних похідних. Як відомо, вирішення цього рівняння в загальному аналітичному вигляді відноситься до невирішених «задач тисячоліття», тому в реальних прикладних завданнях використовують числові методи і з певними статичними умовами для спеціальних випадків. Саме такі числові методи використовуються в програмах симуляції поведінки аеродинамічних систем. І це є основним ядром програм типу CFD.

Ще одним важливим компонентом програмної частини інформаційної системи АРМ конструктора аеродинамічних виробів є засоби візуалізації комп'ютерної симуляції поведінки аеродинамічної системи. Такі комерційні програмні комплекси, як ANSYS Fluent та COMSOL Multiphysics вже включають в себе засоби візуалізації. Проте насправді це є окремим програмним засобом, який повинен збирати великі об'єми параметрів симуляції та обчислювати візуальне представлення таких даних. Процес симуляції великих та складних аеродинамічних моделей генерує терабайти структурованих даних, які потрібно зберігати та виконувати над ними агрегацію задля створення візуального представлення у вигляді відео з можливостями детального аналізу кожного моменту часу в симуляції. Саме тому необхідні такі програмні засоби, які зможуть працювати на кластерах або суперкомп'ютерах. Найбільш популярні програмні засоби такого типу:

- ParaView – з відкритим вихідним кодом;
- VisIt – також з відкритим вихідним кодом;
- Tecplot – комерційний застосунок.

Також варто згадати про Visualization Toolkit (VTK) – це радше набір бібліотек та спеціальний формат представлення наукових даних для візуалізації симуляцій різного типу. Цей формат підтримується більшістю програм візуалізації та генерується більшістю програм симуляції.

Найбільш популярний та широко застосований програмний пакет для виконання задач CFD складається з OpenFOAM, ParaView та VTK. Ці програмні засоби є безкоштовними з відкритим вихідним кодом, що надає можливості для адаптування цих систем до поставлених задач.

На рисунку 1 представлена загальна схема АРМ конструктора аеродинамічних виробів з урахуванням всіх описаних апаратних та програмних засобів.

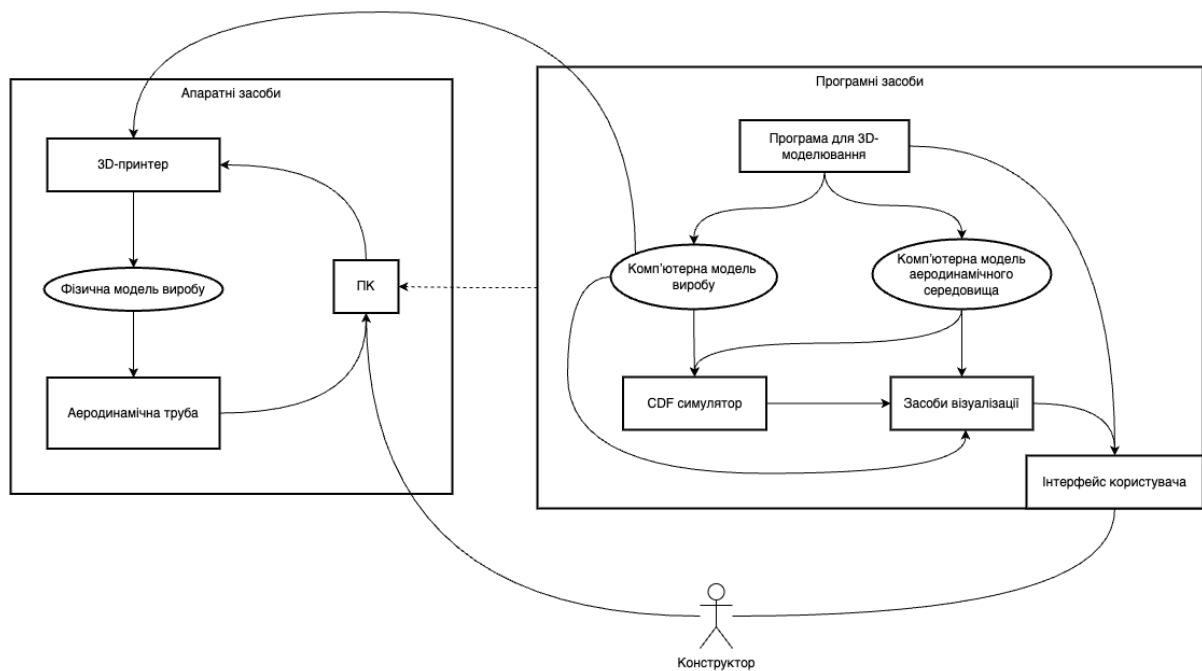


Рисунок 1 – Структурна схема базового варіанту АРМ КАВ

Опис вдосконаленого АРМ КАВ. Зазначений підхід дозволяє конструктору швидко оперувати апаратною складовою. Швидке створення фізичної моделі виробу значно скорочує процес конструювання та тестування аеродинамічного об'єкту в реальних умовах із зменшеним масштабом.

Проте в цій системі є декілька слабких місць, а саме ручні операції задля створення комп'ютерної моделі виробу, ці операції виконує конструктор за допомогою відповідних програмних засобів. Цей процес займає багато часу, від декількох годин до декількох днів.

Автоматична генерація тривимірних моделей може значно пришвидшити процес конструювання аеродинамічних виробів. Метод, який би отримував на вході текстовий опис з певним набором очікуваних характеристик і на виході генерував 3D-модель потенційного виробу, дозволив би автоматизувати трудомісткий та затратний процес комп'ютерного моделювання. Вже існують такі методи на базі генеративних нейронних мереж (ГНМ). Описані в статтях [2, 3, 4, 5] методи мають великі перспективи в цій

сфері та потребують подальших досліджень та вдосконалень заради покращення якості генерованих об'єктів. Найбільш перспективною є модель PolyGen [5], яка може генерувати напряму представлення n -gon mesh, що скорочує загальний час створення кінцевого 3D-об'єкта, адже немає необхідності конвертувати з одного типу представлення в інший для подальшого 3D-друку. Крім того, n -gon mesh є більш оптимізованою версією mesh, яка збільшує точність кривизни тривимірного об'єкта.

Такі великі моделі машинного навчання потребують великих обчислювальних ресурсів, що в свою чергу значно збільшує витрати електроенергії. Для оптимізації цього процесу необхідно знайти методи зменшення розмірності задачі навчання нейронної мережі. Для цього треба зменшити кількість параметрів мережі, при цьому не знижуючи загальну ефективність мережі. Один з відомих підходів – це інтеграція квантових обчислень в процес тренування НМ. В статті [6] вперше були запропоновані методи часткової інтеграції квантових обчислень в НМ. Автори стверджують, що на даний момент не було виявлено переваг повністю квантових НМ над частково квантовими. Однак, був встановлений значний приріст ефективності частково квантових НМ в порівнянні з класичними НМ. Тому цей напрямок досліджень має багато перспектив, і наразі вже є багато зрушень у впровадженні квантових обчислень в різні типи моделей машинного навчання.

Ще одною проблемною точкою є CDF симулятор. І тут можна визначити одразу два недоліка: швидкодія та точність. Більшість сучасних симуляторів фізичних процесів працюють з числовими методами вирішення рівнянь Нав'є-Стокса у наближеному вигляді. Ці методи потребують великої кількості обчислень, що призводить до значних витрат часу. Безумовно, можна виконати горизонтальне розширення обчислювальних потужностей на базі кластеру, і цей функціонал підтримується такими програмними засобами як OpenFOAM. Проте це збільшить витрати електроенергії та зменшить мобільність такої системи. При цьому точність числових методів апроксимації падає при збільшенні невизначеності поставленої задачі, а саме при появі зашумленості в даних або відсутності частини початкових умов, або невизначений рівень дискретизації [7].

Для покращення швидкодії та точності CDF симуляторів варто розглянути вже існуючий спеціальний клас нейронних мереж (НМ), який покликаний обчислювати апроксимацію фізичних законів, включаючи рівняння Нав'є-Стокса для аеродинамічних симуляції. Цей клас НМ називається Physics-informed neural networks (PINNs) або в деяких джерелах ще називають Theory-Trained Neural Networks (TTNs), далі буде використовуватись перший варіант назви. Ці нейронні мережі використовуються для вирішення диференціальних рівнянь в частинних похідних [8, 9]. Ефективність такого методу в порівнянні зі звичайними числовими методами дозволяє експлуатувати таку НМ на менших обчислюваних потужностях, хоча для тренування мережі все ж потрібні значні ресурси.

Доцільність використання саме PINNs для вирішення задач математичної фізики була в певній мірі показана в статті [7]. Тут автори провели детальний порівняльний аналіз PINNs та класичних числових методів (а саме був розглянутий метод Кранка-

Ніколсон, один з методів скінченних різниць для вирішення ДРЧП) на прикладі вирішення таких рівнянь: рівняння теплопровідності, хвильові рівняння, рівняння Шредінгера, рівняння Нав'є-Стокса. Загалом результати цієї роботи показали перевагу в ефективності вирішення чітко сформульованих задач саме на боці числових методів. Проте для вирішення задач з підвищеним рівнем нечіткості даних та початкових умов PINNs мають певну перевагу в точності та загальній ефективності. В задачах з підвищеною розмірністю обидва об'єкти дослідження не показала великої різниці в ефективності. Певним недоліком PINNs є необхідність попереднього навчання НМ перед експлуатацією, що в загальному розрахунку ефективності грає негативну роль. Зрештою дослідження показало перспективність застосування PINNs для вирішення диференціальних рівнянь в частинних похідних за умов подальших вдосконалень цього методу.

PINNs з часу свого винайдення вже зазнали певної еволюції, хоча це відносно нова архітектура НМ. Певні покращення були запропоновані в статті [10]. Тут автори змогли розширити коло задач, для яких застосовуються НМ класу PINNs, зокрема запропонований підхід показав ефективність в апроксимації стаціонарних та залежних від часу лінійних диференціальних рівнянь в частинних похідних.

Автори іншої статті [11] пропонують модифікацію PINNs під назвою CAN-PINN. Ця робота відкриває напрямки оптимізації PINNs, який комбінує класичні числові методи та НМ, досягаючи цим покращення ефективності та точності алгоритму. В статті детально описані результати експериментів: автори порівняли новий підхід з класичними версіями PINNs на прикладі вирішення рівнянь Нав'є-Стокса, у висновках зазначається значна перевага в ефективності та точності запропонованого методу. Також цей тип НМ має потенціал для подальшого розширення сфер застосування для інших типів ДРЧП.

Через витратність навчання великих НМ на складних даних запропоновані підходи можуть бути недостатньо раціональними з точки зору енергоефективності. Проте вже є напрямки досліджень, які відкривають нові можливості в цій сфері. Зокрема, вже існують методи інтеграції квантових обчислень в навчання PINNs. В статті [12] зазначається, що квантові алгоритми дозволяють зменшити кількість параметрів для тренування до 63,29%. Це знижує загальне навантаження на обчислювальні потужності, як результат призводить до зменшення енергоспоживання під час тренування НМ. Однак цей підхід потребує подальших досліджень, адже в зазначеній статті не вистачає аналізу доцільності застосування квантових обчислень для навчання PINNs.

Загалом, цей тип машинного навчання зараз зазнає активних досліджень в багатьох аспектах. Застосування НМ для вирішення задач математичної фізики відкриває нові можливості для впровадження більш точних та швидких програмних засобів, якими зможуть користуватися конструктори аеродинамічних виробів.

На основі зібраних даних щодо можливих напрямків вдосконалення програмних засобів АРМ КАВ можна побудувати структурну схему вдосконаленого АРМ КАВ. Ця схема зображена на рисунку 2.

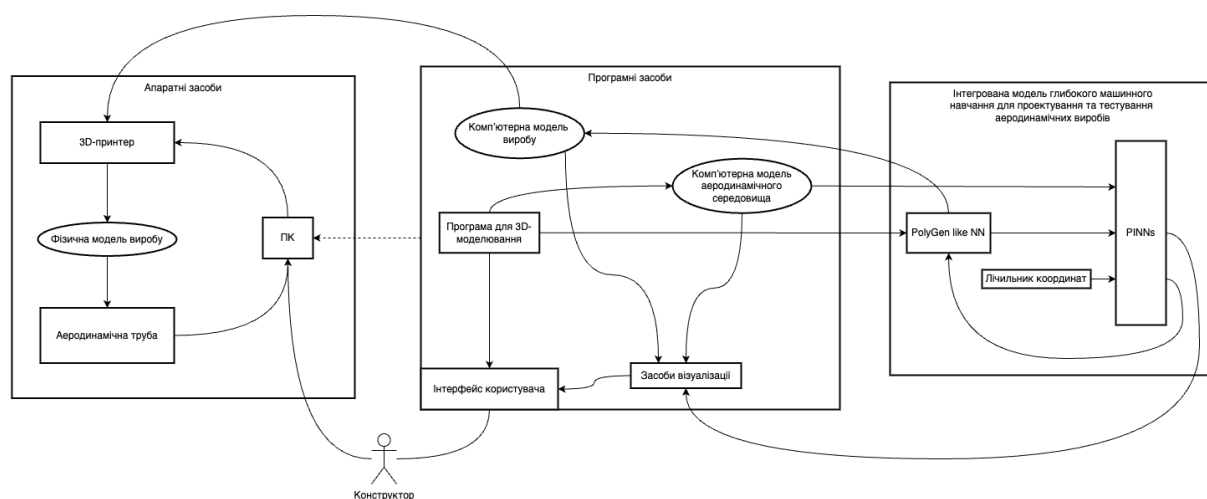


Рисунок 2 – Структурна схема вдосконаленого варіанту АРМ КАВ

Як видно зі структурної схеми, додався окремий блок під назвою «інтегрована модель глибокого машинного навчання для проектування та тестування аеродинамічних виробів», та зник CDF симулятор як окремий структурний елемент схеми, який насправді деталізований в новому блоці. Новий блок складається з двох великих НМ: «PolyGen like NN» та PINNs. Перша НМ безпосередньо генерує комп'ютерну модель виробу на основі, заданого через програму для 3D-моделювання (саме тому новий структурний блок має в своїй назві слово «інтегрована»), текстового опису та технічних характеристик бажаного виробу, а також ця модель має адаптивний механізм у відповідь на реакцію аеродинамічного середовища, яке формується другою НМ. PINNs отримує на вході, створену звичайними методами, комп'ютерну модель аеродинамічного середовища, згенеровану модель виробу, просторово-часові координати від лічильника координат, який запускає PINNs в ітеративному режимі задля створення повної симуляції аеродинамічного середовища, яке буде відображене засобами візуалізації.

Мережа «PolyGen like NN» є частково натренованою на генерування тривимірних об'єктів на основі текстового опису, однак вона має адаптивні властивості по типу НМ з підкріпленням. Загалом, ця НМ забезпечує аспект проектування аеродинамічного виробу в рамках відповідного структурного блоку.

PINNs є повністю натренованою модифікацією НМ, яка апроксимує рішення рівняння Нав'є-Стокса для певних вхідних умов. Загалом, ця НМ відображає аспект тестування аеродинамічного виробу в симульованому середовищі, що є частиною відповідного структурного блоку схеми.

Висновки. В результаті аналізу існуючих НМ описаних типів, наразі не було виявлено таких конфігурацій мереж, які б задовольнили всі аспекти поставлених задач. Тому запропонована на рисунку 2 структурна схема не є повною, а лише концептуальною. Більш детальна архітектура та функціонування кожної з НМ потребують подальшого дослідження та вдосконалення. В цій статті задані лише можливі вектори подальших досліджень. На основі порівняльного аналізу існуючих напрацювань в цій сфері були розглянуті різні методи та засоби автоматизації процесу 3D-моделювання, з чого

була запропонована загальна архітектура інформаційної системи АРМ КАВ. За результатами подальших досліджень ця архітектура може зазнавати відповідних змін та вдосконалень.

ЛІТЕРАТУРА

1. Методи представлення 3d-об'єктів для навчання генеративних нейронних мереж. Євгеній Руксов, Борис Мороз, Леонід Кабак, Дмитро Мороз. – Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security, 2024. – 12 с. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-1-8>.
2. 3D-R2N2: A Unified Approach for Single and Multi-view 3D Object Reconstruction. Christopher B. Choy, Danfei Xu, JunYoung Gwak, Kevin Chen, Silvio Savarese. – Archive of scientific articles arXiv, 2016. – 17 с. arXiv: 1604.00449.
3. AtlasNet: A Papier-Mache Approach to Learning 3D Surface Generation. Thibault Groueix, Matthew Fisher, Vladimir G. Kim, Bryan C. Russell, Mathieu Aubry. – Archive of scientific articles arXiv, 2018. – 16 с. arXiv: 1802.05384.
4. Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space. Lars Mescheder, Michael Oechsle, Michael Niemeyer, Sebastian Nowozin, Andreas Geiger. – Archive of scientific articles arXiv, 2019. – 11 с. arXiv: 1812.03828.
5. PolyGen: An Autoregressive Generative Model of 3D Meshes. Charlie Nash, Yaroslav Ganin, S. M. Ali Eslami, Peter W. Battaglia. – Archive of scientific articles arXiv, 2020. – 16 с. arXiv: 2002.10880.
6. Quantum artificial neural network architectures and components. Ajit Narayanan, Tammy Menner. – Informatics and Computer Science Intelligent Systems Applications. An International Journal, 2000. – 24 с. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0020-0255\(00\)00055-4](https://doi.org/10.1016/S0020-0255(00)00055-4).
7. Comparison between classical numerical methods and methods based on Deep Learning for solving PDEs. Marcos Freire Patiño, Ana María Ferreiro Ferreiro, José Antonio García Rodríguez. – Дипломна робота з комп'ютерної інженерії. Університет Ла-Коруња. Іспанія, 2024. – 75 с. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://ruc.udc.es/dspace/bitstream/handle/2183/39635/FreirePatino_Marcos_TFG_2024.pdf.
8. Physics Informed Deep Learning (Part I): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations. Maziar Raissi, Paris Perdikaris, George Em Karniadakis. – Archive of scientific articles arXiv, 2017. – 22 с. arXiv: 1711.10561.
9. Physics Informed Deep Learning (Part II): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations. Maziar Raissi, Paris Perdikaris, George Em Karniadakis. – Archive of scientific articles arXiv, 2017. – 19 с. arXiv: 1711.10566.
10. Physics Informed Extreme Learning Machine (PIELM) – a rapid method for the numerical solution of partial differential equations. Vikas Dwivedi, Balaji Srinivasan. – Archive of scientific articles arXiv, 2019. – 29 с. arXiv: 1907.03507.
11. CAN-PINN: A Fast Physics-Informed Neural Network Based on Coupled-Automatic-Numerical Differentiation Method. Pao-Hsiung Chiu, Jian Cheng Wong, Chinchun Ooi, My Ha Dao, Yew-Soon Ong. – Archive of scientific articles arXiv, 2022. – 25 с. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2022.114909>.

12. AQ-PINNs: Attention-Enhanced Quantum Physics-Informed Neural Networks for Carbon-Efficient Climate Modeling. Siddhant Dutta, Nouhaila Innan, Sadok Ben Yahia, Muhammad Shafique. – Archive of scientific articles arXiv, 2024. – 6 с. arXiv: 2409.01626.

REFERENCES

1. Methods of representation of 3d objects for learning generative neural networks. Yevhenii Ruksov, Borys Moroz, Leonid Kabak, Dmytro Moroz. – Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security, 2024. – 12 p. DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2024-1-8>.
2. 3D-R2N2: A Unified Approach for Single and Multi-view 3D Object Reconstruction. Christopher B. Choy, Danfei Xu, JunYoung Gwak, Kevin Chen, Silvio Savarese. – Archive of scientific articles arXiv, 2016. – 17 p. arXiv: 1604.00449.
3. AtlasNet: A Papier-Mache Approach to Learning 3D Surface Generation. Thibault Groueix, Matthew Fisher, Vladimir G. Kim, Bryan C. Russell, Mathieu Aubry. – Archive of scientific articles arXiv, 2018. – 16 p. arXiv: 1802.05384.
4. Occupancy Networks: Learning 3D Reconstruction in Function Space. Lars Mescheder, Michael Oechsle, Michael Niemeyer, Sebastian Nowozin, Andreas Geiger. – Archive of scientific articles arXiv, 2019. – 11 p. arXiv: 1812.03828.
5. PolyGen: An Autoregressive Generative Model of 3D Meshes. Charlie Nash, Yaroslav Ganin, S. M. Ali Eslami, Peter W. Battaglia. – Archive of scientific articles arXiv, 2020. – 16 p. arXiv: 2002.10880.
6. Quantum artificial neural network architectures and components. Ajit Narayanan, Tammy Menner. – Informatics and Computer Science Intelligent Systems Applications. An International Journal, 2000. – 24 p. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0020-0255\(00\)00055-4](https://doi.org/10.1016/S0020-0255(00)00055-4).
7. Comparison between classical numerical methods and methods based on Deep Learning for solving PDEs. Marcos Freire Patiño, Ana María Ferreiro Ferreiro, José Antonio García Rodríguez. – Diploma work in computer engineering. University of A Coruña. Spain, 2024. – 75 p.
URL: https://ruc.udc.es/dspace/bitstream/handle/2183/39635/FreirePatino_Marcos_TFG_2024.pdf.
8. Physics Informed Deep Learning (Part I): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations. Maziar Raissi, Paris Perdikaris, George Em Karniadakis. – Archive of scientific articles arXiv, 2017. – 22 p. arXiv: 1711.10561.
9. Physics Informed Deep Learning (Part II): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations. Maziar Raissi, Paris Perdikaris, George Em Karniadakis. – Archive of scientific articles arXiv, 2017. – 19 p. arXiv: 1711.10566.
10. Physics Informed Extreme Learning Machine (PIELM) – a rapid method for the numerical solution of partial differential equations. Vikas Dwivedi, Balaji Srinivasan. – Archive of scientific articles arXiv, 2019. – 29 p. arXiv: 1907.03507.
11. CAN-PINN: A Fast Physics-Informed Neural Network Based on Coupled-Automatic-Numerical Differentiation Method. Pao-Hsiung Chiu, Jian Cheng Wong, Chinchun Ooi, My Ha Dao, Yew-Soon Ong. – Archive of scientific articles arXiv, 2022. – 25 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cma.2022.114909>.

12. AQ-PINNs: Attention-Enhanced Quantum Physics-Informed Neural Networks for Carbon-Efficient Climate Modeling. Siddhant Dutta, Nouhaila Innan, Sadok Ben Yahia, Muhammad Shafique. – Archive of scientific articles arXiv, 2024. – 6 p. arXiv: 2409.01626.

Received 12.03.2025.
Accepted 14.03.2025.

***Analysis of methods for increasing the level of automation
in an aerodynamic product designer's workplace***

Increasing the level of automation of production processes has always led to a significant increase in production efficiency, which in turn has caused the rapid economic development of society. The field of designing products with certain aerodynamic characteristics has many areas that ensure the production of a wide range of goods. Cars, airplanes, UAVs are the most popular areas that require complex and multi-level calculations to create products with such aerodynamic characteristics that are acceptable for the relevant tasks and purposes. In aerodynamics, the main mathematical apparatus is the Navier-Stokes equation, this is a partial differential equation (PDE), in addition, this equation is one of the unsolved "millennium problems". This shows how complex this field of production is from a computational point of view. Although it has already undergone automation at various stages, the phase of designing the aerodynamic shape of the product still requires the time of a narrowly specialized professional, because modeling products with the necessary characteristics still remains mostly a manual process. With the development of machine learning, these complex processes can be largely automated. This article presents a comparative analysis of various developments in the field of automation of aerodynamic product design. The introduction of technologies such as PINNs and quantum computing at different stages of aerodynamic product design, based on the results of the comparative analysis, was identified as the most promising direction for further research. The general architecture of an improved version of the information system of the automated workplace of the aerodynamic product designer is also proposed. In future research, this architecture may undergo appropriate changes and improvements.

Key words: automated workplace, aerodynamic product design, neural networks, PINNs, quantum computing, Navier-Stokes equations, 3D modeling, CFD.

Руксов Євгеній Вікторович – аспірант кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем факультету інформаційних технологій Національного технічного університету «Дніпровська політехніка».

Мороз Борис Іванович – д.т.н., професор, професор кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем факультету інформаційних технологій Національного технічного університету «Дніпровська політехніка».

Ruksov Yevhenii Viktorovych – PhD Student at the Department of Computer Systems Software, Faculty of Information Technology, National Technical University “Dnipro Polytechnic”, Ukraine.

Moroz Borys Ivanovych – Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Computer Systems Software, Faculty of Information Technology, National Technical University “Dnipro Polytechnic”, Ukraine.