

DOI: 10.20535/1970.68(2).2024.318158

УДК 004.8:621.391.21

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПОШУКУ НАЗЕМНИХ МІН

*Микитенко В. І., Шинкарьов Д. Д.**Національний технічний університет України**«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна**E-mail: v.mykytenko@kpi.ua*

Проблема наявності великих замінованих територій і їх розширення є критичною через їхній вплив на безпеку та економіку. Стаття присвячена підвищенню ефективності оптичних методів пошуку наземних мін поверхневого розташування в задачах гуманітарного розмінування.

Показано, що одним з найбільш перспективних оптичних методів виявлення мін є гіперспектральна зйомка, яка забезпечує надзвичайно точний аналіз спектрального складу випромінювання фоно-цільової обстановки. Але практичне використання гіперспектральних методів є суттєво ускладненим, враховуючи величезні площі замінованих територій. Отже виявлення мін має бути автоматизованим. Для вирішення цієї задачі досліджено можливість використання штучних нейронних мереж. Запропоновано інтеграцію штучного інтелекту, зокрема RBF-мереж, для підвищення ефективності та точності виявлення об'єктів. У роботі порівнюються традиційні методи класифікації з інноваційними підходами, що базуються на машинному навчанні. Проведено тестування алгоритмів на симуляційних і реальних даних. Це дозволило оцінити їхню здатність до ідентифікації об'єктів за умов різного спектрального заповнення.

Специфіка досліджуваної області формує вимоги до оцінювання ефективності функціонування технічних засобів: в першу чергу має бути забезпечена мінімальна ймовірність пропуску сигналу. В той же час з врахуванням великих обсягів обчислень бажано, щоб ймовірність хибних тривог залишалась невисокою. Показано, що RBF нейронна мережа здатна виявляти міни з низькою кількістю хибних тривог. Під час навчання мережі з великим параметром розповсюдження чутливість виходу до спектральної варіативності пікселів знижується. Це дозволяє мережі виявити ціль навіть за низького коефіцієнта заповнення. Отже результати досліджень свідчать, що використання запропонованих методів дозволяє значно зменшити кількість хибних тривог і забезпечити високу продуктивність у реальних умовах.

Ключові слова: нейронні мережі, наземні міни, гіперспектральна зйомка, автоматизація класифікації, штучний інтелект.

Вступ

Проблема наземних мін залишається критичною для багатьох країн світу. Вони загрожують життю людей, ускладнюють економічний розвиток та ведення сільського господарства. Російська агресія в Україні виявила принципово новий тип мінної небезпеки, яка полягає в наявності величезної кількості різних типів мін на значних площах в поєднанні з уламками військової техніки, розбитих будівель тощо. Внаслідок цього існуючі методи виявлення, такі як використання металодетекторів або радіолокація, мають значні обмеження, включаючи високий рівень хибних тривог.

Новітні підходи, в яких використовується гіперспектральна зйомка в оптичному діапазоні спектру [1], дозволяють підвищити ефективність виявлення. Однак величезні обсяги інформації, яку необхідно проаналізувати для створення мап мінних полів, є суттєвою перешкодою для практичної реалізації. В такій ситуації інтеграція методів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, в технології виявлення наземних мін може значно пок-

радити результати за рахунок автоматизації аналізу даних.

Гіперспектральна зйомка дає можливість дуже точно проаналізувати відбиття світла об'єктами на різних довжинах хвиль, що дозволяє розрізнити матеріали за їх спектральними характеристиками. Ця технологія є особливо корисною для виявлення мін із пластику, які складно ідентифікувати традиційними методами.

Існують два основних підходи виявлення об'єктів на фонах:

1. Супервізовані методи – вимагають знання спектральних характеристик об'єктів пошуку.

2. Несупервізовані методи – орієнтуються на пошук об'єктів, що відрізняються від фону, але мають високий рівень хибних тривог.

Для покращення точності було запропоновано застосовувати штучні нейронні мережі. Нейронні мережі, такі як багатошарові перцептрони (MLP) або радіальні базисні функції (RBF), демонструють високу ефективність у класифікації даних, зокрема гіперспектральних [2]. Мережі можуть використовуватися для:

- Зменшення розмірності даних за допомогою вбудованих методів вибору ознак;
- Класифікації пікселів на основі спектральних характеристик;
- Виявлення мін на субпіксельному рівні.

Навчання мережі може базуватися на реальних даних, отриманих у лабораторних умовах, або на симуляціях.

У цій роботі розглядаються різні алгоритми класифікації, що використовуються для багатозадачного виявлення об'єктів за допомогою гіперспектральної зйомки. Враховуються різні сценарії виявлення наземних мін, у яких порівнюємо ефективність кожного методу в різних випадках. Окрім того, розглядається використання методів на основі штучного інтелекту для підвищення ймовірності виявлення, зменшення кількості хибних тривог та покращення загальної ефективності детектування. Проводиться тестування різних супервізованих алгоритмів класифікації, які застосовуються для багатозадачного виявлення у сценаріях виявлення наземних мін. Окремо продемонстровано можливість використання методів штучного інтелекту для виявлення об'єктів. Було проведено два типи тестів: перший – із використанням зображень, де спектрально додано цілі до зображення AVIRIS [1]; другий – на основі реальних зображень із штучними цілями.

На симуляційному етапі спектри мін були додані в різних пропорціях відповідно до розміру пікселів у гіперспектральному зображенні. Потім ці алгоритми були повторно протестовані на реальних зображеннях із реальними об'єктами. Результати свідчать, що для виявлення цілей за допомогою гіперспектральних зображень можна ефективно застосовувати добре натреновану нейронну мережу з радіально-базисною функцією (RBF). Пропонується кілька алгоритмів для виявлення цілей у гіперспектральних зображеннях. Більшість із них не підтримують багатозадачне виявлення, якщо не запускати їх кілька разів, окремо для кожної цілі. Однак це може бути дуже витратним за часом, особливо якщо кількість цілей велика.

Деякі алгоритми були розширені для багатозадачного виявлення, наприклад, алгоритм мінімізації енергії з обмеженнями (CEM), який спочатку був розроблений для оцінки кількості об'єктів. Цей алгоритм має кілька розширень для роботи з багатозадачним виявленням, таких як multiCEM, SumCEM, Winner-take-all CEM (WTACEM) та інші [3]. Крім того, можна використовувати несупервізовані алгоритми для виявлення об'єктів без посилення на їх спектр відбиття [4]. Однак доведено, що такі алгоритми зазвичай характеризуються високим рівнем хибних тривог, оскільки деякі інертні пікселі з низькою частотою можуть бути помилово визначені як цілі.

Постановка задачі досліджень

Метою дослідження є розробка та оцінка ефективності алгоритмів класифікації для багатозадачно-

го виявлення об'єктів за допомогою гіперспектральної зйомки, зокрема в умовах детектування наземних мін. Передбачено порівняння традиційних методів із підходами, що базуються на штучному інтелекті, для підвищення точності виявлення та зменшення кількості хибних тривог. Дослідження охоплює тестування на симуляційних даних із залученням різних сценаріїв та умов детекції.

В багатьох дослідженнях розглядалось використання глибоких нейронних мереж для виявлення об'єктів за допомогою гіперспектральної зйомки [5]. Глибокі нейронні мережі, такі як CNN, часто використовуються для аналізу просторових характеристик зображень, але це може призводити до втрати спектральної точності. Звичайні нейронні мережі забезпечують більш простий та швидкий підхід, що важливо для задачі виявлення наземних мін на субпіксельному рівні.

Також варто зазначити, що аналіз гіперспектральних зображень передбачає обробку масиву інформації, в якому кожен піксель містить сотні спектральних смуг. Можливе змішування кількох смуг може призводити до втрати важливої спектральної інформації, необхідної для виявлення цілей. Крім того, важливим є знаходження простого рішення для прискорення процесу детектування.

Виклад основного матеріалу

Розглянемо використання штучного інтелекту для виявлення цілей у гіперспектральних зображеннях, зокрема застосування нейронних мереж (НМ). Вибір такого підходу обумовлено кількома причинами:

- по-перше, створення класифікатора на основі нейронної мережі передбачає два етапи: навчання та класифікацію. Етап навчання може виконуватися офлайн, після чого виявлення здійснюється онлайн під час отримання зображення. Це дозволяє оптимізувати метод для роботи в режимі реального часу, адже основне навантаження припадає на офлайн-етап;

- по-друге, детектор можна налаштувати для виявлення великої кількості цілей за один прохід, що забезпечує швидке багатозадачне виявлення. Крім того, мережу можна адаптувати до різних типів фону (наприклад, вода, пісок, ліс), створюючи кілька натренованих нейронних мереж для конкретних сцен. Це дозволяє знизити кількість хибних тривог шляхом комбінування результатів кількох НМ.

Штучна нейронна мережа (ШНМ) є обчислювальною моделлю, яка використовується для вирішення завдань машинного навчання та комп'ютерного зору [6]. Вона імітує роботу нейронних мереж людського мозку. ШНМ складається з мережі з'єднаних одиниць – "нейронів", де кожне з'єднання має вагу. Нейрони об'єднані у шари, кожен з яких також має зміщення (bias), що відіграє важливу роль у процесі виявлення [7].

Проста НМ має два шари: вхідний і вихідний. Така мережа називається одношаровою нейронною

мережею. У більш складних мережах між вхідним і вихідним шарами додаються приховані шари, що утворюють багатошаровий перцептрон. Цей тип ШНМ здатен вирішувати нелінійні складні задачі, недоступні для одношарових мереж [8].

Ще один тип нейронних мереж – це нейронні мережі з радіально-базисними функціями. Вони мають таку ж структуру шарів, як і MLP, однак у прихованому шарі використовується функція активації на основі ядра (зазвичай Гаусова функція)

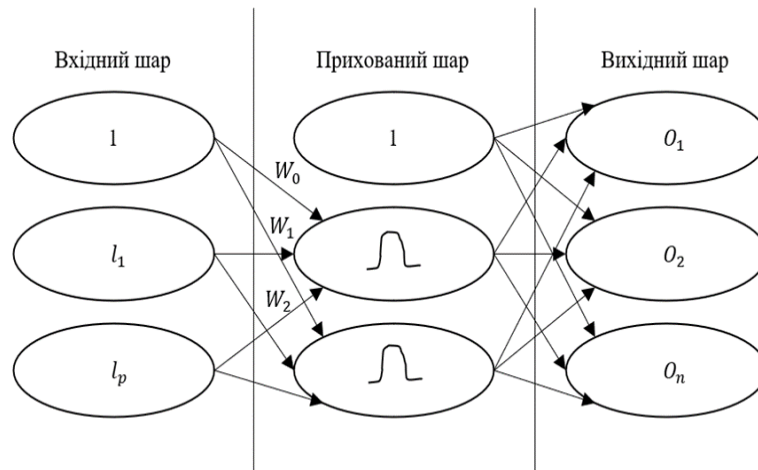


Рис. 1. Багатошарова нейронна мережа RBF

Для зменшення розміру нейронної мережі, першим кроком є побудова карти ознак. На цьому етапі обираються ключові ознаки гіперкуба (три-вимірному представлення гіперспектральних даних), які дозволяють зменшити розмір вхідного зображення, зберігаючи водночас корисну інформацію. При цьому можна використовувати різні методи, серед яких найчастіше застосовують метод головних компонент (PCA), узгоджений переслідувач (matched pursuit) [9], відображення Саммона [10], багатокритеріальні методи [11], не-параметричний зважений витяг ознак [12], лінійний дискримінантний аналіз (LDA) тощо [13].

Використаємо концепцію чистого аналітичного сигналу (Net Analyte Signal), яка запропонована Лорбером у 1986 році для аналізу хімічних спектрів [14]. Ідея полягає у визначенні частини сигналу, яка належить до ортогональної площини всіх матеріалів, окрім цілі. Це дозволяє обрати найбільш репрезентативні спектральні смуги цілі, які потім використовуються як вхідні дані для нейронних мереж замість повного спектру сигналу.

Обрані спектральні смуги обчислюються за наступним алгоритмом [15].

$$n_j = (I - S_j - (S_j^T S_j)^{-1} S_j^T) s_j, \quad (1)$$

де s_j – оптичний спектр цілі; S_j – матриця спектрів фону (без цільових спектрів); n_j – частина спектра s_j , яка є ортогональною до S_j .

[8]. Хоча MLP зазвичай швидше через меншу обчислювальну складність, RBF-мережі демонструють кращу продуктивність у випадку даних високої розмірності, як у нашому випадку (189 спектральних смуг для одного пікселя).

У цій роботі використовувалися двошарові RBF-мережі. Функція активації для прихованого шару – Гаусова, для вихідного шару – лінійна (рис. 1). Кількість нейронів визначена емпірично для мінімізації глобальної помилки.

Спочатку оцінюються спектри всіх кінцевих компонентів зображення за допомогою алгоритму автоматичного генерування цілей (Automatic Target Generation Process, ATGP) [16].

Потім S_j отримується шляхом вилучення спектрів кінцевих компонентів, які відповідають цілям.

У першому сценарії було протестовано алгоритми виявлення цілей на 17 гіперспектральних зображеннях, отриманих за допомогою Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS), розробленого в лабораторії NASA JPL. Ці сцени доступні онлайн [17].

Просторова роздільна здатність зображень залежить від висоти польоту літака під час знімання, тому сцени представлені з різними роздільними здатностями. У вибрані сцени були додані спектри штучних об'єктів: протипіхотної міни PMN (рис. 2) та міни VS-2.2 (рис. 3).

Спектри відбиття цих мін були отримані в лабораторії за допомогою спектрорадіометра Field Spec 4 Hi-Res [18], який дозволяє реєструвати спектр відбиття в діапазоні від 350 нм до 2500 нм із спектральною роздільною здатністю 1 нм. Вимірювання спектральних характеристик проводилися в різних умовах: у лабораторії зі спеціальним джерелом освітлення, на трав'яному полі та на ґрунті під час сонячного дня [18]. У цьому сценарії було використано спектри відбиття мін, покритих тонким шаром трави, та впроваджено їх у сцени AVIRIS.

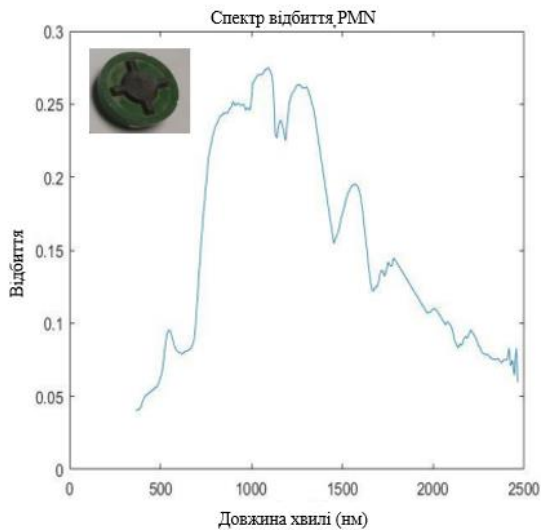


Рис. 2. Спектр відбиття міни PMN [18]

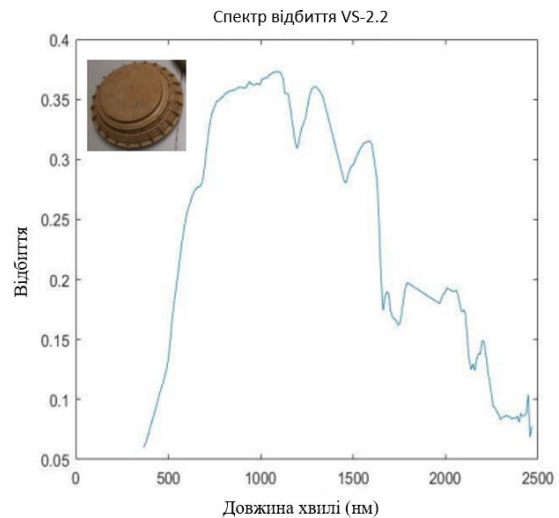


Рис. 3. Спектр відбиття міни VS-2.2 [18]

Використання даних, отриманих у сценах AVIRIS, здійснювалося після кількох етапів попередньої обробки зображень.

Спершу виконувалася атмосферна корекція, яка переводила зображення з домену спектральної щільності енергетичної яскравості, що залежить від освітлення та погодних умов, у єдиний домен відбиття, масштабований у межах від 0 до 1.

Далі були виключені смуги з низьким співвідношенням сигнал/шум, що виникають через поглинання водяною парою.

На завершення зображення інтерполювалося для підвищення просторової роздільної здатності, щоб піксель мав розмір, еквівалентний розміру міни.

Для перевірки ефективності виявлення цілей у повнопіксельних (Full pixel) та субпіксельних (subpixel) випадках, їх розташовували в зображеннях у різних співвідношеннях. Це означає, що спектральні характеристики мішені поєднували з характеристиками сусідніх пікселів, регулюючи частку, яку мішень займала в кожному пікселі.

Таким чином, можна було моделювати ситуації, коли ціль повністю або частково перекрита іншими об'єктами.

Спектральна характеристика фоно-цільової обстановки формується з врахуванням характеристик сусідніх пікселів відповідно до формули

$$PS = aT + (1 - a)B, \quad (2)$$

де PS – спектр пікселя у зображенні, коли на ньому присутня ціль, T – вектор спектра відбиття цілі, B – спектр відбиття фону, a – коефіцієнт заповнення, який визначає частку зображення цілі в розмірі пікселя, змінюючись у діапазоні від 0.6 до 0.9.

В аналізованих 17 зображеннях кількість пікселів із коефіцієнтом заповнення становила: 136 для $a = 0.6$, 170 для $a = 0.7$, 102 для $a = 0.8$, і 110 для $a = 0.9$. Це дозволяє оцінити здатність алгоритму виявлення цілей ідентифікувати субпіксельні мішені.

Оскільки цілком в цьому сценарії є міна, пропуск цілі несе значно більший ризик, ніж помилкове спрацювання (FAR). Тому поріг ухвалення рішення налаштовується таким чином, щоб гарантувати виявлення всіх цілей ($P_d = 1$), а вже потім реструєється показник FAR.

Ефективність алгоритму визначалася його здатністю забезпечити низький показник FAR за умови, що всі цілі були виявлені.

Обговорення результатів

Результати, отримані після застосування методів виявлення до всіх зображень, що містять цілі з різною часткою покриття. Було визначено середній рівень помилкових тривог (FAR) та час обчислень при повному виявленні цілей. Тестування проводилося на сервері Dell із 64 ядрами, 128 ГБ оперативної пам'яті та 1 ТБ пам'яті.

Було протестовано наступні алгоритми:

SAM: Спектральний кутовий маппер (Spectral Angular Mapper);

OSP: Ортогональна проєкція підпростору (Orthogonal Subspace Projection);

ACE: Адаптивна оцінка когерентності (Adaptive Coherence Estimation);

CEM: Обмежена мінімізація енергії (Constrained Energy Minimization);

MTCEM: Багатоцільова CEM (Multiple Target CEM);

WTACEM & SCEM: Метод "переможець бере все" (Winner Take All CEM) і сума CEM (Sum CEM);

SID: Спектральне інформаційне відхилення (Spectral Information Divergence);

MF: Узгоджений фільтр (Matched Filter);

RBF NN: Нейронна мережа з радіальною базисною функцією (Radial Basis Function Neural Network).

У випадку з нейронними мережами, оптимальна мережа за рівнем помилкового спрацювання була визначена після численних тестів, під час яких враховувалися різні тренувальні вибірки та параметри розповсюдження. Спочатку 17 зображень було випадковим чином поділено на тренувальні та тестові дані: частину зображень використовували для навчання нейронної мережі, а решту – для оцінки продуктивності. Такий підхід вимагав інтенсивного навчання, значного часу та великої кількості нейронів для врахування всіх можливих варіантів, однак не дозволяв досягти нульового рівня FAR.

Щоб забезпечити навчання на корисних даних без повторень, використовувалася інша стратегія. Для навчання нейронної мережі достатньо кількох пікселів, які представляють кінцеві елементи зображення. Для тренувальної вибірки використовували спектри відбиття фону, автоматично оцінені за допомогою алгоритму Automatic Target Generation Process (ATGP) [16], а також спектри відбиття PMN і VS-2.2. Тренувальні дані склалися з 377 спектрів різних матеріалів фону, 5 спектрів міни PMN і 5 спектрів міни VS-2.2. Відповідні вихідні дані мали вигляд:

Фон: 001;

PMN: 100;

VS-2.2: 010.

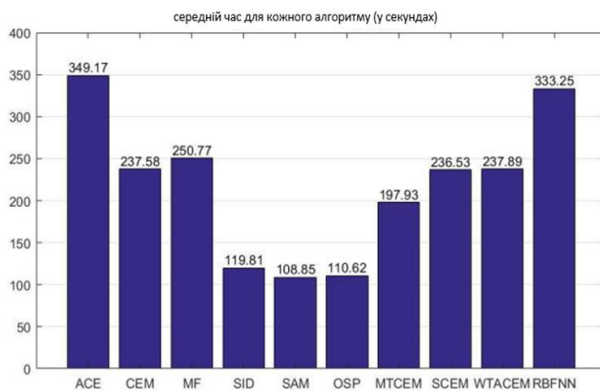


Рис. 4. Середній обчислювальний час для кожного алгоритму

Інші алгоритми демонструють відмінну продуктивність навіть за невеликого коефіцієнта заповнення. Невеликі хибні тривоги виникають при спробі виявити цілі з низьким заповненням за до-

помогою MF і CEM. Алгоритм ACE дозволяє виявляти всі цілі з нульовим рівнем FAR, що підтверджує результати попередніх тестів для виявлення цілей [19, 20].

Необхідно зазначити, що спектри відбиття цілей виявляються у сценах з різними коефіцієнтами наповнення (0.6, 0.7, 0.8, 0.9). Однак на етапі навчання було використано лише чистий спектр відбиття цілі. Завдяки цій стратегії вихід для кожного пікселя визначав частку цілі (PMN, VS-2.2) або загального фону.

На рис. 4 представлено середній час, необхідний кожному алгоритму для виявлення всіх цілей на 17 зображеннях. Як видно, для виявлення обох типів цілей за допомогою алгоритму ACE потрібно близько 349 секунд, у той час як обчислювальний час для MF становить 250,77 с, а для CEM – 238 с. Подібний час потрібен для SCEM і WTACEM, оскільки ці алгоритми базуються на використанні одного детектора двічі для виявлення кожної цілі.

Основна відмінність між ними полягає в етапі прийняття рішень: у випадку CEM для кожної цілі встановлюється окремий поріг, тоді як у SCEM результати детекторів підсумовуються, і для суми встановлюється один поріг, або ж обирається максимальне значення, і поріг встановлюється відповідно, як у WTACEM.

Алгоритми SAM і SID працюють швидше, однак демонструють високий рівень помилкового спрацювання, як показано на рисунку 5. Майже всі алгоритми здатні виявляти цілі з низьким рівнем помилкового спрацювання, за винятком SID і SAM, які мають високий рівень. Це пояснюється тим, що обидва алгоритми порівнюють спектри пікселів зі спектром цілі, розглядаючи їх як вектори. Отже, вони залежать від подібності пікселя до цілі. У випадку цілей із низьким коефіцієнтом заповнення (наприклад, 0,6), їх спектри суттєво відрізняються, що спричиняє високий рівень помилкового спрацювання.

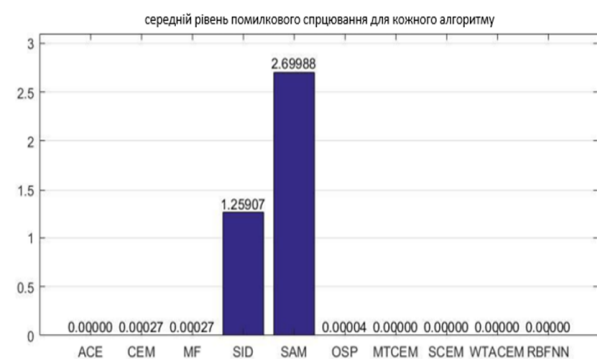


Рис. 5. Середній рівень помилкового спрацювання для кожного алгоритму

помогою MF і CEM. Алгоритм ACE дозволяє виявляти всі цілі з нульовим рівнем FAR, що підтверджує результати попередніх тестів для виявлення цілей [19, 20].

Також можна відзначити, що при застосуванні СЕМ двічі і встановленні порогу для кожної цілі, рівень помилкового спрацювання склав 0,00027. Більшість із них пов'язані з цілями типу VS-2.2. Однак, коли підсумовувалися результати або брався їх максимум, як у SCEM і WTACEM, рівень помилкового спрацювання зник. Це пояснюється підвищенням контрастності між цілями та фоном у випадку Sum СЕМ або ігноруванням шуму завдяки врахуванню найбільш значущих результатів у WTACEM.

MTCEM показав кращу продуктивність, оскільки дозволяє виявляти всі цілі без помилкового спрацювання і за меншого часу обчислень. Слід зазначити, що такі алгоритми, як ACE, MF, СЕМ, SID, SAM і OSP, мають додаткову перевагу: вони дозволяють розрізняти типи цілей (PMN та VS-2.2). Інші алгоритми лише підтверджують наявність цілі, але не ідентифікують її тип. У деяких задачах, наприклад при виявленні мін, ця інформація є критично важливою, оскільки дозволяє визначити оптимальну стратегію ізоляції залежно від типу вибухівки та підривача. Проте така можливість потребує додаткових витрат часу та обчислювальних ресурсів.

На графіках також видно, що завдяки обраній стратегії навчання, нейронна мережа з радіальною базисною функцією (RBF NN) здатна виявляти міни без помилкового спрацювання.

Під час навчання мережі з великим параметром розповсюдження чутливість виходу до спектральної варіативності пікселів була знижена, що дозволило мережі визначати наявність цілі навіть за низького коефіцієнта заповнення.

З іншого боку, обчислювальний час, необхідний для досягнення цього результату, менший, ніж у ACE (що також має нульовий рівень FAR), але більший, ніж у багатофункціональних алгоритмів MTCEM, SCEM і WTACEM. Однак, на відміну від цих алгоритмів, RBF NN дозволяє розрізняти типи цілей, що додає цінності в деяких сценаріях.

Висновки

Дослідження підтверджує доцільність застосування методів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж із радіально-базисною функцією, для виявлення наземних мін. Запропонований підхід показав свою ефективність у вирішенні завдань класифікації на основі гіперспектральних даних.

У ході тестування алгоритмів було виявлено, що використання RBF-мереж дозволяє суттєво зменшити кількість хибних тривог, особливо при роботі з об'єктами, які важко ідентифікувати традиційними методами. Крім того, тестування на реальних і симуляційних даних показало, що запропоновані алгоритми здатні забезпечити високу точність навіть за умов субпіксельного покриття цілі.

Важливою перевагою підходу є його можливість налаштування для роботи з різними типами об'єктів і фонів, що забезпечує гнучкість та адаптивність у різ-

них сценаріях. Методологія дозволяє поєднувати результати кількох нейронних мереж для зниження хибних тривог і покращення загальної ефективності.

Результати підтверджують, що запропоновані алгоритми можуть використовуватися в реальних умовах для вирішення завдань гуманітарного розмінування, підвищуючи безпеку та знижуючи витрати на виконання цих робіт.

Таким чином, запропонований підхід із використанням RBF-мереж відкриває перспективи для подальших досліджень та розробки практичних рішень у сфері виявлення наземних мін. Наступні дослідження доцільно направити на розроблення методів та засобів одночасного покриття системами виявлення великих територій в масштабі реального часу.

Література

- [1] В. Г. Колобродов, П. В. Бородійчук, В. І. Микитенко, "Оптические системы видеоспектрометров дистанционного зондирования Земли", *Космична наука і технологія*, т. 4, № 1, с. 29-38, 1998.
- [2] J. Yue, W. Zhao, S. Mao, & H. Liu, "Spectral-spatial classification of hyperspectral images using deep convolutional neural networks", *Remote Sensing Letters*, vol. 6, pp. 468-477, 2015. DOI: 10.1080/2150704X.2015.1047045.
- [3] J. Yin, Y. Wang, Y. Wang, and Z. Zhao, "A modified algorithm for multi-target detection in hyperspectral image", in *CAR 2010 - 2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*. vol. 3, pp. 105 – 108, 2010. DOI: 10.1109/CAR.2010.5456639.
- [4] A. Plaza, P. Martinez, R. Perez and J. Plaza, "A new method for target detection in hyperspectral imagery based on extended morphological profiles," in *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. Proceedings (IEEE Cat. No.03CH37477), Toulouse, France, 2003, pp. 3772-3774, vol. 6. DOI: 10.1109/IGARSS.2003.1295265.
- [5] Y. Chen, H. Jiang, C. Li, X. Jia and P. Ghamisi, "Deep Feature Extraction and Classification of Hyperspectral Images Based on Convolutional Neural Networks," in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 54, no. 10, pp. 6232-6251, Oct. 2016. DOI: 10.1109/TGRS.2016.2584107
- [6] W. McCulloch, W. Pitts, "A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, is. 4, pp. 115–133, 1943. DOI:10.1007/BF02478259
- [7] C. M. Bishop, "Pattern recognition and machine learning". Springer, 2006. 228 p.
- [8] M. JL. Orr, "Introduction to radial basis function networks", 1996.
- [9] P.-H. Hsu, "Feature extraction of hyperspectral images using wavelet and matching pursuit", *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 62, no. 2, pp. 78- 92, 2007. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2006.12.004.

- [10] X. He, D. Cai, S. Yan and H.J. Zhang, "Neighborhood preserving embedding", in *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05)*, vol. 2, pp. 1208-1213, 2005.
- [11] M. Khoder, S. Kashana, J. Khoder, and R. Younes, "Multicriteria classification method for dimensionality reduction adapted to hyperspectral images," *Journal of Applied Remote Sensing*, vol. 11, no. 2, pp. 025001-025001, 2017.
- [12] B.-C. Kuo, and D. A. Landgrebe, "Nonparametric weighted feature extraction for classification", *Geoscience and Remote Sensing*, IEEE Transactions on, vol. 42, no. 5, pp. 1096-1105, 2004.
- [13] J. Khodr, and R. Younes, "Dimensionality reduction on hyperspectral images: A comparative review based on artificial datas", in *Image and Signal Processing (CISP), 2011 4th International Congress*, vol. 4, pp. 1875-1883. IEEE, 2011.
- [14] C. D. Brown, "Discordance between Net Analyte Signal Theory and Practical Multivariate Calibration", *Anal. Chem.*, vol. 76, pp. 4364-4373, 2004.
- [15] H. Grahn, and P. Geladi, eds. *Techniques and applications of hyperspectral image analysis*. John Wiley & Sons, 2007.
- [16] H. Ren and C.-I. Chang, "Automatic spectral target recognition in hyperspectral imagery", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1232-1249, October 2003.
- [17] AVIRIS. Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer. [Online]. Available: <http://aviris.jpl.nasa.gov/>
- [18] Ihab Makki, Hyperspectral Imaging for Landmine Detection. Optimization and Control [math.OC]. POLITECNICO DI TORINO, 2017.
- [19] D. Manolakis, R. Lockwood, T. Cooley, and J. Jacobson, "Is there a best hyperspectral detection algorithm?", in *SPIE Defense, Security, and Sensing*, pp. 733402-733402. International Society for Optics and Photonics, 2009.
- [20] I. Makki, R. Younes, C. Francis, T. Bianchi, and M. Zucchetti, "Classification algorithms for landmine detection using hyperspectral imaging," In *Landmine: Detection, Clearance and Legislations (LDCL)*, 2017 First International Conference on, pp. 1-6. IEEE, 2017. DOI:10.1109/LDCL.2017.7976930.

UDC 004.8:621.391.21

Volodymyr I. Mykytenko, Danylo D. Shynkarov*National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv, Ukraine***USING NEURAL NETWORKS FOR LANDMINE DETECTION**

The issue of large mined areas and their expansion is critical due to their impact on safety and the economy. This article focuses on enhancing the efficiency of optical methods for detecting surface-laid landmines in humanitarian demining tasks.

It demonstrates that one of the most promising optical methods for mine detection is hyperspectral imaging, which provides exceptionally precise analysis of the spectral composition of the radiation in the background-target environment. However, practical application of hyperspectral methods is significantly complicated by the vast size of mined territories.

Therefore, mine detection must be automated. To address this challenge, the potential of artificial neural networks was investigated. The study proposes the integration of artificial intelligence, specifically RBF (Radial Basis Function) networks, to improve the efficiency and accuracy of object detection. The work compares traditional classification methods with innovative machine learning approaches. Algorithms were tested on both simulated and real data, enabling an evaluation of their ability to identify objects under varying spectral content conditions.

The specific characteristics of the study area define the requirements for assessing the performance of technical tools: foremost, the probability of missing a signal must be minimized. At the same time, given the large-scale computations involved, the probability of false alarms should remain low. The study shows that RBF neural networks can detect mines with a low rate of false alarms. During network training with a large spread parameter, the sensitivity of the output to the spectral variability of pixels decreases. This allows the network to detect a target even at low fill coefficients. Thus, the research results indicate that the proposed methods significantly reduce false alarms and ensure high performance under real-world conditions.

Keywords: neural networks; landmines; hyperspectral imaging; classification automation; artificial intelligence.

*Надійшла до редакції
12 жовтня 2024 року*

*Рецензовано
27 жовтня 2024 року*



© 2024 Copyright for this paper by its authors.
Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).