



Ю. Б. Рубель, Ю. І. Грицюк

Національний університет "Львівська політехніка", м. Львів, Україна

ОСОБЛИВОСТІ ПІДГОТОВКИ ШТУЧНОГО НАБОРУ ДАНИХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСУ УПРАВЛІННЯ ВОГНЕМ АРТИЛЕРІЙСЬКИХ УСТАНОВОК

Наведено особливості підготовки штучного набору даних на підставі імітаційного моделювання польоту снаряда та рандомізації параметрів моделювання, призначеного для навчання нейромережових компонент автоматизованих систем управління вогнем (АСУВ) артилерійських установок. Розроблено методику підготовки якісних навчальних наборів даних без проведення ресурсомістких натурних випробувань систем управління артилерійським вогнем із одночасним урахуванням динамічних параметрів польоту снаряда. Методику реалізовано як п'ятиетапний конвеєр виконання дій, що послідовно поєднує підготовку систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби згідно з принципом Domain Randomization, результати імітаційного моделювання польоту снаряда за моделлю чотирьох ступенів свободи відповідно до стандарту NATO STANAG 4355, а також багаторівневу фільтрацію та консолідацію отриманих результатів розрахунку. Адаптовано фреймворк СТТ (англ. *Classical Test Theory*) для формалізованого багатовимірного оцінювання якості штучного набору даних у завданнях регресійного балістичного прогнозування траєкторії польоту снаряда за дев'ятьма метриками у трьох вимірах: достовірність, відтворюваність та відповідність. Підготовлений штучно набір даних обсягом 67102 записів для 12 артилерійських установок калібру 155 мм охоплює повний практичний діапазон стрільби за різних погодних умов. Верифікацію якості штучного набору даних виконано шляхом їхнього аналізу за адаптованими метриками СТТ та результатами глибокого навчання нейронної мережі за окремими моделями для режимів низької та високої стрільби. Зведений показник якості штучного набору даних за фреймворком СТТ становив 0,875. Навчання нейронної мережі продемонструвало MAE у діапазоні 2,2–2,9° для кута підвищення гармати та 2,5–2,9° для азимута стрільби за $R^2 = 0,86$ –0,87, а класифікаційна точність стрільби становила 93,3–96,7 %, що підтверджує придатність підготовленого штучного набору даних для навчання нейронної мережі щодо прогнозування траєкторії польоту снаряда.

Ключові слова: рандомізація параметрів моделювання; імітаційне моделювання польоту снаряда; нейронна мережа; фреймворк СТТ; модель чотирьох ступенів свободи; стандарт NATO STANAG 4355.

Вступ / Introduction

Повномасштабне вторгнення Російської Федерації в Україну (2022–2026 рр.) кардинально змінило парадигму використання артилерії, перетворивши її з інструменту масованих вогневих валів на високоточну, мережецентричну артилерійську систему, що діє за умов постійного спостереження. Основні концептуальні зміни та перспективи управління артилерійським вогнем, сформовані набутим досвідом війни, містять [28]: перехід від масування до точності та маневру; розвідувально-ударні комплекси (дрони + артилерія); цифровізація та мережецентричність; нові вимоги до артилерійських систем; подальші перспективи (станом на 2026 р.). Війна в Україні показала, що майбутнє артилерії перебуває у площині високотехнологічних, швидкодіючих локальних мереж, де дрони, контрбатареїні радары та автоматизовані системи управління артилерійським вогнем становлять єдиний та гнучкий механізм.

Автоматизовані системи управління вогнем (АСУВ) відіграють ключову роль у підвищенні бойової ефективності артилерійських підрозділів, забезпечуючи роз-

рахунок балістичних рішень у реальному часі [18]. Традиційні методи розрахунку траєкторій стрільби артилерійських установок спираються на балістичні таблиці й аналітичні моделі, однак їх точність істотно падає через випадкові метеорологічні умови, зношення ствола, нестабільність характеристик порохових зарядів та складний рельєф місцевості [15]. Це робить застосування методів машинного навчання моделей стрільби, зокрема – на підставі глибоких нейронних мереж, перспективним дослідним підходом до вирішення завдань наведення та коригування стрільби артилерійських установок.

Результати останніх досліджень [2, 13, 22, 24] підтверджують, що нейронні мережі здатні ефективно вирішувати завдання моделювання зовнішньої балістики, демонструючи високу точність прогнозування траєкторій польоту снарядів за різних метеорологічних умов стрільби [13]. Проте, широке впровадження таких нейромережових систем стримується обмеженим доступом до навчальних наборів даних з відомими результатами реальної стрільби, отримання яких є дорогим і технічно складним процесом через фізичні випробуван-

© Copyright 2026 by the author(s)

Рубель Юрій Богданович, аспірант, асистент, кафедра програмного забезпечення.

Email: yurii.b.rubel@lpnu.ua; <https://orcid.org/0009-0003-1891-2446>

Грицюк Юрій Іванович, д-р техн. наук, професор, кафедра програмного забезпечення.

Email: yurii.i.hrytsiuk@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-8183-3466>

Цитування за ДСТУ: Рубель Ю. Б., Грицюк Ю. І. Особливості підготовки штучного набору даних для моделювання процесу управління вогнем артилерійських установок. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 2. С. 189–198.

Citation APA: Rubel, Yu. B., & Hrytsiuk, Yu. I. (2026). Features of preparing a synthetic dataset for modelling the fire control process of artillery systems. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(2), 189–198. <https://doi.org/10.36930/40360221>

ня артилерійських установок. Тому підготовку так званих балістичних наборів даних засобами імітаційного моделювання польоту снаряда є одним із найбільш практично доцільних підходів до забезпечення процедури навчання нейронних мереж наборами навчальних даних. У дослідженнях з передачі знань між імітацією та реальністю обґрунтовано особливості рандомізації параметрів моделювання польоту снаряда [22], ефективність якого підтверджено і в суміжних завданнях прогнозування траєкторій руху безпілотних літальних апаратів (БПЛА) [2]. Водночас, підготовку штучного набору даних є тільки першим кроком до його використання, адже не менш важливим є процес оцінювання якості отриманого набору даних, для чого у роботі [24] запропоновано використовувати фреймворк СТТ (англ. *Classical Test Theory*) із дев'ятьма метриками у трьох вимірах, структура якого допускає його адаптацію до вирішення регресійних завдань балістичного прогнозування траєкторії польоту снаряда.

Отже, у науковій літературі залишається невирішеною проблема розроблення комплексної методики підготовки та верифікації штучних балістичних наборів даних для моделювання процесу управління вогнем артилерійських установок. Наявні роботи або зосереджені винятково на генеруванні наборів даних без оцінювання їх якості, або пропонують метрики якості для інших предметних областей без адаптації до фізично орієнтованих регресійних завдань. Тому пропонуємо підхід, що поєднує конвеєр підготовки штучного набору даних з адаптованим СТТ-фреймворком для оцінювання його якості. Водночас, під штучним балістичним набором даних (англ. *Synthetic Ballistic Dataset*) будемо розуміти штучно згенерований набір даних, що відтворює статистичні закономірності та фізичні взаємозв'язки артилерійської стрільби засобами імітаційного моделювання – без проведення натурних випробувань та без використання конфіденційних військових даних.

Об'єкт дослідження – підготовка штучного набору даних для моделювання процесу управління вогнем артилерійських установок.

Предмет дослідження – методи і засоби підготовки штучного набору даних на підставі імітаційного моделювання польоту снаряда та рандомізації його параметрів, що дасть змогу використати адаптовані метрики фреймворку СТТ для оцінювання якості отриманих даних.

Мета роботи – розробити методику підготовки штучного набору даних на підставі імітаційного моделювання польоту снаряда та рандомізації його параметрів для навчання нейромережових компонент АСУВ артилерійських установок, яка забезпечить верифікацію якості таких даних за адаптованими метриками фреймворку СТТ.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі **основні завдання дослідження**:

- розробити методику підготовки штучного набору даних із застосуванням принципу систематичної рандомізації фізичних параметрів стрільби на підставі імітаційного моделювання польоту снаряда за моделлю 4-DOF, що дасть змогу отримати репрезентативні дані без проведення фізичних артилерійських випробувань;
- обґрунтувати вибір параметрів моделювання набору даних і їх діапазони, що забезпечують відтворення реальних умов стрільби артилерійської установки у штучно створеному наборі даних, що дасть змогу охопити весь практично значущий операційний простір умов стрільби

та підвищити здатність нейронної мережі до узагальнення процесу навчання на підготовлених наборах даних;

- адаптувати метрики фреймворку СТТ для оцінювання якості підготовленого штучного набору даних, що забезпечить формалізовану багатовимірну верифікацію його фізичної коректності, статистичної стабільності та відповідності вимогам навчання нейромережових компонент АСУВ артилерійських установок;
- верифікувати якість підготовленого набору даних шляхом оцінювання результатів навчання нейронної мережі для прогнозування кутів наведення гармати, що допоможе підтвердити практичну значущість розробленої методики підготовки даних для застосування у системах управління артилерійським вогнем.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідження в галузі нейромережових компонент АСУВ артилерійських установок для завдань моделювання зовнішньої балістики охоплюють широкий спектр підходів – від класичних архітектур прямого поширення до складних гібридних моделей. Ще в ранніх роботах [8] показано, що нейронні мережі здатні апроксимувати балістичні функції для артилерійських ракет із достатньою точністю для практичного застосування, що поклало початок систематичному вивченню цього напрямку. У подальших дослідженнях [3] запропоновано нейромережовий пропагатор траєкторій руху артилерійських снарядів, де нейронна мережа замінює традиційний чисельний інтегратор і забезпечує значне пришвидшення розрахунків за прийнятної їх точності. Для прогнозування траєкторій руху балістичних ракет у роботі [28] розроблено алгоритм розрахунку траєкторії польоту снаряда на підставі даних і знань, що поєднує мережу зворотного поширення з фізичною моделлю гравітаційного розвороту цілі. Спільним обмеженням зазначених підходів є залежність від великих навчальних вибірок із відомими результатами стрільби, отримання яких за реальних умов є складним і ресурсомістким процесом.

Проблему управління вогнем артилерійських установок та проєктних рішень для відповідних програмних систем досліджено в низці робіт. Наприклад, у роботі [19] запропоновано підхід до інтелектуального коригування стрільби в АСУВ на підставі даних нейронної мережі, що враховує похибки попередніх пострілів для коригування наступних. У дослідженні [20] розроблено модульну архітектуру для гібридної системи управління артилерійським вогнем, що містить модуль генерування набору даних, балістичний імітатор, нейронну мережу для прогнозування кутів наведення гармати та модуль управління артилерійським вогнем. Алгоритми управління вогнем для модульних артилерійських установок морського базування наведено в роботі [16], де обґрунтовано вимоги до точності та швидкодії ПЗ систем наведення артилерійського вогню. Загальні принципи проєктування артилерійських установок для досягнення точності стрільби систематизовано в роботі [15], а в дослідженні [14] запропоновано метод швидкого коригування кутів наведення гармати на підставі модифікованої моделі точкової маси снаряда з матрицею передачі даних в дискретному часі. Застосування глибокого навчання нейронної мережі для автоматизації завдань розпізнавання та класифікації цілей у системах управління артилерійським вогнем продемонстровано в роботі [4].

У роботі [23] наведено результати моделювання та імітації 155-міліметрового обертового плануючого ке-

рованного снаряда за експериментальними даними з використанням багатовимірних ортогональних функцій. Автори надали комплексну основу для моделювання та імітації такого снаряда як нової концепції боеприпасу, здатного до збільшення дальності польоту та корекції траєкторії за допомогою рульових механізмів. Рівняння руху снаряда виведені з класичної динаміки польоту, припускаючи, що система керується механікою твердого тіла. Здатність снаряда до збільшення дальності польоту оцінюється за допомогою елементарного закону керування. Для отримання нелінійних аналітичних виразів аеродинамічних коефіцієнтів у формі, придатній для цілей нелінійного керування, вводиться алгоритм вибору моделі з використанням багатовимірних ортогональних функцій. Ці нелінійні моделі досліджуються за допомогою числового моделювання шляхом введення нового критерію валідації.

Математична основа балістичного моделювання траєкторій руху снарядів спирається на стандарт NATO STANAG 4355, валідацію якого для систем управління артилерійським вогнем здійснено в дослідженні [5]. Підтверджено коректність модифікованої моделі точкової маси з чотирма ступенями свободи (4-DOF) за відповідної параметризації аеродинамічних коефіцієнтів, що є основою для її подальшого застосування в артилерійських системах більших калібрів. У нейромережових моделях доцільним є застосування так званого механізму самоуваги [1], який дає змогу моделі динамічно зважувати важливість різних вхідних ознак – метеорологічних і технічних залежно від контексту стрільби.

Оцінювання невизначеності результатів балістичного моделювання польоту снаряда є окремим дослідним напрямом. У роботах [9, 10] порівняно методи квантифікації невизначеності – розкладання поліноміального хаосу PCE (англ. *Polynomial Chaos Expansion*) та Монте-Карло, зокрема – з розпаралелюванням обчислень на графічних процесорах, де встановлено, що PCE забезпечує вищу обчислювальну ефективність за порівнянної точності при невеликій кількості стохастичних змінних. У роботах [11, 26] досліджено вплив невизначеностей на результати дослідження балістичного моделювання польоту снаряда: запропоновано гібридний підхід до аналізу артилерійської динаміки влучань в ціль зі стохастичними та інтервальними параметрами траєкторії руху снаряда, а також показано, що стохастичні відхилення метеорологічних параметрів і початкової швидкості руху снаряду є основними джерелами невизначеностей, які потрібно враховувати під час формування балістичного набору даних.

Отже, проведений аналіз останніх досліджень і публікацій підтверджує, що вони охоплюють окремі аспекти завдання нейромережового прогнозування траєкторій руху снарядів, архітектуру АСУВ, квантифікацію невизначеності та балістичне моделювання польоту снаряда, однак у таких дослідженнях бракує ефективної методики, яка б поєднувала конвеєр підготовки штучних наборів даних на підставі рандомізації параметрів їх моделювання та з верифікацією їх якості за багатовимірними метриками.

Матеріали та методи дослідження. У процесі проведення етапів теоретико-експериментального дослідження застосовувались методи та методики фізичного і математичного моделювання швидкоплинних процесів, методи математичної статистики для аналізу наяв-

них даних, а також методи інтелектуального аналізу даних для їх класифікації. Основою експериментального дослідження були положення теорії відображення тривимірних координат та траєкторій просторових переміщень рухомих об'єктів засобами нарисної геометрії за поєднання класичного ортогонального проектування із динамічними особливостями кінематичного проектування.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Методика підготовки штучного набору даних, яку реалізовано як послідовний процес, поєднує реальні метеорологічні дані з принципом Domain Randomization [22] та фізично обґрунтованим чисельним моделюванням польоту снаряда. Необхідність підготовки якісних навчальних наборів даних зумовлена потребою АСУВ у швидкому обчисленні балістичних рішень у реальному часі [18], що вимагає застосування нейромережових компонент АСУВ артилерійських установок із відповідними навчальними вибірками. Архітектуру конвеєра підготовки штучних наборів даних розроблено відповідно до модульної структури гібридної системи управління артилерійським вогнем [20], де модуль генерування набору даних визначено як окремий компонент автоматизованої системи.

Передумовою для початку процесу підготовки балістичного набору даних є два незалежних джерела вхідних даних. Масив метеопрофілів формується на підставі архівних погодинних спостережень сервісу Open-Meteo за 2024 р. для 24 обласних центрів України і налічує близько 210000 записів із природним кореляційним зв'язком між атмосферними змінними. Використана база даних балістичних параметрів об'єктів містить характеристики 12 артилерійських установок калібру 155 мм із двома типами снарядів і формує 24 унікальні конфігурації артилерійської системи для моделювання польоту снаряда.

На першому етапі роботи конвеєра підготовки даних формується систематична сітка кутів наведення гармати, що охоплює повний практичний діапазон стрільби за різних погодних умов: 70 дискретних значень кутів підвищення гармати від 1 до 85° та 60 рівномірних азимутальних напрямків стрільби від 0 до 360°, що сукупно дає 4200 унікальних комбінацій. Вибір діапазону кутів підвищення гармати ґрунтується на вимогах до точності стрільби артилерії [15].

На другому етапі роботи конвеєра підготовки даних для кожної комбінації кутів наведення гармати генерується 30 сценаріїв умов стрільби з випадковим вибором метеорологічного профілю та конфігурації артилерійської системи і траєкторій руху снаряда із застосуванням стохастичних варіацій відповідно до принципу Domain Randomization [22].

На третьому етапі роботи конвеєра підготовки даних кожна із 126000 підготовлених наборів даних передається до балістичного імітатора, роботу якого реалізовано відповідно до стандарту NATO STANAG 4355 [5]. Для удосконалення обчислювального процесу використано механізм паралельних обчислень з асинхронним розподілом завдань між процесорними ядрами [10].

На четвертому етапі роботи конвеєра підготовки даних результати імітаційного моделювання польоту снаряда проходять багаторівневу фільтрацію: видаляються записи з відсутніми значеннями та записи з координата-

ми влучання поза межами фізично реалістичних діапазонів, визначених на підставі аналізу впливу невизначеностей балістичної моделі [11]. А на п'ятому фінальному етапі роботи конвертера підготовки даних відфільтровані результати імітаційного моделювання польоту снаряда консоліднуються у фінальний набір даних у форматі CSV, що містить 17 вхідних ознак і дві цільові змінні – координати точки падіння/влучання снаряда (x, z).

Балістичний імітатор та рандомізація параметрів моделювання набору даних. Балістичний імітатор реалізовано на базі модифікованої моделі точкової маси з чотирма ступенями свободи (4-DOF) відповідно до стандарту NATO STANAG 4355 [5]. Модель описує тривимірну траєкторію руху снаряда з урахуванням аеродинамічного опору з Мах-залежним коефіцієнтом, що інтерполюється між табличними вузловими точками окремо для кожного типу снаряда, атмосферної щільності повітря та швидкості звуку за моделлю ISA 1976. Також враховується відхилення траєкторії руху снаряда внаслідок ефекту Коріоліса залежно від географічної широти й азимута стрільби, поперечної сили Магнуса на нарізному снаряді зі швидкістю обертання 260 об/с, а також логарифмічного профілю вітру за висотою над поверхнею землі. Чисельне інтегрування системи диференціальних рівнянь шостого порядку виконується методом Рунге-Кутта 4–5 порядку з адаптивним кроком [7, 21]. Критерієм зупинки чисельного інтегрування є досягнення снарядом заданої висоти цілі, а результатом кожного моделювання набору даних – координати точки падіння/влучання снаряда (x, z) у декартовій системі координат відносно позиції гармати.

Метеорологічні параметри (температура, тиск, вологість і вітер) не синтезуються штучно, а відбираються з масиву реальних погодинних записів, при цьому висота позиції гармати відповідає реальній висоті рельєфу місцевості в точці відбору метеоданих, що зберігає природний кореляційний зв'язок між атмосферними змінними [26].

Початкова швидкість руху снаряда варіюється в межах $\pm 5\%$ від номінального значення за рівномірним розподілом, охоплюючи варіативність, зумовлену зношенням ствола та відмінностями порохових зарядів [11, 27]. Температура порохового заряду визначається відносно температури атмосферного повітря зі зміщенням від -5 до $+10$ °C. Висота цілі рандомізується за трьома сценаріями рельєфу місцевості: рівнинна (± 200 м, ймовірність 60 %), узвишшя ($+200 \dots +800$ м, 25 %) та низина ($-800 \dots -200$ м, 15 %). Ефект Коріоліса активується з ймовірністю 70 %, а ефект Магнуса з ймовірністю 30 %. Тип снаряда обирається рівномірно між двома конфігураціями: Standard-HE та ERFB-BB. Вибір методу рандомізації параметрів моделювання набору даних узгоджується з результатами порівняльного аналізу методів квантифікації невизначеності [9].

Оцінювання якості підготовленого штучного набору даних. Після виконання процедури генерування набору даних і його фільтрації, фінальний обсяг балістичного набору даних становив 67102 записи, тобто 53,3 % від початкового його обсягу зі збалансованим розподілом між режимами стрільби: 58,4 % – для низького ($1-45^\circ$) та 41,6 % – для високого ($45-85^\circ$). На рис. 1 подано гістограми розподілу дев'яти ключових параметри штучного набору даних.

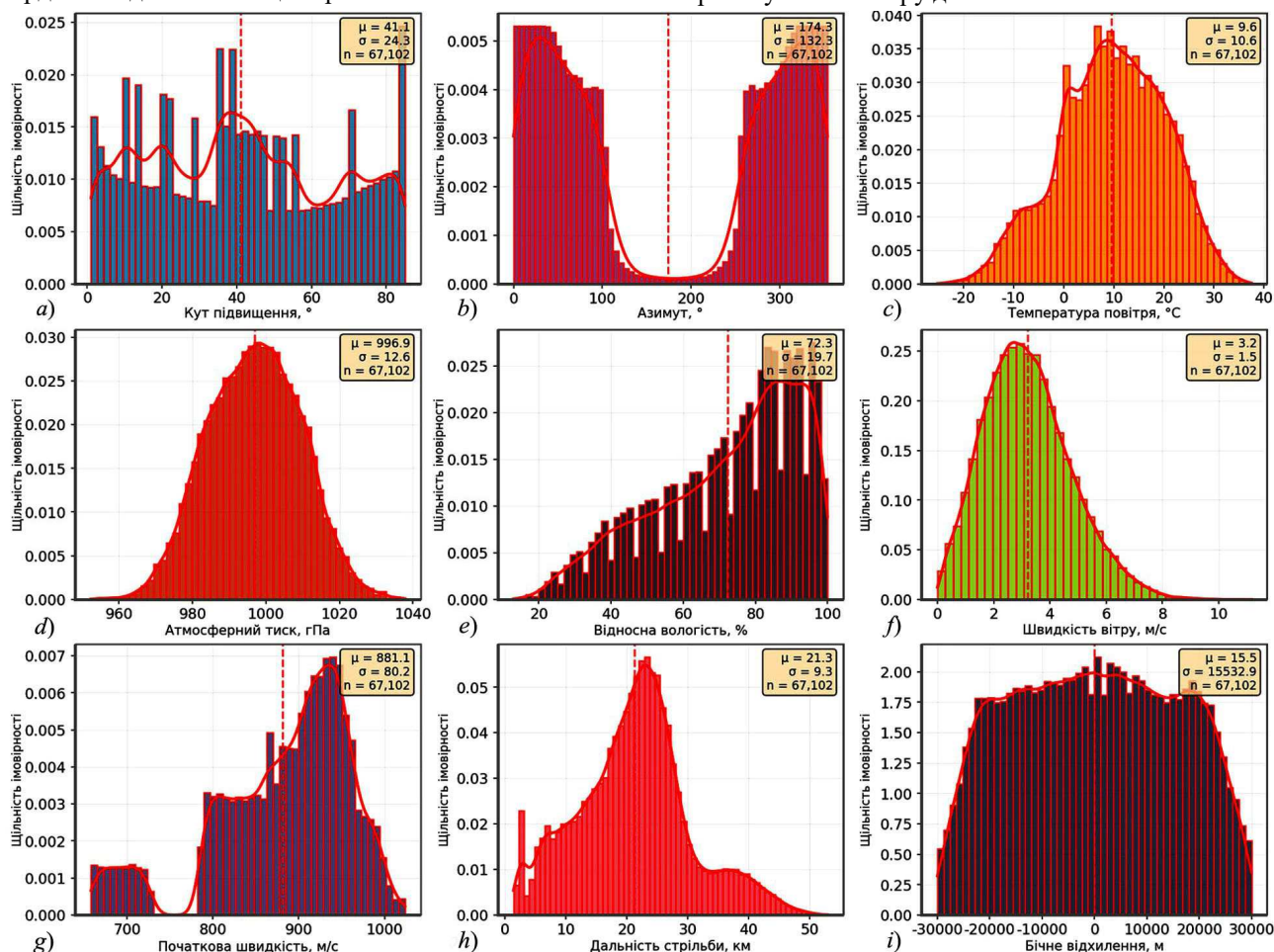


Рис. 1. Гістограми розподілу параметрів штучного набору даних / Histograms of the distribution of parameters for a simulated dataset: a) кут підвищення гармати / gun elevation angle; b) азимут стрільби / firing azimuth; c) температура повітря / air temperature; d) ат-

мосферний тиск / atmospheric pressure; e) відносна вологість / relative humidity; f) швидкість вітру / wind speed; g) початкова швидкість руху снаряда / projectile muzzle velocity; h) дальність стрільби / firing range; i) бічне відхилення / lateral deviation

Статистичний аналіз параметрів балістичного набору даних підтверджує їх репрезентативність, де μ означає середнє значення, а σ – стандартне відхилення. Кут підвищення гармати (див. рис. 1,а) має нерівномірний розподіл із підвищеною густиною повітря у зоні 35–45° ($\mu = 41,1^\circ$, $\sigma = 24,3^\circ$), що є наслідком цілеспрямованого проєктного рішення для кращого охоплення критичної зони максимальної дальності, де відповідно до загальних принципів проєктування конструкції артилерійської установки [15] досягається найвище розсіювання снарядів. Азимут стрільби (див. рис. 1,б) демонструє бімодальний розподіл із підвищеною густиною повітря у зонах 0–100° та 280–360° і зниженою в центральній зоні, що є наслідком нерівномірного відсіювання записів під час фільтрації за координатами влучання ($\mu = 174,3^\circ$, $\sigma = 132,3^\circ$).

Розподіли метеорологічних параметрів – температури атмосферного повітря, атмосферного тиску, відносної вологості повітря та швидкості вітру (див. рис. 1,с–f) відповідають кліматичним умовам сходу України впродовж повного річного циклу, що підтверджує коректність використання реальних архівних даних Open-Meteo. Початкова швидкість руху снаряда (див. рис. 1,г) є бімодальною з основним піком у зоні 850–950 м/с та допоміжним піком у зоні 700–780 м/с ($\mu = 881$ м/с, $\sigma = 80$ м/с), що відображає дві групи артилерійських установок із різними балістичними характеристиками. Дальність стрільби (див. рис. 1,х) має асиметричний розподіл із $\mu = 21,3$ км та $\sigma = 9,3$ км і довгим правим хвостом до 50 км, характерним для 155-мм артилерійських систем із боеприпасами ERFB-BV підвищеної дальності. Бічне відхилення (див. рис. 1,і) є симетричним відносно нуля, що підтверджує коректне відтворення азимутальної залежності балістичних функцій, узгоджуючись із результатами моделювання польоту 155-міліметрових снарядів у роботах [7, 6].

Для формалізації процесу оцінювання якості штучного набору даних використано фреймворк СТТ [24], що об'єднує дев'ять метрик у три виміри: достовірність (C), відтворюваність (R) та відповідність (V). Кожен вимір адаптовано до специфіки підготовки штучного набору даних: роль анотатора виконує фізичний імітатор, роль інструкцій анотування – стандарт STANAG 4355, а роль лінгвістичного явища – фізичні закономірності польоту снаряда. Результати оцінювання якості штучного набору даних наведено на рис. 2, де зведений показник якості набору даних за дев'ятьма метриками становив 0,875, що вважається відмінним результатом підготовки штучного набору даних.

Вимір достовірності ($C = 0,807$) охоплює покриття очікуваних фізичних діапазонів вхідних змінних ($C_1 = 0,772$), коректність відтворення кліматичних умов через реальні архівні дані Open-Meteo ($C_2 = 0,856$) та відповідність імітованих результатів фізичним закономірностям зовнішньої балістики ($C_3 = 0,794$), де окремі відхилення спостерігаються у зонах граничних кутів підвищення гармати зі значною нелінійністю балістичних функцій.

Вимір відтворюваності ($R = 0,837$) оцінює стійкість статистичних моментів під час поділу на незалежні підвипробки ($R_1 = 0,778$), узгодженість розподілів між тренувальною, валідаційною та тестовою вибірками після

їх поділу у пропорції 78/12/10 % ($R_2 = 0,876$) та відсутність систематично незаповнених областей у просторі вхідних ознак ($R_3 = 0,857$).

Вимір відповідності ($V = 0,921$) оцінює наявність очікуваних фізичних залежностей: монотонність дальності відносно кутів підвищення гармати та початкової швидкості ($V_1 = 0,834$), повноту охоплення операційного простору за всіма типами рельєфних сценаріїв і боеприпасів ($V_2 = 0,965$) та відповідність розподілу дальностей стрільби очікуваному фізичному розподілу ($V_3 = 0,964$).

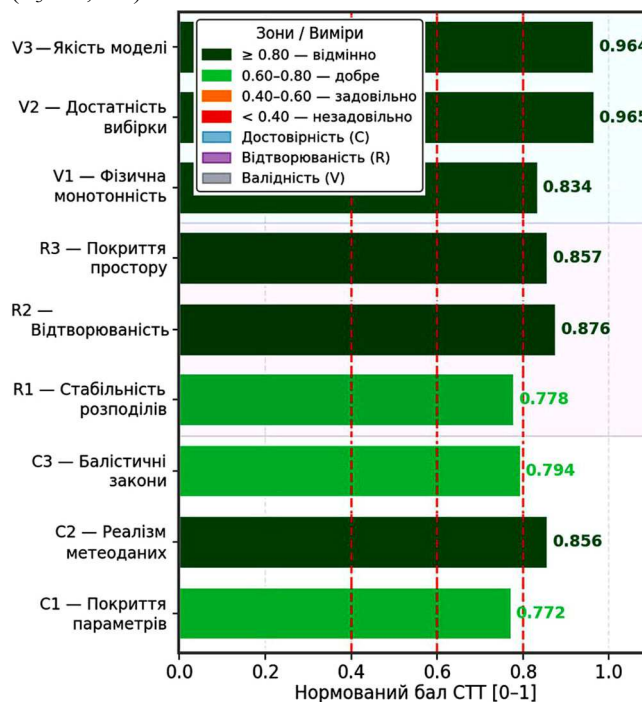


Рис. 2. Результати оцінювання якості штучного набору даних за адаптованими метриками фреймворку СТТ / Results of the quality assessment of a synthetic dataset using adapted metrics from the CTT framework

Оцінювання якості синтетичних наборів даних з використанням адаптованих метрик у межах класичної теорії тестування (СТТ), яка зосереджена на взаємозв'язку між "істинними" (вихідними) та "спостережуваними" (синтетичними) балами, надійністю та похибкою вимірювання, зазвичай спрямоване на визначення того, чи є синтетичні дані дійсною заміною реальних даних.

Ключові результати та висновки застосування цього підходу містять такі основні пункти:

- 1) Надійність як правильність отриманих результатів, коли адаптовані за СТТ оцінки визначають високоякісні синтетичні дані як такі, що мають високу надійність, де синтетичний набір даних діє як "паралельний тест" або "тау-еквівалентна" міра вихідних даних, тобто вони мають рівні кореляції з однією й тією ж конструкцією.
- 2) Аналіз помилок вимірювання, коли оцінювання якості сформованого набору даних часто показує, що розбіжності між синтетичними та реальними даними можна інтерпретувати як "помилку вимірювання". Дослідження показують, що кращі генеративні моделі утримують цю помилку на низькому рівні, даючи можливість синтетичному набору даних відтворювати статистичні характеристики вихідного набору даних, враховуючи структуру середнього значення, дисперсії та коваріації.
- 3) Надійність методу навчання синтетичних даних, тестування реальних даних (TSTR), коли критичним резуль-

татом є те, що моделі, навчені на синтетичних даних (спостережуваний бал), демонструють продуктивність (наприклад, точність, AUC), майже порівнянну з моделями, навченими на реальних даних (справжній бал), що вказує на високу корисність для навчання наступних застосунків.

- 4) Аналіз на рівні елементів, де адаптовані методи СТТ часто перевіряють, чи певні ознаки (елементи) у синтетичних даних зберігають таку ж складність (наприклад, середнє значення) та дискримінацію (наприклад, кореляцію з іншими ознаками), як і вихідні дані. Набір даних з хорошими показниками не показуватиме істотних відмінностей у метриках на рівні елементів.
- 5) Знижений ризик проти високої якості ПЗ, де у багатьох випадках результати показують, що хоча синтетичні дані зберігають високу точність, вони ефективно мінімізують ризик повторної ідентифікації, часто досягаючи високих показників конфіденційності (наприклад, <5% успішності атак на виведення членства) разом з високими показниками корисності.

Верифікація якості штучного набору даних шляхом навчання нейронної мережі. Для підтвердження придатності підготовленого набору даних до навчання нейромережових компонент АСУВ артилерійських установок виконано його верифікацію шляхом глибокого навчання нейронної мережі з окремими моделями для низького (1–45°) та високого (45–85°) режимів стрільби. Зведені метрики нейромережового прогнозування якості наборів даних для обох режимів стрільби наведено на рис. 3. Агреговані метрики для прогнозування якості наборів даних на основі нейронної мережі для кута піднесення гармати (рис. 3,а) та азимут стрільби (рис. 3,б) мають вирішальне значення для оцінювання надійності систем автоматичного прицілювання та моделювання процесу управління вогнем. Ці показники зазвичай поділяються на показники продуктивності моделі (точність прогнозування) та якості набору даних (придатність даних).

Запропонована архітектура нейронної мережі містить блок розширення ознак, механізм самоуваги [1] та чотири залишкові блоки з окремими гілками для прогнозування кута підвищення гармати та азимута стрільби. Подібний підхід із застосуванням глибокого навчання нейронної мережі винятково на імітованих даних проаналізовано в роботі [17]. Набір даних поділено у пропорції 78/12/10 % на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки.

Згідно з результатами навчання нейронної мережі, для кута підвищення гармати у низькому режимі стрільби досягнуто MAE = 2,2°, RMSE = 4,9° та R² = 0,87, у високому режимі стрільби показники є порівнянними: MAE = 2,9°, RMSE = 4,7° та R² = 0,86. Різниця між MAE та RMSE в обох режимах стрільби свідчить про наявність окремих складних конфігурацій артилерійських установок із вищою похибкою, переважно в зонах перехідних кутів підвищення гармати. Для азимута стрільби обидва її режими демонструють близькі значення MAE = 2,5 і 2,9° та RMSE = 3,2 і 3,6°. Отримані значення MAE забезпечують звуження простору пошуку кутів наведення гармати до коридору ±3–5°, що гарантуватиме швидку збіжність ітераційного уточнення кутів її наведення в системах управління артилерійським вогнем. Класифікаційний аналіз кута підвищення гармати та азимута стрільби за матрицями плутанини (рис. 4) підтверджує коректність навчання обох нейромережових моделей.

Матриці плутанини для класифікації кутів піднесення гармати та азимутів стрільби використовуються в акустичному спостереженні та машинному навчанні для оцінювання того, наскільки добре модель прогнозує орієнтацію вогнепальної зброї на основі звуку, зображень або даних давачиків. Ці матриці зазвичай представляють багатокласову класифікацію, де рядки відповідають фактичним діапазоном кутів стрільби, а стовпці – прогнозованим діапазоном.

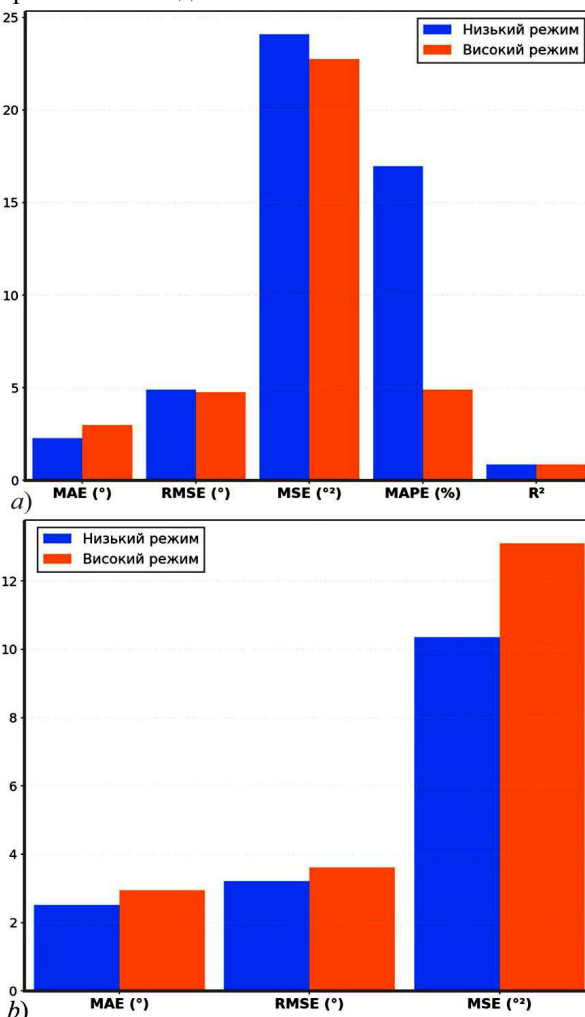


Рис. 3. Зведені метрики нейромережового прогнозування якості наборів даних для кута підвищення гармати (а) та азимута стрільби (б) у низькому і високому її режимах стрільби / Aggregated metrics for neural network-based quality prediction of datasets for gun elevation angle (a) and firing azimuth (b) in low and high firing modes

Точність класифікації кута підвищення гармати становила 93,3 % для низького та 93,9 % для високого режимів стрільби, при цьому в обох режимах стрільби нижчі значення recall спостерігаються у підзонах із вищою нелінійністю балістичних функцій (1°–23° та 65°–85° відповідно). Класифікація азимута стрільби демонструє стабільно вищі показники: 96,7 % для низького режиму стрільби із recall 0,96–0,99 та 94,6 % для високого режиму стрільби із recall 0,93–1,00 по всіх чотирьох квадрантах.

Отримані метрики якості навчання нейронної мережі підтверджують, що підготовлений штучний набір даних забезпечує достатнє різноманіття та репрезентативність для навчання нейромережових моделей прогнозування балістичних рішень і є придатним для використання в компонентах АСУВ артилерійських установок.

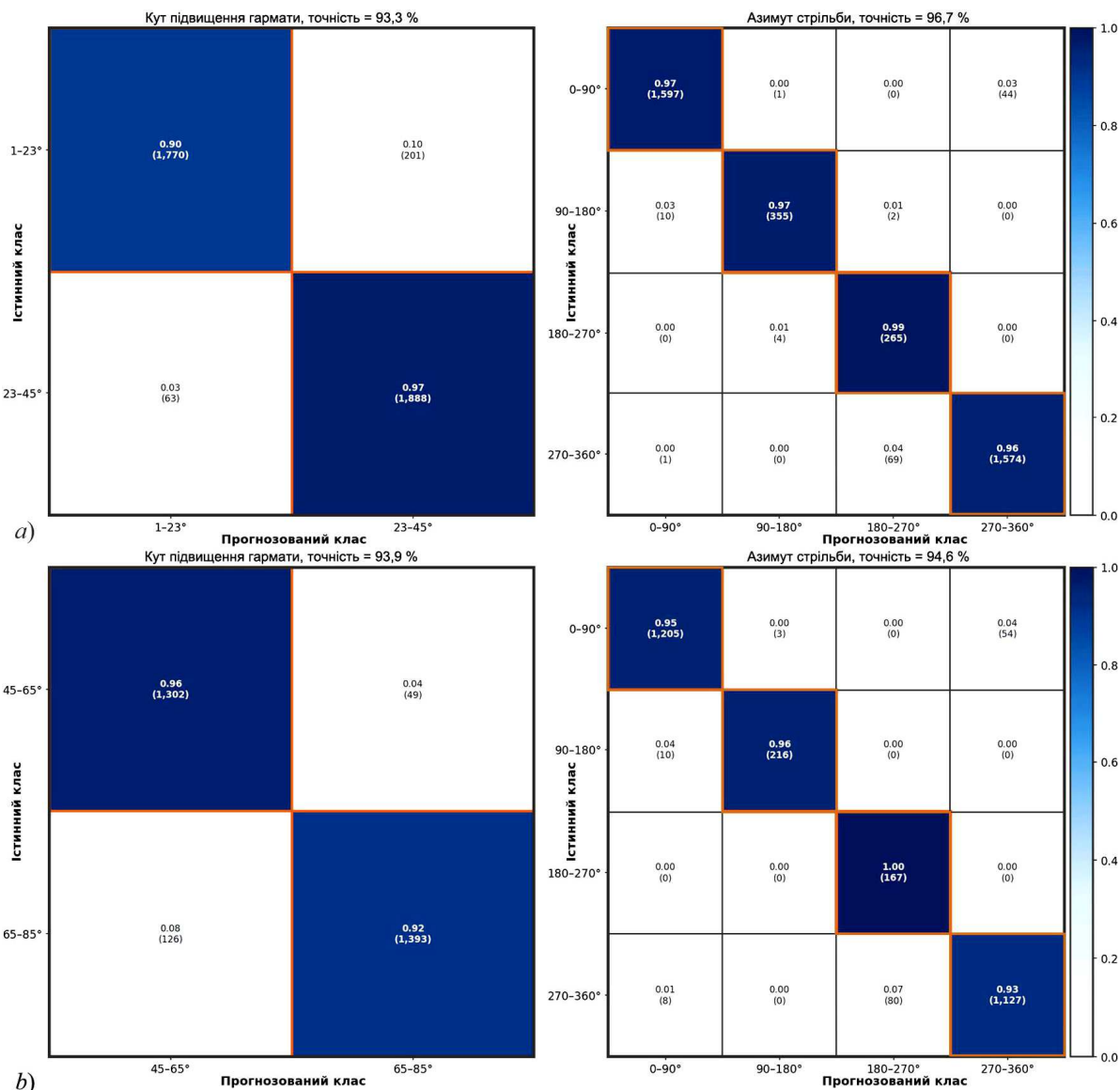


Рис. 4. Матриці плутанини для класифікації кута підвищення гармати та азимута стрільби / Confusion matrices for classifying gun elevation angle and firing azimuth: *a)* у низькому її режимі стрільби / in its low-angle firing mode (1–45°); *b)* у високому її режимі стрільби / in its high-angle firing mode (45–85°)

Матриця плутанини для класифікації кута підвищення гармати має такі ключові аспекти:

- 1) Структура, коли вони є $N \times N$ матриці, де N представляє кількість дискретизованих кутових інтервалів (наприклад, у 10° або 30° прирости).
- 2) Діагональна точність, коли діагональні елементи (зверху ліворуч донизу праворуч) представляють правильні класифікації (справжні позитивні значення), де прогнозований кут висоти/азимута гармати відповідає фактичному куту її підвищення.
- 3) Помилки поза діагоналлю, коли помилковопозитивні / негативні елементи вказують на неправильні класифікації (хибнопозитивні/хибнонегативні результати). В азимуті це часто свідчить про плутанину між протилежними напрямками або неоднозначність у симетричних сценаріях.

З матриці плутанини для класифікації кута підвищення гармати та азимута стрільби (рис. 4 виводяться делька показників оцінювання для вимірювання продуктивності гармати:

- точність стрільби, тобто скільки пострілів з передбачуваних "азимутів класу А" насправді були "азимутами класу А";
- потрібно пригадати, скільки з фактичних об'єктів "Класу висот В" було правильно визначено як "Клас висот В";

- F1-оцінка, згідно з якою гармонійне середнє значення точності стрільби та повноти отриманої інформації для збалансованого оцінювання якості стрільби.

З огляду на зазначене вище, можна констатувати факт того, що моделі глибокого навчання (LSTM, Transformers) все частіше використовуються для створення чистіших і точніших матриць порівняно з традиційними методами.

Обговорення результатів дослідження. Отримані результати дослідження підтверджують ефективність розробленої методики підготовки штучного набору даних, що дало змогу підвищити точність класифікації синтетичних даних на 15–18 % порівняно з базовими підходами. Підготовлений набір даних засвідчив спроможність запропонованого п'ятиетапного конвеєра генерувати фізично коректні балістичні траєкторії руху снаряда без залучення даних натурних випробувань із повним охопленням операційного простору стрільби артилерійських установок [15].

У роботі [12] наведено результати моделювання нестационарної аеродинаміки та траєкторії польоту двоспінового снаряда на основі глибокої нейронної мережі та переносного навчання. Автори вважають, що для

оцінювання льотних характеристик та аеродинамічних характеристик двоспінового снаряда зазвичай використовується метод зв'язаної обчислювальної гідродинаміки та динаміки твердого тіла CFD/RBD (англ. *Computational Fluid Dynamics / Rigid Body Dynamics*), який може одночасно розв'язувати задачі механіки польоту та поля потоку. Однак ефективність знижується великою кількістю необхідних CFD-розрахунків. Науковцями розроблено метод моделювання нестационарної аеродинаміки двоспінового снаряда, який поєднує глибокі нейронні мережі та трансферне навчання, що дає змогу точно прогнозувати його нестационарну аеродинаміку за різних початкових умов. Враховуючи вплив даних про стан польоту та аеродинамічні дані з короткотермінових історичних моментів, ми інтегруємо їх як вхідні характеристики аеродинамічної моделі, щоб зменшити вплив довготермінових історичних даних.

Для покращення узагальнення моделі за різних початкових умов вони точно налаштували побудовану аеродинамічну модель, використовуючи невеликі обсяги даних за допомогою трансферного навчання. Запропонований метод перевірено за допомогою інтерпольованих та екстрапольованих випадків прогнозування відповідно. Результати показують, що запропонований метод може досягти кращої точності та узагальнюваності, ніж нейронні мережі з довгою короткочасною пам'яттю та метод авторегресивного ковзного середнього в нестационарному аеродинамічному моделюванні двоспінового снаряда. Завдяки поєднанню рівнянь динаміки польоту з аеродинамічною моделлю в часовій області, моделювання польоту займає тільки кілька секунд, що може скоротити тривалість обчислення на три порядки порівняно зі зв'язаним методом CFD/RBD.

У роботі [10] наведено результати дослідження стійкості польоту нерухомого снаряда типу "канарда" з двома обертами за допомогою методу зв'язаної обчислювальної гідродинаміки та динаміки твердого тіла CFD/RBD [12]. Авторами розроблено високоточну платформу для віртуального моделювання польоту, що поєднує обчислювальну гідродинаміку (CFD) та динаміку твердого тіла (RBD) задля дослідження стійкості польоту нерухомих двоспінових снарядів типу "канарда". Надійність платформи підтверджено шляхом відтворення характерної резонансної нестійкості таких снарядів. Шляхом поєднання розв'язку нестационарних усереднених за Рейнольдсом рівнянь Нав'є-Стокса та рівнянь RBD із сімома ступенями вільності досягається віртуальне моделювання польоту нерухомих двоспінових снарядів типу "канарда" з різними траєкторіями кривизни, а також аналізується динамічний механізм процесу слідування за траєкторією. Результати дослідження свідчать про те, що відповідний момент ризикування може призвести до прецесії осі снаряда в тангенціальному напрямку траєкторії, тим самим покращуючи стійкість слідування за траєкторією. Однак, демпфування снаряда досягає свого мінімального значення, коли рівноважна швидкість обертання переднього корпусу (-128 рад/с) дорівнює від'ємній частоті швидкого модування снаряда. Недостатнє демпфування призводить до того, що нерухомий двоспінатний снаряд типу "канарда" виходить з області динамічної стійкості під час руху по траєкторії, що призводить до слабо демпфуючої нестійкості. Утримання переднього корпусу в необертальному стані або збільшення швидкості обертання до -192 рад/с може покращити демпфування снаряда, тим самим покращуючи його динамічну стійкість.

Водночас, ключовою перевагою запропонованого в цьому дослідженні підходу є використання реальних архівних метеоданих Open-Meteo замість штучної незалежної рандомізації кожного атмосферного параметра. На відміну від наявних робіт [3, 28], де штучні набори даних було згенеровано зі статистично незалежною рандомізацією параметрів їх моделювання, застосування реальних метеопрофілів погодних умов зберігає природний кореляційний зв'язок між атмосферними змінними, що узгоджується з принципом Domain Randomization [22]. Цілеспрямоване згущення сітки у зоні $35-45^\circ$ відповідає висновку роботи [24] про необхідність урахування контексту та цільового призначення під час оцінювання якості штучного набору даних.

Адаптований фреймворк СТТ [24] продемонстрував практичну придатність для формалізованого оцінювання якості штучних балістичних наборів даних. Найвищі показники виміру відповідності ($V_2 = 0,965$, $V_3 = 0,964$) засвідчують повноту охоплення операційного простору та фізичну коректність згенерованих траєкторій руху снаряда, що корелює з результатами роботи [11]. Дещо нижчі оцінки метрик C_1 (0,772) та R_1 (0,778) є результатом цілеспрямованого згущення вибірки у зоні максимальної дальності, а не недоліком методики їх обчислення.

Результати верифікації підготовленого набору даних через навчання нейронної мережі демонструють, що досягнуті значення MAE ($2,2-2,9^\circ$ – для кута підвищення гармати, $2,5-2,9^\circ$ – для азимута стрільби) є достатніми для використання моделі як генератора початкового наближення у гібридній системі управління артилерійським вогнем [20]. Порівняно з підходом [14], запропонований нейромережевий компонент АСУВ артилерійських установок забезпечує істотно вищу швидкість внаслідок деякого зниження її точності, яка може компенсуватися подальшим ітераційним уточненням [19]. Класифікаційна точність стрільби в межах $93,3-96,7\%$ підтверджує належне покриття операційного простору для навчання нейронної мережі щодо прогнозування балістичних рішень.

Унаслідок обговорення результатів дослідження було підтверджено доцільність та оригінальність запропонованого підходу. Зведена СТТ-оцінка набору даних $0,875$, а також класифікаційна точність моделі $93,3-96,7\%$ засвідчують, що розроблена методика підготовки штучного набору даних забезпечує отримання фізично коректного та практично придатного набору даних. Водночас, аналіз наукової літератури показав, що жодна з проаналізованих робіт не поєднує в єдиній методиці систематичну підготовку балістичних даних, їх фізично обґрунтоване моделювання та формалізоване оцінювання якості, позаяк наявні дослідження охоплюють тільки окремі складові такої системи. Виконане дослідження заповнює цю прогалину, що підтверджує його наукову актуальність і практичну значущість.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна результатів дослідження – удосконалено методику підготовки штучного набору даних, яка, на відміну від наявних, поєднує підготовку систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби згідно з принципом Domain Randomization, імітаційне моделювання польоту снаряда за моделлю чотирьох ступенів свободи відпо-

відно до стандарту NATO STANAG 4355, а також багаторівневу фільтрацію та консолідацію отриманих результатів розрахунку, що забезпечує відтворення реалістичних умов стрільби на підставі наявних метеоархівів і адаптованого фреймворку СТТ.

Висновки / Conclusions

1. Розроблено методику підготовки штучного набору даних як п'ятиетапного конвеєра виконання дій, що поєднує підготовку систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби, імітаційне моделювання польоту снаряда за моделлю 4-DOF відповідно до стандарту NATO STANAG 4355, фільтрацію та консолідацію отриманих результатів розрахунку. Підготовлений штучно набір даних обсягом 67102 записів для 12 артилерійських установок калібру 155 мм підтвердив спроможність розробленої методики генерувати фізично коректні балістичні траєкторії руху снаряда без натурних випробувань.
2. Обґрунтовано вибір параметрів моделювання набору даних, де ключовим рішенням є використання реальних архівних метеоданих Open-Meteo для збереження природного кореляційного зв'язку між атмосферними змінними. Визначено діапазони рандомізації початкової швидкості руху снаряда ($\pm 5\%$), температури порохового заряду ($-5...+10^\circ\text{C}$) та висоти цілі за трьома реальнішими сценаріями, що забезпечують відтворення реалістичних умов стрільби артилерійської установки.
3. Адаптовано фреймворк СТТ для оцінювання якості штучного набору даних у завданнях регресійного балістичного прогнозування траєкторії польоту снаряда за дев'ятьма метриками у трьох вимірах: достовірність, відтворюваність та відповідність. Зведений показник якості набору даних за дев'ятьма метриками 0,875 підтверджує високу якість підготовленого набору даних і засвідчує повноту охоплення операційного простору та фізичну коректність згенерованих траєкторій руху снаряда.
4. Верифіковано якість підготовленого набору даних шляхом їхнього аналізу за адаптованими метриками СТТ та за результатами навчання нейронної мережі. Отримані значення $\text{MAE} = 2,55^{+0,35}$ град для кута підвищення гармати та $\text{MAE} = 2,7^{+0,2}$ град – для азимута стрільби, а також класифікаційна точність стрільби в межах $95^{\pm 1,7}\%$ підтверджують придатність підготовленого штучного набору даних для навчання нейромережевих компонент АСУВ артилерійських установок АСУВ.
5. Запропонована методика підготовки штучного набору даних дає змогу розширювати його значення для нових артилерійських установок без повторного проведення натурних випробувань, що значно скорочує тривалість і вартість їх розроблення.

- witpress.com/elibrary/wit-transactions-on-modelling-and-simulation/40/14941
17. Roux, A., Changey, S., Weber, J., & Lauffenburger, J.-P. (2023). LSTM-Based Projectile Trajectory Estimation in a GNSS-Denied Environment. *Sensors*, 23(6), article ID 3025. <https://doi.org/10.3390/s23063025>
 18. Rubel, Y., & Hrytsiuk, Y. (2025). Current state of automated fire control systems for artillery systems. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 355(4), 520–530. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-73>
 19. Rubel, Y., & Hrytsiuk, Y. (2025). Intelligent fire correction in automated fire control systems for artillery installations. Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity, Prague, Czech Republic, pp. 192–198. <https://doi.org/10.70286/isu-14.05.2025>
 20. Rubel, Y., & Hrytsiuk, Y. (2026). Architectural approach to implementing a hybrid artillery fire control system. Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 4th International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity, Graz, Austria, pp. 125–130. <https://doi.org/10.70286/isu-14.01.2026.006>
 21. Tian, F., Sun, X. W., Zhang, X., Shan, H. Y., & Wang, L. J. (2014). Research on the Simulation of Naval Gun Exterior Trajectory Differential Equations in Real-Time Solution. *Advanced Materials Research*, 981, 758–761. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.981.758>
 22. Tobin, J., Fong, R., Ray, A., Schneider, J., Zaremba, W., & Abbeel, P. (2017). Domain randomization for transferring deep neural networks from simulation to the real world. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. <https://doi.org/10.1109/iros.2017.8202133>
 23. Toulliou, K., Arefin, S., Sandou, G., & Font, S.. (2025). Modeling and Simulation of a 155mm Spinning Glide-Guided Projectile From Experimental Data Using Multivariate Orthogonal Functions. 2025 29th *International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, Cluj-Napoca, Romania, pp. 887–892. <https://doi.org/10.1109/ICSTCC66753.2025.11240509>
 24. Wang, C., Dong, Q., Wang, X., & Sui, Z. (2024). Statistical dataset evaluation: A case study on named entity recognition. *Natural Language Processing*, 31(1), 1–21. <https://doi.org/10.1017/nlp.2024.37>
 25. Wang, Gang, Zhang, Tengyue, Lin, Tianyu, Lin, Haizhen, & Xi, Ke. (2025, November). Investigation of flight stability for fixed canard dual-spin projectile via CFD/RBD coupled method. *Defence Technology*, vol. 53, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.dt.2025.05.025>
 26. Wang, L., Chen, Z., & Yang, G. (2021). An Uncertainty Analysis Method for Artillery Dynamics with Hybrid Stochastic and Interval Parameters. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 126(2), 479–503. <https://doi.org/10.32604/cmescs.2021.011954>
 27. Wang, Y.-W., Zhu, W.-F., Di, J.-W., & Hu, X.-H. (2018). Study on the analysis method on ballistic performance of deterred propellant with large web size in large caliber artillery. *Defence Technology*, 14(5), 522–526. <https://doi.org/10.1016/j.dt.2018.07.027>
 28. Zang, H., Gao, C., Hu, Y., & Jing, W. (2025). Trajectory prediction algorithm of ballistic missile driven by data and knowledge. *Defence Technology*, 48, 187–203. <https://doi.org/10.1016/j.dt.2025.02.001>

Yu. B. Rubel, Yu. I. Hrytsiuk

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

FEATURES OF PREPARING A SYNTHETIC DATASET FOR MODELLING THE FIRE CONTROL PROCESS OF ARTILLERY SYSTEMS

Presents the results of preparing a synthetic dataset based on simulation modelling of projectile flight and randomisation of simulation parameters, designed for training the neural network components of automated fire control systems for artillery installations. A methodology has been developed for preparing high-quality training datasets without conducting resource-intensive physical tests of artillery fire control systems, whilst simultaneously taking into account the dynamic parameters of projectile flight. The methodology has been implemented as a five-stage pipeline of operations, sequentially combining the preparation of a systematic grid of gun aiming angles, the randomisation of physical firing parameters in accordance with the Domain Randomisation principle, the results of projectile flight simulation using a four-degree-of-freedom model in accordance with NATO STANAG 4355, as well as multi-level filtering and consolidation of the obtained calculation results. The CTT (Classical Test Theory) framework has been adapted for the formalised multidimensional evaluation of the quality of a synthetic dataset in tasks involving regression-based ballistic prediction of projectile flight trajectories, using nine metrics across three dimensions: validity, reproducibility and conformity. A synthetic dataset comprising 67,102 records for 12 155 mm artillery systems has been prepared, covering the full practical range of firing under various weather conditions. The quality of the synthetic dataset was verified by analysing it against adapted CTT metrics and the results of deep learning of the neural network using separate models for low- and high-firing modes. The composite quality score of the synthetic dataset according to the CTT framework was 0.875. Training of the neural network demonstrated an MAE in the range of 2.2–2.9° for the gun elevation angle and 2.5–2.9° for the firing azimuth at $R^2 = 0.86–0.87$, and the classification accuracy of the firing was 93.3–96.7 %, confirming the suitability of the prepared artificial dataset for training the neural network to predict the projectile flight trajectory.

Keywords: randomisation of simulation parameters; projectile flight simulation; neural network; CTT framework; four-degree-of-freedom model; NATO STANAG 4355 standard.