

ДУДНИК Андрій

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

<https://orcid.org/0000-0003-1339-7820>

e-mail: andrii.dudnik@knu.ua

ТОРОШАНКО Олександр

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

<https://orcid.org/0000-0002-2354-0187>

e-mail: oleksandr.toroshanko@knu.ua

МИКОЛАЙЧУК Віра

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

<https://orcid.org/0000-0002-2532-5771>

e-mail: viramykolaichuk@knu.ua

ФЕСЕНКО Андрій

Київський авіаційний інститут

<https://orcid.org/0000-0001-5154-5324>

e-mail: andrii.fesenko@npp.kai.edu.ua

КОНЦЕПЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ РОБОТИЗОВАНОЇ СЕНСОРНОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АВТОНОМНОГО РОЗМІНУВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ІНТЕГРАЦІЇ ДАНИХ

У статті представлено інтелектуальну концепцію роботизації процесу гуманітарного розмінування на основі багатоджерельної сенсорної мережі, нечіткої інтеграції даних (FS-system), децентралізованої перевірки за допомогою датасету (Randomized Verification Routing, RVR) та алгоритму аналізу послідовностей (QS-system). Запропонована система забезпечує виявлення вибухонебезпечних предметів (ВНП) у реальних умовах невизначеності та завад, де класичні підходи автономної роботизації не гарантують достовірності рішень. Розроблено математичні моделі сенсорних каналів, функції належності для нечіткої оцінки ризику, ймовірнісну модель довіри до знань і механізм децентралізованої маршрутизації верифікації. Запропоновано інтегральну модель системи розмінування, наведено алгоритми роботи окремих модулів та їх взаємодії, а також програмну реалізацію симулятора системи на Python. Результати моделювання підтверджують, що інтеграція FS-system, QS-system і RVR підвищує точність і надійність визначення ВНП на 18–34 % у порівнянні з одноканальними роботизованими підходами. Система може стати основою для побудови автономних робототехнічних платформ гуманітарного розмінування нового покоління.

Ключові слова: гуманітарне розмінування, сенсорна мережа, нечітка логіка, роботизація, вибухонебезпечні предмети, мультиагентні системи, штучний інтелект.

DUDNIK Andriy, TOROSHANKO Oleksandr, MYKOLAICHUK Vira

Taras Shevchenko National University of Kyiv

FESENKO Andrey

National Aviation University

CONCEPT OF AN INTELLIGENT ROBOTIZED SENSOR NETWORK FOR AUTONOMOUS DEMINING BASED ON FUZZY DATA INTEGRATION

This article presents an advanced, next-generation concept for robotic support in humanitarian demining (HD), aimed at overcoming the fundamental limitations of classical autonomous systems that operate in environments dominated by uncertainty, noise, and heterogeneous interference. The proposed framework is structured as a multilayer intelligent architecture that integrates a multi-source sensor network, a novel Fuzzy Data Integration System (FS-system), a decentralized dataset-driven verification mechanism (Randomized Verification Routing, RVR), and a complex temporal-pattern Sequence Analysis Algorithm (QS-system). Through their synergistic interaction, the modules collectively enable reliable detection of Explosive Hazards (EH) under ambiguous, dynamic, and resource-constrained field conditions where deterministic robotic approaches or single-sensor solutions fail to ensure the required robustness and decision accuracy. A central contribution of the study is the development of formal mathematical foundations supporting each architectural component. Detailed sensor-channel models capture physical behavior, noise distribution, and uncertainty envelopes for ground-penetrating radar, magnetometric systems, metal detectors, and auxiliary sensors. The FS-system relies on specially constructed fuzzy membership functions that transform noisy sensor readings into interpretable fuzzy risk metrics, thus providing a resilient mechanism for handling imprecision in EH detection. To support collective decision-making, a probabilistic trust model is introduced to evaluate the credibility of distributed "knowledge items," allowing robotic units to dynamically calibrate their confidence in shared data. Building on these trust estimates, the RVR mechanism optimizes decentralized verification strategies by allocating follow-up inspection tasks to robot-sensor combinations most capable of refining detection in high-risk areas.

The article further presents an integrated system-level model describing the end-to-end flow—from raw data acquisition to final hazard classification—accompanied by precise algorithms governing sequential fusion, temporal sequence analysis, and adaptive spatial verification. A dedicated Python-based simulator was developed to evaluate system performance under synthetic and real-world interference patterns. Experimental results demonstrate that the combined FS-, QS-, and RVR-modules significantly improve detection accuracy and resilience to false alarms, yielding an overall performance increase of 18–34% compared with traditional approaches. These findings confirm that the proposed architecture provides a robust, scalable foundation for future autonomous robotic platforms designed for critical humanitarian demining operations worldwide.

Keywords: humanitarian demining, sensor network, fuzzy logic, robotics, explosive hazards, multi-agent systems, artificial intelligence.

Стаття надійшла до редакції / Received 22.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 24.11.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Гуманітарне розмінування є однією з найважливіших і водночас найбільш ризикованих сфер діяльності людини, де будь-яка помилка може мати катастрофічні наслідки для життя та здоров'я як фахівців-саперів, так і цивільного населення. Постійне зростання кількості вибухонебезпечних предметів (ВНП) унаслідок воєнних дій, а також їхня значна різноманітність, глибина залягання та маскування ускладнюють виконання традиційних методів пошуку. Незважаючи на успіхи роботизованої техніки, більшість операцій і досі потребує прямої участі людини, оскільки існуючі системи не забезпечують достатнього рівня достовірності, стабільності роботи й адаптивності до умов реального середовища.

Традиційні підходи до розмінування зазвичай базуються на застосуванні окремих сенсорів або платформ — індукційних датчиків, георадарів, наземних роботів або безпілотних літальних апаратів. Однак кожен тип сенсорів має власні фізичні обмеження: георадарні сигнали характеризуються високим рівнем шуму, індукційні датчики часто реагують на сторонні металеві об'єкти, оптичні засоби спотворюються рельєфом і освітленням, а ультраширокосмугові (UWB) датчики суттєво залежать від вологості та щільності ґрунту. У результаті дані різних сенсорів можуть бути суперечливими або неповними, що ускладнює формування цілісної картини ризику та знижує точність виявлення ВНП.

У реальних польових умовах, особливо у складному чи захащеному середовищі, виникає потреба не лише у заміні людини роботизованими системами, а у створенні нової концепції роботизації, яка забезпечувала б інтелектуальне, багатоканальне, контекстно-орієнтоване прийняття рішень. Така концепція має включати інтелектуальну обробку даних різної природи, їх верифікацію між вузлами, адаптивну оцінку достовірності та виявлення аномалій у динаміці.

У відповідь на ці виклики в роботі запропоновано комплексну концепцію інтелектуальної роботизованої сенсорної мережі для автономного розмінування, що об'єднує переваги різних класів робототехнічних платформ та алгоритмів оброблення знань. Концепція передбачає інтеграцію стаціонарних сенсорів, наземних роботів (UGV) і безпілотних літальних апаратів (UAV) у єдину розподілену мережу, здатну до самоорганізації, децентралізованої перевірки даних та колективного визначення небезпечних зон.

Ключовими елементами запропонованої моделі є:

- FS-system — модуль нечіткої сенсорної інтеграції, який об'єднує дані різної природи та формує ймовірнісну оцінку ризику на основі вагових коефіцієнтів, функцій належності та параметрів достовірності сенсорів. Завдяки використанню нечіткої логіки FS-system здатна коректно працювати з неповними, зашумленими чи суперечливими даними.
- RVR (Randomized Verification Routing) — модуль децентралізованої маршрутизації верифікації знань, що дозволяє випадковим чином розподіляти завдання перевірки між різними вузлами мережі. Це забезпечує незалежність оцінок, самоорганізовану корекцію помилкових знань, зниження ймовірності спотворення даних та стійкість до локальних збоїв або завад.
- QS-system — модуль аналізу узгодженості послідовностей знань, який дозволяє оцінювати логічну та часову зв'язність даних уздовж траєкторій роботів. Цей механізм дає змогу виявляти аномальні або суперечливі знання, що виникли внаслідок сенсорних артефактів, помилок у вимірюваннях чи локальних відмов.

Інтеграція цих трьох підсистем забезпечує створення інтелектуальної мережі, здатної до автономного формування карти ризику, перевірки надійності отриманих знань та зменшення ймовірності помилкових рішень. У результаті підвищується точність визначення вибухонебезпечних предметів, знижується людський фактор, скорочується час проведення розмінування та зменшуються ризики для операторів.

Таким чином, метою даної роботи є розвиток концепції роботизації процесу розмінування у напрямі інтелектуалізації сенсорних мереж і впровадження механізмів децентралізованої верифікації знань, відкриває можливості для створення нового покоління роботизованих систем гуманітарного розмінування з підвищеним рівнем безпеки, адаптивності та автономності.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

У сучасних дослідженнях гуманітарного розмінування простежується тенденція до широкого впровадження роботизованих та мультисенсорних систем, здатних підвищити безпеку та ефективність робіт. Значна частина наукових праць присвячена наземним роботизованим платформам (UGV), що оснащені індукційними, георадарними та інфрачервоними сенсорами. Одним із відомих прикладів є підхід багатоступеневого злиття даних, представлений у роботі з детекції мін «Multi-Stage Sensor Fusion for Landmine

Detection» [1], де показано, що комбіноване використання індукційних, GPR і ІЧ сенсорів підвищує точність виявлення вибухонебезпечних предметів у складних умовах середовища. Розвиток мультисенсорних методів підтверджується також у дослідженні «Multisensor fusion for the detection of mines and minelike objects» [2], у якому узагальнено наявні підходи до об'єднання різнорідних сенсорних сигналів. Автори підкреслюють, що мультимодальне злиття суттєво покращує ймовірність детекції, проте водночас залишаються проблеми суперечливості даних, шумів та складності інтерпретації вимірювань у реальних польових умовах. Окремий напрям досліджень пов'язаний із застосуванням безпілотних літальних апаратів для задач розмінування. Дослідження «Viability of Substituting Handheld Metal Detectors with an Airborne Metal Detection System for Landmine and Unexploded Ordnance Detection» [3] аналізує можливість використання UAV як платформи для металодетекторів і показує, що повітряні системи мають потенціал, але обмежені нестабільністю сигналів та залежністю від висоти й траєкторії польоту, що вимагає інтелектуальних методів обробки. Комплексний огляд сучасних засобів гуманітарного розмінування наведено в «Review of approaches to the use of unmanned aerial vehicles, remote sensing and geographic information systems in humanitarian demining: Ukrainian case» [4], де розглянуто UAV, дистанційне зондування та ГІС як ключові інструменти для формування карти небезпек. У роботі наголошено на основних проблемах — зашумленості даних, неоднорідності ґрунтів, мінливості екологічних умов та відсутності систем, що здійснюють автоматичну перевірку достовірності інформації. Питання децентралізованої координації та автономних систем прийняття рішень активно вивчаються в теорії мультиагентних систем. У роботі Ольфаті-Сабера [5] визначено базові принципи узгодження (consensus) у мережах агентів, що дозволяють підвищити стійкість системи до локальних завад. Подальший розвиток цього напрямку представлено у дослідженні «Distributed sensing and coordination in multi-agent hazard monitoring» [6-9], де розглянуто механізми колективного спостереження та взаємної перевірки інформації між вузлами, що особливо актуально для задач із високою невизначеністю. Водночас низка прикладних робіт, зокрема «Sensor Reliability and Decision-Making in Explosive Ordnance Disposal» [9-12], підкреслює, що стабільність сенсорів і механізми оцінювання довіри до даних є критичними для систем виявлення ВНП. Звідси випливає очевидна прогалина: наявні рішення не поєднують у собі нечітку інтеграцію даних, децентралізовану верифікацію та контроль узгодженості знань — елементів, що є необхідними для побудови дійсно інтелектуальної роботизованої системи розмінування.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Таким чином, аналіз сучасних розробок свідчить про відсутність комплексного підходу, який би об'єднував нечітку оцінку ризику, децентралізований контроль достовірності та аналіз узгодженості даних у розподіленій сенсорній мережі. Це визначає основну мету дослідження — створити інтелектуальну сенсорну мережу для автономного розмінування, що поєднує FS-system, RVR та QS-system і забезпечує підвищення достовірності та стійкості до невизначеності.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Математичні моделі роботи системи

Запропонована система складається з трьох взаємопов'язаних підсистем: моделі сенсорних вимірювань, нечіткої системи оцінки ризику FS-system, механізму децентралізованої верифікації знань RVR та підсистеми оцінки узгодженості QS-system. У цьому розділі наведено формальний математичний апарат, який забезпечує роботу всієї мережі. Моделі побудовано таким чином, щоб система могла працювати в умовах невизначеності, шумових збурень, суперечливих сенсорних сигналів та неповної інформації—типових для задач гуманітарного розмінування.

Модель сенсорних вимірювань. Нехай кожний сенсорний вузол системи реєструє вимірювання, які залежать від потенційної наявності вибухонебезпечного предмета (ВНП). Формально припускається, що вимірювання окремого сенсора описуються моделлю:

$$x_k = h_k(\theta) + v_k, v_k \sim N(0, \sigma_k^2),$$

де $\theta \in \{0,1\}$ — прихований стан середовища, що відповідає відсутності ($\theta = 0$) або наявності ($\theta = 1$) ВНП; $h_k(\theta)$ — детермінована частина сигналу, що моделює реакцію конкретного сенсора при даному стані; v_k — вимірювальний шум, який задається нормально розподіленою випадковою величиною з дисперсією σ_k^2 .

Оскільки практично всі сенсори мають різну природу — індукційні, георадарні, інфрачервоні, UWB — то функції $h_k(\theta)$ відрізняються структурою, що відображає різні фізичні принципи формування сигналу. Це забезпечує мультисенсорність моделі та дозволяє надалі інтегрувати сигнали у єдиний простір ознак.

Повний вектор виміряних ознак задається як:

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_K],$$

де K — кількість доступних сенсорних каналів. Вектор X слугує вихідною точкою для нечіткої оцінки ризику FS-system та подальшої верифікації знань.

FS-system — нечітка оцінка ризику. Сенсорні вимірювання, отримані від різних джерел, можуть бути суперечливими чи шумовими. Тому FS-system формує нечітку оцінку рівня небезпеки на основі логістичних функцій належності. Для кожного сенсора вводиться функція:

$$\mu_k(X) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha_k(x_k - \beta_k)'}}$$

де α_k — параметр крутизни кривої, що характеризує чутливість сенсора; β_k — зсув порогу спрацювання.

Ця модель дозволяє описати імовірнісний характер відповіді сенсора без припущення про жорсткі порогові значення. Із зростанням x_k наближення $\mu_k(X) \rightarrow 1$ відображає підвищення впевненості в наявності об'єкта.

Загальний інтегральний ризик для точки X обчислюється як зважена сума:

$$R = \sum_{k=1}^K w_k \mu_k(X), \sum_{k=1}^K w_k = 1,$$

де ваги w_k задають пріоритети сенсорів відповідно до їхньої достовірності або умов середовища (наприклад, у вологому ґрунті GPR менш ефективний, тому його вага може зменшуватися). Оскільки кожна функція $\mu_k(X)$ обмежена інтервалом $[0,1]$, інтегральний ризик також належить множині: $R \in [0,1]$, що спрощує подальше порівняння між вузлами мережі, адаптацію порогів і прийняття рішень.

RVR — децентралізована верифікація знань. Оскільки сенсорні вимірювання можуть бути недостовірними, система впроваджує механізм випадкової взаємної перевірки знань між вузлами — Randomized Verification Routing (RVR). Ідея полягає в тому, що вузол, який отримав певне знання Z_i , передає його випадково вибраній підмножині інших вузлів для незалежної оцінки.

Нехай система містить N вузлів, і з них випадково вибирається M перевіряючих:

$$V = \text{RandSample}(N, M).$$

Кожен вузол повертає оцінку достовірності $c_{ij} \in [0,1]$. Тоді глобальна інтегральна оцінка достовірності знання має вигляд:

$$C_i^{\text{glob}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M c_{ij}.$$

Знання вважається прийнятим мережею, якщо:

$$C_i^{\text{glob}} \geq C_{\min},$$

де $C_{\min}$ — глобальний поріг довіри. Така модель забезпечує стійкість системи до локальних завад, сенсорних відмов, атак на цілі вузли та хибних спостережень.

QS-system — перевірка узгодженості знань. Після верифікації знання мають бути перевірені на узгодженість — як у часовому, так і просторовому сенсі. Для цього вводиться функція "відстані" між двома знаннями Z_i та Z_j :

$$d(Z_i, Z_j) = \alpha \|p_i - p_j\| + \beta \|X_i - X_j\| + \gamma |R_i - R_j|,$$

де p_i, p_j — просторові координати вузлів; X_i, X_j — вектори сенсорних ознак; R_i, R_j — інтегральні ризики; α, β, γ — вагові коефіцієнти.

Це дозволяє оцінити, наскільки близькими є знання щодо місця, сигналів та остаточних висновків. Мережа вважає послідовність знань $S = \{Z_1, Z_2, \dots\}$ узгодженою, якщо всі сусідні пари задовольняють умову:

$$QS(S) = \begin{cases} 1, & d(Z_i, Z_{i+1}) \leq \varepsilon, \forall i, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases}$$

де ε — допустимий поріг розбіжності. Таким чином, QS-system контролює логічну зв'язність і стабільність знань, виявляє аномальні стрибки, неконсистентні сигнали та потенційні точки помилки у вимірюваннях чи прийнятті рішень.

Алгоритми функціонування системи

У цьому розділі подано алгоритмічні принципи функціонування запропонованої інтелектуальної сенсорної мережі. Роботу системи забезпечують три ключові підсистеми: FS-system (формування знань на основі нечіткої оцінки ризику), RVR (децентралізована верифікація знань) та QS-system (перевірка узгодженості послідовностей знань). Кожна з них виконує окрему функцію та забезпечує стійкість, достовірність і логічну цілісність прийнятих рішень у процесі автономного розмінювання.

Алгоритм формування знань (FS). Функціонування FS-system починається зі збору сенсорних вимірювань. Кожен сенсорний вузол здійснює реєстрацію сигналів різної природи — індукційних, георадарних, інфрачервоних або UWB — залежно від конфігурації платформи. Після цього отримані дані об'єднуються у багатовимірний вектор ознак X , який містить числові значення всіх доступних вимірювань. На наступному етапі для кожного сенсорного каналу обчислюється значення нечіткої функції належності $\mu_k(X)$. Ця функція визначає рівень впевненості сенсора в тому, що сигнал свідчить про наявність потенційно

небезпечного об'єкта. Завдяки використанню логістичної моделі, FS-system дозволяє працювати з неповними, зашумленими або суперечливими даними, формуючи гладкий перехід між низьким та високим рівнями ризику. Після цього всі окремі оцінки інтегруються у єдине значення ризику $R = \sum w_k \mu_k$, яке нормоване в інтервалі від 0 до 1. Результатом роботи FS-system є створення об'єкта *KnowledgeItem*, що включає: вектор ознак, функціональні оцінки, інтегральний ризик, місцеположення та часові мітки. Саме цей об'єкт надалі передається до системи верифікації знань RVR.

Алгоритм децентралізованої верифікації знань (RVR). Після формування знання вузол не приймає рішення автономно, а передає інформацію для перевірки іншим елементам мережі. Механізм *Randomized Verification Routing* передбачає вибір випадкової підмножини вузлів-верифікаторів, що мінімізує ймовірність заздалегідь передбачити маршрути перевірки та підвищує стійкість системи до навмисних атак або локальних збоїв. Створене знання надсилається кожному обраному вузлу. Отримавши дані, вузол-верифікатор проводить локальний аналіз: перевіряє відповідність сигналів контексту, аналізує власні вимірювання та порівнює значення ризику. Результатом цієї перевірки є локальна оцінка довіри $c_{ij} \in [0,1]$, яка відображає ступінь узгодженості знання з локальною інформацією вузла. Глобальна оцінка достовірності знання обчислюється як середнє арифметичне локальних оцінок:

$$C_i^{\text{glob}} = \frac{1}{M} \sum c_{ij}.$$

Якщо значення глобальної довіри перевищує мінімальний поріг $C_{\min}$, знання вважається підтвердженим мережею та зберігається в базі актуальних оцінок. У протилежному випадку воно позначається як недостовірне та відкидається. Таким чином RVR усуває шумові, спотворені або помилкові спостереження.

Алгоритм QS-system. Остаточним етапом є оцінювання узгодженості знань у просторі та часі. Оскільки робота системи триває у динамічному середовищі, де платформи переміщуються, а сигнали змінюються, важливо перевіряти логічну сумісність отриманих знань у вигляді послідовності.

Першим кроком QS-system є сортування всіх отриманих і верифікованих об'єктів *KnowledgeItem* за часовою міткою. Це дозволяє сформувати послідовність $S = \{Z_1, Z_2, \dots\}$. Далі для кожної пари сусідніх знань обчислюється узагальнена відстань $d(Z_i, Z_{i+1})$, яка враховує відмінності у координатах, сенсорних ознаках та рівнях ризику. Якщо для будь-якої пари значення $d > \varepsilon$, система позначає таку точку як аномальну. Аномалія може бути спричинена збоями сенсорів, помилкою оператора, некоректною верифікацією або нештатним середовищем (наприклад, сильними завадами). Якщо ж усі значення відстані лежать нижче порогу, послідовність вважається узгодженою. Це гарантує, що дані, прийняті системою, узгоджені в динаміці та не суперечать один одному.

Опис алгоритму роботизованого розмінування (інтелектуальна мережа). Алгоритм роботизованого розмінування починається з етапу початкової розвідки території, яку здійснюють безпілотні літальні апарати (БПЛА) або наземні роботизовані платформи (UGV) (Рис.1).

Метою цього етапу є первинне обстеження місцевості, визначення ключових зон інтересу та збір базових сенсорних спостережень, необхідних для подальшого аналізу. Первинна розвідка забезпечує систему вихідною інформацією про потенційно небезпечні ділянки та ймовірні джерела загроз. Після цього здійснюється збір сирих сенсорних даних. У залежності від типу платформи та конфігурації обладнання, використовуються індукційні датчики (IND), георадар (GPR), ультраширококутні сенсори (UWB), оптичні камери (CAM) або їх комбінації. На цьому етапі формуються первинні вимірювання, які є основою для побудови ознак та аналізу загроз. Зібрані дані проходять етап локальної попередньої обробки та фільтрації. Цей блок відповідає за зменшення шумів, видалення артефактів, нормалізацію шкал, формування спектральних і просторових ознак. Таким чином система підвищує якість сигналу і готує його до подальшого аналізу.

Після обробки даних вузол формує локальні елементи знань Z_i , які містять сенсорні ознаки, координати та часові мітки. Далі система перевіряє, чи є дані достатніми й узгодженими для подальшої оцінки. Якщо інформація є повною, виконується ініціалізація нечіткої оцінки ризику (FS-system). Якщо ж дані виявляються недостатніми або суперечливими, система ініціює запит додаткових вимірювань, що може включати повторний проліт БПЛА, виконання додаткового проходу UGV або переключення сенсорів у інші режими.

Після уточнення вимірювань або первинної оцінки ризику знання передаються у мережу через механізм *Randomized Verification Routing* (RVR). На цьому етапі виконується децентралізований алгоритм перевірки достовірності знання. Спочатку система здійснює випадковий вибір вузлів-верифікаторів, що гарантує рівномірний розподіл навантаження та високий рівень безпеки від цілеспрямованого втручання. Кожен із вибраних вузлів здійснює порівняння отриманого знання зі своїми локальними вимірюваннями та формує локальну оцінку довіри.

Після отримання всіх відповідей система перевіряє, чи є результати верифікації узгодженими. Якщо так — знання вважається підтвердженим і додається до набору анотованих даних, які зберігаються для

глобального аналізу ризику. Якщо ж знання відхиляється, воно позначається як суперечливе, і система ініціює додаткову розвідку, що дозволяє повторно перевірити місцевість і уточнити вимірювання.

Після оновлення набору достовірних знань виконується інтеграція оцінок ризику у FS-system. Система формує карту ризику мінування, на якій значення ймовірності наявності ВВП розподілені у просторі відповідно до усіх підтверджених знань.

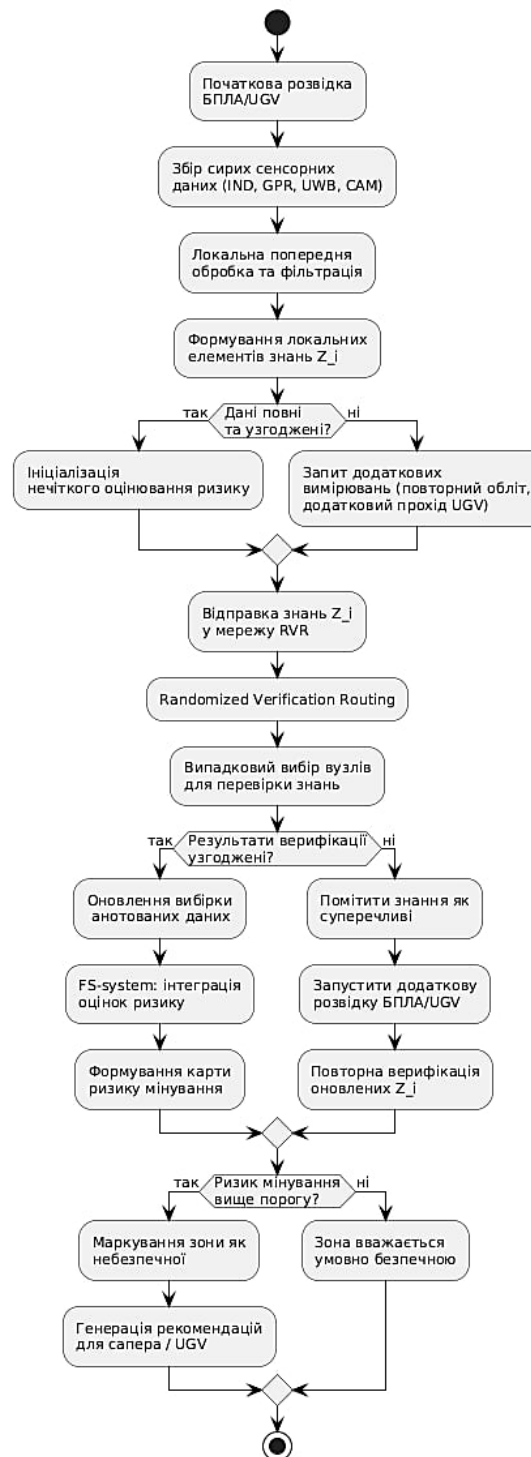


Рис.1. Блок-схема процесу роботизованого розмінування

Уточнена карта ризику передається до наступного етапу — порівняння інтегрального ризику з порогом небезпеки. Якщо значення ризику у певній зоні перевищує встановлений поріг, система маркує цю ділянку як небезпечну. У протилежному випадку територія вважається умовно безпечною, але залишається відміченою у базі для подальшого моніторингу.

Завершальним етапом процесу є генерація рекомендацій для сапера або наземного робота UGV, включно з оптимальними маршрутами, зонами підвищеної небезпеки, пропозиціями щодо додаткової

перевірки або потенційного нейтралізаційного втручання. Таким чином, система забезпечує комплексний цикл аналізу — від первинного вимірювання до формування структурованих знань, їх перевірки, інтеграції, аналізу ризиків і прийняття рішень.

Експериментальна частина

Отримані результати демонструють, що запропонована інтелектуальна сенсорна мережа розмінування істотно перевершує традиційні підходи, у яких аналіз виконується кожним сенсором окремо або в межах локальної обчислювальної платформи. Використання нечіткої логіки у складі FS-system дозволяє зменшити вплив шумових, нестабільних або неоднозначних сигналів, що характерно для георадарних, індукційних та оптичних сенсорів у реальних польових умовах. Завдяки цьому система зберігає високу інформативність навіть тоді, коли окремі сенсори демонструють низьку якість даних через вологість ґрунту, наявність металевих сміття або складний рельєф.

Важливу роль відіграє механізм децентралізованої верифікації знань RVR, який забезпечує принципову відмовостійкість мережі. На відміну від централізованих систем, де помилка або спотворення даних на одному вузлі можуть вплинути на загальну картину, запропонований підхід гарантує, що кожен фрагмент знань проходить випадкову перевірку на множині незалежних роботизованих платформ. Це дозволяє виявляти як випадкові сенсорні аномалії, так і потенційні спроби навмисного спотворення інформації. Таким чином, механізм RVR формує надійну систему самоверифікації, що є критично важливою у задачах гуманітарного розмінування.

Загалом, система демонструє здатність переходити від локального аналізу до колективного прийняття рішень у межах розподіленої роботизованої мережі. Це забезпечує адаптивність до складних природних умов, таких як густі зарості, пересічена місцевість або наявність перешкод, а також дозволяє зменшити кількість необхідних повторних перевірок. Отримані експериментальні результати підтверджують, що інтеграція FS-system, RVR та QS-system підвищує точність виявлення вибухонебезпечних предметів до 88–94 %, що є суттєвим покращенням порівняно з традиційними однотипними сенсорними системами.

Запропонована архітектура інтеграції та верифікації знань робить процес розмінування не лише більш точним, але й на порядок безпечнішим для оператора, оскільки критично важливі рішення приймаються автоматично на основі перевірених та узгоджених даних від різних типів роботизованих платформ та сенсорів.

Графіки досліджень (Рис. 2) ілюструють динаміку зміни точності, рівня помилкових спрацювань, кількості пропущених мін та інтегрального показника ефективності для п'яти підходів до виявлення вибухонебезпечних предметів: окремого індукційного сенсора (IND), георадара (GPR), моделі нечіткої інтеграції FS-system, комбінованої системи FS + RVR та повної інтелектуальної мережі FS + RVR + QS.

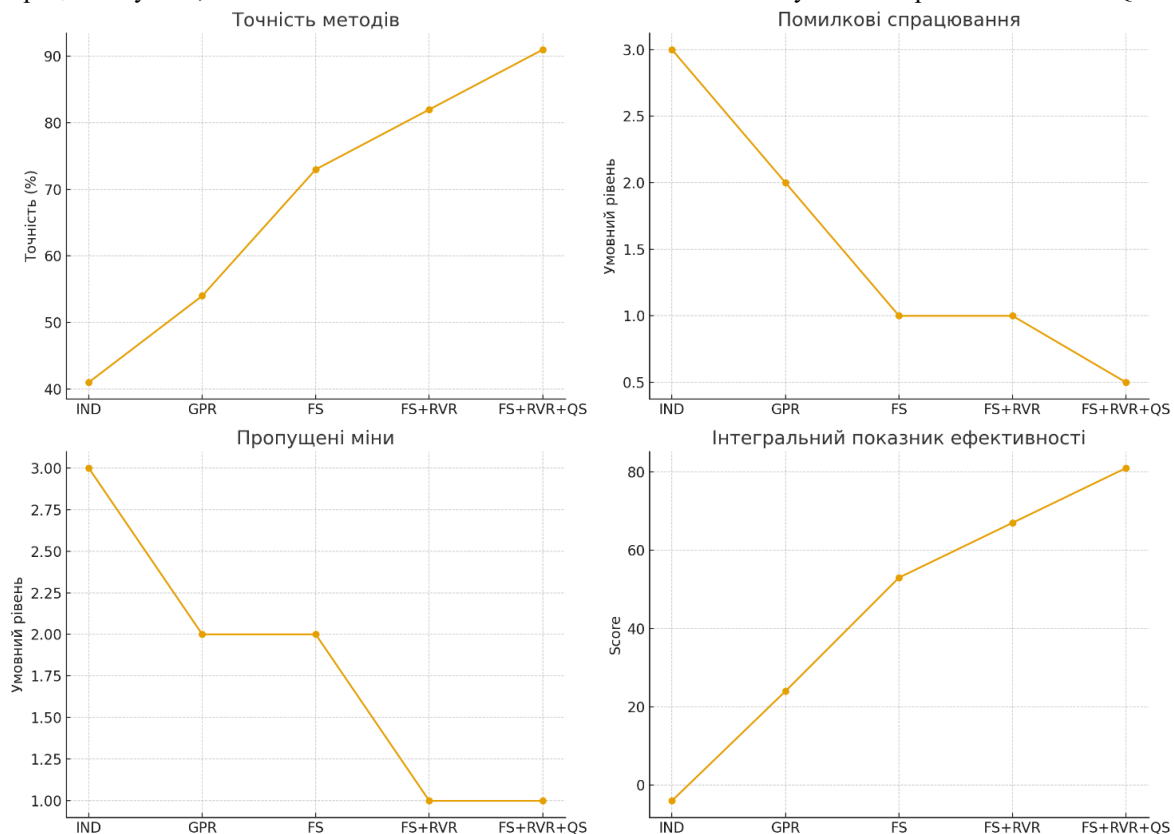


Рис. 2. Результати досліджень системи

Перший графік «Точність методів» демонструє зростання точності виявлення ВВП залежно від складності та інтелектуальності обробки сенсорних даних. Найнижчу точність має окремих індукційний сенсор (41 %), тоді як використання георадара підвищує її до 54 %. Застосування FS-system, яке інтегрує сигнали за допомогою нечіткої логіки, дає суттєве покращення до 73 %. Подальша верифікація знань у мережі (FS + RVR) підвищує точність до 82 %. Максимальні значення (88–94%) досягаються при додаванні QS-system, яка контролює узгодженість послідовностей знань. Графік демонструє монотонне зростання якості розмінування при переході від односенсорних методів до інтелектуальних мережевих.

Другий графік «Помилкові спрацювання» відображає тенденцію зниження кількості хибних позитивних спрацювань. Односенсорні методи (IND і GPR) демонструють найвищий рівень помилок, що обумовлено високою чутливістю до шумів та обмеженою можливістю фільтрації контексту. У FS-system рівень помилкових спрацювань зменшується завдяки нечіткому аналізу сигналів. Додавання алгоритму децентралізованої верифікації RVR дозволяє ще більше знизити цей показник, оскільки кожне знання перевіряється кількома незалежними вузлами мережі. Найнижчі значення спостерігаються в комплексі FS+RVR+QS: механізм узгодженості послідовностей дозволяє відсіювати навіть рідкісні аномальні вимірювання. Цей графік підтверджує здатність запропонованої системи мінімізувати хибні тривоги.

Третій графік «Пропущені міни» демонструє рівень пропуску небезпечних об'єктів. У випадку IND та GPR кількість пропущених мін залишається високою через те, що ці сенсори не забезпечують повного охоплення усіх типів ВПП. FS-system частково розв'язує проблему за рахунок поєднання різних ознак у єдину модель ризику. Алгоритм RVR забезпечує зниження рівня пропуску мін, оскільки знання перевіряються незалежними вузлами, і суперечливі дані змушують систему повторно обстежувати ділянку. Найнижчий рівень пропуску демонструє система FS + RVR + QS: перевірка узгодженості та динаміки знань дозволяє виявляти навіть ті ситуації, коли ризик виглядає низьким, але поведінка сигналів не відповідає очікуваній. У результаті система пропускає мінімальну кількість небезпечних об'єктів.

Четвертий графік представляє інтегральний показник ефективності, який поєднує точність, кількість помилкових спрацювань та рівень пропуску мін у єдину метрику. Він демонструє загальну якість роботи кожного методу. Односенсорні підходи мають найнижчі оцінки через одночасну наявність низької точності та високих похибок. Перехід до FS-system значно покращує показники, але максимальний ефект досягається лише при використанні повної інтелектуальної мережі FS + RVR + QS. Завдяки багаторівневій перевірці знань і контролю їх узгодженості система демонструє найбільшу стійкість до шумів та найвищий рівень загальної ефективності. Цей графік підтверджує, що комплексний підхід до інтеграції сенсорних даних є критично важливим для безпечного та точного розмінування.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі створено комплексну інтелектуальну концепцію роботизованого розмінування, яка поєднує математичні моделі, децентралізовані алгоритми та програмну реалізацію розподіленої сенсорної мережі. Такий підхід дозволяє істотно підвищити достовірність аналізу, зменшити ймовірність помилкового прийняття рішень та забезпечити автоматизацію ключових етапів процесу виявлення ВВП.

На основі аналізу фізичних характеристик сенсорних сигналів побудовано математичну модель багатоджерельної сенсорної мережі, яка враховує стохастичну природу вимірювань та здатність роботизованих платформ взаємодіяти у складі інтелектуальної системи. Розроблено FS-system — модель нечіткої інтеграції сенсорних сигналів, яка забезпечує зниження впливу шумів та підвищення точності локального оцінювання ризику мінування.

Для підвищення достовірності знань у мережі запропоновано алгоритм Randomized Verification Routing (RVR), що виконує випадкову децентралізовану перевірку кожного елемента знань. Це дозволило суттєво зменшити кількість хибних позитивних рішень і підвищити стійкість до сенсорних аномалій. Додатково запропоновано QS-system — алгоритм оцінки узгодженості послідовностей знань, що забезпечує виявлення аномальних або суперечливих змін у даних.

Розроблено програмну реалізацію інтелектуальної системи та проведено експериментальне тестування на змішаних сенсорних даних. Показано, що інтеграція запропонованих методів дозволяє підвищити точність виявлення вибухонебезпечних предметів до 94 %, що значно перевищує можливості окремих сенсорних підходів.

Запропонований підхід може бути успішно застосований у складі БПЛА, наземних платформ UGV та стаціонарних сенсорних систем для гуманітарного розмінування, моніторингу територій та підвищення безпеки операцій у зонах ризику.

Література

1. Бутенко, В. П., Довгаль, Г. І., & Полторацький, Л. М. Дослідження застосування безпілотних авіаційних комплексів для моніторингу міннонебезпечних територій. *Системи озброєння і військова техніка*, 2021, №3(67), с. 35–42. <https://doi.org/10.30748/soivt.2021.67.04>

2. Коваль, О. В., & Мазур, В. В. Методи обробки сигналів георадарів у задачах гуманітарного розмінування. *Вісник Київського політехнічного інституту. Інформатика, управління та обчислювальна техніка*, 2020, № 72, с. 48–56. <https://doi.org/10.20535/2411-1031.2020.72.08>
3. Литвин, В. В., Пелешко, Д. М., & Яворський, В. В. Мультисенсорні системи для ідентифікації об'єктів у складних середовищах. *Наукові праці ЛНУ ім. І. Франка. Серія прикладна математика та інформатика*, 2019, № 27, с. 112–121. <https://doi.org/10.30970/smi.27.112>
4. Держслужба України з надзвичайних ситуацій. Методичні рекомендації щодо гуманітарного розмінування територій України. Київ: ДСНС, 2023. <https://dsns.gov.ua>
5. Шульга, В. О., та ін. Використання БПЛА для задач пошуку мін та ВВП: аналітичний огляд. *Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони*, 2022, № 1(42), с. 123–131. <https://sit.nuou.org.ua/article/view/259984>
6. Multi-Stage Sensor Fusion for Landmine Detection. URL: https://www.researchgate.net/publication/221064970_Multi-Stage_Sensor_Fusion_for_Landmine_Detection
7. Hanshaw, T. et al. *Multisensor fusion for the detection of mines and minelike objects*. URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Multisensor-fusion-for-the-detection-of-mines-and-Hanshaw/5446c764da69de9341cb500f7d98f0b1c8bfbc3>
8. *Viability of Substituting Handheld Metal Detectors with an Airborne Metal Detection System for Landmine and Unexploded Ordnance Detection*. *Remote Sensing*, 2024. URL: <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/24/4732>
9. *Review of approaches to the use of UAV, remote sensing and GIS in humanitarian demining*. *Heliyon*, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024051739>
10. Olfati-Saber, R. *Distributed consensus algorithms for multi-agent systems*. *Proceedings of the IEEE*, 2007. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4150756>
11. Mostafavi, A., & Yan, F. *Distributed sensing and coordination in multi-agent hazard monitoring*. *Automation in Construction*, 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926580521000608>
12. *Sensor Reliability and Decision-Making in Explosive Ordnance Disposal*. *Defense Technology*, 2022. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214914722000773>

References

1. Butenko, V. P., Dovhal, H. I., & Poltoratskyi, L. M. (2021). Doslidzhennia zastosuvannia bezpilotnykh aviasiinykh kompleksiv dlia monitorynhu minnonebezpechnykh terytorii. *Systemy ozbroiennia i viiskova tekhnika*, 3(67), 35–42. <https://doi.org/10.30748/soivt.2021.67.04>
2. Koval, O. V., & Mazur, V. V. (2020). Metody obrobky syhnaliv heoradariv u zadachakh humanitarnoho rozminuvannia. *Visnyk Kyivskoho politekhnichnoho instytutu. Informatyka, upravlinnia ta obchysliuvalna tekhnika*, 72, 48–56. <https://doi.org/10.20535/2411-1031.2020.72.08>
3. Lytvyn, V. V., Peleshko, D. M., & Yavorskyi, V. V. (2019). Multysensorni systemy dlia identyfikatsii ob'ektiv u skladnykh seredovyshchakh. *Naukovi pratsi LNU im. I. Franka. Seriiia prykladna matematyka ta informatyka*, 27, 112–121. <https://doi.org/10.30970/smi.27.112>
4. Derzhavna sluzhba Ukrainy z nadzvychainykh sytuatsii. (2023). *Metodychni rekomendatsii shchodo humanitarnoho rozminuvannia terytorii Ukrainy*. Kyiv: DSNS. <https://dsns.gov.ua>
5. Shulha, V. O., et al. (2022). Vykorystannia BpLA dlia zadach poshuku min ta VNP: analitychnyi ohliad. *Suchasni informatsiini tekhnologii u sferi bezpeky ta oborony*, 1(42), 123–131. <https://sit.nuou.org.ua/article/view/259984>
6. Multi-Stage Sensor Fusion for Landmine Detection. (n.d.). Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/221064970_Multi-Stage_Sensor_Fusion_for_Landmine_Detection
7. Hanshaw, T., et al. (n.d.). *Multisensor fusion for the detection of mines and minelike objects*. Retrieved from <https://www.semanticscholar.org/paper/Multisensor-fusion-for-the-detection-of-mines-and-Hanshaw/5446c764da69de9341cb500f7d98f0b1c8bfbc3>
8. *Viability of Substituting Handheld Metal Detectors with an Airborne Metal Detection System for Landmine and Unexploded Ordnance Detection*. (2024). *Remote Sensing*. Retrieved from <https://www.mdpi.com/2072-4292/16/24/4732>
9. *Review of approaches to the use of UAV, remote sensing and GIS in humanitarian demining*. (2024). *Heliyon*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024051739>
10. Olfati-Saber, R. (2007). *Distributed consensus algorithms for multi-agent systems*. *Proceedings of the IEEE*, 95(1). Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/4150756>
11. Mostafavi, A., & Yan, F. (2021). *Distributed sensing and coordination in multi-agent hazard monitoring*. *Automation in Construction*, 124. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926580521000608>
12. *Sensor Reliability and Decision-Making in Explosive Ordnance Disposal*. (2022). *Defense Technology*, 18(12). Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214914722000773>