



МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ПРІОРИТЕТНОСТІ ГУМАНІТАРНОГО РОЗМІНУВАННЯ ТЕРИТОРІЙ НА ПІДСТАВІ ПРОГНОЗУ МІННОЇ НЕБЕЗПЕКИ ТА ГЕОЛОКАЦІЙНИХ ДАНИХ

Гуманітарне розмінування територій України є складним комплексним завданням, що потребує ефективної пріоритезації обмежених ресурсів. Традиційні підходи до планування гуманітарного розмінування територій переважно орієнтовані на оцінювання рівня мінної небезпеки без урахування присутності населення на потенційно небезпечних територіях, що обмежує їхню практичну ефективність. Розроблено метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій, що поєднує прогнозування мінної небезпеки методами машинного навчання з даними про просторову активність користувачів мобільного застосунку. Проведено порівняльний аналіз якості класифікації мінної небезпеки для алгоритмів Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, Invariant Risk Minimization та ансамблевої моделі Stacked Generalization за метриками AUC, Precision, Recall і F1-score. Встановлено, що алгоритм XGBoost продемонстрував найкращі результати класифікації мінної небезпеки серед базових моделей, тоді як ансамблева модель забезпечила найвищу якість класифікації та перевищила результати базових алгоритмів за всіма ключовими показниками. Виявлено, що найбільш значущими предикторами мінної небезпеки є відстань до лінії фронту, тип землекористування та індекс інтенсивності бойових дій. Охарактеризовано закономірності взаємозв'язків між входними ознаками моделі та встановлено відсутність критичної мультиколінеарності між предикторами. Запропоновано зважену адитивну модель, яка поєднує прогнозований ризик мінування, показник просторової активності населення та доступність територій, де рекомендованими є параметри $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,3$, $\gamma = 0,2$. Встановлено, що комбінований підхід до визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій дає змогу під час відбору обмеженої частки найбільш пріоритетних зон забезпечити більше охоплення населення порівняно з підходом, що ґрунтується тільки на оцінюванні ризику. Аналіз чутливості моделі пріоритетності підтвердив її стійкість до зміни вагових коефіцієнтів у межах 0,1 без істотного погіршення ключових показників. Результати класифікації мінної небезпеки та пріоритезації територій можна використати як основу для створення системи підтримки прийняття рішень у сфері гуманітарного розмінування територій та системи інформування населення про мінну небезпеку.

Ключові слова: геопросторовий аналіз небезпечних територій; ансамблеві моделі класифікації; машинне навчання моделей для прогнозування мінної небезпеки; пріоритезація гуманітарного розмінування територій; просторову активність користувачів мобільного застосунку.

Вступ / Introduction

Війна в Україні призвела до масштабного забруднення території вибухонебезпечними предметами, що становить одну з найбільших гуманітарних та економічних загроз для відновлення постраждалих регіонів. Близько чверті територій країни залишаються потенційно небезпечними, а процес їх очищення потребує істотних часових та ресурсних витрат. За цих умов ефективна пріоритезація процесу розмінування територій стає важливим завданням, оскільки дає змогу раціональніше використовувати обмежені ресурси.

Сучасні підходи до оцінювання мінної небезпеки дедалі активніше використовують методи машинного

навчання та геопросторового аналізу. Такі системи, як Desk-Aid [7] та RELand [16], демонструють високу ефективність у прогнозуванні ризику замінування територій на підставі комплексних наборів ознак. Водночас, більшість наявних рішень орієнтовано на оцінювання рівня ризику замінування території та не враховують просторовий розподіл населення, що, як наслідок, може призводити до неефективного розподілу ресурсів.

З огляду на це, актуальним є розроблення підходу до визначення пріоритетності розмінування територій, що поєднує прогнозування мінної небезпеки з показником присутності населення та доступності територій. Використання геолокаційних даних користувачів мобільного застосунку відкриває можливості для оціню-

© Copyright 2026 by the author(s)

Братасюк Денис Іванович, аспірант, кафедра програмного забезпечення.

Email: denys.i.bratasiuk@lpnu.ua; <https://orcid.org/0009-0001-5218-7626>

Федасюк Дмитро Васильович, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри програмного забезпечення.

Email: dmytro.v.fedasyuk@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0003-3552-7454>

Цитування за ДСТУ: Братасюк Д. І., Федасюк Д. В. Метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій на підставі прогнозу мінної небезпеки та геолокаційних даних. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 3. С. 09–16.

Citation APA: Bratasiuk, D. I., & Fedasyuk, D. V. (2026). Method for prioritizing humanitarian demining of territories based on mine hazard forecast and geolocation data. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(3), 09–16. <https://doi.org/10.36930/40360301>

вання фактичної активності населення на потенційно небезпечній території, що дає змогу точніше визначати пріоритетні зони для їх розмінування.

Об'єкт дослідження – визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій на підставі прогнозування мінної небезпеки та геолокаційних даних.

Предмет дослідження – методи і засоби визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій, що поєднують прогнозовану ймовірність виникнення мінної небезпеки та дані про просторову активність населення для формування показника пріоритетності зон першочергового обстеження.

Мета роботи – розробити метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій з урахуванням прогнозованої ймовірності виникнення мінної небезпеки та просторової активності населення, що сукупно дасть змогу встановити зони першочергового обстеження, сформувати карти пріоритетності їх розмінування та здійснити раціональний розподіл обмежених ресурсів на їх реалізацію.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні підходи до прогнозування мінної небезпеки та пріоритезації гуманітарного розмінування територій, що дасть змогу визначити сучасний стан досліджень, виявити обмеження наявних підходів та сформувати наукове підґрунтя для побудови інтегрованої системи рекомендацій;
- розробити метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій, що поєднує прогнозований рівень ризику з показниками щільності населення та доступності територій на підставі зваженої адитивної моделі, що забезпечує формування інтегрального показника пріоритетності для кожної просторової комірки;
- оцінити ефективність методу визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій у спосіб порівняння з базовим підходом пріоритезації, який враховує тільки рівень ризику, що дасть змогу визначити практичний ефект від урахування геолокаційних даних користувачів;
- провести аналіз чутливості моделі пріоритезації до зміни вагових коефіцієнтів та обґрунтувати їх рекомендовані значення, що дасть змогу оцінити стійкість запропонованого підходу до варіації параметрів моделі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Проблема прогнозування мінної небезпеки та пріоритезації гуманітарного розмінування територій є складним завданням, що поєднує методи геоінформаційних систем, машинного навчання, комп'ютерного зору та систем підтримки прийняття рішень. За умов масштабного замінування територій України [5], застосування автоматизованих підходів до оцінювання ризику та удосконалення процесу розмінування територій набуває критичного значення. Наявні дослідження у цій сфері можна систематизувати за такими напрямками: геопросторове прогнозування мінної небезпеки, виявлення мін за даними дистанційного зондування, аналітичні системи підтримки розмінування територій та інформаційні системи для інформування населення.

У роботі [7] запропоновано систему Desk-AID, яка поєднує методи Random Forest, повнозв'язні та графові нейронні мережі (GNN) для оцінювання ризику замінування територій. Застосування GNN забезпечує високу точність класифікації мінної небезпеки, до 92 %, що можна пояснити здатністю моделі враховувати просторові залежності. Водночас, цей підхід має обмеження,

зокрема – високу обчислювальну складність та обмежену масштабованість на великі території, що є критичним фактором для практичного використання.

Альтернативний підхід до прогнозування мінної небезпеки подано у роботі [16], де розроблено систему RELand, яка поєднує глибоке навчання з концепцією Invariant Risk Minimization (IRM) [2]. Основною перевагою IRM є здатність моделі зберігати високу якість прогнозування в разі перенесення на нові географічні регіони. Проте застосування IRM супроводжується високою складністю навчання та вимогами до різноманітності навчальних даних, що обмежує його практичну доступність. Загалом, сучасні геопросторові підходи демонструють високу точність прогнозування, однак залишаються обмеженими з точки зору масштабованості та інтеграції із системами прийняття рішень, орієнтованими на безпосереднього користувача.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із поєднанням геоінформаційних систем (GIS) [20] та методів машинного навчання для класифікації мінної небезпеки. У роботі [17] запропоновано підхід до прогнозування мінної небезпеки, що інтегрує експертні знання з алгоритмами Random Forest та XGBoost для прогнозування типів мін та рівня небезпеки територій. Отримана точність (97,5 %) свідчить про високу ефективність ансамблевих методів у задачах геопросторового аналізу.

У дослідженні [9] автори використовують геостатистичні методи та просторову регресію для оцінювання ризику замінування територій. Хоча такі підходи дають змогу простежити вплив окремих ознак на оцінювання ризику замінування територій, за точністю прогнозування вони поступаються сучасним методам машинного навчання, особливо за наявності складних нелінійних залежностей між вхідними ознаками моделі. Отже, використання ансамблевих методів машинного навчання є перспективним напрямом, однак потребує подальшого розвитку в частині роботи з великими геопросторовими даними.

У роботах [3, 4] продемонстровано можливість автоматичного виявлення мін за допомогою архітектури Faster R-CNN на підставі тепловізійних зображень. Подальший розвиток цього напрямку представлено у роботі [21], де використано архітектуру YOLO у поєднанні з методами активного навчання, що дало змогу досягти високих показників точності розпізнавання.

У роботі [1] запропоновано систему на базі YOLOv8, інтегровану в роботизовану платформу розмінування територій. Практична цінність такого підходу до прогнозування мінної небезпеки полягає у можливості дистанційного виконання окремих етапів технічного обстеження, що підвищує безпеку залучених фахівців.

Практичні реалізації систем підтримки розмінування територій [15] демонструють інтеграцію різноманітних джерел даних та аналітичних підходів. Зокрема, платформа SpotlightAI використовує методи машинного навчання для аналізу знімків із дронів та виявлення потенційно небезпечних об'єктів. Важливим напрямом є інтеграція великих масивів державних та комерційних даних. У цьому контексті варто відзначити співпрацю України з компанією Palantir, спрямовану на створення системи пріоритезації розмінування територій на підставі даних різних державних відомств та мобільних операторів. Такі системи забезпечують високий рівень аналітичної підтримки, проте залишаються орієтова-

ними на експертів і не враховують потреб безпосередніх користувачів.

Проведений аналіз останніх досліджень та публікацій виявив ключові обмеження сучасних підходів до прогнозування мінної небезпеки та пріоритетизації розмінування територій. Наявні системи Desk-Aid, RELand та Palantir не забезпечують інтеграцію з інструментами інформування цивільного населення. Підходи до прогнозування ризиків мінної небезпеки розглядають їх ізольовано від факторів людської присутності, що не дає можливості удосконалити процес розмінування територій. Отже, існує потреба у розробленні підходу, який поєднує прогнозування мінної небезпеки методами машинного навчання, аналіз щільності присутності населення та інтеграцію цих даних у мобільний застосунок для інформування місцевих мешканців про небезпечні території. Запропоноване дослідження спрямоване на усунення зазначених обмежень.

Матеріали та методи дослідження. У дослідженні використано набір просторових даних, сформований на підставі підходу до прогнозування мінної небезпеки, запропонованого у роботі [5], у якому територію України подано у вигляді комірок із набором військових, історичних, геопросторових та інфраструктурних ознак. Цільову змінну визначено як бінарний індикатор наявності або відсутності мінної небезпеки в межах комірки. Для моделювання просторової активності користувачів мобільного застосунку в межах експерименту використано згенеровані геокаційні дані, агреговані до рівня просторових комірок. Перед навчанням моделей виконано попереднє оброблення даних, яке містило агрегацію ознак до єдиного просторового масштабу, нормалізацію числових змінних, усунення пропущених значень та перевірку кореляцій між ознаками. Для класифікації ризику мінної небезпеки використано моделі

машинного навчання, зокрема – Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, Invariant Risk Minimization та ансамблеву модель Stacked Generalization. Якість класифікації ризику оцінено за метриками AUC-ROC, AUC-PR, Precision, Recall і F1-score.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій – це чітко регламентований державний процес установлення черговості очищення територій від вибухонебезпечних предметів (ВНП), спрямований на мінімізацію ризиків для життя людей та якнайшвидше відновлення життєдіяльності громад. В Україні цей процес базується на інтегрованому аналізі безпекових, соціальних, економічних та екологічних факторів. Офіційне регулювання здійснюється згідно з "Методичними рекомендаціями щодо визначення пріоритетності забруднених територій", затвердженими спільним наказом Мінекономіки України та Мінагрополітики.

Загальну схему методу визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій наведено на рис. 1. Метод реалізує послідовний перехід від інтеграції різнорідних просторових даних до формування ранжованого переліку пріоритетних зон гуманітарного розмінування територій з урахуванням прогнозованої ймовірності виникнення мінної небезпеки та просторової активності населення. На відміну від підходів, що обмежуються тільки класифікацією мінної небезпеки, запропонований метод поєднує прогноз ризику появи замінованих територій з урахуванням просторового розподілу населення, що дає змогу перейти від виявлення небезпечних забруднених ділянок до підвищення ефективності розмінування територій.



Рис. 1. Схема методу визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій / Diagram of the proposed method for prioritizing humanitarian demining

На першому етапі здійснюється збирання вхідних даних із кількох джерел, зокрема – інформації про бойові дії [8], дані з карт мінної небезпеки [18 та геокаційних даних користувачів мобільного застосунку. Після цього виконується попереднє оброблення даних, що

передбачає їх очищення, просторове узгодження, агрегацію та формування ознак. Це дає змогу уніфікувати різнорідні дані в єдину структуру та створити підґрунтя для прогнозування мінної небезпеки територій методами машинного навчання.

На другому етапі реалізується блок прогнозування мінної небезпеки. Для кожної просторової комірки сформований набір ознак подається на вхід базових алгоритмів машинного навчання. Отримані прогнози базових моделей інтегруються в ансамбль, який формує оцінку прогнозованої ймовірності виникнення мінної небезпеки для кожної зони. Використання ансамблевого підходу до прогнозування мінної небезпеки дає можливість поєднати переваги різних класів моделей і підвищити стійкість класифікації мінної небезпеки.

На третьому етапі формується блок пріоритизації розмінування територій, в межах якого, окрім прогнозованого ризику, враховуються також нормалізована щільність населення, визначена на підставі геолокаційних даних користувачів, та показник доступності території. Показник доступності відображає ступінь придатності території до практичного виконання робіт з розмінування територій і враховує логістичні та інфраструктурні умови доступу до просторової комірки. Інтеграція цих трьох компонентів здійснюється в межах зваженої адитивної моделі пріоритизації.

На завершальному етапі території ранжуються за пріоритетністю розмінування територій, формується карта пріоритетних зон для розмінування територій, визначаються ділянки для першочергового обстеження та проводиться аналіз чутливості коефіцієнтів моделі. Отже, запропонований метод поєднує прогнозування мінної небезпеки та пріоритизацію територій, що створює основу для обґрунтованої підтримки прийняття рішень у сфері гуманітарного розмінування територій.

Результати порівняння базових алгоритмів машинного навчання та ансамблевої моделі наведено в табл. 1. Якість моделей оцінювалася за метриками AUC-ROC, AUC-PR, Precision, Recall та F1-score, що дало змогу комплексно оцінити якість класифікації мінної небезпеки за умов дисбалансу класів. Особливу увагу приділено метриці Recall, оскільки для завдання гуманітарного розмінування територій пропуск небезпечної зони є критичнішим за хибнопозитивне спрацювання.

Табл. 1. Результати порівняння алгоритмів класифікації мінної небезпеки на тестовій вибірці / Comparison results of mine hazard classification algorithms on the test set

Модель	AUC-ROC	AUC-PR	Precision	Recall	F1-Score
Logistic Regression	0,871	0,412	0,712	0,862	0,779
Random Forest	0,927	0,615	0,795	0,861	0,827
XGBoost	0,948	0,684	0,883	0,907	0,895
IRM	0,941	0,671	0,753	0,811	0,781
Ансамблева модель	0,956	0,712	0,914	0,932	0,925

Серед базових моделей найкращі результати класифікації мінної небезпеки продемонстрував алгоритм XGBoost, що вказує на високу здатність моделі виявляти складні нелінійні залежності між різними ознаками. Водночас, найвищі результати класифікації отримано для ансамблевої моделі, порівняно з найкращою базовою моделлю, ансамбль продемонстрував покращення за всіма ключовими метриками, що підтверджує доцільність поєднання моделей різної природи в межах дворівневої архітектури.

Перевагу ансамблевого підходу до прогнозування мінної небезпеки можна пояснити здатністю метамоделі компенсувати систематичні помилки окремих класифікаторів, оскільки XGBoost ефективно моделює нелінійні залежності, IRM забезпечує стійкість до просто-

рових зсувів, а Random Forest знижує дисперсію прогнозу завдяки використанню методу bootstrap-агрегації. Безпосереднє кількісне порівняння з RELand чи DeskAid є ускладненим через відмінності у наборах даних, масштабах територій та критеріях оцінювання. Водночас, якісне порівняння свідчить, що запропонований ансамблевий підхід забезпечує показники класифікації мінної небезпеки, зрівняні з найкращими результатами, отриманими в цих роботах.

Для оцінювання впливу окремих факторів на результати класифікації проведено аналіз важливості ознак для моделей Random Forest та XGBoost. Вибір саме цих моделей зумовлений тим, що вони продемонстрували найвищі результати класифікації мінної небезпеки серед базових алгоритмів, а також дають можливість оцінити відносний внесок окремих предикторів у формування прогнозу. Результати аналізу важливості ознак наведено на рис. 2.

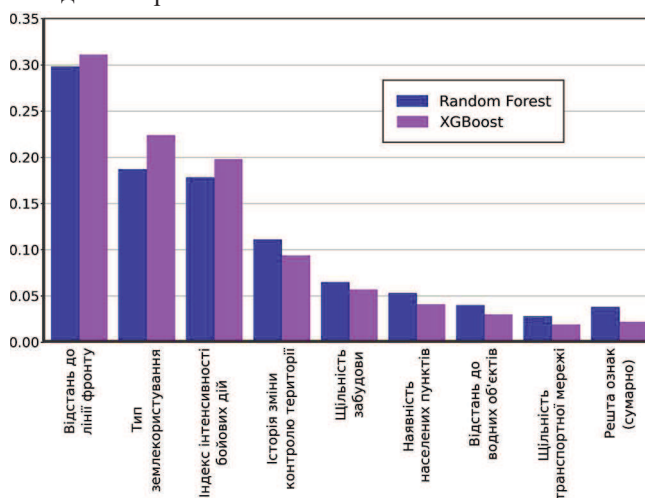


Рис. 2. Діаграма важливості ознак для класифікації мінної небезпеки / Importance diagram of characteristics for classifying mine hazards

Найбільш інформативною ознакою для обох моделей є відстань до лінії фронту, що підтверджує висновки дослідження [5] про ключову роль цього фактора. Наступною за значущістю є тип землекористування, який вказує на зв'язок між характеристиками території та ймовірністю їх мінування. Важливою ознакою також є індекс інтенсивності бойових дій, що узгоджується з висновками дослідження [7]. Окрім цього, істотний внесок має історія зміни контролю території військовими ворога, яка відображає динаміку бойових дій. Ранжування вказаних ознак є стабільним показником для обох моделей, коефіцієнт рангової кореляції Спірмена [19] між RF та XGBoost перевищує 0,95, що свідчить про високу стійкість виявлених закономірностей в отриманих результатах. Для дослідження взаємозалежностей між вхідними ознаками моделі розраховано матрицю рангової кореляції Спірмена (рис. 3).

Найсильніший від'ємний зв'язок виявлено між відстанню до лінії фронту та індексом інтенсивності бойових дій ($\rho = -0,76$), що узгоджується з просторовою залежністю між близькістю до лінії фронту та рівнем бойової активності. Ознаки, пов'язані з інтенсивністю бойових дій та зміною контролю, також демонструють високу кореляцію ($\rho = +0,71$), що свідчить про тісний зв'язок між активністю бойових дій та нестабільністю контролю над територією. Між інфраструктурними ознаками теж виявлено тісний взаємозв'язок, оскільки

щільність забудови, транспортної мережі та наявність населених пунктів корелюють у межах $\rho = +0,61 \dots +0,74$, що є характерним для урбанізованих територій. Відстань до водних об'єктів виявляє найслабші зв'язки з іншими предикторами ($|\rho| < 0,27$), що вказує на

незалежний характер цієї ознаки. Жодна з пар ознак не перевищує порогового значення $|\rho| = 0,80$, що свідчить про відсутність критичної мультиколінеарності між предикторами та підтверджує можливість їх подальшого використання.

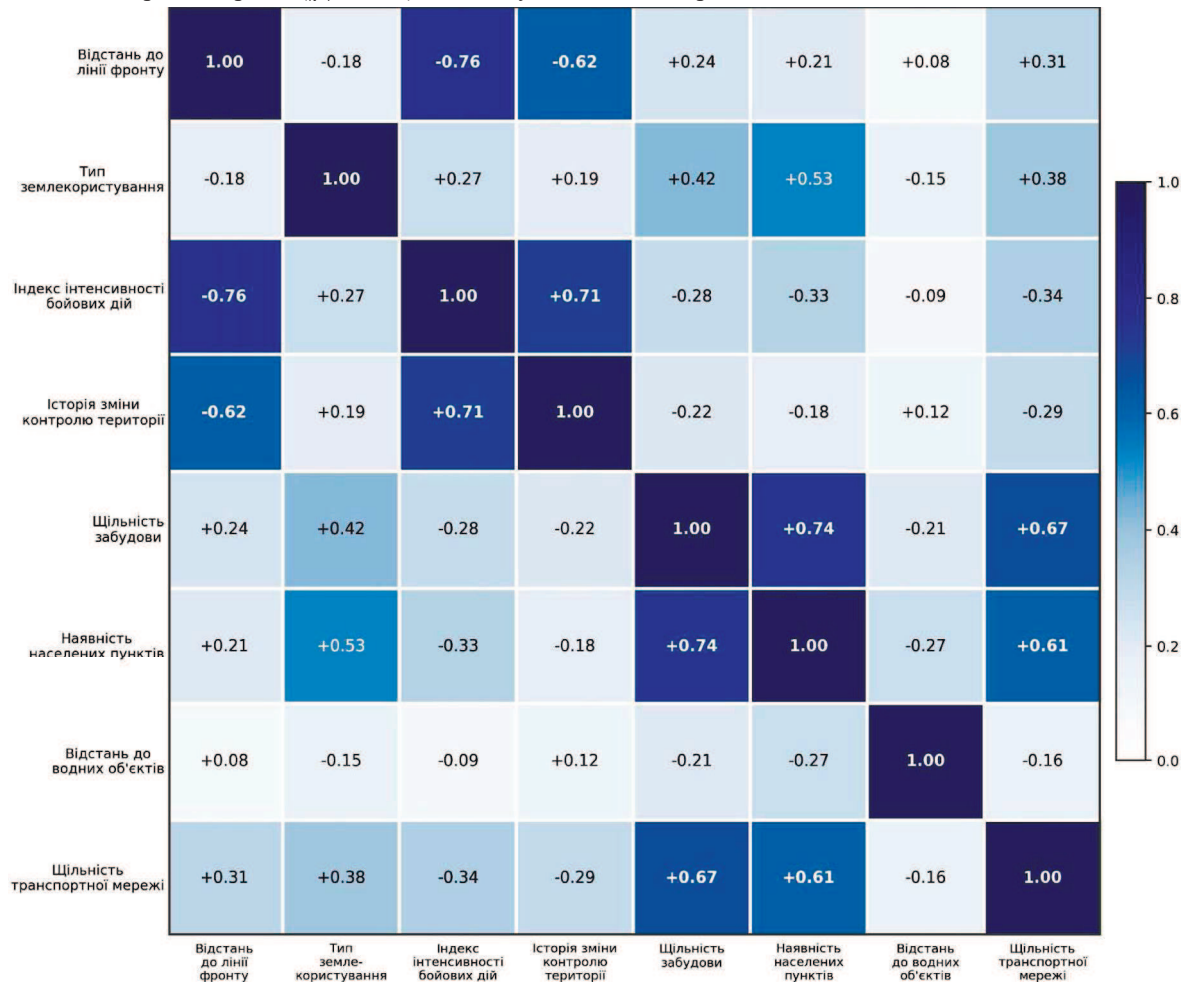


Рис. 3. Матриця рангової кореляції ознак Спірмена / Spearman's rank correlation matrix

Перехід від прогнозування мінної небезпеки до планування гуманітарного розмінування територій потребує формування інтегрального показника, який поєднує оцінювання ризику з характеристиками просторового розподілу населення та інфраструктурними обмеженнями. Задля цього запропоновано зважену адитивну модель пріоритетності, у межах якої для кожної просторової комірки z обчислюється показник пріоритетності $P(z)$ за формулою

$$P(z) = \alpha \cdot Risk(z) + \beta \cdot Density(z) + \gamma \cdot Accessibility(z),$$

де: $Risk(z)$ – прогнозована ймовірність мінування комірки z ; $Density(z)$ – нормалізована щільність населення; $ACCESSibility(z)$ – нормалізований показник доступності території; α, β, γ – вагові коефіцієнти, що задовольняють умову $\alpha + \beta + \gamma = 1$. Зважена адитивна модель пріоритетності (її ще називають методом зважених оцінок) – це математичний спосіб вибрати найважливіші завдання, особливості або проекти за допомогою виставлення балів. Цей метод допомагає команді проекту приймати об'єктивні рішення.

Використання зваженої адитивної моделі зумовлене її простотою та можливістю чіткого оцінювання внеску кожного компонента у підсумковий показник пріоритетності, що є важливим для практичного застосування в системах підтримки прийняття рішень. Для забезпе-

чення зіставності всіх компонентів їх нормалізовано до єдиного діапазону за допомогою min-max перетворення:

$$\tilde{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

де $x_{\min}$ та $x_{\max}$ – мінімальне та максимальне значення відповідної ознаки у межах досліджуваної території.

Вибір вагових коефіцієнтів здійснювався з урахуванням ролі окремих компонентів у завданні пріоритетності гуманітарного розмінування територій. Найбільшу вагу надано коефіцієнту α , що відповідає прогнозованому рівню мінної небезпеки як визначальному безпечовому критерію. Коефіцієнт β враховує соціальну значущість території через показник просторової активності користувачів мобільного застосунку, тоді як коефіцієнт γ відображає доступність території для практичного виконання робіт з розмінування територій. У межах запропонованої моделі рекомендованими значеннями є $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,3$, $\gamma = 0,2$, які забезпечують збалансоване врахування безпекового, соціального та логістичного компонентів.

На підставі обчислених значень $P(z)$ усі просторові комірки ранжуються за спаданням пріоритетності, що дає змогу сформувати перелік територій для першочергового розмінування територій та побудувати карту пріоритетних зон. Для оцінювання практичної ефективнос-

ті запропонованого підходу до прогнозування мінної небезпеки здійснено порівняння трьох конфігурацій моделі: базової, що враховує тільки ризик мінування ($\alpha = 1,0$; $\beta = 0$; $\gamma = 0$); двокомпонентної, що враховує ризик мінування та показник просторової активності користувачів ($\alpha = 0,6$; $\beta = 0,4$; $\gamma = 0$); повної, яка додатково враховує доступність території ($\alpha = 0,5$; $\beta = 0,3$; $\gamma = 0,2$). Як критерій ефективності використано показник охоплення користувачів за умови розмінування територій заданої частки території з найвищими значеннями $P(z)$. Результати порівняння конфігурацій моделі пріоритизації наведено в табл. 2.

Табл. 2. Порівняння конфігурацій моделі пріоритизації за критерієм охоплення користувачів / Comparison of prioritization model configurations by population coverage criterion

Частка території, %	Risk $\alpha = 1,0$, %	Risk + Density $\alpha = 0,6$; $\beta = 0,4$, %	Повна модель $\alpha = 0,5$; $\beta = 0,3$; $\gamma = 0,2$, %
5	6,2	10,4	10,1
10	11,6	18,7	18,9
15	17,1	26,5	27,2

Отримані результати свідчать, що врахування показника просторової активності користувачів підвищує практичну результативність пріоритизації територій. Зокрема, в разі розмінування 10 % найпріоритетніших зон двокомпонентна конфігурація забезпечує охоплення 18,7 % населення порівняно з 11,6 % для базової конфігурації. Повній моделі характерний дещо вищий показник охоплення, що дає змогу врахувати доступність територій для практичного виконання робіт, що підвищує її цінність у завданнях планування гуманітарного розмінування територій.

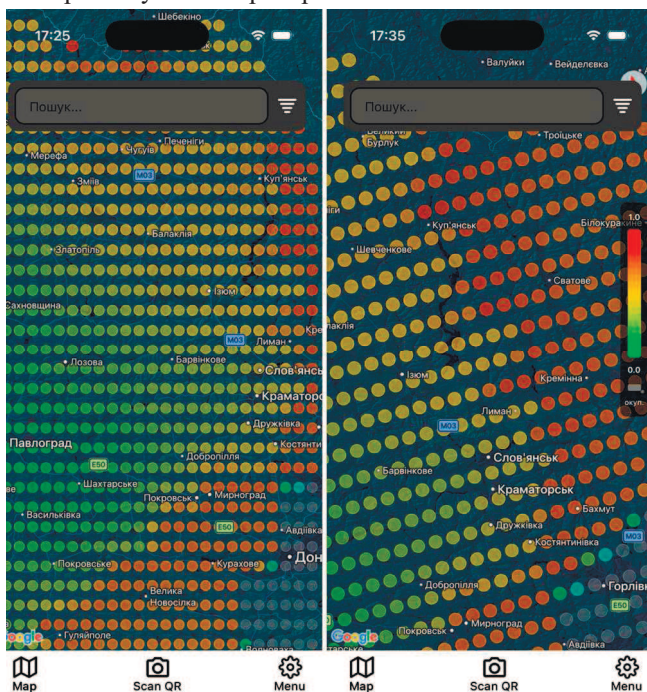


Рис. 4. Інтерфейс мобільного застосунку для візуалізації пріоритетності територій для розмінування територій / Visualization of demining priority areas in the mobile application

Для практичної реалізації запропонованого підходу до прогнозування мінної небезпеки розроблено мобільний застосунок, який забезпечує візуалізацію результатів. На рис. 4 наведено приклад відображення результатів у застосунку, де кожному комірку подано у вигляді кольорового маркера, а її колір відповідає значенню

розрахованого показника. Це дає змогу візуально виокремлювати території з нижчими та вищими значеннями показника.

Мобільний застосунок слугує клієнтським інтерфейсом до серверної моделі прогнозування та забезпечує візуалізацію результатів розрахунку на карті. Архітектура такого підходу передбачає надсилання запиту до серверної частини з подальшим отриманням координат прогнозованих осередків і відповідних значень ймовірності мінування, які відображаються у вигляді кольорових маркерів. Такий підхід дає змогу поєднати наукову модель прогнозування з прикладним інструментом для інформування населення про небезпечні території.

Отримані результати класифікації мінної небезпеки підтверджують доцільність поєднання методів машинного навчання з додатковими просторовими критеріями для вирішення завдання пріоритизації гуманітарного розмінування територій. Перевага ансамблевої моделі порівняно з базовими алгоритмами свідчить про ефективність комбінування моделей різної природи для прогнозування мінної небезпеки за умов складних нелінійних залежностей між ознаками. Водночас, результати порівняння конфігурацій моделі пріоритизації показують, що врахування просторової активності користувачів дає змогу підвищити практичну результативність відбору територій порівняно з підходом, що ґрунтується тільки на оцінюванні ризику. Дещо вищі значення показника охоплення для повної моделі порівняно з двокомпонентною конфігурацією можна пояснити урахуванням доступності територій, що знижує частку зон із максимальною концентрацією користувачів, але водночас робить результати придатнішими для практичного планування робіт.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [11] розглянуто сучасний стан використання машинного навчання для виявлення вибухонебезпечних предметів та оцінювання залишкового ризику їх наявності після проведення робіт з розмінування територій. Зокрема, автори зазначають, що більшість наявних підходів у сфері розмінування територій орієнтовано на розпізнавання об'єктів за зображеннями або сенсорними даними, тоді як прогнозування ризику мінної небезпеки залишається менш дослідженим напрямом. У роботі запропоновано метод RestoreAI, який використовує просторові закономірності розміщення мін для прогнозування ймовірності їх залишку після очищення територій. Отримані результати прогнозування мінної небезпеки узгоджуються з висновками зазначеного дослідження щодо перспективності переходу від завдання виявлення мін до завдання прогнозування ризику. Водночас, запропонований метод розширює таку постановку, оскільки використовує прогнозований ризик не тільки для оцінювання небезпеки, а й для формування пріоритетності розмінування територій.

У роботі [13] розроблено інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень TIRAMISU, яка поєднує дистанційне зондування, геопросторові дані та аналітичні засоби для гуманітарного розмінування територій. Цей підхід підтверджує важливість інтеграції різних джерел інформації в єдине середовище прийняття рішень. На відміну від зазначеної системи, запропонований метод передбачає використання інтегрального показника пріоритетності територій, який поєднує прогнозовану мінну небезпеку, просторову активність користувачів та доступність територій.

У дослідженні [14] проаналізовано підходи до пріоритезації, обстеження та контролю якості гуманітарного розмінування територій в Україні. Наголошено на потребі використання штучного інтелекту не тільки для виявлення небезпечних об'єктів, а й для планування робіт та раціонального розподілу ресурсів. Отримані результати пріоритезації конкретизують зазначений підхід, оскільки запропонований метод дає змогу кількісно порівнювати різні конфігурації пріоритезації та оцінити їх практичну результативність за показником охоплення користувачів.

У роботі [12] запропоновано просторову модель прогнозування ризику мінування, що використовує географічні та соціально-економічні дані для підтримки розподілу ресурсів у процесах розмінування територій. Результати запропонованого методу розвивають цей підхід, оскільки для класифікації ризику застосовано алгоритми машинного навчання та ансамблеву модель, яка забезпечила найвищі значення $AUC-ROC = 0,956$ та $F1-score = 0,925$. На відміну від цієї роботи, де основну увагу приділено прогнозуванню ризику як окремих задач, у запропонованому нами дослідженні результати класифікації ризику мінування використано як один із компонентів інтегральної моделі пріоритетності.

У роботі [6] запропоновано модель підтримки прийняття рішень для формування безпечних та економічно ефективних планів для пошуку мін. Основну увагу сфокусовано на удосконаленні обстеження територій і зниженні ризику для фахівців, які виконують роботи з розмінування територій. Такий підхід підтверджує важливість переходу від визначення небезпечних зон до удосконалення практичних дій на місцевості. Запропонований метод є суміжним за метою, однак застосовується на попередньому етапі планування, оскільки забезпечує ранжування просторових комірок за пріоритетністю до початку детального обстеження. Це дає змогу використовувати його як підготовчий етап для подальшого планування обстеження та виконання робіт.

Проведене обговорення результатів дослідження показало, що на відміну від підходів до оцінювання мінної небезпеки, що зосереджуються переважно на виявленні мін або побудові карт ризику, запропонований метод поєднує прогнозований ризик мінної небезпеки, просторову активність користувачів мобільного застосунку та доступність територій у межах єдиного показника пріоритетності. Це дає змогу підвищити практичну цінність результатів для планування гуманітарного розмінування територій за умов обмежених ресурсів.

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

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – отримав подальший розвиток метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій, який, на відміну від наявних методів, інтегрує прогнозовані ймовірності виникнення мінної небезпеки з показниками просторової активності населення, що сукупно дає змогу встановити зони першочергового обстеження, сформувати карти пріоритетності їх розмінування та здійснити раціональний розподіл обмежених ресурсів.

Практична значущість результатів дослідження – можна застосувати як основу для систем підтримки прийняття рішень під час планування гуманітарного розмінування територій, зокрема – для формування

карт пріоритетних зон, визначення територій першочергового обстеження та раціонального розподілу обмежених ресурсів.

Висновки / Conclusions

Розроблено метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій з урахуванням прогнозованої ймовірності виникнення мінної небезпеки та просторової активності населення, що сукупно дає змогу встановити зони першочергового обстеження, сформувати карти пріоритетності їх розмінування та здійснити раціональний розподіл обмежених ресурсів. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано сучасні підходи до прогнозування мінної небезпеки, виявлення вибухонебезпечних об'єктів та підтримки прийняття рішень у гуманітарному розмінуванні, що дало змогу встановити їх обмеження, зокрема – зосередженість на оцінюванні рівня небезпеки без урахування просторової активності населення та доступності територій.
2. Розроблено метод визначення пріоритетності гуманітарного розмінування територій, який поєднує прогнозований рівень мінної небезпеки та показник просторової активності населення на підставі зваженої адитивної моделі, що забезпечує формування показника пріоритетності для кожної просторової комірки та дає змогу ранжувати території за доцільністю першочергового розмінування територій.
3. Проведено порівняння алгоритмів Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, Invariant Risk Minimization та ансамблевої моделі, де ансамбль типу Stacked Generalization забезпечив найвищі показники за основними метриками $AUC-ROC = 0,956$, $AUC-PR = 0,712$ та $F1-score = 0,925$.
4. Оцінено ефективність запропонованого методу порівняно з базовим ризик-орієнтованим підходом, який враховує тільки рівень мінної небезпеки. Встановлено, що інтеграція геолокаційних даних користувачів забезпечує підвищення охоплення населення на 63 % в разі відбору 10 % найпріоритетніших зон.
5. Проведено аналіз чутливості моделі до зміни вагових коефіцієнтів, встановлено стійкість запропонованого підходу до помірної варіації параметрів та обґрунтовано рекомендовані значення $\alpha = 0,5$, $\beta = 0,3$, $\gamma = 0,2$, які дають змогу врахувати безпекові, соціальні та логістичні критерії у процесі визначення пріоритетності територій для розмінування.

References

1. Al-sleman, A. S. A., & Abubakr, G. (2024). Adaptive landmine detection and recognition in complex environments using YOLOv8 architectures. *Journal of Smart Systems Research*, 5(2), 110–120. <https://doi.org/10.58769/joinssr.1542886>
2. Arjovsky, M., Bottou, L., Gulrajani, I., & Lopez-Paz, D. (2019). Invariant risk minimization. arXiv preprint 1907.02893. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.02893>
3. Baur, J., Dewey, K., Steinberg, G., & Nitsche, F. O. (2024). Modeling the effect of vegetation coverage on unmanned aerial vehicles-based object detection: A study in the minefield environment. *Remote Sensing*, 16(12), article ID 2046. <https://doi.org/10.3390/rs16122046>
4. Baur, J., Steinberg, G., Nikulin, A., Chiu, K., & de Smet, T. S. (2020). Applying deep learning to automate UAV-based detection of scatterable landmines. *Remote Sensing*, 12(5), article ID 859. <https://doi.org/10.3390/rs12050859>
5. Bratasiuk, D. I., & Fedasyuk, D. V. (2026). Prediction of landmine contamination risk using a machine learning model ensemble. *Visnyk of Vinnytsia Politechnic Institute*, 2(185), 40–47. <https://doi.org/10.31649/1997-9266-2026-185-2-40-47>

6. Camacho-Sanchez, C., Yie-Pinedo, R., & Galindo, G. (2023). Humanitarian demining for the clearance of landmine-affected areas. *Socio-Economic Planning Sciences*, 88, article ID 101611. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2023.101611>
7. Cirillo, F., Solmaz, G., Peng, Y. H., Bizer, C., & Jebens, M. (2024). Desk-Aid: Humanitarian aid desk assessment with geospatial AI for predicting landmine areas. arXiv preprint 2405.09444. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.09444>
8. DeepStateMap. (n.d.). Map of the war in Ukraine. URL: <https://deepstatemap.live>
9. Hutsul, T., Khobzei, M., Tkach, V., Krulikovskiy, O., Moisiuk, O., Ivashko, V., & Samila, A. (2024). Review of approaches to the use of unmanned aerial vehicles, remote sensing and geographic information systems in humanitarian demining: Ukrainian case. *Heliyon*, 10(7), article ID e29142. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29142>
10. Kischelewski, B., Cathcart, G., Wahl, D., & Guedj, B. (2025). AI for explosive ordnance detection in clearance operations: The state of research. arXiv preprint 2411.05813. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.05813>
11. Kischelewski, B., Guedj, B., & Wahl, D. (2025). RestoreAI: Pattern-based risk estimation of remaining explosives. arXiv preprint 2507.19873. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.19873>
12. Kosmas, P., Rafique, W., Barras, J., Joglekar, S. P., & Zheng, D. (2019). Predictive analysis of landmine risk. *IEEE ACCESS*, 7, 107259–107269. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2929677>
13. Krtalić, A., & Bajić, M. (2019). Development of the TIRAMISU advanced intelligence decision support system. *European Journal of Remote Sensing*, 52(1), 40–55. <https://doi.org/10.1080/22797254.2018.1550351>
14. Kryvenchuk, Y., & Doroshchuk, R. (2026). AI approaches for prioritization, survey, and quality control in humanitarian demining in Ukraine. *Science and Technology Today*, 3(57), 3233–3254. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3\(57\)-3233-3254](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3(57)-3233-3254)
15. Ministry of Economy of Ukraine. Automation of demining processes and the use of AI: The Ministry of Economy signs a partnership agreement with Palantir. *Ministry of Economy of Ukraine*. URL: <https://me.gov.ua/News/Detail?id=2e35612d-f83a-43af-bcd7-185b90c695c0&lang=enGB&showMenuTree=true&title=AutomationOfDeminingProcessesAndTheUseOfAiTheMinistryOfEconomySignsAPartnershipAgreementWithPalantir>
16. Rubio, M. D., Zeng, S., Wang, Q., Alvarado, D., Moreno, F., Heidari, H., & Fang, F. (2024). RELand: Risk estimation of landmines via interpretable invariant risk minimization. *ACM Journal on Computing and Sustainable Societies*, 2(2), article number 23, 1–29. <https://doi.org/10.1145/3648437>
17. Saliba, A., Tout, K., Zaki, C., & Claramunt, C. (2024). A location-based model using GIS with machine learning, and a human-based approach for demining a post-war region. *Journal of Location Based Services*, 18(2), 162–184. <https://doi.org/10.1080/17489725.2023.2298803>
18. State Emergency Service of Ukraine (DSNS). (n.d.). Interactive map of areas that may be contaminated with explosive objects URL: <https://mine.dsns.gov.ua/>
19. Van den Heuvel, E., & Zhan, Z. (2022). Myths about linear and monotonic associations: Pearsons r, Spearmans ρ , and Kendalls τ . *The American Statistician*, 76(1), 44–52. <https://doi.org/10.1080/00031305.2021.2004922>
20. Vinuesa-Martinez, J., Correa-Peralta, M., Ramirez-Anormaliza, R., Franco Arias, O., & Vera Paredes, D. (2024). Geographic information systems (GISs) based on WebGIS architecture: Bibliometric analysis of the current status and research trends. *Sustainability*, 16(15), article ID 6439. <https://doi.org/10.3390/su16156439>
21. Vivoli, E., Bertini, M., & Capineri, L. (2024). Deep learning-based real-time detection of surface landmines using optical imaging. *Remote Sensing*, 16(4), article ID 677. <https://doi.org/10.3390/rs16040677>

D. I. Bratasiuk, D. V. Fedasyuk

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

METHOD FOR PRIORITIZING HUMANITARIAN DEMINING OF TERRITORIES BASED ON MINE HAZARD FORECAST AND GEOLOCATION DATA

Humanitarian demining in Ukraine is a complex and resource-intensive task that requires evidence-based prioritization of hazardous territories. Traditional approaches mainly focus on assessing mine hazard or confirming contamination, while the spatial presence of the population and the practical ACCESSibility of territories are often considered separately. The purpose of this study is to develop a method for prioritizing territories for humanitarian demining by combining landmine risk prediction with geolocation-based indicators of population activity and territorial ACCESSibility. The study uses a spatial dataset represented by grid cells that describe military, historical, infrastructural, and geographic factors. Logistic Regression, Random Forest, XGBoost, Invariant Risk Minimization, and a Stacked Generalization ensemble model were compared using AUC-ROC, AUC-PR, Precision, Recall, and F1-score. The results show that XGBoost achieved the best performance among the base models, whereas the ensemble model provided the highest classification quality, reaching AUC-ROC = 0.956 and F1-score = 0.925. The most significant predictors of mine hazard were identified as distance to the front line, land use type, battle intensity index, and history of territorial control changes. Spearman rank correlation analysis confirmed stable feature rankings for the strongest base models and showed no critical multicollinearity between predictors. A weighted additive prioritization model was proposed to integrate the predicted landmine risk, normalized population presence density, and normalized ACCESSibility indicator. The recommended weights $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.3$, and $\gamma = 0.2$ provide a balanced consideration of safety, social, and logistical criteria. The comparison of prioritization configurations demonstrated that the combined approach provides higher population coverage when only a limited share of the highest-priority zones can be cleared. At the 10 % territory-clearing threshold, the model that includes risk and population density increased population coverage from 11.6 % to 18.7 %, while the full model reached 18.9 %. Sensitivity analysis confirmed robustness to moderate changes in weight coefficients. The obtained results can be used as a basis for decision support systems for demining planning and mobile information systems aimed at warning civilians about potentially dangerous areas.

Keywords: geospatial analysis of hazardous areas; ensemble classification models; machine learning-based mine hazard prediction; prioritization of humanitarian demining; spatial activity of mobile app users.