

КОШТУРА ДІАНА

Національний університет Львівська Політехніка

<https://orcid.org/0000-0002-5665-5423>email: [diana.a.koshtura@lpnu.ua](mailto:diana.a.koshtura@lpnu.ua)

## ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СНАРЯДІВ ЗА ДОПОМОГОЮ RANDOM FOREST І SVC

Задача класифікації снарядів є важливою для безпечної та ефективної утилізації боєприпасів та планування військових операцій. В цій роботі розглядається порівняння значення точності двох моделей машинного навчання – Random Forest та SVC – у класифікації снарядів на шість класів (A – (а-боєприпаси), A/M – (а/м-боєприпаси), A/P – (бронебійні), A/PC – (бронебійно-набивні), M – (м-боєприпаси), P – (бронебійні боєприпаси)) з компонентами вектора вхідних ознак ( $x_1$  - position\_x1,  $x_2$  - position\_y1,  $x_3$  - position\_h1,  $x_4$  - velocity,  $x_5$  - target\_class,  $x_6$  - explosion\_x2,  $x_7$  - explosion\_y2,  $x_8$  - explosion\_h2,  $x_9$  - hour,  $x_{10}$  - minute,  $x_{11}$  - second,  $x_{12}$  - angle\_big\_tick,  $x_{13}$  - angle\_small\_tick,  $x_{14}$  - angle\_degrees,  $x_{15}$  - angle\_rotation\_degrees,  $x_{16}$  - distance\_2d,  $x_{17}$  - distance\_3d,  $x_{18}$  - flight\_time).

Класифікація снарядів здійснювалася за допомогою Random Forest з параметрами: 100 дерев у ансамблі ( $n\_estimators$ ), максимальна глибина дерев ( $max\_depth$ ) — 4, мінімальна кількість зразків для листка ( $min\_samples\_leaf$ ) — 1, мінімальна кількість зразків для поділу вузла ( $min\_samples\_split$ ) — 5. Гіперпараметри оптимізовано за допомогою GridSearchCV. Дослідження показали, що збільшення кількості дерев підвищує стійкість моделі, але після певного рівня точність стабілізується. Занадто глибокі дерева призводять до перенавчання, а занадто мілкі — до недостатньої складності.

Класифікація за допомогою SVC здійснювалася з використанням RBF-ядра, коефіцієнта регуляризації ( $C$ ) = 1.0 і параметра  $\gamma$  = 0.1. Оптимізація цих параметрів покращила точність поділу вхідного простору, забезпечивши баланс між перенавчанням і недонавчанням. Параметр  $C$  значно впливає на чутливість моделі, а оптимальне значення  $\gamma$  підвищує здатність моделі розрізняти класи.

Ключові слова: Random Forest, Support Vector Machine, accuracy, precision, recall, f1-score.

KOSHTURA DIANA

Lviv Polytechnic National University

### EXPERIMENTAL STUDY OF PROJECTILE CLASSIFICATION USING RANDOM FOREST AND SVC

The task of classifying projectiles is crucial for the safe and efficient disposal of ammunition and for planning military operations. This study compares the accuracy of two machine learning models—Random Forest and SVC—in classifying projectiles into six classes (A – (a-ammunition), A/M – (a/m-ammunition), A/P – (armor-piercing), A/RS – (armor-piercing-incendiary), M – (m-ammunition), R – (armor-piercing ammunition)) based on the components of the input feature vector: ( $x_1$  - position\_x1,  $x_2$  - position\_y1,  $x_3$  - position\_h1,  $x_4$  - velocity,  $x_5$  - target\_class,  $x_6$  - explosion\_x2,  $x_7$  - explosion\_y2,  $x_8$  - explosion\_h2,  $x_9$  - hour,  $x_{10}$  - minute,  $x_{11}$  - second,  $x_{12}$  - angle\_big\_tick,  $x_{13}$  - angle\_small\_tick,  $x_{14}$  - angle\_degrees,  $x_{15}$  - angle\_rotation\_degrees,  $x_{16}$  - distance\_2d,  $x_{17}$  - distance\_3d,  $x_{18}$  - flight\_time).

The classification using Random Forest was conducted with the following parameters: 100 trees in the ensemble ( $n\_estimators$ ), maximum tree depth ( $max\_depth$ ) of 4, minimum number of samples per leaf ( $min\_samples\_leaf$ ) of 1, and minimum number of samples for node splitting ( $min\_samples\_split$ ) of 5. The hyperparameters were optimized using GridSearchCV. The study revealed that increasing the number of trees improves model stability, but accuracy stabilizes beyond a certain point. Overly deep trees lead to overfitting, while shallow trees lack sufficient model complexity.

The classification using SVC was performed with an RBF kernel, a regularization coefficient ( $C$ ) of 1.0, and a  $\gamma$  parameter of 0.1. Optimizing these parameters improved the accuracy of input space separation, ensuring a balance between overfitting and underfitting. The  $C$  parameter significantly influences model sensitivity to classification errors, while the optimal  $\gamma$  value enhances the model's ability to differentiate between classes.

Keywords: Random Forest, Support Vector Machine, accuracy, precision, recall, f1-score.

### Постановка проблеми

У сучасних умовах підвищеної потреби в ефективних рішеннях для класифікації об'єктів військової техніки, зокрема снарядів, виникає потреба в розробці точних і надійних методів, здатних виконувати таку класифікацію автоматизовано [1].

Проблема полягає в розробці ефективної моделі, яка зможе автоматично класифікувати різні типи снарядів на основі їхніх характеристик. Особливу увагу слід приділити вибору та налаштуванню гіперпараметрів моделі для досягнення максимальної точності та мінімізації помилок при класифікації [2] таких моделей, як Random Forest і SVC, для визначення оптимальних конфігурацій для вирішення завдання.

Тому актуальним є пошук оптимальних методів і підходів для підвищення точності класифікації снарядів, що дозволить забезпечити ефективність у сфері автоматизованого розпізнавання військових об'єктів[3].

### Аналіз останніх досліджень

Літературний огляд вказує на широке використання методів машинного навчання, зокрема класифікації, у вирішенні схожих завдань в галузі оборони [4].

Перед процесом обробки даних про класифікацію снарядів, зібраних з комплексу 1Л220У-КС [5], необхідно виконати генерацію нових значень. Це робиться, щоб збільшити розмір навчальної

множини та допомогти Random Forest та SVC набути узагальнюючих властивостей. Для генерації нових значень використовується метод псевдовипадкового шуму з нормальним розподілом.

Генерація нового значення:

$$V_i^* = V_i + \sigma_i \cdot N(0,1), \tag{1}$$

де  $V_i^*$  – нове значення  $i$ -ої характеристики,  $V_i$  – початкове значення  $i$ -ої характеристики,  $\sigma_i$  – середнє квадратичне відхилення  $i$ -ої характеристики,  $N(0,1)$  – функція генерації псевдовипадкового значення з нормальним розподілом (середнє = 0, стандартне відхилення = 1).

Розрахунок середнього квадратичного відхилення:

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum(V_i - \mu_i)^2}{N}}, \tag{2}$$

де  $V_i$  –  $i$ -те значення характеристики,  $\mu_i$  – середнє значення  $i$ -ої характеристики,  $N$  – розмір навчальної вибірки.

У цій роботі було згенеровані дані: position\_x1, position\_y1, position\_h1, velocity, taget\_class, explosion\_x2, explosion\_y2, explosion\_h2, hour, minute, second, angle\_big\_tick, angle\_small\_tick, angle\_degrees, angle\_rotation\_degrees, distance\_2d, distance\_3d, flight time з дослідження [...] для класифікації снарядів на основі даних з пристроєм 1Л220У. Нормалізація:

$$V' = \frac{V_i - \mu_i}{\sigma_i}, \tag{3}$$

де  $V'$  - нормалізоване значення  $i$ -ої характеристики,  $V_i$  – початкове значення  $i$ -ої характеристики,  $\mu_i$  – середнє значення  $i$ -ої характеристики,  $\sigma_i$  середнє квадратичне відхилення  $i$ -ої характеристики.



Рис. 1 Кореляційна матриця ознак: кут запуску, координати запуску x та y, висота запуску

Кореляційна матриця показує, як числові ознаки взаємопов'язані між собою. Ось кілька ключових моментів, які показані на рисунку 2:

- position\_x та velocity: Є помірна позитивна кореляція (0.45), що може вказувати на те, що більші значення позиції по осі X можуть бути пов'язані з більшими швидкостями.
- flight\_time та explosion\_x: Негативна кореляція (-0.06) є дуже слабкою, що свідчить про відсутність суттєвого зв'язку між часом польоту та позицією вибуху по осі X.
- distance\_2d та distance\_3d: Має сильну позитивну кореляцію (0.84), що свідчить про те, що ці дві ознаки сильно взаємопов'язані. Це може бути логічно, оскільки тривимірна відстань включає двовимірну відстань.
- angle\_big\_tick та angle\_degrees: Має значну негативну кореляцію (-0.55), що може вказувати на те, що великі кути пов'язані з меншими значеннями кутів в градусах, або навпаки.

Ці кореляції можуть бути корисними для розуміння взаємозв'язків між ознаками і для подальшого вибору ознак або їх трансформації.



Рис. 2 Кореляційна матриця ознак час польоту, координати вибуху x та y, висота вибуху



Рис. 3 Кореляційна матриця ознак: великі і малі кути, відстань 2d та 3d

Статистичні показники дозволяють краще зрозуміти розподіл даних по кожній ознаці:  
 Середнє значення: 0.121425, стандартне відхилення: 0.237045, мінімум: 0.000000, максимум: 1.000000 свідчать про те, що position\_x має досить широкий діапазон значень.

Середнє значення: 0.088918, стандартне відхилення: 0.137945, мінімум: 0.000000, максимум: 0.572371 - розподіл швидкостей показує, що більшість значень знаходяться на нижньому кінці діапазону.

Діаграми розсіяння дозволяють візуально оцінити залежність між двома змінними. Вони можуть допомогти виявити тренди та кореляції.

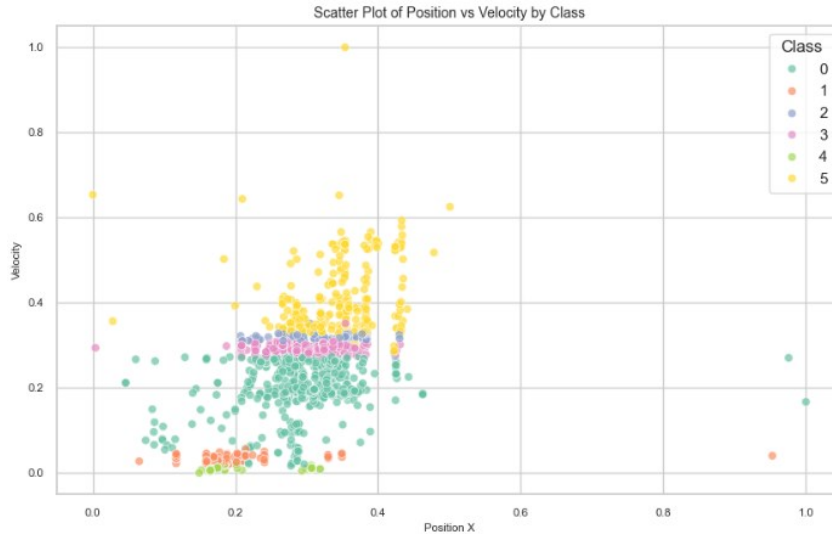


Рис. 4 Діаграма розсіювання ознак: швидкість і координата x

Дані показують, що position\_x має слабку позитивну кореляцію з velocity. Це може свідчити про те, що зростання значення position\_x може супроводжуватися незначним зростанням швидкості (velocity), але зв'язок не є дуже сильним. Це вказує на те, що зміна позиції по осі X не має прямого впливу на швидкість.

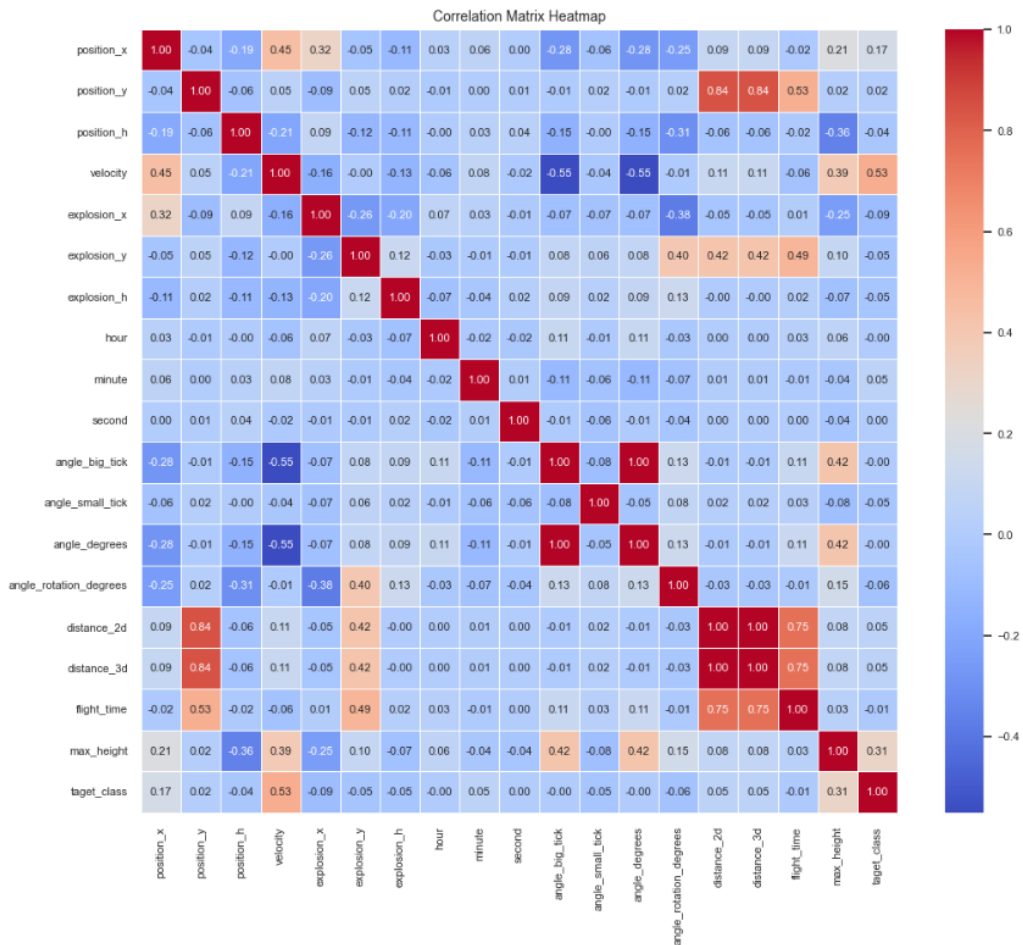


Рис. 6 Теплова карта всіх ознак

### Формулювання цілі статті

Метою даної роботи є розробка та дослідження моделей машинного навчання для класифікації снарядів на основі їхніх характеристик. Основними завданнями є визначення найбільш ефективної моделі, оптимізація її гіперпараметрів, а також проведення порівняльного аналізу точності та продуктивності різних моделей, зокрема Random Forest і SVC.

Для класифікації динамічних об'єктів (А – 1, А/М – 2, А/Р – 3, А/РС – 4, М – 5, Р – 6) в роботі використовується Random Forest.

Нехай  $X = (x_1, x_2, \dots, x_{18})$  вектор вхідних ознак, де  $x_i$  одна з ознак. На вхід моделі подається цей вектор. Модель Random Forest використовує ансамбль  $n$  дерев рішень. Кожне дерево навчається на випадковій підмножині даних та випадково вибраних ознак для зменшення кореляції між деревами. Нехай  $\hat{y}_i$  прогноз, зроблений  $i$ -им деревом рішень на векторі вхідних ознак  $X$ .

Формула для ансамблю Random Forest:

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_c \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I(y_i^{(j)} = c) \right), \quad (4)$$

де  $\hat{y}$  – прогнозована мітка класу,

$N$  – кількість дерев у ансамблі,

$M$  – кількість випадкових ознак, які використовуються для побудови кожного дерева,

$y_i^{(j)}$  – прогнозована мітка класу  $i$ -го дерева для випадково обраної ознаки  $j$ ,

$I(\bullet)$  – функція індикатора, яка повертає 1, якщо вираз у круглих дужках істинний, і 0 в іншому випадку,

$c$  – мітка класу.

Прогноз ансамблю Random Forest для конкретного вхідного вектора  $X$  буде визначено як клас, який набирає найбільшу кількість голосів серед усіх дерев.

Отже, математична модель Random Forest для класифікації снарядів на шість класів із використанням 18 векторів вхідних ознак полягає у створенні ансамблю дерев рішень, кожне з яких навчається на випадковій підмножині даних та випадково вибраних ознак. Кінцевий прогноз Random Forest узагальнюється за допомогою голосування більшості або м'якого голосування прогнозів дерев рішень.

Нехай дано множину навчальних даних  $\{(X_1, y_1), (X_2, y_2), \dots, (X_n, y_n)\}$ , де  $X_i \in R^{18}$  – вектор вхідних ознак, що представляє снаряд, а  $y_i \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$  – мітка класу, до якого належить цей снаряд. Модель SVC (Support Vector Classification) використовує гіперплощину для розділення даних на шість класів, знаходячи межу, що максимізує відстань між найближчими точками різних класів.

Ми маємо 18 ознак  $\{x_1, x_2, \dots, x_{18}\}$ , які включають позиційні координати, швидкість, час вибуху, кутові та часові характеристики. Мета моделі SVC – знайти таку гіперплощину, яка найкраще розділяє класи боєприпасів, використовуючи ці ознаки для класифікації.

Формально, задача SVC полягає в розв'язанні наступної оптимізаційної задачі:

$$\min_{w,b,\varepsilon} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i, \quad (5)$$

за умов:

$$y_i(w^T X_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i, \varepsilon_i \geq 0, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, \quad (6)$$

де:

$w$  – вектор ваг моделей,

$b$  – зсув площини,

$\varepsilon_i$  – змінні розм'якшення, які допускають деякі точки з даних на неправильній стороні межі,

$C$  – параметр регуляризації, який контролює баланс між максимізацією зазору і допущенням помилок класифікації.

Результатом роботи моделі є функція рішення, яка визначає, до якого класу належить новий снаряд на основі його ознак:

$$f(X) = \operatorname{sign}(w^T X + B), \quad (7)$$

Де  $f(X)$  вказує на прогнозовану мітку класу для нового вектора ознак  $X$ .

Отже, математична модель SVC для класифікації снарядів на шість класів із використанням 18 векторів вхідних ознак полягає у знаходженні оптимальної гіперплощини, яка розділяє простір ознак на регіони, що відповідають різним класам снарядів. Ця гіперплощина визначається таким чином, щоб максимізувати відстань (зазор) між найближчими точками різних класів, при цьому мінімізуючи помилки класифікації за допомогою регуляризації.

### Виклад основного матеріалу

Гіперпараметри, які були застосовані для прогнозу Random Forest:

$n\_estimators$  в Random Forest дорівнює 100, оскільки це гіперпараметр, який був вибраний під час пошуку оптимальних гіперпараметрів за допомогою GridSearchCV. Він визначає кількість дерев у ансамблі.

$max\_depth$  дорівнює 4, оскільки це оптимальне значення, яке було вибрано під час пошуку гіперпараметрів для найкращої моделі Random Forest. Воно визначає максимальну глибину кожного дерева у ансамблі.  $min\_samples\_leaf$  дорівнює 1, оскільки це оптимальне значення, яке було вибрано під час пошуку гіперпараметрів для найкращої моделі Random Forest [6]. Воно визначає мінімальну кількість

вибірок, яка потрібна для того, щоб вузол був листком.

`min_samples_split` дорівнює 5, оскільки це оптимальне значення, яке було вибрано під час пошуку гіперпараметрів для найкращої моделі Random Forest. Воно визначає мінімальну кількість вибірок, яка потрібна для розділення вузла внутрішнім вузлом.

Експериментально досліджено залежність точності класифікації снарядів від гіперпараметрів. На рис.1 представлено графік залежності від гіперпараметра `max_depth` для Random Forest, і показує, що 4 одиниці максимальної глибини дає точність класифікації більше 0.94, тоді як збільшення максимальної глибини показує зменшення точності класифікації [7].

Таблиця 1

Результати точності для моделі Random forest

Модель	Train accuracy	Test accuracy	Train precision	Test precision	Train recall	Test recall	Train F1 score	Test f1 score
Random Forest	0.9170	0.9245	0.9358	0.9530	0.8403	0.8575	0.8601	0.8792

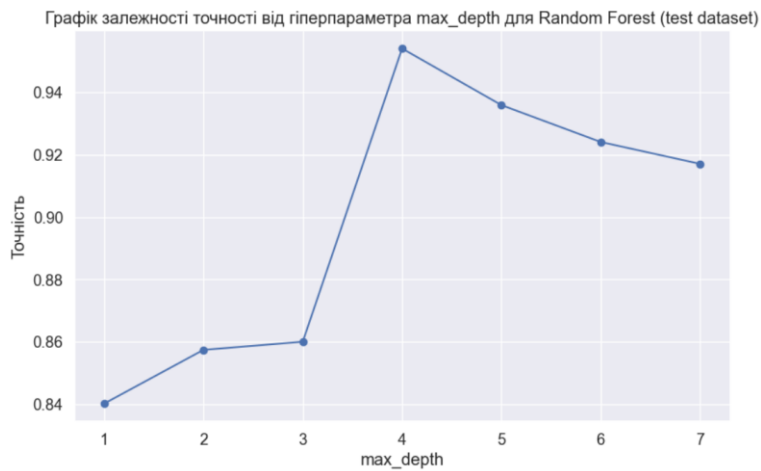


Рис. 7 Графік залежності точності від гіперпараметра `max_depth` для Random Forest

У таблиці 1 представлені результати оцінки моделі Random Forest на тренувальному та тестовому наборах даних за допомогою різних метрик:

Train Accuracy: 0.9170. Це відсоток правильно класифікованих семплів у тренувальному наборі даних. Test Accuracy: 0.9245. Показник високий, що свідчить про ефективність моделі узагальнення на дані, які вона бачила під час тренування.

Train Precision: 0.9358. Це відсоток позитивних результатів серед усіх позитивних прогнозів у тренувальному наборі даних. Test Precision: 0.9530. Аналогічно до Train Precision, цей показник також високий, вказуючи на ефективність моделі на нових даних.

Train Recall: 0.8403. Test Recall: 0.8575. Аналогічно до Train Recall, цей показник не є дуже високим, тому виявлення снарядів моделлю на нових даних не є дуже високим.

Train F1 Score: 0.8601. Test F1 Score: 0.8792. Аналогічно до Train F1 Score, значення не є високим, що свідчить про неповне узгодження даних.

Для навчання моделі SVC використовувалися наступні гіперпараметри:

`C=10` – параметр регуляризації, який контролює баланс між максимізацією зазору між класами і кількістю помилок класифікації. Вищі значення `C` зменшують кількість помилок на навчальних даних, але можуть призвести до перенавчання [8].

`γ=0.001` – параметр ядра, що визначає вплив окремих точок навчальної вибірки на прийняття рішення. Менші значення `γ` роблять модель більш гладкою, в той час як великі значення можуть призводити до перенавчання.

`kernel = 'linear'` – лінійне ядро, яке застосовується для знаходження лінійної гіперплощини у просторі ознак.

Таблиця 2

Результати точності для моделі SVC

Модель	Train accuracy	Test accuracy	Train precision	Test precision	Train recall	Test recall	Train F1 score	Test f1 score
SVC	0.8786	0.8549	0.8468	0.7918	0.8168	0.7701	0.8258	0.7756

У таблиці 2 представлені результати оцінки моделі SVC на тренувальному та тестовому наборах даних за допомогою різних метрик:

Train Accuracy: 0.8786. Це відсоток правильно класифікованих семплів у тренувальному наборі даних. Test Accuracy: 0.8549. Показник високий, що свідчить про ефективність моделі узагальнення на дані, які вона бачила під час тренування.

Train Precision: 0.8468. Це відсоток позитивних результатів серед усіх позитивних прогнозів у тренувальному наборі даних. Test Precision: 0.7918. Цей показник не високий, вказуючи на неефективність моделі на нових даних.

Train Recall: 0.8168. Test Recall: 0.7701. Аналогічно до Train Recall, цей показник не є дуже високим, тому виявлення снарядів моделлю на нових даних не є дуже високим.

Train F1 Score: 0.8258. Test F1 Score: 0.7756. Аналогічно до Train F1 Score, значення не є високим, що свідчить про неповне узгодження даних.

Таким чином, результати свідчать про високу ефективність моделі SVC у задачі класифікації снарядів, проте можливість подальшої оптимізації гіперпараметрів та дослідження альтернативних ядер залишається відкритим питанням для підвищення узагальнюючої здатності моделі.



Рис. 8 Графік порівняння точності моделей Random Forest та SVC

Модель Random Forest демонструє кращі результати за всіма метриками в порівнянні з SVC. Це вказує на те, що вона більш ефективна у вирішенні задачі класифікації снарядів, маючи більшу здатність до узагальнення, виявлення правильних класів і мінімізації помилок. Хоча SVC також може бути корисною у певних сценаріях, особливо при наявності лінійно роздільних класів, Random Forest є більш надійною моделлю для даного завдання [9].

### Висновки

Розроблено математичну модель класифікації снарядів для класифікації шести класів снарядів (А – (а-боєприпаси), А/М – (а/м-боєприпаси), А/Р – (бронебійні), А/РС – (бронебійно-набивні), М – (м-боєприпаси), Р – (бронебійні боєприпаси)) з точністю 92,45% для Random Forest і 85,49% для SVC на тестовому наборі даних.

Експериментально встановлено, що найвищу точність має модель Random Forest (95,85% тренувальної точності), яка демонструє вищу здатність до узагальнення та точності на тестових даних порівняно з моделлю SVC.

Встановлено, що зі збільшенням гіперпараметра `max_depth` для Random Forest до певної межі підвищується точність моделі, однак при надмірно великій глибині дерев можливе перенавчання, що знижує узагальнюючу здатність моделі.

Показано, що найбільш вагомими вхідними ознаками для класифікації є швидкість і позиція снарядів, які мають найбільший вплив на точність прогнозів у обох моделях.

Модель Random Forest демонструє вищу стабільність при роботі з невеликими змінами у вхідних даних, тоді як модель SVC є більш чутливою до вибору гіперпараметрів, таких як параметр `C` та ядро.

Аналіз результатів показав, що модель Random Forest має кращі показники Precision і Recall, що робить її придатною для застосування у випадках, де важлива мінімізація помилок другого роду.

### Література

1. Кайнаран, А., Денисов, І., & Марко, В. (2024). Класифікація довготривалих фортифікаційних споруд за їх стійкістю до артилерійського вогню на прикладі споруд Київського укріпленого району 1929–1932 років будівництва. *Grail of Science*, (38), 111–116.
2. Петрина, В. В., & Дорошенко, А. В. (2024). Ефективність застосування методів класифікації для задач інтелектуального аналізу великих даних. *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(5), 119–128.

3. Chen, H., & Wang, L. (2019). Deep learning approaches to ammunition classification. *Journal of Defense Engineering*, 15(3), 78–94.
4. Smith, R., et al. (2017). Interpretable machine learning for weapon recognition using SHAP values. *Proceedings of the International Conference on Defense Technologies*, 132–145.
5. Спеціалізована зовнішньоекономічна фірма "Прогрес". (2022). *Каталог: Радари, радіозв'язок та системи ППО*. Отримано з <http://progress.gov.ua/wp-content/uploads/2020/08/radar-radio-communication-and-air-defence-systems.pdf>
6. Langroodi, A. K., Vahdatikhaki, F., & Dory, A. (2021). Construction equipment activity recognition using fractional random forest. *Automation in Construction*, 122, стаття № 103465.
7. Пиріг, І. В., & Головня, Ю. І. (2022). Класифікація патронів травматичної (несмертельної) дії за способом виготовлення (спорядження) та особливості їх дослідження при вирішенні питання незаконного обігу боєприпасів. *Криміналістичний вісник*, 37(1), 44–53.
8. Сергієнко, А., & Балалаєва, О. (2022, 19 серпня). Оцінка точності розпізнавання кирилических літер за допомогою нейронних мереж та Deep Learning. *Collection of scientific papers «SCIENTIA»*, 136–140.
9. Лобода, Р. І. (2022). Дослідження технологій високошвидкісної передачі даних з безпілотних літальних апаратів.

### References

1. Kainaran, A., Denysov, I., & Marko, V. (2024). Klasyfikatsiia dovhotryvalykh fortyfikatsiinykh sporud za yikh stiikistiu do artyleriiskoho vohniu na prykladi sporud Kyivskoho ukriplenoho raionu 1929–1932 rokiv budivnytstva. *Graif of Science*, (38), 111–116.
2. Petryna, V. V., & Doroshenko, A. V. (2024). Efektyvnist zastosuvannia metodiv klasyfikatsii dlia zadach intelektualnogo analizu velykykh danykh. *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(5), 119–128.
3. Chen, H., & Wang, L. (2019). Deep learning approaches to ammunition classification. *Journal of Defense Engineering*, 15(3), 78–94.
4. Smith, R., et al. (2017). Interpretable machine learning for weapon recognition using SHAP values. *Proceedings of the International Conference on Defense Technologies*, 132–145.
5. Spetsializovana zovnishnoekonomichna firma "Prohres". (2022). *Kataloh: Radary, radiozviazok ta systemy PPO*. Otrymano z <http://progress.gov.ua/wp-content/uploads/2020/08/radar-radio-communication-and-air-defence-systems.pdf>
6. Langroodi, A. K., Vahdatikhaki, F., & Dory, A. (2021). Construction equipment activity recognition using fractional random forest. *Automation in Construction*, 122, stattia № 103465.
7. Pyrih, I. V., & Holovnia, Yu. I. (2022). Klasyfikatsiia patroniv travmatychnoi (nesmertelnoi) dii za sposobom vyhotovlennia (sporiadzhennia) ta osoblyvosti yikh doslidzhennia pry vyrishenni pytannia nezakonnogo obihu boieprypasiv. *Kryminalistychnyi visnyk*, 37(1), 44–53.
8. Serhiienko, A., & Balalaieva, O. (2022, 19 serpnia). Otsinka tochnosti rozpiznavannia kyrylychnykh liter za dopomohoiu neironnykh merezh ta Deep Learning. *Collection of scientific papers «SCIENTIA»*, 136–140.
9. Loboda, R. I. (2022). Doslidzhennia tekhnolohii vysokoshvydkisnoi peredachi danykh z bezpilotnykh litalnykh aparativ.