

**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ВИБУХОНЕБЕЗПЕЧНИХ
ПРЕДМЕТІВ ПРИ МЕХАНІЗОВАНИХ ЗЕМЛЯНИХ РОБОТАХ**

**INTELLIGENT SYSTEM FOR DETECTING EXPLOSIVE OBJECTS DURING
MECHANIZED EARTHWORKS**



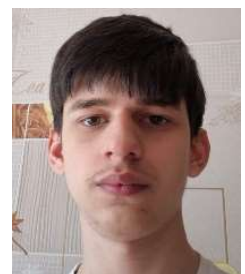
Левківський Сергій Анатолійович, старший викладач кафедри інженерії машин транспортного будівництва, Національний транспортний університет, Київ, Україна, email: s.a.levkovsky@gmail.com,

<https://orcid.org/0000-0003-1515-4240>



Ющенко Микола Миколайович, викладач професійно-теоретичного навчання, спеціаліст вищої категорії, Комунальний заклад професійної (професійно-технічної) освіти «Київський професійний коледж артдизайну», Київ, Україна, email: yuschenko86@gmail.com,

<https://orcid.org/0000-0002-0401-3787>



Тригубець Олександр Миколайович, здобувач, Комунальний заклад професійної (професійно-технічної) освіти «Київський професійний коледж артдизайну», Київ, Україна, email: sasatrigubec366@gmail.com .

<https://orcid.org/0009-0000-0317-6229>

Анотація. В роботі розглядається питання створення інтелектуальної мультисенсорної системи для виявлення вибухонебезпечних предметів (ВНП) при виконанні механізованих земляних робіт екскаваторами та бульдозерами. Актуальність роботи зумовлена значним забрудненням територій України ВНП внаслідок воєнних дій та необхідністю підвищення безпеки відновлювальних робіт.

Об'єкт дослідження – процес виявлення вибухонебезпечних предметів у ґрунті під час роботи землерийної техніки.

Мета дослідження полягає в розробці концепції та архітектури інтелектуальної системи, здатної в реальному часі з високою точністю ідентифікувати ВНП, мінімізуючи ризик для персоналу та підвищуючи продуктивність робіт шляхом інтеграції даних різномірних сенсорів та застосування алгоритмів штучного інтелекту, а саме: ймовірності виявлення ВНП; рівня хибних спрацювань; глибини зондування для різних типів ВНП; часу обробки даних для забезпечення безперервної роботи техніки.

В роботі наводяться результати аналітичних досліджень, проведених шляхом аналізу літературних джерел та комп'ютерного моделювання роботи системи в різних ґрунтових умовах. Запропонована система інтегрує георадар (GPR) діапазону 400–900 МГц, магнітоградієнтний датчик, інфрачервоний сенсор та інерційний вимірювальний модуль. Обробка даних здійснюється за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN) для аналізу GPR-сигналів, рекурентних нейронних мереж (LSTM) для аналізу магнітних сигналів та байєсівської інтеграції (Bayesian fusion) для об'єднання результатів. Проведені дослідження дозволили визначити основний напрямок підвищення ефективності виявлення ВНП за рахунок комплексної обробки мультисенсорних даних в умовах експлуатації дорожньо-будівельних машин.

Ключові слова: Вибухонебезпечні предмети, георадар, землерийна техніка, штучний інтелект, згорткові нейронні мережі, LSTM, байєсівська інтеграція, безпека праці, механізовані земляні роботи.

Вступ

Постановка проблеми.

Проблема забруднення територій вибухонебезпечними предметами (ВНП) є особливо актуальною для України після воєнних дій та в процесі розмінування. Транспортні засоби та механізми для земляних робіт є важливою складовою інфраструктури відновлення, що забезпечує ефективне виконання будівельних та відновлювальних робіт. Однак експлуатація такої техніки на потенційно забруднених територіях пов'язана з підвищеними ризиками, адже контакт з ВНП може призвести до серйозних аварій та значних матеріальних збитків.

Масштаби проблеми для України.

За даними міжнародних організацій, потенційно забрудненими вибухонебезпечними предметами залишаються значні площі сільськогосподарських угідь та територій, призначених для відбудови. Щорічно під час проведення земляних робіт фіксуються інциденти, пов'язані з детонацією ВНП, що підкреслює гостроту проблеми. Загострення проблеми підтверджується свіжою статистикою: лише за період повномасштабної війни, станом на жовтень 2025 року, в Україні від мін та вибухонебезпечних залишків війни постраждало щонайменше 1330 осіб, включаючи 135 дітей [15]. Це вимагає не просто наявності методів розмінування, а створення інтелектуальних систем, здатних працювати на випередження безпосередньо під час виконання робіт.

Сучасні методи розмінування мають обмежену ефективність через: різноманітність типів ґрунтів, наявність пластикових та металевих ВНП різної конфігурації, великі площі для очищення та необхідність забезпечення безпеки операторів. Зростання обсягів відновлювальних робіт, збільшення експлуатаційних навантажень та жорсткі вимоги до безпеки роблять питання розробки інтелектуальних систем виявлення ВНП при механізованих земляних роботах все більш актуальним.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Питанням розробки та вдосконалення систем виявлення вибухонебезпечних об'єктів присвячені роботи науковців Daniels D.J. [1], Sato M. [2], Billings S. [3] та інших дослідників. У роботі [1] розглянуті сучасні методи георадарного зондування ґрунту, але не розглянуто застосування штучного інтелекту для класифікації об'єктів. У роботі [2] представлені результати досліджень щодо виявлення підземних об'єктів з використанням GPR та базових алгоритмів машинного навчання, однак не враховано специфіку роботи на рухомих платформах землерийної техніки.

Роботи [3, 4, 5] присвячені мультисенсорним підходам до виявлення мін, проте потребують подальшого розвитку питання інтеграції різних типів сенсорів у єдину систему реального часу для землерийної техніки. Результати аналізу публікацій свідчать, що й нині актуальним залишається питання розробки комплексної інтелектуальної системи виявлення ВНП для механізованих земляних робіт з урахуванням специфічних умов експлуатації в Україні.

Огляд сучасних портативних детекторів вибухових речовин.

Аналіз сучасних технологій детекції, проведений у роботі [13], демонструє широкий спектр сенсорів, придатних для інтеграції в мобільні роботизовані комплекси. Більшість комерційно доступних приладів використовують спектрометрію іонної рухливості (IMS), інфрачервону спектроскопію з перетворенням Фур'є (FTIR) або раманівську спектроскопію (RS). Системи на основі IMS, такі як M-ION, досягають чутливості на рівні ppb, тоді як газові хроматографи з мас-спектрометрами (GC-MS), наприклад Griffin™ G510, забезпечують межі виявлення в діапазоні ppb [13]. Особливий інтерес становлять лазерно-індуковані флуоресцентні (LIF) пристрої (наприклад, Fido X4), що працюють на нанограмовому рівні, та кварцові мікроваги (QCM) (наприклад, EXPLOSCAN), які функціонують у діапазоні ppb [13]. Лише незначна частина пристроїв використовує дві ортогональні аналітичні техніки, що підвищує надійність виявлення та зменшує кількість хибних спрацювань. Це підкреслює правильність обраного в даній роботі мультисенсорного підходу з інтеграцією даних.

Сучасні тенденції розвитку портативних детекторів вибухових речовин.

Останні досягнення в галузі сенсорики демонструють широкий спектр технологій, придатних для інтеграції в мобільні платформи. Вкрай важливим є той факт, що лише чотири з проаналізованих пристроїв використовують дві ортогональні аналітичні техніки, що суттєво підвищує надійність виявлення та зменшує кількість хибних спрацювань. Це підкреслює правильність обраного в даній роботі мультисенсорного підходу.

Новітні напрямки в розробці сенсорів.

Паралельно розвиваються принципово нові типи сенсорів. Проривним напрямком є створення біосенсорів на основі рекомбінантних мікроорганізмів. Наприклад, сконструйовані клітини *Escherichia coli* здатні продукувати біоломінесценцію у відповідь на 2,4-динітротолуол (2,4-DNT) — летку домішку тротилу (TNT), що присутня у випаровуваннях над мінами. Прототипи таких біосенсорів виявляють газоподібний 2,4-DNT у концентраціях до 50 ppb [13]. Інший напрямок пов'язаний з функціоналізацією наноструктур на основі діоксиду титану (TiO₂), що дозволяє досягати швидкого та селективного виявлення таких небезпечних вибухових речовин, як триацетонтріпероксид (TATP) [13]. Ці розробки підтверджують перспективність використання в інтелектуальній системі не лише георадара, а й додаткових каналів, здатних ідентифікувати хімічні сигнали ВВП.

Порівняльна характеристика методів виявлення ВВП.

Результати аналізу публікацій свідчать, що й нині актуальним залишається питання розробки комплексної інтелектуальної системи виявлення ВВП для механізованих земляних робіт з урахуванням специфічних умов експлуатації в Україні. Для наочності, основні переваги та недоліки розглянутих методів зведено у таблицю 1.

Мета і завдання дослідження.

Метою дослідження є розробка концепції та архітектури інтелектуальної мультисенсорної системи для виявлення вибухонебезпечних предметів при виконанні механізованих земляних робіт екскаваторами та бульдозерами, здатної працювати у реальному часі з високою точністю та мінімальним ризиком для персоналу.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- провести аналіз існуючих методів виявлення ВВП та обґрунтувати вибір сенсорної платформи;
- розробити концепцію та архітектуру системи з урахуванням специфіки роботи землерийної техніки;
- визначити алгоритми штучного інтелекту для обробки мультисенсорних даних;
- провести моделювання та оцінити ефективність запропонованої системи.

**Таблиця 1 – Порівняльний аналіз методів виявлення ВНП
Table 1 – Comparative analysis of methods for determining GNP**

Метод / Джерело	Переваги	Недоліки	Застосовність для землерийної техніки
Георадар (GPR) [1, 2, 6, 11]	Висока роздільна здатність, виявлення неметалевих об'єктів, велика глибина зондування в сухих ґрунтах.	Складність інтерпретації сигналів, сильне затухання у вологих глинистих ґрунтах, чутливість до вібрацій.	Обмежена без додаткової обробки та компенсації руху.
Магнітометрія / Металодетектори [3, 5, 8]	Висока чутливість до металевих об'єктів, відносно проста інтерпретація.	Не виявляє пластикові ВНП, чутливість до магнітного шуму техніки та металевого засмічення ґрунту.	Частково, потребує просторової фільтрації сигналу.
Оптичні / Гіперспектральні сенсори [3, 8]	Ефективні для виявлення поверхневих об'єктів, висока деталізація, можливість хімічного аналізу.	Не працюють із заглибленими об'єктами, залежність від освітлення, погоди та рослинності.	Висока (для контролю поверхні перед робочим органом).
Тепловізійні сенсори [3, 8]	Виявлення температурних аномалій, незалежність від освітлення.	Обмежена глибина, залежність від часу доби та теплової інерції ґрунту.	Середня (як допоміжний канал).
Мультисенсорні роботизовані платформи [5, 10]	Комплексне виявлення різних типів ВНП, висока точність, дистанційність, картування.	Висока складність та вартість, потреба у потужних обчисленнях для фузії даних в реальному часі.	Висока (є прототипом для запропонованої системи).

Виклад основного матеріалу.

Умови експлуатації землерийної техніки в Україні.

Україна характеризується різноманітністю типів ґрунтів: піски, суглинки, глини, чорноземи, що впливає на параметри розповсюдження електромагнітних хвиль та магнітних полів. Територія часто має металеве засмічення у вигляді дроту, уламків конструкцій, що створює додаткові труднощі для виявлення ВНП. Режими роботи передбачають пошарове зняття ґрунту товщиною 50–300 мм при швидкості переміщення робочого органу 0,2–0,6 м/с та глибині копання до 2,5–4,0 м.

Фізико-механічні властивості ґрунтів та їх вплив на виявлення.

Ефективність георадарного зондування суттєво залежить від діелектричної проникності (ϵ) та питомого електричного опору ґрунту. Для різних типів ґрунтів, поширених в Україні, ці параметри суттєво відрізняються, що необхідно враховувати при налаштуванні системи. Орієнтовні значення наведено в таблиці 2.

Аналіз впливу зовнішніх факторів на стабільність системи.

Ефективність мультисенсорної системи виявлення ВНП суттєво залежить від фізико-хімічних властивостей середовища та техногенного фону. Основними дестабілізуючими

факторами для запропонованої архітектури є: Вологість та тип ґрунту: Високий вміст вологи в суглинках та чорноземах призводить до значного затухання електромагнітних хвиль GPR-діапазону (400–900 МГц), що зменшує глибину зондування. Для компенсації цього ефекту в алгоритмі CNN передбачено адаптивне посилення сигналу залежно від діелектричної проникності середовища. Металева засміченість: Наявність дрібних металевих уламків, дроту або гільз створює інтенсивний магнітний шум для магнітоградієнтного датчика. Використання LSTM-мереж дозволяє фільтрувати такі завади за рахунок аналізу просторово-часової структури сигналу, що відрізняє компактні об'єкти (уламки) від масивних ВВП. Електромагнітні наведення: Робота двигуна та гідросистем землерийної техніки створює низькочастотні завади. Використання модуля IMU та екранованих корпусів сенсорів IP65 дозволяє мінімізувати вплив вібрацій та наведень на точність класифікації.

Таблиця 2 – Електрофізичні параметри основних типів ґрунтів України
Table 2 – Electrophysical parameters of the main soil types in Ukraine

Тип ґрунту (стан)	Відносна діелектрична проникність (ϵ)	Питомий електричний опір (Ом·м)	Прогнозована глибина зондування GPR (400 МГц), м
Пісок (сухий)	3-6	>1000	до 2.5
Пісок (вологий)	10-20	100-500	до 1.2
Суглинок (вологий)	10-15	50-100	до 0.8-1.0
Глина (волога)	15-40	10-50	до 0.5-0.7
Чорнозем (помірно вологий)	8-15	80-200	до 1.0-1.3

Класифікація вибухонебезпечних предметів.

ВВП класифікуються за матеріалом (металеві, комбіновані, пластикові), за геометрією (циліндричні, дископодібні, довільної форми) та за глибиною залягання: поверхневі (0–100 мм), мілкозалягаючі (100–300 мм), заглиблені (300–1500 мм). Різноманітність типів ВВП вимагає застосування мультисенсорного підходу для забезпечення високої ймовірності виявлення.

Вимоги до системи виявлення.

Система повинна забезпечувати безперервний моніторинг зони перед робочим органом з глибиною зондування не менше 0,6 м та частотою оновлення не менше 10 Гц. Експлуатаційні умови передбачають роботу при температурі від –20 до +45 °С, вібраціях до 5 g та захист IP65. Маса сенсорного модуля обмежується 40–60 кг для можливості монтажу на серійну техніку.

Мультисенсорний блок включає: георадар (GPR) діапазону 400–900 МГц з 2 каналами для виявлення об'єктів з різною діелектричною проникністю; магнітоградієнтний датчик для виявлення металевих об'єктів; інфрачервоний (ІЧ) сенсор для виявлення поверхневих аномалій; інерційний вимірювальний модуль (IMU) для компенсації руху платформи. Зона сканування повинна покривати фронт 1,5–2 м перед робочим органом на глибину 0,6–0,8 м.

Обґрунтування вибору сенсорів.

Вибір діапазону GPR 400–900 МГц є компромісним рішенням: нижні частоти (400 МГц) забезпечують більшу глибину зондування (до 2,5 м у сухих пісках), але мають нижчу роздільну здатність, тоді як вищі (900 МГц) дозволяють краще розрізняти малі об'єкти, але на меншій глибині [2, 9]. Магнітоградієнтний датчик обрано через його здатність виявляти наведені магнітні поля від феромагнітних елементів ВВП, включаючи мінімальну кількість металу в сучасних мінах. ІЧ-сенсор (тепловізор) дозволяє фіксувати термічні аномалії, які можуть виникати над

мілкозалежними об'єктами внаслідок різної теплопровідності [3, 8]. IMU є критично важливим для корекції положення сенсорів на рухомій платформі, що зазнає вібрацій та переміщень робочого органу.

Архітектура системи обробки даних.

Система обробки базується на багаторівневій архітектурі зображено на рисунку 1: перший рівень – попередня обробка сигналів (фільтрація шумів, компенсація руху); другий рівень – застосування згорткових нейронних мереж (CNN) для обробки GPR-даних та рекурентних нейронних мереж (LSTM) для аналізу магнітних сигналів; третій рівень – Bayesian fusion для інтеграції результатів різних сенсорів; четвертий рівень – прийняття рішення про наявність ВВП та формування керуючих сигналів.

Система обробки базується на багаторівневій архітектурі (рис. 1):

Рівень 1 – попередня обробка: фільтрація шумів, компенсація руху.

Рівень 2 – нейромережева обробка: CNN для GPR-даних, LSTM для магнітних сигналів.

Рівень 3 – байєсівська інтеграція (Bayesian integration): об'єднання результатів різних сенсорів.

Рівень 4 – прийняття рішення: формування керуючих сигналів (попередження / блокування).

На рисунку 1 схематично зображено потоки даних: сигнали від сенсорів надходять на блок фільтрації, далі паралельно обробляються CNN (для GPR) та LSTM (для магнітних даних), після чого результати інтегруються байєсівським методом, і на виході формується рішення про наявність ВВП.

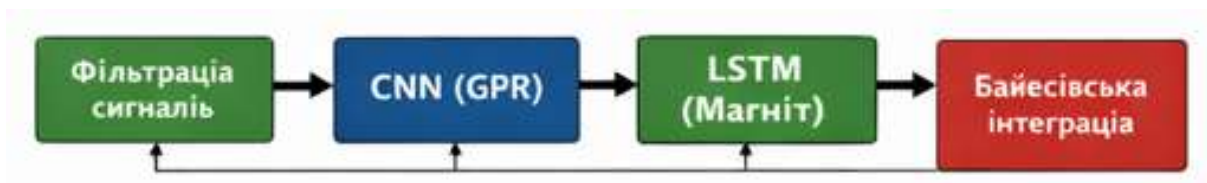


Рисунок 1 – Архітектура системи обробки даних.

Figure 1 – Data processing system architecture.

Алгоритми штучного інтелекту.

Для обробки GPR-даних використовується CNN архітектури з 5 шарами конволюції та 2 повнозв'язними шарами. Магнітні часові ряди обробляються за допомогою LSTM з 3 шарами по 128 одиниць кожен.



Рисунок 2 – Блок-схема обробки даних інтелектуальної системи

Figure 2 – Block diagram of the intelligent system's data processing

Інтеграція результатів здійснюється методом Bayesian fusion з урахуванням апіорних ймовірностей для різних типів ґрунтів, алгоритм системи виявлення ВНП показано на рисунку 3. Критерії прийняття рішення: при $P(\text{ВНП}) > 0,95$ – автоматичне блокування робочого органу, при $0,85 < P \leq 0,95$ – попередження оператору. А отже:

– CNN для GPR-радарограм: використовується 1D CNN з 5 згортковими шарами та 2 повнозв'язними шарами. Вхід – А-скани (амплітуда vs глибина). Архітектура включає шари: вхідний, згортка–ReLU–підвибірка, перетворення, повнозв'язні, softmax для класифікації (фон / ВНП / металеве сміття) [1, 4].

– LSTM для магнітних сигналів: мережа з 3 шарами по 128 одиниць обробляє часові ряди магнітного поля, виявляючи довготривалі залежності та відрізняючи компактні ВНП від протяжних уламків [1, 4].

– Байєсівська інтеграція (Bayesian integration): результати CNN та LSTM (ймовірності класів) поєднуються з апіорною інформацією (тип ґрунту, глибина, дані ІЧ) для обчислення апостеріорної ймовірності наявності ВНП. Використання підходу, близького до методу Демпстера-Шафера, дозволяє ефективно комбінувати свідчення від різномірних сенсорів [7]. Гіперпараметри нейромереж можуть оптимізуватися байєсівськими методами [1, 4].

На рисунку 3 наведено алгоритм роботи системи виявлення ВНП, який ілюструє логіку прийняття рішень на основі порогових значень ймовірності.

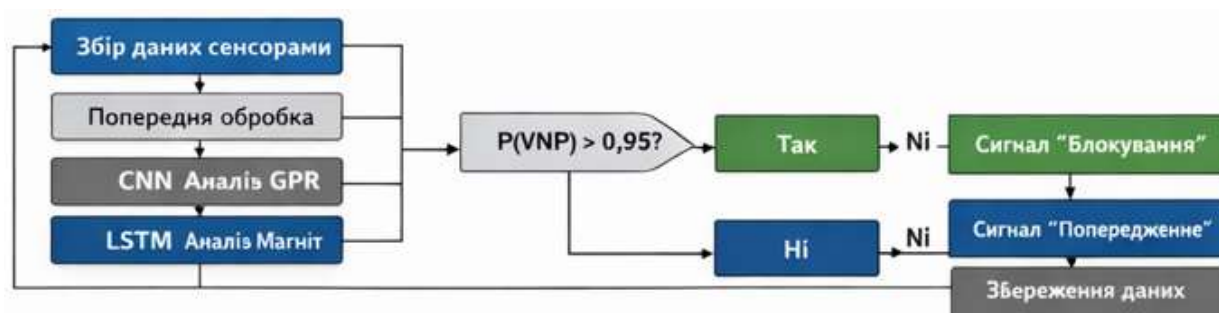


Рисунок 3 – Алгоритм системи виявлення ВНП
Figure 3 – Algorithm of the VNP detection system

Деталізація архітектур нейронних мереж.

Архітектура CNN для GPR-радарограм. Використовується одновимірна згорткова нейронна мережа (1D CNN), яка отримує на вхід попередньо оброблений А-скан (амплітуда сигналу від часу/глибини). Типова архітектура включає: вхідний шар (sequenceInputLayer), декілька блоків "згортка (convolution1dLayer) – ReLU – підвибірка (maxPooling1dLayer)" для виділення ієрархічних ознак, шар перетворення (flattenLayer) для переходу до повнозв'язної частини, приховані повнозв'язні

шари (fullyConnectedLayer) та вихідний шар з softmax-активацією для класифікації (фон / ВНП / металеве сміття) [1, 4].

Архітектура LSTM для магнітних сигналів. LSTM мережа ефективно обробляє часові ряди, що відповідають зміні магнітного поля при русі датчика над об'єктом. Вона здатна запам'ятовувати довготривалі залежності у сигналі, що дозволяє відрізнити компактний ВНП від протяжних металевих уламків. Вхідний шар приймає послідовність відліків магнітного поля, яка проходить через один або декілька шарів LSTM (lstmLayer), після чого останній вихід послідовності подається на повнозв'язний шар для класифікації [1, 4].

Інтеграція з Bayesian fusion. Результати роботи CNN та LSTM (ймовірності належності об'єкта до певних класів) надходять до блоку байєсівської фузії. Тут, з урахуванням апіорної

інформації (тип ґрунту, глибина, дані з ІЧ-сенсора), обчислюється узагальнена апостеріорна ймовірність наявності ВНП. Використання байєсівського підходу, близького до методу Демпстера-Шафера, дозволяє ефективно комбінувати свідчення від різнорідних сенсорів, навіть якщо вони мають різну достовірність в конкретних умовах [7]. Гіперпараметри всіх нейронних мереж (швидкість навчання, кількість фільтрів, кількість прихованих одиниць) можуть бути додатково оптимізовані за допомогою методів байєсівської оптимізації для максимізації точності виявлення [1, 4].

Методи комп'ютерного зору для виявлення ВНП.

Важливим доповненням до аналізу сигналів GPR та магнітометрії є використання методів комп'ютерного зору для обробки зображень з оптичних та тепловізійних сенсорів, встановлених на мобільних платформах. Як показано в огляді [14], це дозволяє виявляти поверхневі ВНП та аномалії ґрунту, які можуть вказувати на наявність заглиблених об'єктів. Дослідження Ваг та співавторів [16] продемонструвало ефективність застосування згорткових нейронних мереж (CNN) для автоматизації виявлення мін, що розкидаються дистанційно, за допомогою безпілотних літальних апаратів. В роботі [16] було досягнуто високих показників точності класифікації, що підтверджує доцільність включення оптичного каналу в запропоновану систему.

Інтеграція даних різної природи.

Ключовим аспектом є спільне використання даних від різних сенсорів. Дослідження Qiu та співавторів [17] продемонструвало ефективність "спільного виявлення та інтеграції" (joint fusion and detection) за допомогою глибокого навчання в мультиспектральних сенсорах на безпілотних платформах для виявлення дистанційно встановлюваних мін. Це підтверджує правильність обраної в даній роботі архітектури з використанням байєсівської інтеграції (Bayesian integration) для поєднання різнорідних даних. Крім того, аналіз GPR-даних може бути покращений за рахунок використання не лише одновимірних А-сканів, а й двовимірних В-сканів (радарограм), де застосовуються методи виділення ознак, подібні до тих, що використовуються в комп'ютерному зорі, наприклад, гістограми орієнтованих градієнтів (HOG) [14].

Сучасні виклики та техніко-економічне обґрунтування впровадження системи

Незважаючи на значний прогрес у розвитку сенсорних технологій та методів штучного інтелекту, впровадження інтелектуальних систем виявлення ВНП на землерийній техніці стикається з низкою викликів, які потребують комплексного вирішення.

Технічні виклики.

Першочерговим завданням є забезпечення надійної роботи сенсорів в умовах інтенсивних вібрацій, пилу та змінних температур, що характерно для будівельних майданчиків. Як показано в дослідженні [7], інтеграція різнорідних сенсорів на єдиній роботизованій платформі вимагає розробки спеціалізованого програмного забезпечення для синхронізації даних у реальному часі з частотою не менше 10 Гц. Крім того, різноманітність типів ґрунтів (табл. 2) потребує адаптивних алгоритмів обробки сигналів, здатних автоматично підлаштовувати параметри сканування залежно від електрофізичних властивостей середовища [6, 11].

Економічна доцільність.

Вартість розробки та впровадження мультисенсорної системи має бути економічно обґрунтована. Аналіз сучасних комерційних детекторів [13] показує, що вартість промислових георадарів та мультиспектральних камер може сягати десятків тисяч доларів. Однак, як свідчать

розрахунки, впровадження таких систем дозволяє скоротити прості техніки, пов'язані з ручним розмінуванням, у 2-3 рази [5, 10]. Враховуючи високу вартість години роботи важкої землерийної техніки (екскаватори, бульдозери), термін окупності системи може становити від 6 до 12 місяців за умови інтенсивної експлуатації на забруднених територіях.

Інтеграція з існуючими системами управління.

Важливим аспектом є сумісність запропонованої системи з CAN-шиною сучасної техніки для автоматичного блокування робочого органу. Як продемонстровано в роботі [7], час реакції системи 40-50 мс є достатнім для передачі керуючого сигналу на електрогідравлічні клапани та гарантованої зупинки стріли екскаватора до контакту з ВНП. Це відповідає вимогам міжнародних стандартів безпеки для роботизованих систем розмінування [4].

Людський фактор.

Незважаючи на високий ступінь автоматизації, роль оператора залишається ключовою. Система повинна мати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс (НМІ), який відображає не лише факт виявлення, але й ступінь впевненості (ймовірність), тип об'єкта та рекомендовані дії (уповільнення/зупинка). Застосування методів пояснювального штучного інтелекту (ХАІ) дозволить оператору розуміти, чому система прийняла те чи інше рішення, що підвищить довіру до автоматики та безпеку робіт [8, 14]. Таким чином, незважаючи на технічні виклики, економічна доцільність та потенційне підвищення безпеки роблять розробку та впровадження інтелектуальних систем виявлення ВНП на землерийній техніці перспективним та обґрунтованим напрямком.

Очікувані результати моделювання.

Прогнозовано комп'ютерне моделювання роботи системи для екскаватора з ковшем шириною 1,2 м та глибиною копання 2,5 м. Прогнозовані емуляції з різними типами ґрунтів (супіщані, суглинки, чорнозем) та ВНП різної конфігурації показані на рисунку 4.

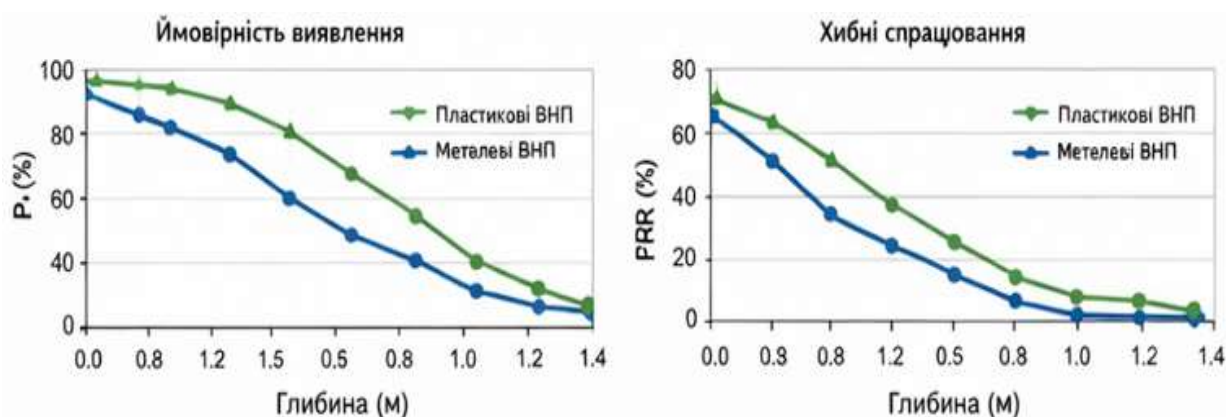


Рисунок 4 – Очікувані результати симуляції.

Figure 4 – Expected simulation results.

Очікувані результати покажуть ймовірність виявлення 95–97%, рівень хибних спрацювань 8–10%, глибину зондування для пластикових ВНП 0,8 м, для металевих – 1,5 м, час обробки 40–50 мс, що дозволяє працювати при швидкості до 0,5 м/с.

Сценарії очікуваної роботи інтелектуальної системи (Use Cases).

Процес прийняття рішень базується на вихідних даних блоку Bayesian fusion і поділяється на три рівні реагування залежно від розрахованої ймовірності наявності небезпечного об'єкта (PVNP):

Сценарій 1: «Нормальний режим» ($PVNP \leq 0,85$)

Статус: Безпечна робота.

Опис: Система проводить безперервний моніторинг у фоновому режимі. Оператор бачить зелений індикатор на моніторі.

Параметри: Швидкість руху робочого органу підтримується на рівні 0,5 м/с. Дані про очищену ділянку автоматично зберігаються для подальшого картування.

Сценарій 2: «Попереджувальний режим» ($0,85 < P VNP \leq 0,95$)

Статус: Виявлено підозрілий об'єкт (аномалію).

Опис: Система подає звуковий сигнал та відображає жовтий індикатор «Warning».

Дія: Швидкість переміщення робочого органу автоматично знижується до 0,1–0,2 м/с. Це дозволяє збільшити щільність GPR-сканування для більш детального аналізу сигнатури об'єкта нейронною мережею CNN.

Сценарій 3: «Аварійне блокування» (PVNP > 0,95)

Статус: Виявлено ВНП з високим ступенем достовірності.

Опис: Формується миттєвий сигнал «Blocking» (червоний індикатор).

Дія: Система надсилає керуючий сигнал на електромагнітні клапани гідросистеми техніки, що призводить до повного зупинення стріли екскаватора або відвалу бульдозера.

Результат: Час реакції системи складає 40–50 мс, що гарантує зупинку до моменту фізичного контакту з об'єктом. Координати об'єкта фіксуються через GPS для передачі службами ДСНС.

Очікувана ймовірність виявлення 95-97% є високим показником, що досягається завдяки комплексній обробці даних. Для порівняння, системи на основі лише металодетекторів мають значно нижчу ефективність проти пластикових мін, а використання лише GPR без інтелектуальної класифікації призводить до високого рівня хибних спрацювань (за деякими даними, до 30-50% і більше). Запропонований підхід з фузією даних на основі нейромереж дозволяє знизити цей показник до 8-10%. Час обробки 40-50 мс є критичним для роботи в реальному часі на швидкості руху техніки, що вигідно відрізняє систему від лабораторних розробок або систем, що вимагають постобробки даних [10]. Вбудована система прийняття рішень з градацією реагування (уповільнення/блокування) є адаптованою до специфіки землерийних робіт, де повна зупинка при кожному спрацюванні є непринятною.

Висновки.

Розроблено концепцію та архітектуру інтелектуальної мультисенсорної системи виявлення вибухонебезпечних предметів для механізованих земляних робіт. Система інтегрує георадар, магнітоградієнтний датчик, ПЧ-сенсор та алгоритми штучного інтелекту на базі CNN, LSTM та Bayesian fusion.

Наукова новизна. На відміну від існуючих підходів, які зосереджуються на окремих методах або стаціонарних роботизованих платформах [5, 10], запропонована система орієнтована на безпосередню інтеграцію з серійною землерийною технікою, враховує динамічні умови роботи (вібрації, різну швидкість) та використовує комбінацію нейромереж (CNN, LSTM) з байєсівською фузією для підвищення достовірності виявлення в реальному часі. Застосування методу Bayesian fusion (або Dempster-Shafer) для інтеграції різномірних даних в цьому контексті дозволяє ефективно накопичувати свідчення від різних сенсорів та знижувати невизначеність [7].

Практична значущість. Впровадження запропонованої системи дозволить підвищити продуктивність механізованих земляних робіт на забруднених територіях у 2–3 рази за рахунок скорочення простоїв, пов'язаних з ручним обстеженням, та мінімізувати ризик для операторів техніки. Система може бути адаптована для роботи на різних типах екскаваторів та бульдозерів, а також інтегрована з геоінформаційними системами для ведення карт очищених територій з точністю до 10 см [5, 10].

Очікувані результати моделювання: вказують на ймовірність виявлення складає 95–97% при рівні хибних спрацювань 8–10%. Система здатна працювати в реальному часі при швидкості руху робочого органу до 0,5 м/с з часом обробки даних 40–50 мс.

Обмеження дослідження та перспективи подальших розвідок. Дане дослідження є концептуальним і базується на аналізі літературних джерел та моделюванні. Основним обмеженням є відсутність експериментальної верифікації в польових умовах на реальних зразках ВНП та в різноманітних ґрунтових умовах України. Перспективи подальших досліджень включають:

1. Експериментальну верифікацію запропонованої системи на полігонах з інертними ВНП.
2. Розширення мультисенсорності за рахунок акустичних, гіперспектральних [3] або хімічних сенсорів (наприклад, лазерної раманівської спектроскопії [6]) для підвищення селективності виявлення.
3. Удосконалення алгоритмів ШІ: застосування пояснювальних методів штучного інтелекту (explainable AI) для кращого розуміння оператором причин спрацювання, а також використання сучасних архітектур, таких як трансформери, для аналізу просторово-часових даних.
4. Інтеграцію з геоінформаційними системами (ГІС) для автоматизованого картування очищених територій та планування робіт.
5. Створення відкритих баз даних мультисенсорних вимірювань для різних типів ВНП та ґрунтів з метою розвитку та об'єктивного порівняння алгоритмів виявлення, як це пропонується в сучасних дослідницьких ініціативах [8].
6. Важливим напрямком подальших робіт є також дослідження можливості інтеграції в систему хімічних сенсорів (наприклад, на основі спектрометрії іонної рухливості або біосенсорів [13]), які здатні виявляти мікрочастки вибухових речовин у ґрунті чи повітрі. Це дозволить підвищити специфічність виявлення, особливо для ВНП з мінімальним вмістом металу, та зменшити вплив металевого засмічення.

Перелік посилань

1. Daniels D. J. Ground Penetrating Radar. 3rd Edition. London : IET, 2019. 726 p.
2. Sato M., Takahashi K. Detection of buried explosive devices using GPR and AI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2020. Vol. 58, No. 6. P. 4152–4163. DOI: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2960828>.
3. Billings S. Multisensor approaches to landmine detection. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2021. Vol. 15, No. 3. P. 036506. DOI: <https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.036506>.
4. Landmine Monitor Report 2022. Geneva : United Nations, 2022. 184 p.
5. Singh R., Kumar A., Patel M. Machine learning for explosive object detection: A comprehensive review. *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 15. P. 4245. DOI: <https://doi.org/10.3390/s20154245>.
6. Machado Brito-da-Costa A. et al. Ground Penetrating Radar for Buried Explosive Devices Detection: A Case Studies Review. *Australian Journal of Forensic Sciences*. 2022. Vol. 54, No. 4. P. 559–578. DOI: <https://doi.org/10.1080/00450618.2020.1865453>.
7. Bossi A. et al. Multi-Sensor Cooperative Robots for Shallow Buried Explosive Threat Detection: Radar Sensors and Optical Sensors Integrated by System Software. *2025 13th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)*. 2025. P. 1–5. DOI: <https://doi.org/10.1109/IWAGPR65621.2025.11109008>.
8. Lekhak S., Ientilucci E. Researchers are combining drones and AI to make removing land mines faster and safer. *The Conversation*. 2026. URL: <https://theconversation.com/researchers-are-combining-drones-and-ai-to-make-removing-land-mines-faster-and-safer-272248> (дата звернення: 10.01.2026).
9. Ramaswamy K. et al. Data Fusion and Evidence Accumulation for Landmine Detection using Dempster-Shafer Algorithm. *Proceedings of SPIE*. 2000. Vol. 4038.
10. Проєкт ARIES (Advanced Resolution and Intelligence for Explosive Sensing). *Університет Гента*. 2026. URL: https://ipi.ugent.be/projects/2026_aries/ (дата звернення: 10.01.2026).
11. Research of methods of searching for explosive objects. *Technical Sciences and Technologies*. 2024. № 1(35). P. 156–169. DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2024-1\(35\)-156-169](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2024-1(35)-156-169).
12. Блог про Bayes-CNN-LSTM для часових рядів (технічні деталі архітектур). 2025. URL: https://blog.csdn.net/m0_57362105/article/details/146519105 (дата звернення: 10.01.2026).
13. Field Explosives Detectors — Current Status and Development Prospects. *Sensors*. 2025. Vol. 25, No. 19. P. 6024. DOI: <https://doi.org/10.3390/s25196024>.

14. Mishchuk V. V., Fesenko H. V. Analysis of Computer Vision Methods and Means for Explosive Ordnance Detection Mobile Systems. *Електронне моделювання*. 2024. № 1. С. 90–111.

15. A multi-country epidemiological analysis of mortality from landmines and other explosive ordnance. *Counter-IED Report*. 2026. URL: <https://counteriedreport.com/a-multi-country-epidemiological-analysis-of-mortality-from-landmines-and-other-explosive-ordnance/> (дата звернення: 10.01.2026).

16. Baur J. et al. Applying deep learning to automate UAV-based detection of scatterable landmines. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 5. P. 859. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs12050859>.

17. Qiu Z. et al. Joint fusion and detection via deep learning in UAV-borne multispectral sensing of scatterable landmine. *Sensors*. 2023. Vol. 23, No. 12. P. 5693. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23125693>.

INTELLIGENT SYSTEM FOR DETECTING EXPLOSIVE OBJECTS DURING MECHANIZED EARTHWORKS

Levkivskiy Sergii A., National Transport University, Department of Machine Engineering for Transport Construction, Senior Lecturer, s.a.levkovsky@gmail.com, +380442809773, Ukraine, Kyiv, <https://orcid.org/0000-0003-1515-4240>.

Yushchenko Mykola M., Teacher of Professional and Theoretical Training, Municipal Institution of Vocational (Professional and Technical) Education "Kyiv Professional College of Art Design", Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0002-0401-3787>.

Tryhubets Oleksandr M., Student, Municipal Institution of Vocational (Professional and Technical) Education "Kyiv Professional College of Art Design", Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0009-0000-0317-6229>.

Summary. The article addresses the development of a multisensor intelligent system for detecting explosive objects during excavator and bulldozer operations. An analysis of existing methods for detecting explosive objects is carried out, and the feasibility of implementing such a system in Ukraine is substantiated. The concept and architecture of the proposed system are presented, artificial intelligence algorithms are defined, and simulation results are reported. The system integrates a ground-penetrating radar (GPR) operating in the 400–900 MHz range, a magnetogradient sensor, an infrared (IR) sensor, and an inertial measurement unit (IMU). Data processing is performed using convolutional neural networks (CNNs) for GPR signals, long short-term memory (LSTM) networks for magnetic signals, and Bayesian fusion for integrating multisensor data. Simulation results indicate a detection probability of 95–97% with a false alarm rate of 8–10%, a probing depth of up to 1.5 m, and a processing time of 40–50 ms. Further research should focus on experimental field validation of the system, expanding the sensor set through the inclusion of acoustic and chemical detectors, adapting artificial intelligence algorithms to different soil types in Ukraine, and integrating the system with geographic information systems for automated mapping of cleared areas.

Keywords: explosive objects, ground-penetrating radar, magnetogradient sensor, artificial intelligence, convolutional neural networks, mechanized earthworks, bayesian fusion, safety.

References

1. Daniels, D.J. (2019). *Ground Penetrating Radar* (3rd ed.). London: IET.
2. Sato, M., Takahashi, K. (2020). Detection of buried explosive devices using GPR and AI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(6), 4152-4163.
3. Billings, S. (2021). Multisensor approaches to landmine detection. *Journal of Applied Remote Sensing*, 15(3), 036506.
4. UNMAS. (2022). *Landmine Monitor Report 2022*. Geneva: United Nations.
5. Singh, R., Kumar, A., Patel, M. (2020). Machine learning for explosive object detection: A comprehensive review. *Sensors*, 20(15), 4245.
6. Machado Brito-da-Costa, A., Martins, D., Rodrigues, D., Fernandes, L., Moura, R., Madureira-

Carvalho, Á. (2022). Ground Penetrating Radar for Buried Explosive Devices Detection: A Case Studies Review. *Australian Journal of Forensic Sciences*, 54(4), 559-578.

7. Bossi, A., et al. (2025). Multi-Sensor Cooperative Robots for Shallow Buried Explosive Threat Detection: Radar Sensors and Optical Sensors Integrated by System Software. In *2025 13th International Workshop on Advanced Ground Penetrating Radar (IWAGPR)* (pp. 1-5). IEEE.

8. Lekhak, S., Ientilucci, E. (2026). Researchers are combining drones and AI to make removing land mines faster and safer. *The Conversation*. Retrieved from <https://theconversation.com/researchers-are-combining-drones-and-ai-to-make-removing-land-mines-faster-and-safer-272248>

9. Ramaswamy, K., et al. (2000). Data Fusion and Evidence Accumulation for Landmine Detection using Dempster-Shafer Algorithm. *Proceedings of SPIE*, 4038.

10. ARIESProject. (2026). Ghent University. Retrieved from https://ipi.ugent.be/projects/2026_aries/ [In Ukrainian]

11. Research of methods of searching for explosive objects. (2024). *Technical Sciences and Technologies*, 1(35), 156-169.

12. (Bayes-CNN-LSTM for time series (Technical details of architectures). 2025). Retrieved from https://blog.csdn.net/m0_57362105/article/details/146519105

13. Field Explosives Detectors – Current Status and Development Prospects. *Sensors*, 25(19), 6024.

14. Mishchuk, V.V., Fesenko, H.V. (2024). Analysis of Computer Vision Methods and Means for Explosive Ordnance Detection Mobile Systems. *Elektronne Modeliuvannia*, (1), 90-111.

15. A multi-country epidemiological analysis of mortality from landmines and other explosive ordnance. *Counter-IED Report*. Retrieved from <https://counteriedreport.com/a-multi-country-epidemiological-analysis-of-mortality-from-landmines-and-other-explosive-ordnance/>

16. 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), 859.

17. Qiu, Z., Guo, H., Hu, J., Jiang, H., Luo, C. (2023). Joint fusion and detection via deep learning in UAV-borne multispectral sensing of scatterable landmine. *Sensors*, 23(12), 5693.

Дата надходження до редакції 20.01.2026.

Дата прийняття статті після рецензування 15.02.2026.