УДК 004.[02+896+942]:681.51:358.1
DOI DOI DOI DOI https://doi.org/10.32782/2663-5941/2026.2.1/39

Рубель Ю.Б.
https://orcid.org/0009-0003-1891-2446
Національний університет «Львівська політехніка»

Грицюк Ю.І.
https://orcid.org/0000-0001-8183-3466
Національний університет «Львівська політехніка»

ГЕНЕРУВАННЯ СИНТЕТИЧНОГО БАЛІСТИЧНОГО НАБОРУ ДАНИХ НА ПІДСТАВІ ЧИСЕЛЬНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ТА РАНДОМІЗАЦІЇ ДОМЕНІВ ДЛЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ АРТИЛЕРІЙСЬКИМ ВОГНЕМ

Наведено результати розроблення методики генерування синтетичного балістичного набору даних на підставі чисельного моделювання польоту снаряда та рандомізації доменів для навчання нейромережевих компонентів автоматизованих систем управління вогнем артилерії. Йдеться про формування якісних навчальних наборів даних без проведення ресурсомістких натурних випробувань із одночасним забезпеченням фізичної коректності та репрезентативності згенерованих даних. Запропонована методика реалізована як п'ятиетапний конвеєр, що послідовно поєднує формування систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби згідно з принципом Domain Randomization, чисельне моделювання польоту снаряда за моделлю чотирьох ступенів свободи (4-DOF) відповідно до стандарту NATO STANAG 4355, багаторівневу фільтрацію та консолідацію результатів. У роботі адаптовано фреймворк CTT (англ. Classical Test Theory) для формалізованого багатовимірного оцінювання якості синтетичного набору даних у завданнях регресійного балістичного прогнозування за дев'ятьма метриками у трьох вимірах: достовірність, відтворюваність та відповідність. Сформований набір даних обсягом 67102 записів для 12 артилерійських систем калібру 155 мм охоплює повний практичний діапазон стрільби. Верифікацію якості синтетичного набору даних виконано через їхній аналіз за адаптованими метриками CTT та глибокого навчання нейронної мережі з роздільними моделями для режимів низької та високої стрільби. Зведена оцінка якості синтетичного набору даних за фреймворком CTT становила 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 при R^2 = 0,86–0,87, а класифікаційна точність стрільби становила 93,3–96,7 %, що підтверджує придатність згенерованого набору даних для навчання нейронних моделей прогнозування балістичних рішень.

Ключові слова: *синтетичний набір даних, рандомізація параметрів симуляції, чисельне моделювання польоту снаряда, управління вогнем артилерії, нейронна мережа, фреймворк CTT, модель чотирьох ступенів свободи, стандарт NATO STANAG 4355.*

Постановка проблеми. Сучасні збройні конфлікти ставлять дедалі вищі вимоги до точності та швидкості виконання артилерійського вогню. Автоматизовані системи управління вогнем (АСУВ) відіграють ключову роль у підвищенні бойової ефективності артилерійських підрозділів, забезпечуючи розрахунок балістичних рішень у реальному часі [1]. Традиційні методи розрахунку траєкторій стрільби артилерійських установок спираються на балістичні таблиці й аналітичні моделі, однак їх точність істотно падає через випадкові метеорологічні умови, знос ствола, нестабільність характеристик порохових зарядів та складний рельєф місцевості [12]. Це робить застосування методів машинного навчання моделей стрільби, зокрема – на підставі глибоких нейронних мереж, перспективним дослідним підходом до вирішення завдань наведення і коригування артилерійських систем.

Результати останніх досліджень підтверджують, що нейронні мережі здатні ефективно вирішувати завдання моделювання зовнішньої балістики, демонструючи високу точність прогнозування траєкторій руху снарядів за різних умов стрільби [2].

© Рубель Ю.Б., Грицюк Ю.І., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

Проте, широке впровадження таких систем стримується обмеженим доступом до навчальних наборів даних з відомими результатами стрільби, отримання яких через реальні випробування є дорогим і технічно складним. Тому формування балістичних наборів даних засобами чисельного моделювання польоту снаряда є одним із найбільш практично доцільних підходів до забезпечення процедури навчання нейронних мереж. У дослідженнях з передачі знань між симуляцією та реальністю обґрунтовано підхід рандомізації доменів DR (англ. *Domain Randomization*) [3], ефективність якого підтверджено і в суміжних завданнях прогнозування траєкторій руху безпілотних літальних апаратів (БПЛА) [4]. Водночас, генерування синтетичного набору даних є тільки першим кроком до його формування, не менш важливим є оцінювання якості згенерованого набору даних, для чого у роботі [5] запропоновано фреймворк CTT (англ. *Classical Test Theory*) із дев'ятьма метриками у трьох вимірах, структура якого допускає адаптацію до вирішення регресійних завдань балістичного прогнозування.

Отже, у науковій літературі залишається невирішеною проблема розроблення комплексної методики формування та верифікації синтетичних балістичних наборів даних. Наявні роботи або зосереджуються винятково на симуляції набору даних без оцінювання їх якості, або пропонують метрики якості для інших предметних областей без адаптації до фізично орієнтованих регресійних завдань. Тому пропонується підхід, що поєднує DR-конвеєр генерування синтетичного балістичного набору даних з адаптованим CTT-фреймворком для оцінювання його якості. Водночас, під синтетичним балістичним набором даних (англ. *Synthetic Ballistic Dataset*) слід розуміти штучно згенерований набір даних, що відтворює статистичні закономірності та фізичні взаємозв'язки артилерійської стрільби засобами чисельного моделювання – без проведення натурних випробувань та без використання конфіденційних військових даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дослідження в галузі нейромережевих методів для завдань симуляції зовнішньої балістики охоплюють широкий спектр підходів – від класичних архітектур прямого поширення до складних гібридних моделей. Ще в ранніх роботах [6] показано, що нейронні мережі здатні апроксимувати балістичні функції для артилерійських ракет із достатньою для практичного застосування точністю, що поклало початок систематичному вивченню цього напряму. У подальших дослідженнях [7] запропоновано нейромережевий пропагатор траєкторій руху артилерійських снарядів, де нейронна мережа замінює традиційний чисельний інтегратор і забезпечує значне пришвидшення розрахунків за прийнятної точності. Для прогнозування траєкторій руху балістичних ракет у роботі [8] розроблено алгоритм прогнозування траєкторії руху на основі даних та 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 у реальних умовах є складним і ресурсомістким процесом.

Проблема управління вогнем артилерії та архітектурних рішень для відповідних програмних систем досліджена в низці робіт. Наприклад, у роботі [9] запропоновано підхід до інтелектуального коригування стрільби в АСУВ на основі нейронної мережі, що враховує похибки попередніх пострілів для коригування наступних. В дослідженні [10] розроблено модульну архітектуру для гібридної системи управління вогнем, що містить модуль генерування набору даних, балістичний симулятор, нейронну мережу прогнозування кутів наведення гармати та модуль управління вогнем. Алгоритми управління вогнем для модульних артилерійських систем морського базування наведено в роботі [11], де обґрунтовано вимоги до точності та швидкодії програмного забезпечення систем наведення артилерійського вогню. Загальні принципи проєктування артилерійських систем для досягнення точності стрільби систематизовано в роботі [12], а в дослідженні [13] запропоновано метод швидкого коригування кутів наведення гармати на основі модифікованої моделі точкової маси снаряда з матрицею передачі в дискретному часі. Застосування глибокого навчання нейронної мережі для автоматизації завдань розпізнавання та класифікації цілей у системах управління вогнем продемонстровано в роботі [14].

Математична основа балістичного симулювання траєкторій руху снарядів спирається на стандарт NATO STANAG 4355, валідацію якого для систем управління вогнем здійснено в дослідженні [15]. Підтверджено коректність модифікованої моделі точкової маси з чотирма ступенями свободи (4-DOF) при відповідній параметризації аеродинамічних коефіцієнтів, що є основою для її подальшого застосування в системах більших калібрів. У нейронних моделях доцільним є засто-

сування механізму самоуваги [16], 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 [17, 18] 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. В роботах [19, 20] досліджено вплив невизначеностей на результати дослідження балістичного моделювання польоту снаряда: запропоновано гібридний підхід до аналізу артилерійської динаміки зі стохастичними та інтервальними параметрами, а також показано, що стохастичні відхилення метеорологічних параметрів і початкової швидкості руху снаряду є основними джерелами невизначеності й мають враховуватись при формуванні балістичного набору даних.

Отже, проведений аналіз останніх досліджень і публікацій підтверджує, що вони охоплюють окремі аспекти задачі – нейромережеве прогнозування траєкторій руху снарядів, архітектуру АСУВ, квантифікацію невизначеності та балістичне моделювання польоту снаряда стрільби, однак у таких дослідженнях бракує методики, яка б поєднувала конвеєр генерування синтетичних наборів даних на підставі радномізації доменів із верифікацією їх якості за багатовимірними метриками.

Постановка завдання. Об'єкт дослідження: генерування синтетичного балістичного набору даних для навчання нейронних мереж у системах управління артилерійським вогнем.

Предмет дослідження: методи і засоби генерування синтетичного балістичного набору даних на підставі чисельного моделювання польоту снаряда та рандомізації їх параметрів, що дасть змогу використати адаптовані метрики фреймворку CTT для оцінювання якості згенерованого набору.

Мета роботи: розробити методику генерування синтетичного балістичного набору даних на підставі чисельного моделювання польоту снаряда та рандомізації його параметрів для навчання нейромережевих компонентів систем управління артилерійським вогнем, яка забезпечить верифікацію якості такого набору за адаптованими метриками фреймворку CTT.

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання дослідження:

1. Розробити методику генерування синтетичного балістичного набору даних із застосуванням принципу систематичної рандомізації фізичних параметрів стрільби на основі чисельного моделювання польоту снаряда за моделлю 4-DOF, що дасть змогу отримати репрезентативний набір даних без проведення натурних артилерійських випробувань.

2. Обґрунтувати вибір параметрів рандомізації набору даних та їх діапазони, що забезпечують відтворення реальних умов артилерійської стрільби в синтетичному наборі даних, що дасть можливість охопити весь практично значущий операційний простір умов стрільби та підвищити здатність нейронної мережі до узагальнення на реальних даних.

3. Адаптувати метрики фреймворку CTT для оцінювання якості згенерованого синтетичного набору даних, що забезпечить формалізовану багатовимірну верифікацію його фізичної коректності, статистичної стабільності та відповідності вимогам навчання нейромережевих компонентів АСУВ.

4. Верифікувати якість сформованого набору даних шляхом оцінювання результатів навчання нейронної мережі для прогнозування кутів наведення гармати, що допоможе підтвердити практичну цінність розробленої методики генерування даних для застосування у системах управління артилерійським вогнем.

Виклад основного матеріалу

Архітектура методики генерування синтетичного балістичного набору даних. Методику генерування синтетичного балістичного набору даних реалізовано як послідовний процес, що поєднує реальні метеорологічні дані з принципом Domain Randomization [3] та фізично обґрунтованим чисельним моделюванням польоту снаряда. Необхідність формування якісних навчальних наборів даних зумовлена потребою АСУВ у швидкому обчисленні балістичних рішень в реальному часі [1], що вимагає застосування нейромережевих компонентів із відповідними навчальними вибірками. Архітектуру конвеєра генерування синтетичних наборів даних розроблено відповідно до модульної структури гібридної системи управління вогнем [10], де модуль генерування набору даних визначено як окремий компонент системи.

Передумовою для початку процесу генерування балістичного набору даних є два незалеж-

них джерела вхідних даних. Масив метеопрофілів формується на основі архівних погодинних спостережень сервісу Open-Meteo за 2024 рік для 24 обласних центрів України і налічує близько 210000 записів із природним кореляційним зв'язком між атмосферними змінними. База даних балістичних параметрів містить характеристики 12 артилерійських систем калібру 155 мм із двома типами снарядів і формує 24 унікальні конфігурації для моделювання польоту снаряда.

На першому етапі роботи конвеєра формується систематична сітка кутів наведення гармати, що охоплює повний практичний діапазон стрільби: 70 дискретних значень кутів підвищення гармати від 1° до 85° та 60 рівномірних азимутальних напрямків стрільби від 0° до 360°, що в сукупності дає 4200 унікальних комбінацій. Вибір діапазону кутів підвищення гармати обґрунтовується вимогами до точності артилерії [12].

На другому етапі роботи конвеєра для кожної комбінації кутів наведення гармати генерується 30 сценаріїв умов стрільби з випадковим вибором метеорологічного профілю та конфігурації артилерійської системи і снаряда із застосуванням стохастичних варіацій відповідно до принципу Domain Randomization [3].

На третьому етапі роботи конвеєра кожна із 126000 згенерованих конфігурацій передається до балістичного симулятора, реалізованого відповідно до стандарту NATO STANAG 4355 [15]. Для удосконалення обчислювального процесу реалізовано механізм паралельних обчислень з асинхронним розподілом завдань між процесорними ядрами [18].

На четвертому етапі роботи конвеєра результати симуляцій проходять багаторівневу фільтрацію: видаляються записи з відсутніми значеннями та записи з координатами влучання поза межами фізично реалістичних діапазонів, визначених на підставі аналізу впливу невизначеностей балістичної моделі [20]. А на п'ятому фінальному етапі роботи конвеєра відфільтровані результати консолідуються у фінальний набір даних у форматі CSV, що містить 17 вхідних ознак і дві цільові змінні – координати точки падіння снаряда (x, z).

Балістичний симулятор та рандомізація параметрів набору даних. Балістичний симулятор реалізовано на базі модифікованої моделі точкової маси з чотирма ступенями свободи (4-DOF) відповідно до стандарту NATO STANAG 4355 [15]. Модель описує тривимірний рух снаряда з урахуванням аеродинамічного опору з Mach-залежним коефіцієнтом, що інтерполюється між табличними вузловими точками окремо для кожного типу снаряда, атмосферної щільності 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 [21, 22]. Критерієм зупинки є досягнення снарядом заданої висоти цілі, а результатом кожної симуляції – координати точки падіння 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 [19].

Початкова швидкість руху снаряда варіюється в межах ±5 % від номінального значення за рівномірним розподілом, охоплюючи варіативність, зумовлену зносом ствола та відмінностями порохових зарядів [20, 23]. Температура порохового заряду визначається відносно температури повітря зі зміщенням від −5 до +10 °C. Висота цілі рандомізується за трьома сценаріями рельєфу місцевості: рівнинна (±200 м, ймовірність 60 %), узвишшя (+200...+800 м, 25 %) та низина (−800...−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 узгоджується з результатами порівняльного аналізу методів квантифікації невизначеності [17].

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

Статистичний аналіз параметрів балістичного набору даних підтверджує їх репрезентативність,

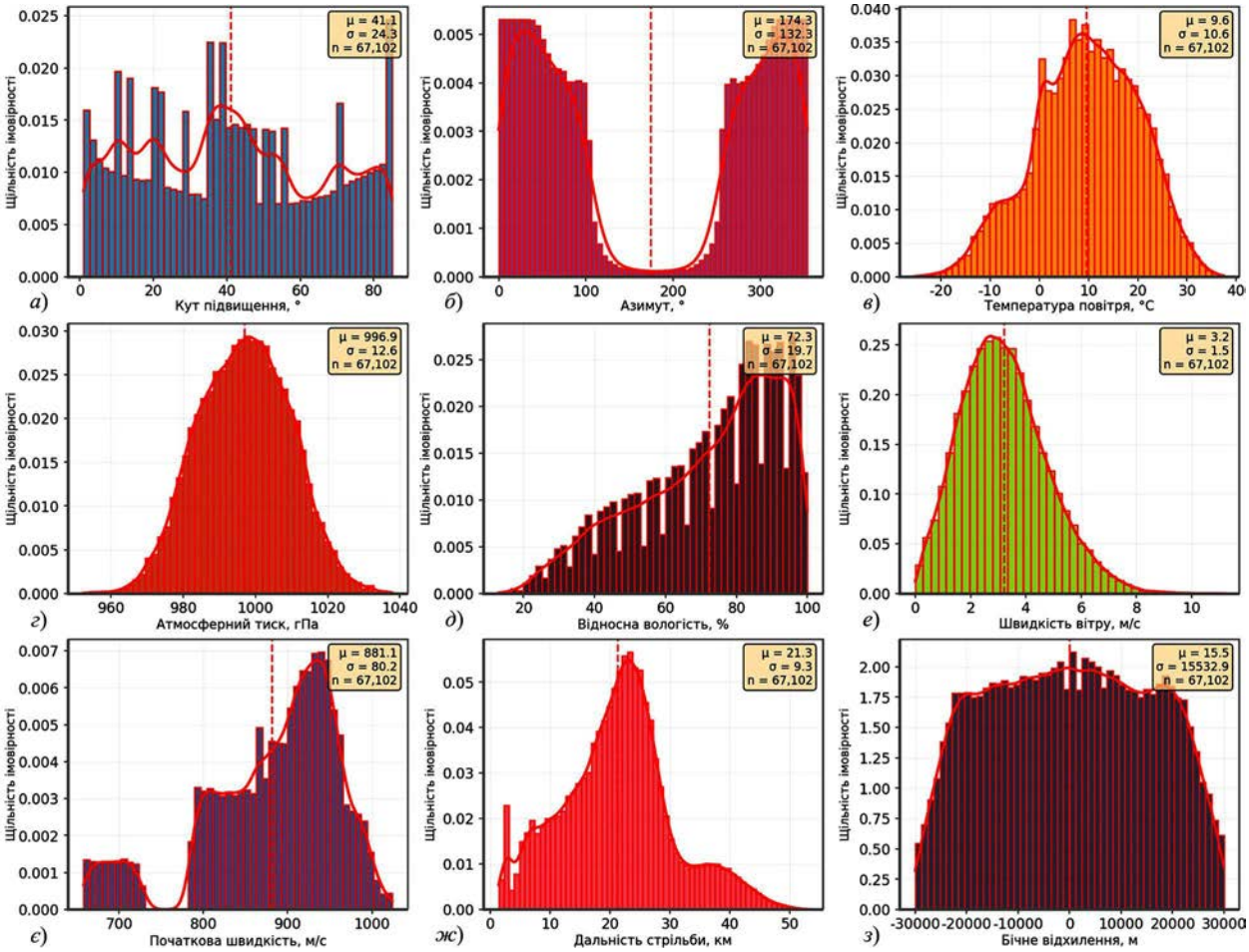

Рис. 1. Гістограми розподілу параметрів синтетичного балістичного набору даних: а) – кут підвищення гармати; б) – азимут стрільби; в) – температура повітря; г) – атмосферний тиск; д) – відносна вологість; е) – швидкість вітру; є) – початкова швидкість руху снаряда; ж) – дальність стрільби; з) – бічне відхилення

де μ позначає середнє значення, а σ – стандартне відхилення. Кут підвищення гармати (рис. 1,а) має нерівномірний розподіл із підвищеною густотою у зоні 35°–45° (μ = 41,1°, σ = 24,3°), що є наслідком цілеспрямованого проєктного рішення для кращого охоплення критичної зони максимальної дальності, де відповідно до загальних принципів проєктування артилерії [12] досягається найвище розсіювання снарядів. Азимут стрільби (рис. 1,б) демонструє бімодальний розподіл із підвищеною густотою у зонах 0°–100° та 280°–360° і зниженою в центральній зоні, що є наслідком нерівномірного відсіювання записів при фільтрації за координатами влучання (μ = 174,3°, σ = 132,3°).

Розподіли метеорологічних параметрів – температури повітря, атмосферного тиску, відносної вологості та швидкості вітру (рис. 1,в–е) – відповідають кліматичним умовам сходу України впродовж повного річного циклу, що підтверджує коректність використання реальних архівних даних Open-Meteo. Початкова швидкість руху снаряда (рис. 1,є) є бімодальною з основним піком у зоні 850–950 м/с та допоміжним у зоні 700–780 м/с (μ = 881 м/с, σ = 80 м/с), що відображає дві групи артилерійських систем із різними балістичними характеристиками. Дальність стрільби (рис. 1,ж) має асиметричний розподіл із μ = 21,3 км та σ = 9,3 км і довгим правим хвостом до 50 км, характерним для 155-мм систем із боєприпасами ERFB-BB підвищеної дальності. Бічне відхилення (рис. 1,з) є симетричним відносно нуля, що підтверджує коректне відтворення азимутальної залежності балістичних функцій, узгоджуючись із результатами моделювання польоту 155-мм снарядів у роботах [21, 25].

Для формалізованого оцінювання якості згенерованого набору даних використано фреймворк CTT [5], що об'єднує дев'ять метрик у три виміри: достовірність (C), відтворюваність (R) та відповідність (V). Кожен вимір адаптовано до специфіки синте-

тичного балістичного набору даних: роль анотатора виконує фізичний симулятор, роль інструкцій анотування – стандарт STANAG 4355, а роль лінгвістичного явища – фізичні закономірності польоту снаряда. Результати оцінювання якості синтетичного набору даних наведено на рис. 2, де зведена оцінка якості за дев'ятьма метриками становила 0,875, що вважається відмінним результатом.

Вимір достовірності (C = 0,807) охоплює покриття очікуваних фізичних діапазонів вхідних змінних (C1 = 0,772), коректність відтворення кліматичних умов через реальні архівні дані Open-Meteo (C2 = 0,856) та відповідність симульованих результатів фізичним закономірностям зовнішньої балістики (C3 = 0,794), де окремі відхилення спостерігаються у зонах граничних кутів підвищення гармати з підвищеною нелінійністю балістичних функцій.

Вимір відтворюваності (R = 0,837) оцінює стійкість статистичних моментів при розбитті на незалежні підвибірки (R1 = 0,778), узгодженість розподілів між тренувальною, валідаційною та тестовою вибірками після поділу у пропорції 78/12/10 % (R2 = 0,876) та відсутність систематично незаповнених областей у просторі вхідних ознак (R3 = 0,857).

Вимір відповідності (V = 0,921) оцінює наявність очікуваних фізичних залежностей: монотонність дальності відносно кутів підвищення гармати та початкової швидкості (V1 = 0,834), повноту охоплення операційного простору за всіма типами рельєфних сценаріїв і боєприпасів (V2 = 0,965) та відповідність розподілу дальностей очікуваному фізичному розподілу (V3 = 0,964).

Верифікація якості синтетичного набору даних через навчання нейронної мережі. Для підтвердження придатності сформованого набору даних до навчання нейромережевих компонентів АСУВ виконано його верифікацію шляхом глибокого навчання нейронної мережі з окремими моделями для низького (1°–45°) та високого (45°–85°) режимів стрільби. Зведені метрики якості прогнозування нейронної мережі для обох режимів стрільби наведено на рис. 3.

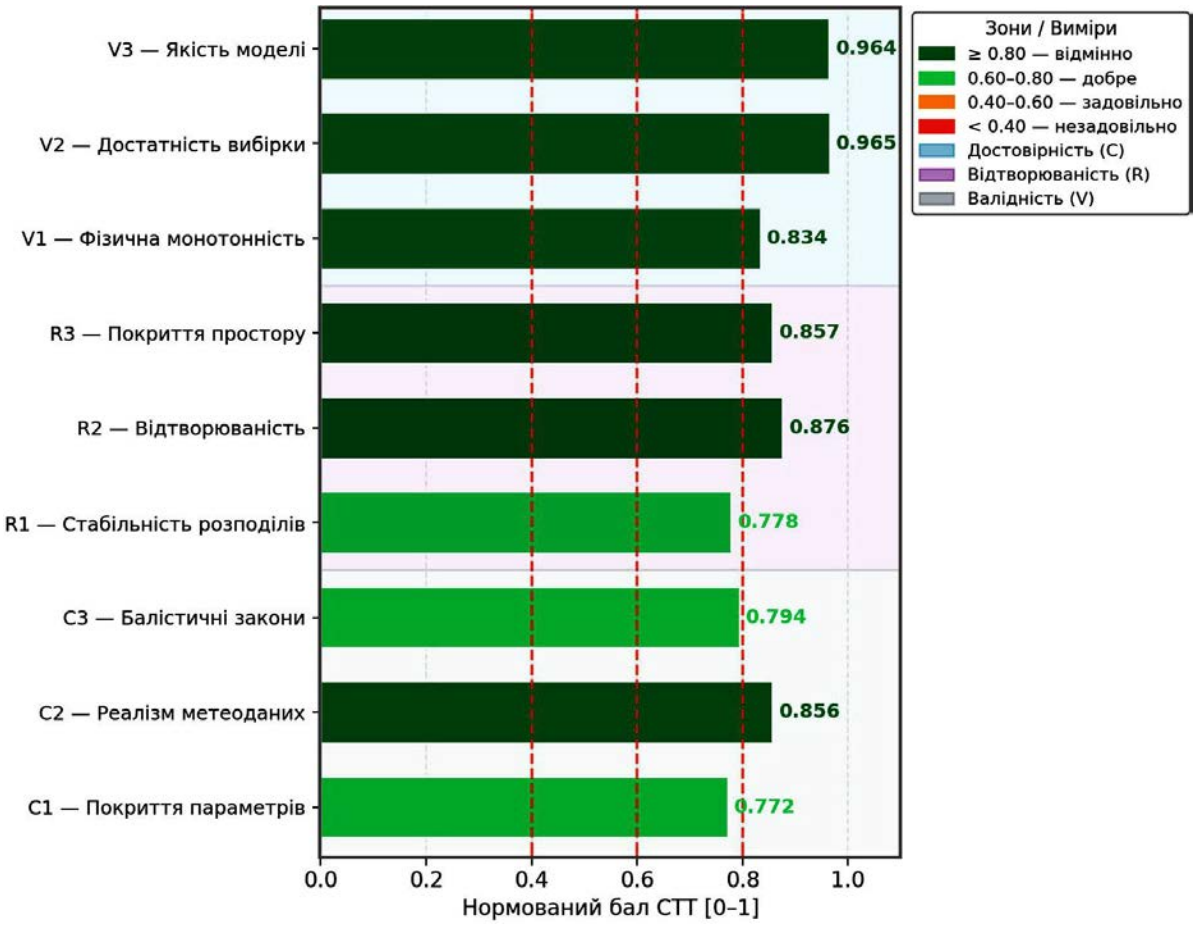

Рис. 2. Результати оцінювання якості синтетичного набору даних за адаптованими метриками фреймворку CTT

Запропонована архітектура нейронної мережі містить блок розширення ознак, механізм самоуваги [16] 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 симульованих даних розглянуто в роботі [24]. Набір даних поділено у пропорції 78/12/10 % на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки.

Згідно з результатами навчання нейронної мережі, для кута підвищення гармати в низькому режимі стрільби досягнуто MAE = 2,2°, RMSE = 4,9° та R^2 = 0,87, у високому режимі показники є порівнянними: MAE = 2,9°, RMSE = 4,7° та R^2 = 0,86. Різниця між MAE та RMSE в обох режимах свідчить про наявність окремих складних конфігурацій 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 забезпечать 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 за матрицями плутанини (рис. 4) підтверджує коректність навчання обох моделей.

Точність класифікації кута підвищення гармати становила 93,3 % для низького та 93,9 % для високого режимів стрільби, при цьому в обох режимах 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 із recall 0,96–0,99 та 94,6 % для високого режиму із recall 0,93–1,00 по всіх чотирьох квадрантах.

Отримані метрики якості навчання нейронної мережі підтверджують, що сформований синтетичний набір даних забезпечує достатнє різноманіття та репрезентативність для навчання нейромережевих моделей прогнозування балістичних рішень і є придатним для використання в компонентах АСУВ.

Обговорення результатів дослідження. Отримані результати дослідження підтверджують ефективність розробленої методики генерування синтетичного балістичного набору даних. Сформований набір даних засвідчив спроможність запропонованого п'ятиетапного конвеєру генерувати фізично коректні балістичні траєкторії руху снаряда без залучення даних натурних випробувань із повним охопленням операційного простору артилерійської стрільби [12].

Ключовою перевагою запропонованого підходу є використання реальних архівних метеоданих Open-Meteo замість штучної незалежної рандомізації кожного атмосферного параметра. На відміну від наявних робіт [7, 8], де синтетичні дані було згенеровано зі статистично незалежною рандомізацією, застосування реальних метеопрофілів зберігає природний кореляційний зв'язок між атмосферними змінними, що узгоджується з принципом Domain Randomization [3]. Цілеспрямоване згущення сітки у зоні 35°–45° відповідає

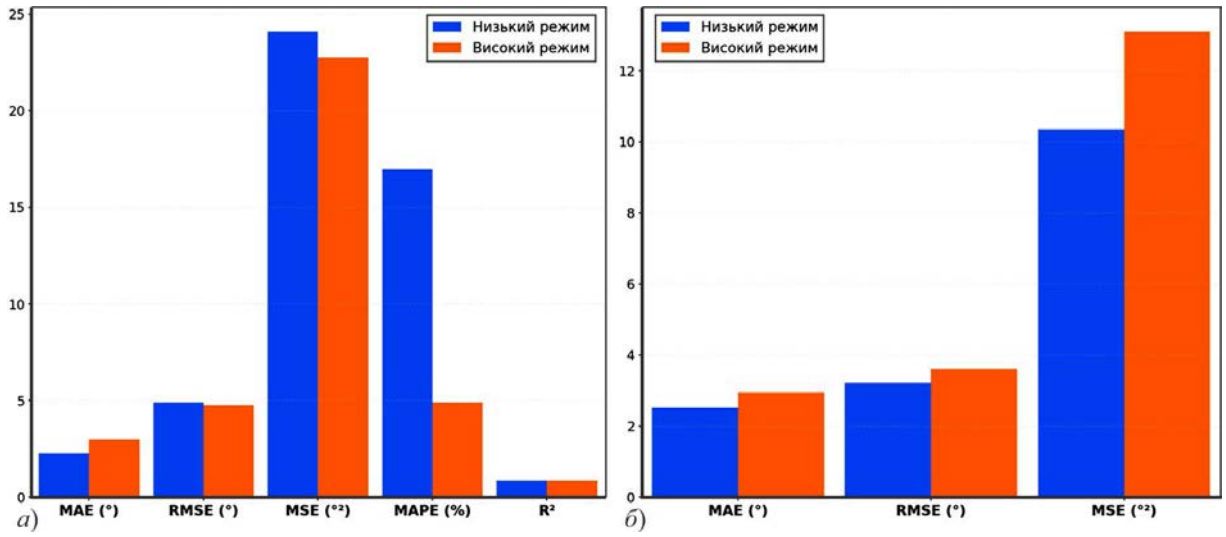

Рис. 3. Зведені метрики якості прогнозування нейронної мережі для низького та високого режимів стрільби: *а*) – кут підвищення; *б*) – азимут стрільби

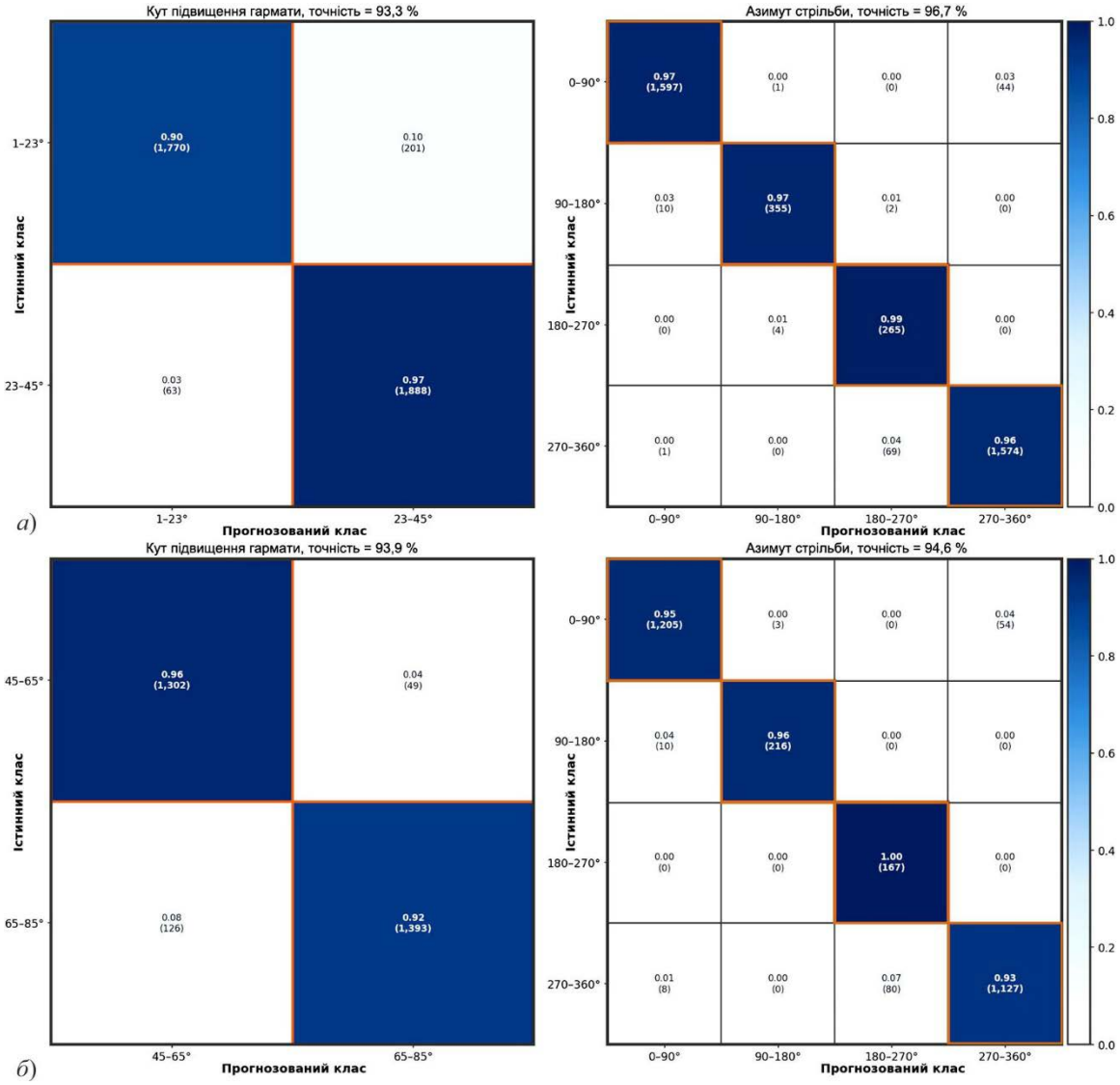

Рис. 4. Матриці плутанини для класифікації кута підвищення та азимута стрільби: *а)* – низький режим стрільби (1–45°); *б)* – високий режим стрільби (45–85°)

висновку роботи [5] про необхідність врахування контексту та цільового призначення під час оцінювання якості синтетичного набору даних.

Адаптований фреймворк CTT [5] продемонстрував практичну придатність для формалізованого оцінювання якості синтетичних балістичних наборів даних. Найвищі показники виміру відповідності (V2 = 0,965, V3 = 0,964) засвідчують повноту охоплення операційного простору та фізичну коректність згенерованих траєкторій руху снаряда, що корелює з результатами роботи [20]. Дещо нижчі оцінки метрик C1 (0,772) та R1 (0,778) є результатом цілеспрямованого згущення вибірки у зоні максимальної дальності, а не недоліком методики.

Результати верифікації сформованого набору даних через навчання нейронної мережі демонструють, що досягнуті значення MAE (2,2°–2,9° для кута підвищення гармати, 2,5°–2,9° – для азимута стрільби) є достатніми для використання моделі як генератора початкового наближення у гібридній системі управління вогнем [10]. Порівняно з підходом [13], запропонований нейромережевий компонент забезпечує істотно вищу швидкодію за рахунок деякого зниження точності, яка може компенсуватися подальшим ітераційним уточненням [9]. Класифікаційна точність стрільби 93,3 %–96,7 % підтверджує належне покриття операційного простору для навчання нейронних моделей прогнозування балістичних рішень.

Унаслідок обговорення результатів дослідження було підтверджено доцільність та оригінальність запропонованого підходу. Зведена CTT-оцінка набору даних 0,875, а також класифі-

каційна точність моделі 93,3–96,7 % засвідчують, що розроблена методика їх генерування забезпечує формування фізично коректного та практично придатного синтетичного балістичного набору даних. Водночас, аналіз наукової літератури показав, що жодна з проаналізованих робіт не поєднує в єдиній методиці систематичне генерування балістичних даних, їх фізично обґрунтоване моделювання та формалізоване оцінювання якості, позаяк наявні дослідження охоплюють тільки окремі з цих складових. Виконане дослідження заповнює цю прогалину, що підтверджує його наукову актуальність і практичну значущість.

Отже, на підставі виконаної роботи сформульовано таку наукову новизну та практичну значущість отриманих результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження: удосконалено методику генерування синтетичного балістичного набору даних, яка, на відміну від наявних, поєднує формування систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби згідно з принципом Domain Randomization, чисельне моделювання польоту снаряда за моделлю чотирьох ступенів свободи відповідно до стандарту NATO STANAG 4355, а також багаторівневу фільтрацію та консолідацію результатів, що забезпечує відтворення реалістичних умов стрільби на основі реальних метеоархівів і адаптованого фреймворку СТТ.

Практична значущість результатів дослідження: розроблену методику можна застосувати для навчання нейромережевих компонентів систем управління вогнем артилерії, для розширення балістичного набору даних задля прогнозування стрільби нових артилерійських систем через доповнення бази балістичних параметрів без їх натурних випробувань, що скорочує тривалість та вартість розроблення нейромережевих компонентів АСУВ.

Висновки. Розроблено методику генерування синтетичного балістичного набору даних на підставі чисельного моделювання польоту снаряда та рандомізації його параметрів для навчання нейромережевих компонентів систем управління артилерійським вогнем, яка забезпечить верифікацію якості такого набору за адаптованими метриками фреймворку СТТ. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Розроблено методику генерування синтетичного балістичного набору даних як п'ятиетапного конвеєра, що поєднує формування систематичної сітки кутів наведення гармати, рандомізацію фізичних параметрів стрільби, чисельне моделювання польоту снаряда за моделлю 4-DOF відповідно до стандарту NATO STANAG 4355, фільтрацію та консолідацію результатів. Сформований набір даних обсягом 67102 записів для 12 артилерійських систем калібру 155 мм підтвердив спроможність розробленої методики генерувати фізично коректні балістичні траєкторії руху снаряда без натурних випробувань.

2. Обґрунтовано вибір параметрів рандомізації 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 (±5 %), температури порохового заряду (−5...+10°C) та висоти цілі за трьома рельєфними сценаріями, що забезпечують відтворення реалістичних умов артилерійської стрільби.

3. Адаптовано фреймворк СТТ для оцінювання якості синтетичного набору даних у завданнях регресійного балістичного прогнозування з дев'ятьма метриками у трьох вимірах: достовірність, відтворюваність та відповідність. Зведена оцінка якості 0,875 підтверджує високу якість сформованого набору даних та повноту охоплення операційного простору і фізичну коректність згенерованих траєкторій руху снаряда.

4. Верифіковано якість сформованого набору даних через їхній аналіз за адаптованими метриками СТТ та за навчанням нейронної мережі. Досягнуті значення MAE = 2,2°–29,0° для кута підвищення гармати та MAE = 2,5°–2,9° – для азимута стрільби, а також класифікаційна точність стрільби 93,3 %–96,7 % підтверджують придатність згенерованого набору даних для навчання нейромережевих компонентів АСУВ.

Запропонована методика дає змогу розширювати набір даних для нових артилерійських систем без повторного проведення натурних випробувань, що скорочує тривалість і вартість їх розроблення.

Список літератури:

1. Рубель Ю., Грицюк Ю. Сучасний стан автоматизованих систем управління вогнем артилерійських установок. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. 2025. Т. 355, № 4. С. 520–530. DOI: https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-355-73

2. Li Y., Bai H., Chen D., Feng Y., Yin J., Zhao J., Yang S., Wang T. Spatiotemporal model for real-time

projectile prediction in digital prototyping of artillery. *Journal of Computational Design and Engineering*. 2025. Vol. 12, no. 8. P. 60–77 DOI: https://doi.org/10.1093/jcde/qwaf072

3. Tobin J., Fong R., Ray A., Schneider J., Zaremba W., Abbeel P. Domain randomization for transferring deep neural networks from simulation to the real world. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (*IROS*). 2017. P. 23–30. DOI: https://doi.org/10.1109/iros.2017.8202133

4. Becker S., Hug R., Huebner W., Arens M., Morris B. Generating Synthetic Training Data for Deep Learning-based UAV Trajectory Prediction. *2nd International Conference on Robotics, Computer Vision and Intelligent Systems*. 2021. P. 13–21. DOI: https://doi.org/10.5220/0010621400003061

5. Wang C., Dong Q., Wang X., Sui, Z. Statistical dataset evaluation: A case study on named entity recognition. *Natural Language Processing*. 2024. Vol. 31, no. 1. P. 1–21. DOI: https://doi.org/10.1017/nlp.2024.37

6. Ghosh A. K., Prakash, O. Neural Models for Predicting Trajectory Performance of an Artillery Rocket. *Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication*. 2004. Vol. 1, no. 2. P. 112–115. DOI: https://doi.org/10.2514/1.3398

7. Bragado A. C., Solera-Rico A., Gómez M. A. Implementation of Trajectory Propagator for Artillery Projectiles Based on Artificial Neural Networks. *Conference New Technologies and Developments in Unmanned Systems*. 2023. P. 187–192. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-37160-8_29

8. Zang H., Gao C., Hu Y., Jing W. Trajectory prediction algorithm of ballistic missile driven by data and knowledge. *Defence Technology*. 2025. Vol. 48. P. 187–203. DOI: https://doi.org/10.1016/j.dt.2025.02.001

9. Рубель Ю. Б., Грицюк Ю. І. Інтелектуальне коригування стрільби в автоматизованих системах управління вогнем артилерійських установок. *Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity*. 2025. P. 192–198. DOI: https://doi.org/10.70286/isu-14.05.2025

10. Рубель Ю. Б., Грицюк Ю. І. Архітектурний підхід до реалізації гібридної системи управління вогнем артилерії. *Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 4th International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity*. 2026. P. 125–130. DOI: https://doi.org/10.70286/isu-14.01.2026.006

11. Rothe H., Kuhrt A., Schroeder S., Trebing S. Fire control algorithms and software for the modular naval artillery concept (MONARC) of the German navy. *Computational Ballistics II, WIT Press*. 2005. P. 406–416. URL: https://www.witpress.com/elibrary/wit-transactions-on-modelling-and-simulation/40/14941

12. Qian L., Chen G., Tong M., Tang J. General design principle of artillery for firing accuracy. *Defence Technology*. 2022. Vol.18, no.12. P. 2125–2140. DOI: https://doi.org/10.1016/j.dt.2022.09.001

13. Mostafa K., Xiaoting R., Hossam H. A Rapid Gun Firing Correction Algorithm Using Discrete Time Transfer Matrix Method. *16th International Conference on Aerospace Sciences & Aviation Technology*. 2015. DOI: https://doi.org/10.21608/asat.2015.23008

14. Chen D., Yang C., Ji H., Jiang B., & Liu Z. Application and Implementation of CNN in Artillery Countermeasure Training System. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2019. Vol. 612, no. 3, article ID 032015. DOI: https://doi.org/10.1088/1757-899X/612/3/032015

15. Corriveau D. Validation of the NATO Armaments Ballistic Kernel for use in small-arms fire control systems. *Defence Technology*. 2017. Vol. 13, no. 3. P. 188–199. DOI: https://doi.org/10.1016/j.dt.2017.04.006

16. Ashish V., Noam S., Niki P., Jakob U., Llion J., Aidan G., Łukasz K., Illia P. Attention is All you Need. *31st Conference on Neural Information Processing Systems* (*NIPS 2017*). 2017. DOI: https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762

17. Herbut A., Brząkała W. Polynomial chaos expansion vs. Monte Carlo simulation in a stochastic analysis of wave propagation. *Wave Motion*. 2024. Vol. 130, article ID 103390. DOI: https://doi.org/10.1016/j.wavemoti.2024.103390

18. Ilg M., Rogers J., Costello M. Projectile Monte-Carlo Trajectory Analysis Using a Graphics Processing Unit. *AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference*, Portland. 2011. DOI: https://doi.org/10.2514/6.2011-6266

19. Wang L., Chen Z., Yang G. An Uncertainty Analysis Method for Artillery Dynamics with Hybrid Stochastic and Interval Parameters. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*. 2021. Vol. 26, no. 2. P. 479–503. DOI: https://doi.org/10.32604/cmes.2021.011954

20. Jacewicz M., Lichota P., Miedziński D., Głębocki R. Study of Model Uncertainties Influence on the Impact Point Dispersion for a Gasodynamicaly Controlled Projectile. *Sensors*. 2022. Vol. 22, no. 9, article ID 3257. DOI: https://doi.org/10.3390/s22093257

21. Elsaadany A., Wen-jun Y. Accurate trajectory prediction for typical artillery projectile. *33rd Chinese Control Conference, IEEE*. 2014. P. 6368–6374. DOI: https://doi.org/10.1109/chicc.2014.6896037

22. Tian F., Sun X. W., Zhang X., Shan H. Y., Wang L. J. Research on the Simulation of Naval Gun Exterior Trajectory Differential Equations in Real-Time Solution. *Advanced Materials Research*. 2014. Vol. 981. P. 758–761. DOI: https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/amr.981.758

23. Wang Y.-W., Zhu W.-F., Di J.-W., Hu X.-H. Study on the analysis method on ballistic performance of deterred propellant with large web size in large caliber artillery. *Defence Technology*. 2018. Vol. 14, no. 5. P. 522–526. DOI: https://doi.org/10.1016/j.dt.2018.07.027

24. Roux A., Changey S., Weber J., Lauffenburger J.-P. LSTM-Based Projectile Trajectory Estimation in a GNSS-Denied Environment. *Sensors*. 2023. Vol. 23, no. 6, article ID 3025. DOI: https://doi.org/10.3390/s23063025

25. Elsaadany A., Wen-jun Y. Accuracy Improvement Capability of Advanced Projectile Based on Course Correction Fuze Concept. *The Scientific World Journal*. 2014. article ID 273450. DOI: https://doi.org/10.1155/2014/273450

Rubel Yu. B., Hrytsiuk Yu. I. GENERATION OF SYNTHETIC BALLISTIC DATASET BASED ON NUMERICAL MODELLING AND DOMAIN RANDOMISATION FOR ARTILLERY FIRE CONTROL SYSTEM

This paper presents the results of developing a methodology for generating a synthetic ballistic dataset based on numerical projectile flight simulation and domain randomization, intended for training neural network components of automated artillery fire control systems. The study addresses the challenge of producing high-quality training datasets without resource-intensive field trials, while simultaneously ensuring the physical correctness and representativeness of the generated data. The proposed methodology is implemented as a five-stage pipeline that sequentially combines the formation of a systematic grid of gun elevation and azimuth angles, randomization of firing parameters in accordance with the Domain Randomization principle, numerical simulation of projectile flight using a four-degree-of-freedom model (4-DOF) compliant with the NATO STANAG 4355 standard, and multi-level filtering and consolidation of results. The Classical Test Theory (CTT) framework is adapted for formalized multidimensional quality evaluation of the synthetic dataset in regression-based ballistic prediction tasks, employing nine metrics across three dimensions: credibility, reliability, and validity. The resulting dataset comprises 67102 records covering 12 artillery systems of 155 mm calibre and spans the full practical range of firing conditions. Dataset quality verification was performed through CTT metric analysis and deep learning of a neural network with separate models for low and high firing modes. The overall CTT quality score of the synthetic dataset reached 0,875. Neural network training yielded a mean absolute error in the range of 2,2°–2,9° for the elevation angle and 2,5°–2,9° for the firing azimuth, with a coefficient of determination R^2 = 0,86–0,87. The firing classification accuracy of 93,3%–96,7% confirms the suitability of the generated dataset for training neural network models of ballistic decision prediction.

Keywords: *synthetic dataset, simulation parameter randomization, numerical simulation of projectile flight, artillery fire control, neural network, CTT framework, four-degree-of-freedom model, NATO STANAG 4355 standard.*

Дата першого надходження статті до видання: 05.03.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 30.03.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті 11.05.2026