

3. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ТА ГЛИБИННИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ПОШКОДЖЕНЬ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ

Поліна Мікава, аспірант
Кафедра математичного моделювання і аналізу даних
Навчально-науковий Фізико-технічний інститут
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

geor.polina@gmail.com

ВСТУП

У сучасному світі, який стикається з різноманітними екологічними викликами, важливість моніторингу стану навколишнього середовища та його змін набуває все більшого значення. Кліматичні зміни, антропогенні дії та природні катаклізми чинять дедалі сильніший вплив на наші екосистеми, ресурси та загалом на планету. Земна поверхня, яка охоплює ліси, сільськогосподарські угіддя, водойми, пустелі та урбанізовані зони, піддається постійному впливу людської діяльності та природних факторів. Оцінка цих впливів та вивчення пошкоджень земної поверхні є важливою задачею не лише для екологів і науковців, а й для урядів, громадських організацій і міжнародної спільноти загалом.

Традиційні методи моніторингу стану земної поверхні, такі як польові дослідження та візуальний огляд територій, є надзвичайно важливими, однак

використання в умовах сучасних викликів обмежене. Зокрема, ці методи займають багато часу, потребують значних людських ресурсів і часто є небезпечними в умовах природних катастроф або в зоні військових конфліктів. Крім того, традиційний моніторинг може не завжди охоплювати великі території з достатньою точністю або своєчасністю, що обмежує його ефективність.

Зі швидким розвитком інформаційних технологій і зростанням обсягів даних про земну поверхню з'являються нові можливості для моніторингу та аналізу змін у навколишньому

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

середовищі. Одним з таких напрямків є використання методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж для аналізу пошкоджень земної поверхні. Ці передові технології відкривають нові горизонти для автоматизації процесу моніторингу, підвищують точність і швидкість аналізу, а також забезпечують можливість обробки великих обсягів даних у реальному часі. Використання супутникових знімків, аерофотознімків, даних з безпілотників та інших джерел інформації стає основою для побудови більш ефективних та надійних систем оцінки стану земної поверхні.

Методи комп'ютерного зору дозволяють автоматизувати процес аналізу зображень і виявляти зміни на земній поверхні, які не завжди можуть бути помітними для людського ока. Глибинні нейронні мережі, у свою чергу, забезпечують можливість навчання систем на великих наборах даних, що підвищує їх здатність розпізнавати складні патерни та закономірності в зображеннях. Це робить їх незамінними інструментами для аналізу широкого спектра пошкоджень, починаючи від змін у лісових масивах і сільськогосподарських угіддях, закінчуючи моніторингом міських зон і водних ресурсів.

Однією з ключових переваг методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж є їх здатність обробляти великі обсяги інформації з високою швидкістю і точністю. У зв'язку з цим вони можуть бути використані для оцінки наслідків природних катастроф, таких як землетруси, повені, урагани або лісові пожежі. Ці методи дозволяють оперативно отримувати точну інформацію про масштаби пошкоджень і прогнозувати їх подальший розвиток. Наприклад, під час лісової пожежі комп'ютерні системи можуть швидко ідентифікувати згорілі території, оцінювати ступінь пошкоджень і навіть надавати рекомендації щодо відновлення лісових ресурсів.

Ще однією сферою, де методи комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж мають вирішальне значення, є моніторинг сільськогосподарських угідь. Сільське господарство залежить від стану землі, її родючості та здатності до самовідновлення. Забруднення ґрунтів, ерозія, засолення та інші негативні процеси можуть призводити до значних втрат у врожаях, що, своєю чергою, впливає на продовольчу безпеку. Використання комп'ютерного зору для моніторингу стану сільськогосподарських земель дозволяє ідентифікувати проблемні ділянки та розробляти ефективні заходи для покращення ситуації. Завдяки точності аналізу зображень можна своєчасно виявляти пошкодження

посівів, зони, що постраждали від шкідників або хвороб, та приймати швидкі рішення для зменшення негативних наслідків.

Важливість комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж також зростає в контексті зростання міст і розвитку урбанізованих територій. Стрімке зростання населення планети і збільшення потреб у житлових та комерційних зонах призводять до постійного розширення міст, що, в свою чергу, впливає на земну поверхню. У містах відбуваються інтенсивні будівельні роботи, що спричиняють зміну ландшафтів, втрату природних територій і підвищене навантаження на екосистеми. В цьому контексті методи комп'ютерного зору можуть бути використані для аналізу стану інфраструктури, моніторингу змін в урбанізованих зонах і виявлення потенційно небезпечних територій, де можуть виникнути проблеми з екологією або інфраструктурними об'єктами.

Однією з важливих особливостей методів глибинного навчання є здатність адаптуватися до нових умов і типів даних. Це особливо важливо для аналізу пошкоджень земної поверхні внаслідок військових дій або техногенних катастроф. Наприклад, під час військових конфліктів екосистеми та земна поверхня зазнають великих руйнувань через бомбардування, обстріли або інші види бойових дій. Звичайні методи моніторингу є надто небезпечними для використання в таких умовах, і тут на допомогу приходять технології комп'ютерного зору, які можуть автоматично оцінювати масштаби пошкоджень на основі супутникових зображень.

Глибинні нейронні мережі, натомість, можуть навчатися на цих даних і з часом ставати точнішими в ідентифікації зон, які постраждали найбільше. Це дозволяє оперативно надавати інформацію про стан територій, зруйнованих внаслідок військових конфліктів, і розробляти ефективні стратегії для їхнього відновлення. Крім того, методи комп'ютерного зору можуть бути використані для моніторингу шкідливих відходів, що утворюються внаслідок техногенних катастроф або військових дій, таких як хімічне забруднення або радіоактивні відходи.

Ще однією важливою перевагою використання методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж є їх економічна ефективність. Хоча впровадження цих технологій може вимагати значних початкових інвестицій у обладнання та програмне забезпечення, у довгостроковій перспективі вони значно знижують витрати на моніторинг та аналіз стану земної поверхні. Автоматизація процесів і можливість отримувати точні

дані без необхідності залучення великої кількості людей роблять ці технології привабливими для урядів, екологічних організацій та приватних компаній, які займаються управлінням природними ресурсами або розвитком інфраструктури.

Ще одним аспектом, на який варто звернути увагу, є здатність методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж до прогнозування змін у земній поверхні. Це особливо важливо в контексті кліматичних змін, які можуть мати непередбачувані наслідки для різних регіонів планети. Зокрема, ці технології можуть бути використані для створення моделей, які прогнозують, як зміни клімату вплинуть на конкретні екосистеми або земні ресурси. Це відкриває нові можливості для планування заходів з адаптації до кліматичних змін та розробки ефективних стратегій для зменшення їхніх негативних наслідків.

Отже, використання методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж для аналізу пошкоджень земної поверхні є важливим кроком на шляху до покращення моніторингу навколишнього середовища та забезпечення сталого управління природними ресурсами. Ці технології не тільки підвищують точність і швидкість аналізу, а й відкривають нові можливості для автоматизації процесів, що раніше були обмежені через необхідність людського втручання або великі витрати часу та ресурсів. В умовах сучасних викликів, коли зміни клімату, військові конфлікти та техногенні катастрофи можуть мати катастрофічні наслідки для екосистем і природних ресурсів, ці технології стають незамінними для збереження навколишнього середовища та забезпечення екологічної безпеки в Україні.

3.1. МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ НЕЗАКОННИХ ЗВАЛИЩ

Незаконні звалища становлять серйозну загрозу для екології, здоров'я людей і довкілля в цілому. Вони є джерелом забруднення повітря, води та ґрунтів, сприяють деградації екосистем і порушують природний баланс територій. Визначення та моніторинг незаконних звалищ — важливий елемент аналізу стану земного покриву, оскільки вони мають прямий вплив на якість земельних ресурсів і життєздатність навколишніх екосистем. Своєчасна ідентифікація таких об'єктів дозволяє вчасно вживати заходів для їх ліквідації та мінімізувати шкоду. Однією з основних проблем, пов'язаних з незаконними звалищами, є їх прихована природа. Часто такі об'єкти створюються у віддалених або

важкодоступних місцях, де контроль з боку екологічних служб ускладнений. Через це їх важко виявити за допомогою традиційних методів моніторингу, таких як польові дослідження або перевірки на місцевості. Проте розвиток сучасних технологій, таких як супутникова зйомка, комп'ютерний зір та глибокі нейронні мережі, дозволяє значно підвищити ефективність визначення незаконних звалищ і отримувати точні дані про їхній стан.

Наприклад, дослідження [1] зосереджено на застосуванні сучасних методів машинного навчання для виявлення незаконних звалищ сміття за допомогою супутникових зображень. Автори відзначають, що незаконні звалища сміття спричиняють значний негативний вплив на навколишнє середовище та здоров'я людей, особливо серед вразливих груп населення, які живуть поблизу таких звалищ. Ці звалища створюють серйозні екологічні загрози, включаючи забруднення повітря та води, а також ризики для здоров'я, такі як захворювання дихальної системи та отруєння важкими металами.

Однією з основних проблем, з якими стикаються муніципальні органи влади в країнах, що розвиваються, є недостатня інформація про місцезнаходження та розміри цих звалищ. Традиційні методи моніторингу, які базуються на наземних обстеженнях, є дорогими та трудомісткими, що обмежує їх застосування на великих територіях. У цьому контексті автори пропонують використовувати супутникові зображення та технології глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), для автоматизованого виявлення таких звалищ.

Дослідження проводилося на прикладі провінції Буенос-Айрес, Аргентина, яка є одним із найбільш населених регіонів країни. Швидке зростання міських територій призвело до збільшення обсягів твердих побутових відходів, що, в свою чергу, перевантажило наявні системи утилізації та сприяло утворенню нелегальних звалищ. У дослідженні використовувалися супутникові зображення, отримані з Sentinel-2, із просторовим розрізненням 10 м.

Для сегментації зображень і виявлення звалищ була застосована архітектура U-Net, яка є різновидом згорткових нейронних мереж, спочатку розроблених для біомедичної сегментації зображень. Ця архітектура дозволяє отримувати достатньо точні результати навіть при обмеженій кількості навчальних даних, що є критично важливим у контексті виявлення нелегальних звалищ на великих територіях.

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

Особливої уваги заслуговує вибір спектральних каналів для аналізу супутникових зображень. В [1] використано комбінацію трьох каналів RGB, ближнього інфрачервоного (NIR) і двох короткохвильових інфрачервоних каналів (SWIR-1 і SWIR-2). Таке поєднання дозволяє ефективніше виділяти зображення звалищ на фоні інших типів земного покриття, зокрема рослинності, що часто оточує нелегальні звалища.

Результати показали, що модель досягає високої точності виявлення, демонструючи Intersection over Union (IoU) на рівні 0,675, що є добрим показником для подібних завдань. Однак дослідники також зазначають деякі обмеження їхнього підходу, такі як труднощі у виявленні невеликих звалищ через обмежене просторове розрізнення зображень та можливість помилкової класифікації деяких об'єктів, таких як новобудови, які можуть помилково бути ідентифіковані як звалища.

В [1] запропоновано низку напрямків для майбутніх досліджень, включаючи використання зображень за інші періоди часу, що дозволило б відслідковувати динаміку змін нелегальних звалищ, а також вдосконалення методів постобробки для зниження кількості хибних позитивних результатів.

В [2] запропоновано сучасний підхід до моніторингу полігонів для утилізації відходів за допомогою супутникових зображень та методів машинного навчання. Основною проблемою, яку автори намагалися вирішити, є негативний вплив полігонів на навколишнє середовище через недостатнє планування та регулювання. Полігони часто є неконтрольованими і створюють серйозні загрози для здоров'я людей та екосистеми, виділяючи шкідливі гази, такі як метан, і спричиняючи термічне забруднення. Традиційні методи моніторингу, які включають інспекції на місці, є дорогими, складними для виконання та можуть становити загрозу для здоров'я, тому автори використали супутникові зображення як до ефективною альтернативи.

Для дослідження використано супутникові знімки з двох різних платформ — Landsat і Sentinel з 2013 по 2023 рік. Аналізуючи полігони, автори застосували три алгоритми машинного навчання: Classification and Regression Tree (CART), наївний Баєсівський класифікатор та Support Vector Machine (SVM). Ці алгоритми використовувались для класифікації супутникових зображень для відділення полігонів від інших типів земного покриття, таких як вода, забудовані території та рослинність. Завдання полягало в тому, щоб автоматично

виявляти місця утилізації відходів на основі супутникових зображень і аналізувати їх вплив на довкілля.

Отримані результати показали, що найбільш стабільним і точним був алгоритм SVM, застосований для даних Landsat. Ця модель демонструвала високі показники точності протягом усього періоду дослідження (2013-2023 рр.), зокрема у 2014 році точність, прецизійність, повнота і F1-оцінка були на рівні 1, що свідчить про ідеальну роботу моделі. У той час як інші алгоритми, такі як CART і наївний Баєсівський класифікатор, мали коливання у своїй продуктивності залежно від року, CART досягав максимальних показників у 2014 році, але у 2018 та 2022 роках продуктивність моделі суттєво знизилась (F1-оцінка – 0.1333). Наївний Баєсівський класифікатор також не показав надійних результатів і в деяких випадках всі оцінки падали до нуля, що вказує на неефективність цього підходу для обробки таких даних.

Супутникові знімки Sentinel також використовувались для класифікації, і тут алгоритм SVM показав стабільні результати в деякі роки (наприклад, 2013 та 2019 роки), але також мав певні коливання. Інші алгоритми для Sentinel, такі як CART і наївний Баєсівський класифікатор, продемонстрували нижчу ефективність. Особливо слабкі результати показав наївний Баєс для даних Sentinel, де точність і F1-оцінки в основному були або на рівні 0, або не перевищували 0.1, що свідчить про значні труднощі у прогнозуванні на основі цього алгоритму.

Крім того, дослідження продемонструвало, що використання супутникових даних дозволяє спостерігати за полігонами на великих територіях і протягом тривалого періоду часу. Супутники Landsat і Sentinel мають глобальне покриття та надають відкриті дані, що робить їх економічно вигідними для моніторингу місць утилізації відходів. Дані супутників дозволяють спостерігати за полігонами в режимі реального часу, аналізуючи просторові і часові зміни в місцях утилізації відходів. Це особливо важливо для запобігання пожежам на полігонах та виявлення гарячих точок, де ймовірні вибухи через накопичення метану. Окрім того, таке спостереження допомагає відслідковувати виділення газів, оцінювати стабільність полігонів і виявляти інші екологічні ризики, пов'язані з неконтрольованими звалищами.

Попри успіхи у застосуванні алгоритму SVM автори [2] зазначають, що моделі дозволяли виявляти значні коливання у продуктивності залежно від року, що може бути пов'язане з технічними змінами у супутниках, які використовувались для отримання даних, а також із зовнішніми екологічними

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

чинниками, такими як зміни клімату, сезонні коливання та погодні умови. Крім того, автори визнають, що дослідження обмежене лише даними з двох супутників (Landsat та Sentinel), що не дає повної картини, особливо стосовно викидів метану чи інших газів, які можуть залишатися поза межами видимості цих супутників.

Автори пропонують у майбутніх дослідженнях розширити набір супутників та використати додаткові алгоритми машинного навчання для покращення стабільності та точності моделей. Окрім цього, варто враховувати екологічні фактори, такі як зміни клімату, щоб глибше зрозуміти, як вони впливають на точність моделювання. Зокрема, цікаво буде дослідити вплив сезонних змін та погодних умов на показники полігонів. Ще однією перспективною ідеєю для майбутніх робіт є впровадження систем моніторингу в реальному часі за допомогою дронів, що дозволить отримувати більш точні і своєчасні дані, доповнюючи супутникові спостереження.

Дослідження пропонує розробити комплексну методологію, яку можна було б використовувати для моніторингу полігонів у різних містах, що допоможе в боротьбі з забрудненням, викликаним неконтрольованими звалищами. Такий підхід не тільки економічний, але й ефективний у часі, забезпечуючи широкий кут огляду та дозволяючи відстежувати зміни на великих територіях протягом тривалого часу.

Стаття [3] досліджує застосування глибинного навчання для виявлення та локалізації нелегальних сміттєзвалищ на супутникових знімках. Автор поставив перед собою завдання створити ефективний інструмент, який би допоміг у боротьбі з нелегальними звалищами, що становлять серйозну екологічну загрозу. Головна мета дослідження полягала в тому, щоб розробити методи, які дозволяють автоматично визначати та окреслювати межі нелегальних звалищ на супутникових знімках за допомогою технологій глибинного навчання. Враховуючи обмежену кількість даних, зокрема зображень, що містять відходи, автор використовував слабо контрольовану сегментацію, яка дозволяє навчати моделі при наявності даних мінімального об'єму.

В [3] автор дослідив два основних підходи до слабо контрольованої сегментації: на основі теплових карт (heatmap-based) та на основі навчання за множинними екземплярами (Multiple Instance Learning, MIL). Обидва підходи мають свої переваги та недоліки, і їхнє порівняння було важливим для

визначення найбільш ефективного методу виявлення нелегальних звалищ.

Перший підхід, тепловий, включав використання згорткової нейронної мережі (CNN), яка спочатку навчалася класифікувати наявність або відсутність відходів на зображенні. Після навчання, з використанням техніки GRAD-CAM++, було побудовано теплову карту, яка дозволяла виявити області з найбільшою ймовірністю наявності відходів. Цей підхід показав хороші результати в локалізації відходів, проте мав проблему з поганою чіткістю меж виявлених сміттєзвалищ, що було пов'язано з нижчим просторовим розрізненням кінцевих ознак порівняно з оригінальним зображенням. Іншими словами, теплові карти дозволяли точно визначати області, де знаходяться відходи, але не могли чітко окреслити їх межі.

Другий підхід, на основі MIL, передбачав навчання CNN для класифікації малих патчів (фрагментів) зображення, що були отримані з зображення з високим просторовим розрізненням. Кожний патч проходив обробку для отримання відповідних ознак, які потім агрегувалися в єдине представлення зображення, яке передавалося на класифікаційний шар. Після навчання модель могла класифікувати набори патчів різних розмірів, що дозволяло створювати більш точні теплові карти з кращою деталізацією контурів. Цей підхід виявився ефективнішим у контексті визначення точних меж звалищ, що є важливим для точного картографування таких об'єктів.

Для проведення дослідження автор використовував набір даних AerialWaste, який складається з 10977 супутникових знімків, зібраних з різних джерел, включаючи AGEA Orthophotos, WorldView-3 та GoogleEarth. Ці зображення мають різне просторове розрізнення та розміри, що вимагало ретельної додаткової уніфікації перед використанням для навчання моделі. Зокрема, для вирівнювання даних було застосовано методи попередньої обробки, які включали стандартизацію розмірів зображень та їх просторового розрізнення. Крім того, для покращення продуктивності моделей було використано методи розширення даних, що включали симуляцію реальних супутникових умов, таких як підвищення яскравості та додавання шуму до зображень.

Однією з головних проблем, з якими зіткнувся автор [3], була нестача точно розмічених даних. Особливо це стосувалося позитивних зображень, на яких зображені відходи. Розмітка таких зображень вимагала великих зусиль, оскільки потрібно було не

тільки визначити, чи є відходи на зображенні, а й чітко їх локалізувати, що особливо складно в умовах супутникових знімків, де об'єкти можуть мати різний розмір, форму та орієнтацію. Крім того, ще однією значною проблемою було різноманіття зображень з різних джерел, що вимагало їх стандартизації для створення єдиного набору даних, придатного для навчання моделей глибинного навчання.

Результати дослідження показали, що підхід на основі теплових карт дозволяє досягти точної локалізації, але не може чітко окреслити межі сміттєзвалищ, що знижує точність сегментації. З іншого боку, підхід на основі MIP забезпечує кращу деталізацію меж, що робить його більш придатним для завдань, де важлива висока точність локалізації та сегментації. Однак, обидва підходи мають свої обмеження, і для досягнення найкращих результатів їх варто поєднувати або вдосконалювати.

У подальшій роботі автор планує зосередитися на покращенні методик розмітки, розширенні застосування методів обробки даних та дослідженні інших слабо контрольованих методів навчання, що можуть підвищити точність сегментації та локалізації. Це включає розвиток нових методів створення анотацій для супутникових зображень, які дозволять зменшити трудомісткість цього процесу, а також дослідження додаткових варіантів слабо контрольованого навчання, які можуть покращити результати виявлення нелегальних сміттєзвалищ.

В статті [4] для автоматизації процесу виявлення незаконних сміттєзвалищ автори використовували технології глибокого навчання, зокрема архітектуру нейронної мережі ResNet50 з додатковими компонентами Feature Pyramid Network (FPN).

ResNet50 є добре відомою глибокою згортковою нейронною мережею, що складається з 50 шарів, і була обрана завдяки своїй здатності ефективно навчатися на складних зображеннях без виникнення проблеми зникання градієнта, що часто спостерігається в глибоких мережах. Ключовим елементом, що використовується в ResNet50, є залишкові блоки (residual blocks). Ці блоки забезпечують прямий зв'язок між шарами, дозволяючи мережі зберігати інформацію та краще навчатися на великих наборах даних, як у випадку з аерофотознімками. Однак, щоб покращити здатність виявлення об'єктів різних розмірів у зображеннях, до ResNet50 була додана архітектура Feature Pyramid Network (FPN) (рис. 1). FPN дозволяє моделі працювати з об'єктами на різних масштабах. Вона інтегрує ознаки різних рівнів абстракції, поєднуючи деталі високої роздільної здатності з

семантичними ознаками, що витягуються на нижчих рівнях. Це важливо для класифікації зображень незаконних сміттєзвалищ, оскільки відходи можуть мати різні форми, розміри та контексти в межах одного зображення.

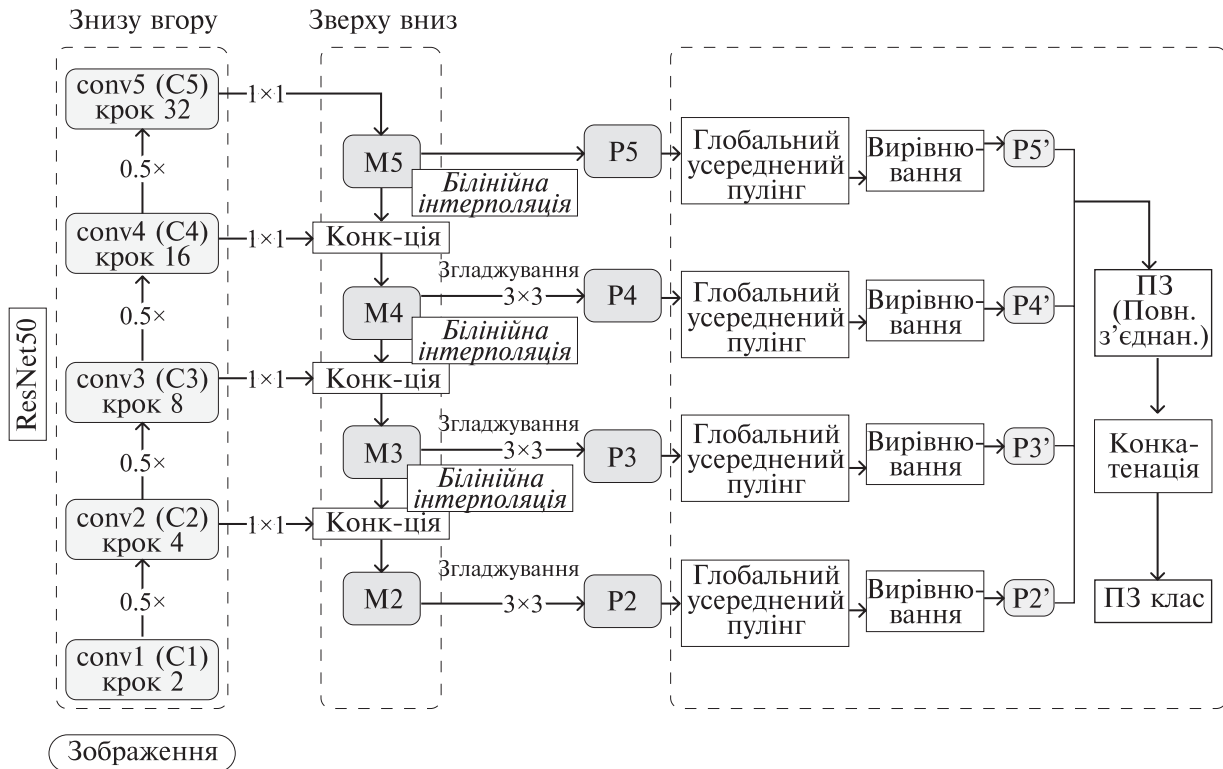


Рис. 1. Архітектура ResNet50, розширена FPN [4]

Модель обробляла зображення за допомогою кількох рівнів масштабування. Виходи з кожного рівня FPN передавались через глобальний середній пулінг (Global Average Pooling), а потім оброблялись на кінцевому етапі повнозв'язаного шару для виконання класифікації. Завдяки цій багатошаровій архітектурі, модель могла ефективно працювати зі зображеннями, де сміттєзвалища були розміщені в різних частинах території або мали різну масштабність.

Для навчання ResNet50 в даному дослідженні застосовувався підхід трансферного навчання, при якому початкові ваги моделі були взяті з мережі, попередньо навченої на наборі даних ImageNet. Це дозволило швидше адаптувати модель до нової задачі з обмеженим обсягом даних. В процесі навчання початкові шари ResNet50 були заморожені, що дозволило зосередити процес оптимізації на більш високих шарах, які витягували семантичні особливості, важливі для виявлення сміттєзвалищ.

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

Класифікація виконувалась на основі вихідного значення моделі, що відповідало ймовірності того, що зображення містить незаконне сміттєзвалище. Поріг для класифікації був встановлений на рівні 0.44, що забезпечило оптимальне співвідношення між точністю (precision) та відгуком (recall).

Цей підхід дозволяє ефективно розпізнавати об'єкти різних розмірів у зображеннях з високим просторовим розрізненням (20 см на піксель). З метою навчання та тестування моделі було створено датасет із близько 3000 зображень, з яких приблизно 33% містять незаконні сміттєзвалища, визначені експертами з допомогою даних ортофотозйомки.

Методи дослідження включають використання згаданих нейронних мереж для класифікації сцен з незаконними сміттєзвалищами. Ключовим моментом є врахування масштабних варіацій об'єктів, що робить завдання складним через різноманітність у формах, розмірах та контекстах зображень. Інструментами, які використовуються для досягнення цих цілей, є САМ-карти (Class Activation Maps), які візуалізують зони зображень, що сприяють класифікації, та оцінка точності класифікатора на основі метрик precision, recall, F1-score.

Основними результатами є висока ефективність класифікатора, який досяг точності 88.6% за precision та 87.7% за recall у тестовій вибірці. Зазначається, що застосування багатомасштабної архітектури FPN підвищує якість класифікації. Модель показує здатність виявляти різні типи об'єктів сміттєзвалищ, однак були виявлені проблеми з класифікацією в зонах зі слабкими або непрямими ознаками відходів.

Обмеженням дослідження є той факт, що для навчання використовувались лише зображення з одного регіону з певним просторовим розрізненням, що може обмежувати здатність моделі до узагальнення на інших територіях або зображеннях іншого типу. Також зазначено, що обмежена кількість доступних даних ускладнює навчання моделі на більш різноманітних прикладах.

У майбутніх дослідженнях планується розширення датасету за рахунок нових зображень, використання інших типів даних, таких як багатоспектральні зображення, а також вивчення можливостей класифікації типів відходів на місцях.

3.2. МЕТОДИ ОЦІНКИ ПОШКОДЖЕНЬ ВНАСЛІДОК ВОЄННИХ ДІЙ

В [5] досліджується застосування сучасних технологій глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (CNN) і трансформерів (ViTs), для аналізу зон конфліктів в Україні. Використання таких моделей у поєднанні з різними типами даних спостереження Землі, включаючи радарні зображення з синтезованою апертурою (SAR), дані високого просторового розрізнення (VHR) та мультиспектральні зображення, дозволяє підвищити точність і детальність оцінки руйнувань, викликаних військовими діями.

Однією з головних цілей дослідження є оцінка ефективності моделей трансформерів для аналізу зображень зон конфліктів. Трансформери, зокрема Vision Transformers (ViTs), продемонстрували значний потенціал у захопленні складних патернів і довготривалих залежностей у зображеннях, що важливо для точного оцінювання рівня руйнувань інфраструктури. Ці моделі мають перевагу над традиційними CNN завдяки здатності аналізувати зображення на рівні сегментів і забезпечувати більш глибоке розуміння сцен.

У [5] також акцентується увага на багатомодальному поєднанні різних типів зображень для підвищення точності аналізу. Наприклад, SAR-зображення можуть бути використані для виявлення металевих об'єктів під рослинністю, тоді як мультиспектральні зображення забезпечують інформацію про матеріали, а VHR-зображення мають високе просторове розрізнення. Комбінування цих типів даних дозволяє отримати більш повну картину руйнувань і забезпечити точнішу оцінку стану територій.

Важливим аспектом дослідження є аналіз викликів, з якими стикаються дослідники при використанні цих технологій. Основною проблемою є недостатня кількість розмічених даних, необхідних для навчання моделей глибокого навчання. Висока вартість і обмежена доступність високоякісних зображень, таких як зображення з супутників Maxar WorldView-4, значно ускладнюють проведення детального аналізу. Хоча дані супутників Sentinel-1 і Sentinel-2 є безкоштовними, їх просторове розрізнення є суттєво нижчим, що може обмежити можливості для проведення глибоких досліджень.

Попри ці виклики, у статті також розглядаються нові можливості, які відкриваються завдяки подальшому розвитку

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

трансформерів. Наприклад, Conditional Vision Transformers (CPEs) пропонують нові підходи до адаптації трансформерів до різних послідовностей вхідних даних, що дозволяє покращити точність завдань класифікації зображень. Інша модель, Detection Transformers (DETR), спрощує процес виявлення об'єктів, роблячи його більш ефективним для реального часу.

Практичне застосування цих технологій включає як військові, так і гуманітарні контексти. Для військових цілей моделі глибокого навчання можуть надавати дані в реальному часі для підтримки тактичного прийняття рішень, включаючи виявлення переміщень військ і оцінку руйнувань на полі бою. У гуманітарному контексті точна оцінка руйнувань може допомогти у реагуванні на катастрофи, розподілі ресурсів і зусиллях з відновлення інфраструктури.

Стаття підкреслює значущість використання глибоких нейронних мереж, особливо трансформерів, у дистанційному зондуванні для аналізу зон конфліктів, акцентуючи на їх потенціалі у наданні точної та детальної інформації про стан постраждалих територій. Це дослідження також встановлює основу для подальших розробок у цій галузі, що може суттєво вплинути на підвищення ефективності наукових, військових та гуманітарних зусиль у регіонах, що зазнали руйнувань через військові дії.

В [6] міститься детальний аналіз наслідків військових дій у Секторі Газа на основі сучасних технологій супутникових спостережень Землі та методи глибокого навчання. Дослідження було спрямоване на вивчення масштабів руйнувань, спричинених ракетними ударами та артилерійськими обстрілами, а також на оцінку рівнів пошкодження будівель та сільськогосподарських земель у регіоні, який протягом багатьох років є зоною активного конфлікту.

Основними питаннями, які ставили перед собою автори, були: визначення впливу ракетних ударів на критичну інфраструктуру, аналіз змін у темпах пошкодження будівель під час різних періодів конфлікту, оцінка впливу ударів на житлові, освітні, медичні та культові об'єкти, визначення пропорцій пошкодження будівель різного ступеня, а також вивчення впливу конфлікту на сільськогосподарські землі та можливі наслідки для продовольчої безпеки.

Для досягнення цих цілей дослідники використовували супутникові зображення з високим просторовим розрізненням, отримані з китайського супутника LuoJia3-01. Зображення, які

охоплювали період з 17 жовтня 2023 року по 2 березня 2024 року, дозволили створити детальні карти руйнувань у Секторі Газа. Було використано 40 супутникових знімків, кожен з яких охоплював площу 12×12 км. Для обробки та аналізу зображень було використано кілька методів.

Основним інструментом для виявлення пошкоджень був алгоритм глибокого навчання [6], який дозволяв автоматично виявляти воронки від ракетних ударів та пошкоджені будівлі. В алгоритмі була використана база даних, що включала супутникові зображення до і після військових дій, що дозволило моделі точно ідентифікувати рівні пошкоджень. Для автоматизованого виявлення пошкоджень будівель використовувалась сітка на основі глибинних нейронних мереж, яка включала елементи уваги для виявлення незначних відмінностей у рівнях пошкоджень. Було застосовано сіамську нейронну мережу, яка використовується для порівняння пар зображень і виявлення змін у них. Цей метод дозволив точно визначати тип пошкодження (знищене, сильно пошкоджене, помірно пошкоджене, незначно пошкоджене) для кожної будівлі.

Для оцінки впливу конфлікту на сільськогосподарські угіддя використовувалась методологія на основі класифікації земель за допомогою алгоритму випадкового лісу (Random Forest). Спочатку було обчислено індекс нормалізованої різниці між червоним і зеленим (Normalized Red-Green Difference Index, NRGDI) для виявлення змін у стані рослинності. Потім ці дані використовувались для тренування моделі, яка класифікувала землі на постраждалі та нестраждалі. Виявлення воронки від ракетних ударів здійснювалося за допомогою одноступеневої моделі на основі глибинного навчання. Виявлені воронки експортувались у форматі GeoJSON, що дозволило інтегрувати ці дані з платформою QGIS для проведення просторового аналізу. Модель була натренована на великій кількості прикладів воронки різних розмірів та форм, що підвищило її точність.

Результати досліджень свідчать про серйозні руйнування, спричинені конфліктом. Було виявлено 3747 воронки від ракетних ударів, що дозволило точно визначити місця розташування та розмір цих воронки, а також дати оцінку потенційним місцям знаходження нерозірваних боєприпасів. Найбільше постраждав Північний сектор Газа, де зафіксовано найбільшу кількість воронки. Це свідчить про високу інтенсивність бойових дій у цьому регіоні. Автори також зазначили, що після оголошення перемир'я 24 листопада 2023 року спостерігалось тимчасове

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

зменшення кількості вибухів, проте бойові дії поновилися з новою силою наприкінці грудня 2023 року.

Що стосується пошкоджень будівель, дослідження виявило, що станом на 2 березня 2024 року було пошкоджено або знищено 58,4% усіх будівель у Секторі Газа. Найбільші руйнування були зафіксовані в Північному секторі Газа та у місті Газа, де було пошкоджено 77,6% та 81,4% будівель відповідно. Загалом у регіоні було зруйновано 44 305 будівель, ще 53 975 зазнали серйозних пошкоджень, 34 020 – помірних, а 35 870 – незначних пошкоджень. Окрім житлових будинків, значні пошкодження отримали також лікарні, навчальні заклади, місця поклоніння та кладовища. Всього було пошкоджено 101 лікарню та медичний заклад, 283 місця поклоніння, включаючи мечеті та церкви, 295 навчальних закладів та 32 кладовища. Ці руйнування ускладнюють доступ населення до медичних послуг, освіти, релігійних обрядів та навіть поховань, що додатково загострює гуманітарну кризу в регіоні.

Ще одним важливим аспектом дослідження було вивчення змін у сільськогосподарських землях. Аналіз показав, що внаслідок конфлікту площа оброблюваних земель зменшилася на 34,1%, що еквівалентно 62,9 км² від загальної площі сільськогосподарських угідь у 184,7 км². Найбільші втрати були зафіксовані в Північному секторі Газа та у місті Газа, де скорочення площі сільськогосподарських угідь склало більше 45%. Це призвело до значного зниження місцевого виробництва сільськогосподарської продукції, що створює серйозну загрозу для продовольчої безпеки населення.

Однак у статті [6] також підкреслюються певні обмеження дослідження. Зокрема, автори відзначають, що супутникові дані не завжди дозволяють точно визначити тип боєприпасів або оцінити повний екологічний вплив від їх використання. Крім того, відсутність систематичних даних ускладнює проведення кількісного аналізу інтенсивності збройного насильства на глобальному рівні. Це підкреслює необхідність інтеграції супутникових даних з іншими джерелами інформації для більш повного аналізу ситуації.

У контексті майбутніх досліджень автори пропонують розширити аналіз на інші регіони, використовуючи додаткові джерела даних, такі як радіолокаційні супутникові зображення (SAR) та індекси забудови, що дозволить краще зрозуміти пошкодження як у міських, так і в сільських районах. Також дослідники підкреслюють важливість використання цих даних для

оцінки ефективності методів реконструкції та гуманітарної допомоги після конфлікту.

Загалом, стаття є важливим внеском у розуміння наслідків сучасних збройних конфліктів, використовуючи передові технології для детального аналізу руйнувань. Отримані результати можуть бути корисними як для наукової спільноти, так і для організацій, що займаються гуманітарною допомогою та реконструкцією в постконфліктних зонах.

Дослідження [7] присвячене виявленню та оцінці пошкоджень сільськогосподарських полів в Україні, спричинених російською агресією, з використанням класифікаційних підходів та супутникових зображень. Зокрема, авторка аналізує можливість застосування методів машинного та глибинного навчання для виявлення кратерів від снарядів на полях.

Наукові питання включають оцінку впливу війни на українські сільськогосподарські землі та визначення ефективності існуючих класифікаційних підходів для автоматизованого виявлення пошкоджень на основі супутникових даних.

Для дослідження було використано супутникові зображення Planet SkySat з високим просторовим розрізненням (0.5×0.5 м), зібрані з регіону Бахмута. Основна мета полягала в класифікації ділянок зображень (патчів) за наявністю або відсутністю пошкоджень від обстрілів.

Обробка даних включала попереднє оброблення зображень через методи розтягування гістограми (min-max stretch) для покращення видимості кратерів. Після цього великі супутникові зображення були розбиті на менші патчі розміром 128×128 пікселів, які далі використовувались для тренування моделей.

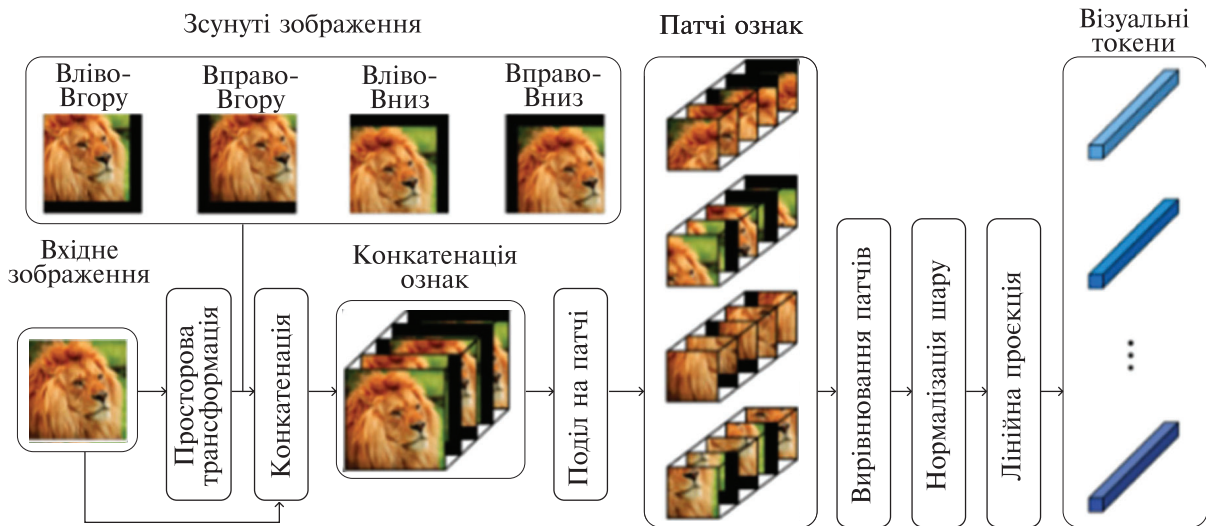
Для класифікації патчів застосовувались дві основні архітектури нейронних мереж: ResNet-50 та Vision Transformer (ViT).

Vision Transformer (ViT) (рис. 2) — це модель, яка використовує трансформери для класифікації зображень. Вона розбиває зображення на менші патчі та обробляє їх як послідовності, що дозволяє моделі вивчати як локальні, так і глобальні ознаки зображення. ViT Small Patch була вибрана як варіант, що працює з невеликими патчами розміром 16×6 пікселів, що підвищує здатність моделі розпізнавати тонкі деталі.

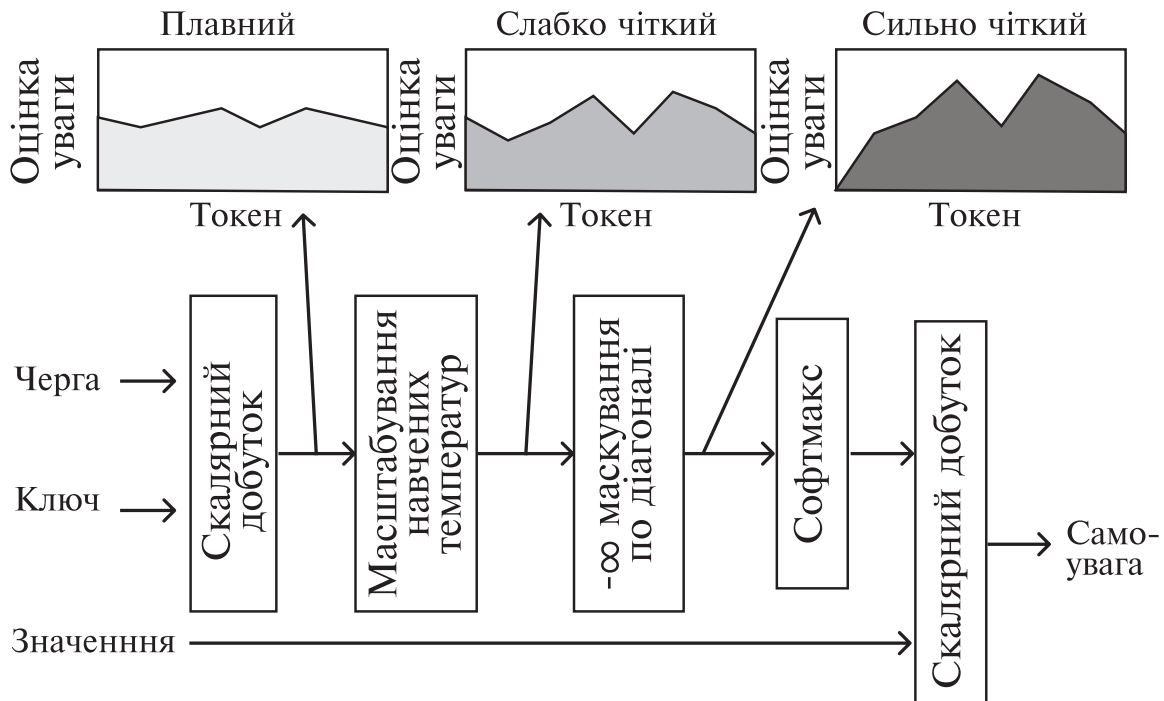
Алгоритм класифікації передбачав виконання кількох етапів, включаючи аугментацію даних для запобігання перенавчанню та збільшення різноманіття навчального набору. Зокрема, патчі зображень випадково повертались, віддзеркалювались по

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

горизонталі та вертикалі, а також нормалізувалися за середнім значенням і стандартним відхиленням. У процесі навчання також використовувалась техніка *upsampling* для збалансування кількості патчів з різних класів.



а) Зміщена токенизація патча



б) Механізм уваги

Рис. 2. ViT архітектура моделі [7]

Під час гіперпараметричного пошуку було протестовано кілька важливих параметрів, зокрема розмір батчу, нормалізація, швидкість навчання та використання попередньо натренованих

вагів. Наприклад, для моделі ResNet-50 критично важливими параметрами виявилися розмір батчу, значення weight decay та базовий розмір зображень. Для ViT Small Patch особливе значення мали dropout та weight decay, що впливали на регуляризацію моделі.

У результаті дослідження було виявлено, що обидві моделі демонструють високу ефективність у класифікації пошкоджених та непошкоджених ділянок сільськогосподарських полів. Найкраща модель ResNet-50 досягла значення AUROC 0.916 на валідаційному наборі, тоді як модель ViT Small Patch показала аналогічні результати з меншим розміром патчів. Проте, виявлено, що ефективність моделей може знижуватися через нерівномірний розподіл класів у тестовому наборі даних, а також через можливі відмінності в текстурі ґрунту та рельєфі.

У статті [8] проведено дослідження, яке аналізує пошкодження культурної спадщини Сирії внаслідок громадянської війни. Основна мета полягала в тому, щоб вивчити, як сучасні супутникові технології можуть допомогти у виявленні мародерства та руйнувань на археологічних об'єктах. Стаття ставить питання про поширеність та типи пошкоджень, які можна ідентифікувати за допомогою супутникових зображень, а також досліджує ефективність цього методу у моніторингу культурної спадщини під час війни.

Для збору даних використовувалися супутникові знімки високої роздільної здатності, зокрема знімки GeoEye та WorldView за 2012 та 2013 роки, що охоплюють 30 ключових археологічних об'єктів у Сирії. Додатково аналізувались вільно доступні супутникові зображення з Google Earth і Bing Maps. Команда дослідників вручну порівняла новіші зображення з довоєнними, щоб виявити сліди мародерства, зруйнованих об'єктів, будівництва військових гарнізонів та інших пошкоджень. Особлива увага приділялась аналізу за допомогою бази даних археологічних об'єктів Сирії, яка містить інформацію про понад 15 тисяч об'єктів, що допомогло ідентифікувати масштаби пошкоджень.

Проведений аналіз виявив значне поширення пошкоджень археологічних об'єктів по всій Сирії, при цьому основними причинами виявились мародерство та військові дії. У процесі аналізу було виявлено кілька типів пошкоджень: мародерські ями, що зазвичай мають діаметр до 3 метрів; знищення археологічних шарів через будівництво військових гарнізонів, траншей та доріг; а також шкоду від артилерійських обстрілів. При цьому супутникові знімки також дозволяли ідентифікувати пошкодження

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

на археологічних об'єктах, які були розташовані в місцях активних бойових дій. Методологія дозволила дослідникам не тільки виявити масштаби пошкоджень, а й проаналізувати географічні та хронологічні закономірності мародерства.

Запропонована методологія є потужним інструментом для моніторингу руйнувань і мародерства. На відміну від більш суб'єктивних джерел, таких як журналістські звіти або свідчення очевидців, супутникові дані дозволяють незалежно та точно виявляти масштаби пошкоджень, особливо в умовах обмеженого доступу до цих територій для археологів.

Однак, виявлені також певні обмеження використання супутникових зображень. Однією з головних проблем є те, що супутникові знімки не завжди можуть показати пошкодження на окремих архітектурних спорудах або в густо заселених районах, де вони можуть бути приховані під сучасними будівлями. Ще одним обмеженням є відсутність постійних оновлень супутникових даних, що ускладнює відстеження динаміки пошкоджень у реальному часі. Більше того, без можливості провести наземну перевірку отриманих даних залишається ймовірність неточності оцінок, які базуються виключно на дистанційних спостереженнях земної поверхні.

В статті [9] аналізуються пошкодження будівель у місті Ракка під час громадянської війни в Сирії на основі радарних супутникових зображень. Це дослідження важливе для оцінки руйнувань під час бойових дій, а також для розуміння потенціалу використання супутникових даних для гуманітарних цілей.

Основною метою дослідження є виявлення та оцінка змін у міських структурах Ракки через бойові дії за допомогою часових рядів зображень, отриманих від радарного супутника Sentinel-1. Супутникові знімки мають високе часове просторове розрізнення, що дозволяє проводити моніторинг змін протягом тривалого часу. Автор використовує метод аналізу постійних розсіювачів (PS) для виявлення стабільних точок на знімках, що дозволяє відслідковувати зміни в інтенсивності радарного відображення, пов'язані з руйнуванням будівель. Для валідації результатів автор порівнює отримані дані із мануальними оцінками пошкоджень, зробленими програмою ООН UNOSAT, яка базувалася на зображеннях високого просторового розрізнення (VHR). Також детально аналізуються пошкодження за певний період, що охоплює зображення, отримані в 2014-2017 роках. Протягом цього часу місто Ракка було місцем інтенсивних бойових дій та авіаударів, особливо у 2017 році під час битви за місто. Автор

виділяє кілька ключових місць, таких як Велика мечеть Ракки, стадіон та міст через Євфрат, для глибшого аналізу. За допомогою методу PS було виявлено значні пошкодження на цих об'єктах. Наприклад, Велика мечеть зазнала руйнувань у липні 2017 року, що співпадає з часом другої битви за Ракку.

Однак, автор зазначає, що цей метод має певні обмеження. Зокрема, супутникові зображення не дозволяють виявляти пошкодження середнього або низького рівня, такі як тріщини в стінах або часткові руйнування дахів, оскільки такі зміни незначно впливають на амплітуду відображеного сигналу. Крім того, метод не дозволяє ідентифікувати зміни, які не пов'язані зі структурними пошкодженнями, наприклад зміни кольору через пожежі або осідання пилу.

Важливим аспектом дослідження є порівняння результатів, отриманих за допомогою радарних знімків, з даними UNOSAT. Хоча між ними є певна кореляція, радарні дані дозволили виявити лише частину пошкоджень, особливо тяжких руйнувань. За оцінками на основі даних Sentinel-1 було зафіксовано близько 2900 випадків руйнування, тоді як дані UNOSAT повідомляють про понад 11 000 пошкоджених об'єктів. Це свідчить про те, що радарні знімки, надані супутником Sentinel-1, є надійним індикатором серйозних пошкоджень, але не є достатніми для точного виявлення менш помітних руйнувань.

Автор також обговорює можливості покращення точності аналізу пошкоджень шляхом комбінування оптичних та радарних зображень. Такий підхід вже використовувався у дослідженнях землетрусів та зсувів і може бути застосований у майбутніх дослідженнях руйнувань під час конфліктів. У висновках наголошується на необхідності подальшого розвитку SAR технологій для гуманітарних операцій та покращення часової роздільної здатності супутникових місій, що дозволить забезпечити оперативну відповідь у надзвичайних ситуаціях.

Стаття [10] також присвячена аналізу руйнувань у містах під час конфліктів за допомогою супутникових знімків. Основною метою дослідження є розробка нової схеми виявлення пошкоджень у міських зонах, яка б базувалася на часових рядах даних і дозволяла б підвищити точність і швидкість оцінки масштабів руйнувань. Автори застосували нову методику, названу «Temporal-Knowledge-Guided Detection Scheme» (TKDS), в поєднанні з моделлю «Pixel-based Transformer Network» (PtNet) для аналізу міських руйнувань на прикладах сирійської громадянської війни та російсько-української війни. Дослідження демонструє

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

ефективність цієї технології в автоматичному виявленні пошкоджених будівель і критичної інфраструктури.

Важливою частиною дослідження є порівняння точності нової моделі TKDS-PtNet з існуючими методами (рис. 3).

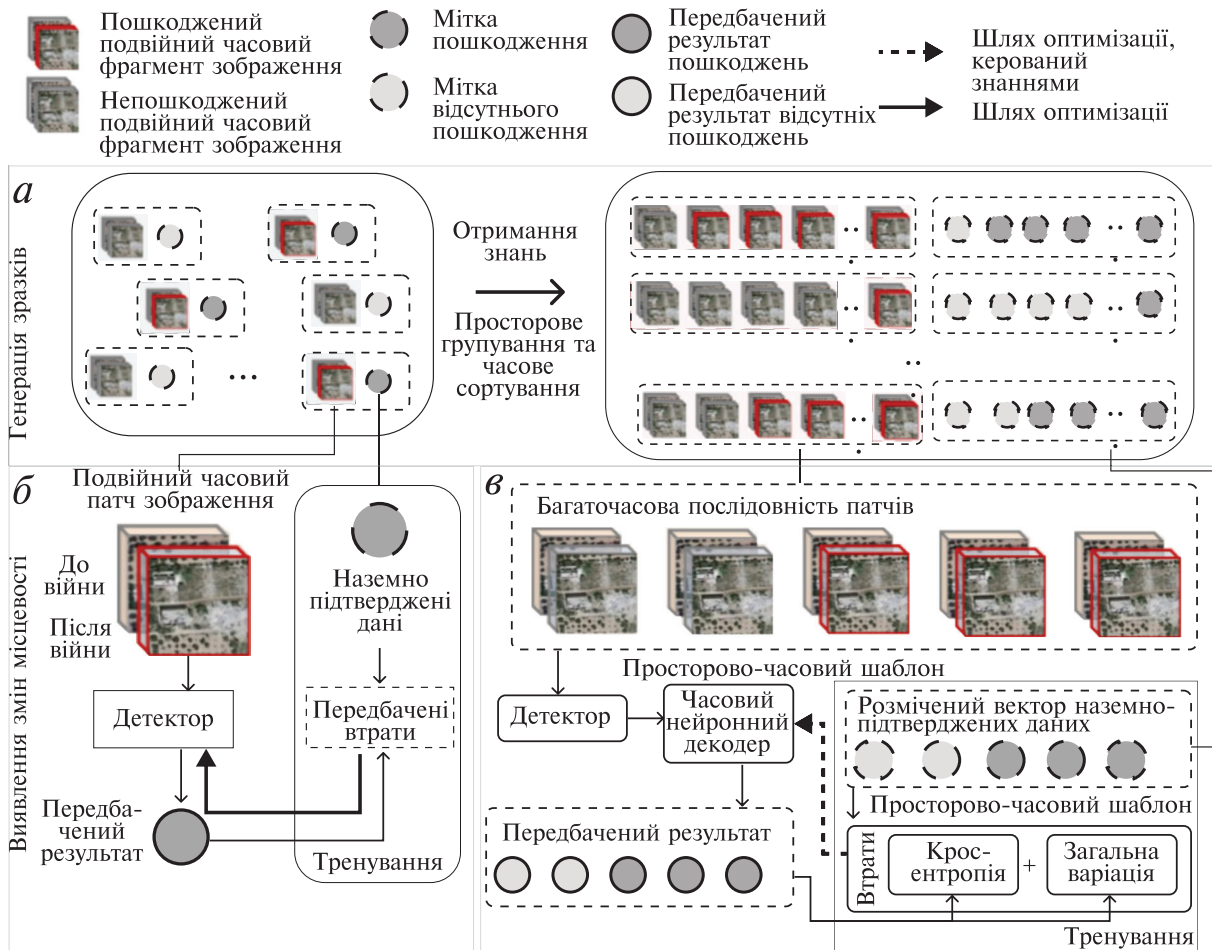


Рис. 3. Порівняння моделі TKDS-PtNet з існуючими методами (а – генерація патчів зображення , б – розповсюджені методи виявлення руйнувань, в – запропонована нова схема) [10]

Виявилось, що запропонована модель дозволяє значно покращити показники ідентифікації руйнувань, зокрема, на 44% у сирійських містах і на 34% в українських містах у порівнянні з попередніми методами. Ці показники були отримані шляхом аналізу супутникових зображень з просторовим розрізненням 0,5 м та 10 м. TKDS-PtNet дозволила виявити не тільки руйнування житлових будівель, але й оцінити вплив пошкоджень на критичну інфраструктуру, таку як лікарні та школи. У сирійських містах, таких як Алеппо, Хомс і Дейр-ез-Зор, було ідентифіковано значну кількість пошкоджених будівель, а в

Маріуполі виявлено значні руйнування індустриальних зон, таких як Азовсталь.

Однією з ключових проблем, яку вирішує ця технологія, є дисбаланс класів, оскільки зруйновані будівлі становлять лише незначну частину від усіх міських структур, що значно ускладнює автоматичне розпізнавання. Технологія TKDS включає знання про те, що під час війни зруйновані будівлі рідко відновлюються, що дозволяє моделі краще прогнозувати руйнування на основі часових рядів зображень. Це суттєво покращує точність оцінки руйнувань у конфліктних зонах.

Автори дослідження [10] зазначили високу ефективність TKDS-PtNet при використанні супутникових зображень середнього просторового розрізнення (10 м), доступних для громадськості, що робить технологію особливо корисною для моніторингу в реальному часі в умовах війни. Це дозволяє отримувати дані про пошкодження навіть в тих випадках, коли високоточні зображення недоступні через конфіденційність або інші обмеження.

Окрім оцінки масштабів руйнувань, модель також допомагає оцінити вплив цих руйнувань на населення та міську інфраструктуру. Наприклад, в сирійських містах приблизно 116 800–158 600 людей проживали в зонах пошкоджень, що могло призвести до серйозних наслідків для системи охорони здоров'я та освіти. У Маріуполі було виявлено значні пошкодження житлових будівель та індустриальних об'єктів, зокрема в районах Азовсталі, що могло мати серйозний вплив на місцеву економіку та населення.

Окрім переваг, автори також зазначають про деякі обмеження, такі як неможливість точної ідентифікації частково пошкоджених будівель та необхідність додаткової верифікації результатів для забезпечення максимальної точності. Однак, запропонована модель значно покращує можливості автоматизованого моніторингу міських руйнувань під час війни і може бути використана для подальших досліджень і оцінок впливу конфліктів на міські території.

Стаття [11] присвячена використанню глибокого навчання для виявлення руйнувань, спричинених війною, на основі високоякісних супутникових знімків. Автори використовують модель U-Net для семантичної сегментації, але пропонують її покращену версію під назвою «Hybrid U-Net», що забезпечує точніше виявлення руйнувань завдяки кращій обробці багатомасштабних ознак.

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

Основна мета дослідження полягає у побудові системи, яка дозволяє автоматично виявляти зони руйнувань без потреби в попередніх знімках місцевості. Для цього було зібрано датасет із супутникових зображень зруйнованих районів Сирії, де кожен піксель позначено вручну для точного навчання моделі. Знімки містять дані з чотирьох міст, які зазнали значних пошкоджень під час громадянської війни.

Застосована модель U-Net, завдяки своїй симетричній структурі та використанню багаторівневих пропускних з'єднань, дозволяє ефективно працювати з невеликими датасетами. Однак стандартний варіант моделі не використовує всю інформацію, доступну на різних масштабах зображення, що обмежує її точність при виявленні невеликих об'єктів чи складних структур. Щоб виправити це, автори розробили нову архітектуру Hybrid U-Net яка дозволяє зберігати симетрію мережі та інтегрує глибокі і дрібні ознаки з декількох рівнів.

В процесі проведення експериментів було продемонстровано, що Hybrid U-Net суттєво перевершує інші моделі, зокрема базову U-Net та її варіанти, такі як MACU-Net і U-Net++. Показники точності моделі значно покращились: середній індекс збігу (IoU) зріс на 7%, а коефіцієнт Dice — на 8% порівняно зі стандартною U-Net. Крім того, модель показала високу ефективність навіть на зображеннях з низьким рівнем руйнувань.

Основна перевага Hybrid U-Net полягає в її здатності розпізнавати зони руйнувань різного масштабу з точністю до окремих пікселів. Це дозволяє виявляти як великі руйнування інфраструктури, так і дрібні пошкодження, зберігаючи при цьому чіткість меж зруйнованих і незруйнованих територій. Модель також добре справляється з різними типами супутникових зображень, що робить її універсальним інструментом для аналізу даних у контексті війни.

Автори статті [11] також провели порівняльний аналіз різних методів семантичної сегментації. Виявилось, що Swin-Unet, що використовує трансформерні блоки для сегментації, є найкращою альтернативою серед існуючих моделей, проте Hybrid U-Net перевершує його за всіма основними метриками. Зокрема, точність Hybrid U-Net у відновленні контурів пошкоджених будівель є значно вищою, що робить її найефективнішою моделлю серед розглянутих.

Таким чином, авторами дослідження [11] була продемонстрована важливість поєднання багаторівневих ознак для досягнення більшої точності в задачах сегментації зображень,

особливо у контексті виявлення військових руйнувань. Модель Hybrid U-Net, запропонована авторами, може стати основою для розробки нових технологій моніторингу пошкоджень інфраструктури під час конфліктів.

У статті [12] описуються різноманітні супутникові методи, які були використані для аналізу змін у промисловій діяльності, викидах забруднювачів і впливу бойових дій на територію України. Дослідження покладається на синергію кількох супутникових платформ для збору даних про атмосферні забруднювачі, теплові аномалії та пожежі, що дозволило зробити оцінки, незважаючи на обмеженість наземних вимірювань через військові дії.

Основним методом вимірювання забруднення повітря було використання даних із супутника Copernicus Sentinel-5 Precursor та його інструмента TROPospheric Monitoring Instrument (TROPOMI). Цей інструмент дозволяє проводити щоденні глобальні вимірювання тропосферного двоокису азоту (NO_2) з просторовим розрізненням $3,5 \times 5,5$ км. NO_2 є короткоживучим газом у нижній атмосфері, що робить його ідеальним індикатором для вивчення змін у викидах, пов'язаних з промисловою та транспортною діяльністю, оскільки його концентрації є високими поблизу джерел викидів. TROPOMI вимірює випромінювання у видимому та ультрафіолетовому діапазонах, що дозволяє оцінити кількість NO_2 у тропосфері.

Для оцінки викидів вуглекислого газу (CO_2) використовувалися дані із супутника NASA Orbiting Carbon Observatory-2 (OCO-2). OCO-2 вимірює середню молярну частку CO_2 у стовпі сухого повітря (XCO_2), що дозволяє оцінити зниження використання викопного палива в регіонах, які зазнали найбільших економічних і соціальних потрясінь через війну. CO_2 є триваложивучим газом, що накопичується в атмосфері, тому для відокремлення антропогенних джерел від природних процесів використовувалися аномалії XCO_2 відносно середніх значень по широтах. Ці аномалії допомагають виявляти відхилення, викликані змінами у викидах внаслідок скорочення промислової діяльності та війни.

Ще одним важливим методом було використання даних про теплові аномалії та пожежі, які фіксувалися за допомогою Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS), що працює на борту супутника Suomi-NPP. Цей інструмент знімає зображення в середньому та тепловому інфрачервоному діапазоні з роздільною здатністю 375 метрів, що дозволяє точно визначати місця вогнищ. Завдяки VIIRS, автори дослідження виявили аномальні вогнища

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

уздовж лінії фронту, що, ймовірно, пов'язані з артилерійськими обстрілами, підпалами будівель та іншими військовими діями, на відміну від типових пожеж, пов'язаних з сільськогосподарською діяльністю.

Для візуалізації змін на місцевості та підтвердження теплових аномалій також використовувалися зображення із супутника Sentinel-2, який забезпечує високоякісні багатоспектральні знімки з просторовою роздільною здатністю 10 м, 20 м та 60 м для різних спектральних каналів. Це дозволило створити детальні карти теплових аномалій у промислових зонах та біля лінії фронту. Наприклад, у районі Маріуполя в 2021 році зображення Sentinel-2 показували аномалії через роботу металургійних заводів, але після початку війни ці теплові сигнали зникли, що свідчить про припинення промислової діяльності через бойові дії.

Крім того, для аналізу змін рівнів NO₂ упродовж тривалішого періоду, починаючи з 2015 року, використовували дані інструмента Ozone Monitoring Instrument (OMI) на борту супутника NASA Aura. OMI має подібний принцип вимірювання, але нижче просторове розрізнення, що дозволяє фіксувати загальні тенденції зміни рівнів NO₂ з моменту запуску супутника у 2005 році. Це дало можливість порівняти сучасні дані з рівнями NO₂ до пандемії COVID-19 та війни.

Дослідники також застосували різні методи обробки даних для аналізу змін у концентраціях NO₂. Для цього створювалися карти середніх рівнів NO₂ за період із березня по серпень для кожного року (2019–2022), які дозволили виявити постійні зниження концентрацій та їх географічний розподіл. Окрім загальних даних, було проведено аналіз за умови спокійних вітрових умов (швидкість вітру менше 3 м/с), що дозволило точніше оцінити локальні викиди в районах без значного переносу забруднюючих речовин.

Сукупність цих методів і використаних супутникових інструментів дозволила авторам детально вивчити вплив війни на економічну діяльність і довкілля України.

Дослідження [13] аналізує наслідки бойових дій у зоні АТО на екосистеми та окремі види тварин, зокрема рідкісних змій із Червоної книги України — *Elaphe dione* та *Hierophis caspius*. Основна увага приділяється впливу пожеж, спричинених військовими діями, на природні та сільськогосподарські території. У ході дослідження було використано кілька методів збору та аналізу даних. Серед них — дистанційне зондування Землі за допомогою супутникової системи Terra MODIS, яка дозволила ідентифікувати

місця пожеж за тепловими каналами супутника. Дані MODIS автоматично фіксували осередки займання з точністю до одного квадратного кілометра, що дозволило отримати картину масштабів пожеж на природних територіях.

Доповненням до цього були знімки з супутника Landsat 8, які використовували для верифікації результатів та уточнення локалізації пожеж на різних типах ландшафтів. Щоб оцінити пошкодження біотопів, дослідники застосовували ГІС-моделювання. Воно допомогло побудувати просторові моделі поширення пожеж, а також оцінити площі знищених лісових і степових територій. Застосовані інструменти дозволили аналізувати дані з високою точністю та прогнозувати можливі наслідки для рідкісних видів тварин, які населяють ці території. Наприклад, за допомогою програмного забезпечення DIVA GIS та 19 біокліматичних параметрів було змодельовано ймовірні місця перебування змій до початку бойових дій.

Статистичний аналіз був проведений за допомогою дисперсійного аналізу ANOVA та *t*-тесту, що дало можливість визначити значущі відмінності у частотності пожеж між різними роками, місяцями та типами ландшафтів. Було створено загальну лінійну модель (GLM), яка показала, що в 2014 році кількість пожеж значно зростає порівняно з попередніми роками, що підтверджується статистично значущими результатами ($p < 0.0001$).

Значна частина даних щодо змій *Elaphe dione* та *Hierophis caspius* була зібрана під час польових досліджень до початку бойових дій, що дозволило скласти картину їхнього поширення у Луганській та Донецькій областях. На основі цих даних було виявлено, що понад 50% біотопів, придатних для цих видів змій, знаходяться в зоні АТО або поблизу неї. Це підвищує ризик локального зникнення цих видів через масштабні пожежі та механічні руйнування природних середовищ існування.

Комбінація даних дистанційного зондування, ГІС-моделювання та статистичного аналізу дозволила авторам оцінити вплив бойових дій на біорізноманіття регіону. Понад 81% усіх пожеж відбулися на природних територіях, зокрема лісах і степах, що призвело до втрати 18% лісових масивів та 23% степових екосистем. Це підтверджує значний негативний вплив бойових дій на природні екосистеми Східної України.

Дослідження вказує на масштабні втрати природних ресурсів, а також потенційні довготривалі наслідки для регіональних екосистем і біорізноманіття, зокрема для рідкісних видів змій. Подальший моніторинг та заходи з відновлення пошкоджених

екосистем будуть необхідні для мінімізації негативних наслідків війни.

В [14] автори також зосередилися на моніторингу пожеж, які виникли внаслідок бойових дій в Україні, використовуючи супутникові дані. Запропонована методика виявлення великих і небезпечних пожеж шляхом аналізу теплових аномалій. Підхід [14] був унікальним, оскільки дозволяв розрізняти пожежі, спричинені військовими діями, від тих, що виникли через економічну діяльність або необережність. Це стало важливим інструментом для аналізу впливу війни на екологічну ситуацію.

Автори [15] показали, що супутникові дані MODIS, Landsat-8,9 і Sentinel-2 надають надійну інформацію для моніторингу пожеж, спричинених військовими конфліктами в Україні. Була розроблена методологія оцінки індексу пожежонебезпечного потенціалу (FPI), реалізована в хмарній платформі Google Earth Engine (GEE). Це дозволило автоматизувати виявлення військових пожеж, спрощуючи їхнє відстеження в реальному часі та полегшуючи аналіз наслідків для навколишнього середовища.

В [16] методи дистанційного зондування використані для моніторингу лісових пожеж у Луганській та Донецькій областях, спричинених конфліктом у Східній Україні впродовж 2006–2022 рр. Застосовуючи зображення MODIS та Sentinel-2, були оцінені масштаби вигорілих площ біля лінії фронту та виявлено, що найбільше постраждали луки та сільськогосподарські угіддя. Особливо активно пожежі виникали поблизу зон активних військових дій, а пожежі біля міських об'єктів були частими протягом усього періоду конфлікту.

В статті [17] проаналізовано навмисні підпали на сільськогосподарських угіддях Іраку та північно-східної Сирії, спричинені Ісламською державою у 2019-2020 рр. Використовуючи супутникові дані MODIS, Landsat-8 і Sentinel-2, було виявлено, що більшість пожеж були спричинені навмисними підпалами, які відображали зміну тактики ІДІЛ від прямого насильства до економічного саботажу. Ці дії мали на меті послабити економіку регіону, спалюючи сільськогосподарські культури та створюючи довготривалі екологічні й економічні наслідки.

Особливу увагу вчених привертає вплив наслідків війни на зміну землекористування та сільськогосподарську діяльність, оскільки конфлікти часто призводять до втрати оброблюваних земель та зниження сільськогосподарського виробництва. В [18] досліджені наслідки війни в Боснії та Герцеговині,

використовуючи супутникові зображення Landsat TM для ідентифікації покинутих сільськогосподарських угідь. За допомогою методів виявлення змін та контрольованої класифікації ідентифіковано значне скорочення оброблюваних площ у післявоєнний період.

Авторами дослідження [19] було розроблено методологію аналізу просторово-часових змін у сільськогосподарських угіддях під впливом українсько-російської війни (рис. 4).

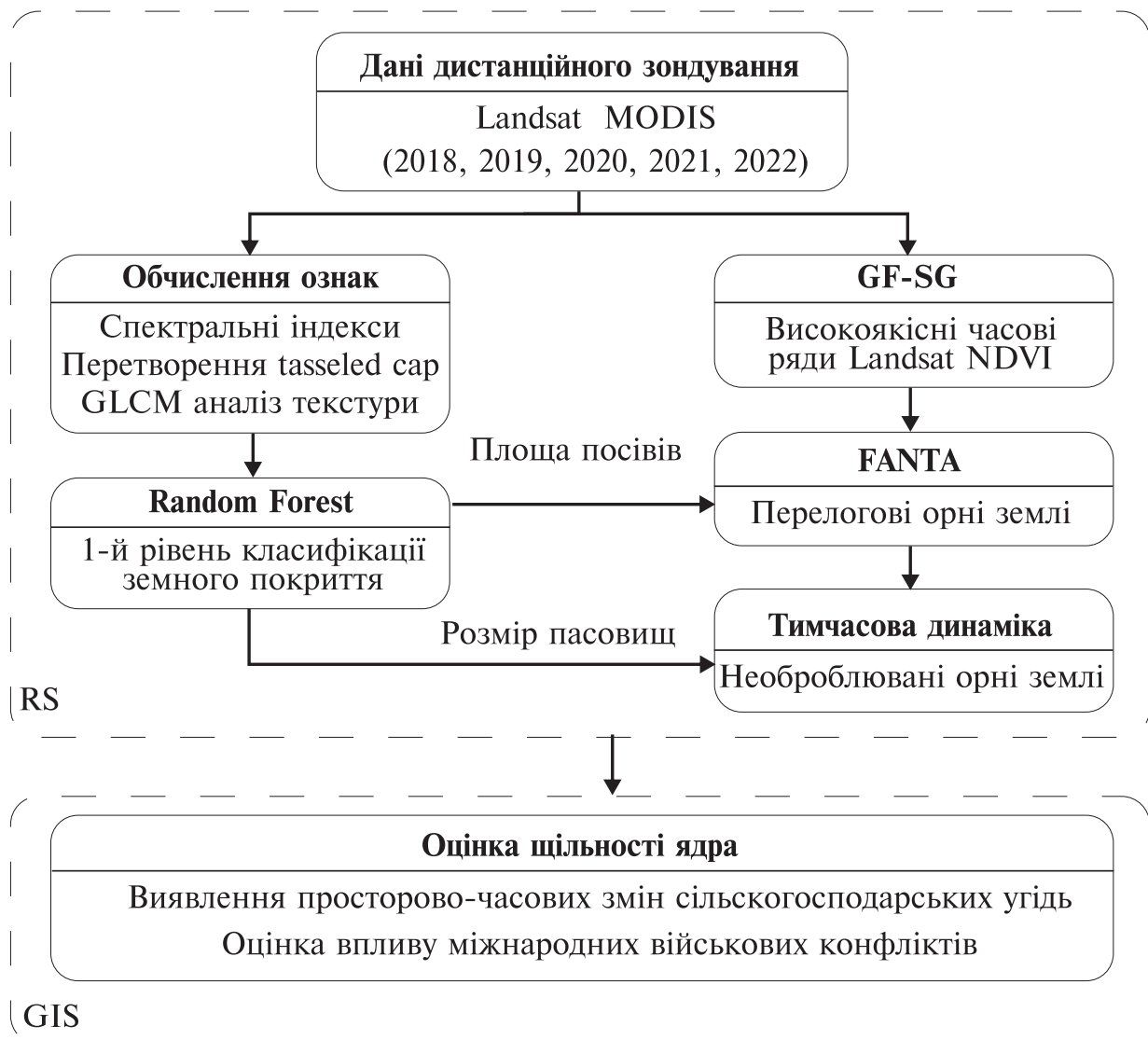


Рис. 4. Методологія картографування сільськогосподарських угідь з аналізом просторово-часових змін сільськогосподарських угідь та оцінка наслідків війни [19]

Одним із ключових використаних методів є алгоритм випадкових лісів (Random Forest, RF), який застосовано для

класифікації типів земного покриву. Це метод машинного навчання, який використовує численні деревоподібні моделі для обробки супутникових даних і побудови точних карт землекористування. Алгоритм базується на аналізі багатьох спектральних індексів, таких як NDVI (нормалізований диференційний вегетаційний індекс), MNDWI (індекс водного середовища), NDBI (індекс забудованих територій) і BSI (індекс оголених ґрунтів). Важливим аспектом методу є застосування текстурних характеристик зображень, таких як яскравість, зелена складова та вологість. Це дозволяє отримати детальні карти різних типів земного покриву, включаючи рілля, лісові масиви, водні об'єкти та забудовані території.

Для покращення якості даних використовувався метод інтерполяції NDVI, зокрема технологія заповнення прогалін та фільтрування Савітського-Голя (*англ.* gap filling and Savitzky-Golay filtering (GF-SG)). Цей метод дозволяє обробляти супутникові зображення, заповнюючи прогаліни, що виникають через хмарність або інші перешкоди під час зйомки. Використовуючи дані приладу MODIS, метод GF-SG дозволяє створити більш точні часові ряди NDVI, що забезпечує якісні дані для подальшого аналізу. Він дозволяє отримати дані з просторовим розрізненням 30 м, що є критичним для дослідження великих площ сільськогосподарських угідь.

Також важливу роль у дослідженні відіграє алгоритм FANTA (Fallow-land Algorithm based on Neighborhood and Temporal Anomalies). Цей метод використовується для виявлення земель, які перебувають у стані пара, або не використовуються. Алгоритм FANTA дозволяє проаналізувати просторові аномалії в рослинному покриві на основі часових рядів NDVI. Він не потребує даних польових спостережень і дозволяє точно визначати закинуті або незасіяні землі на основі змін у показниках вегетації протягом певного періоду часу. Такий підхід є особливо корисним у зонах конфлікту, де доступ до польових даних обмежений або неможливий.

Ще одним використаним в [19] методом є аналіз щільності ядра (kernel density estimation), який застосовано для просторового аналізу розподілу закинутих або занедбаних земель. Цей метод дозволяє побудувати карти щільності, на яких видно «гарячі точки» — місця з найбільшою концентрацією покинутих сільськогосподарських угідь. Карти ядерної щільності є візуально зрозумілими інструментами для виявлення регіонів, що

потребують більшої уваги у відновленні сільськогосподарського виробництва.

Таким чином, використовуючи дані Landsat та платформу GEE, автори [19] виявили значне зростання покинутих орних земель з 2018 по 2022 рік, що свідчить про негативний вплив війни на сільське господарство України. Проведений аналіз показав, що військові дії призвели до значного скорочення оброблюваних площ, що впливає на продовольчу безпеку країни.

В [20] досліджується вплив військового конфлікту на сільськогосподарські землі Донецької та Луганської областей України, використовуючи супутникові дані. Основна мета цього дослідження полягала у кількісному аналізі змін у використанні сільськогосподарських земель через конфлікт, що триває з 2014 року, і який має значні соціально-економічні наслідки для регіону.

У дослідженні [20] було використано супутникові зображення Landsat-7, Landsat-8 та Sentinel-2 для 2013 року (до початку конфлікту) та 2018 рік (під час конфлікту). За допомогою багатошарового перцептрона (MLP) ці зображення були класифіковані на сільськогосподарські угіддя та не сільськогосподарські землі, після чого була побудована карта змін землекористування. Були виділені чотири категорії змін: стабільні не сільськогосподарські землі, стабільні сільськогосподарські угіддя, приріст сільськогосподарських угідь і їх втрати.

У подальших дослідженнях, наприклад в статті [21], автори оцінювали природоохоронні території (смарагдова мережа — Emerald Network) на окупованих територіях Східної України. Було виявлено, що 25% лісового покриву було втрачено внаслідок бойових дій, що означає перелом у 20-річному прогресі сталого розвитку в регіоні. В [21] було також зазначено, що війна суттєво вплинула на виробництво соняшнику, зміну ґрунтового покриву та землекористування.

Стаття [22] присвячена аналізу впливу війни в регіоні Тиграй (Ефіопія) на сільськогосподарські угіддя з використанням супутникових даних. Основна мета дослідження полягала в оцінці змін обсягів культивації земель до та під час військового конфлікту, що тривав з листопада 2020 року до листопада 2022 року. Через труднощі доступу до наземних даних внаслідок конфлікту, використання супутникових зображень стало важливим джерелом інформації для аналізу змін у землекористуванні та забезпечення продовольчої безпеки.

Для дослідження використовувалися супутникові знімки та методи машинного навчання для класифікації змін у

культивованих площах. У статті застосована архітектура довготривалої пам'яті (LSTM), яка дозволила створити карти сільськогосподарських угідь за 2020 (до війни) та 2021 роки (під час війни). Для аналізу використовувалися дані супутників Sentinel-1, Sentinel-2 та Shuttle Radar Topographic Mission (SRTM), що дозволило оцінити зміни площ сільськогосподарських земель, а також побудувати карти змін для визначення стабільних, нових та втрачених земель.

Щодо моніторингу впливу війни на сільськогосподарські ділянки, вчені зосереджуються не лише на виявленні пожеж та покинутих земель, але й на розпізнаванні кратерів від обстрілів та місцезнаходження нерозірваних боєприпасів. Такі дослідження є критично важливими для регіонів, що постраждали від тривалих збройних конфліктів, оскільки вони допомагають ідентифікувати небезпечні ділянки для подальшого очищення та оцінити вплив військових дій на землю, що є необхідним для безпечного повернення до використання цих територій у сільському господарстві.

В дисертаційному дослідженні [23] розглянуті методи виявлення мінних полів у Зімбабве, замінованих протягом 1974-1980 рр., за допомогою супутникових даних. Використовуючи часові ряди супутникових знімків і комбінуючи різні методи дистанційного зондування, були ідентифіковані ключові індикатори, пов'язані з мінними полями, навіть за умов використання даних нижчого просторового розрізнення. Ці індикатори стали важливою частиною протимінної діяльності, допомагаючи локалізувати небезпечні ділянки для подальшого розмінування.

Питання розробки методів автоматичного виявлення бомбових кратерів на територіях, які зазнали авіаударів під час Другої світової війни, розглянуто в [24]. Тут порівнено три підходи для автоматизованої ідентифікації кратерів, використовуючи моделі цифрового рельєфу, отримані за допомогою LiDAR. Ці методи включають алгоритми, які спочатку застосовувалися для виявлення позаземних кратерів (наприклад, на Місяці), геоморфологічні методи виділення країв і технології розпізнавання зображень на основі сучасної нейронної мережі (Mask R-CNN). Дослідження проводилося на восьми пілотних ділянках у північно-західній Чехії, які постраждали від бомбардувань під час Другої світової війни.

Основною методологією в [24] є порівняння результатів трьох різних підходів до автоматизованого виявлення кратерів. Перша

методика включала використання вже існуючих алгоритмів для виявлення позаземних кратерів. Друга ґрунтувалася на геоморфометричному аналізі рельєфу, що дозволяло виділяти контури кратерів. Третя методика використовувала нейронну мережу Mask R-CNN для ідентифікації кратерів за допомогою навчання моделі на даних з точними розмірами кратерів. Для дослідження використовувалися LiDAR-дані з високим просторовим розрізненням (0.2–2 м), що дозволило отримати детальні цифрові моделі рельєфу.

Отримані результати показали, що метод на основі нейронної мережі Mask R-CNN виявився найбільш ефективним серед трьох підходів. Цей метод забезпечив найбільшу точність у виявленні кратерів, особливо при використанні просторового розрізнення 0.5 м, яке виявилось найкращим для точного розпізнавання кратерів. Інші методи, такі як алгоритми для позаземних кратерів і методи виділення країв, показали значно гірші результати через високу кількість помилкових спрацювань та низьку чутливість до менших або розмитих кратерів, які часто трапляються на Землі через ерозію або вплив рослинності.

В [25] розглядається методика автоматичного виявлення кратерів від засобів ураження на основі супутникових зображень з дуже високим просторовим розрізненням (VHR). Основна мета дослідження полягає в оцінці щільності нерозірваних боєприпасів (UXO) на сільськогосподарських полях Камбоджі, які були забруднені вибуховими речовинами під час В'єтнамської війни. Традиційні методи очищення земель є небезпечними та трудомісткими, тому використання сучасних методів дистанційного зондування розглядається як альтернатива, здатна знизити ризики та підвищити ефективність виявлення UXO.

В [25] використано двоетапна система виявлення кратерів (рис. 5), яка заснована на машинному навчанні та статистичних методах аналізу зображень. На першому етапі застосовувався статистичний класифікатор, який поєднував гістограму орієнтованих градієнтів (HOG) і спектральну інформацію для початкового розпізнавання кратерів.

1.3. Аналіз методів та моделей комп'ютерного зору та глибинних ...

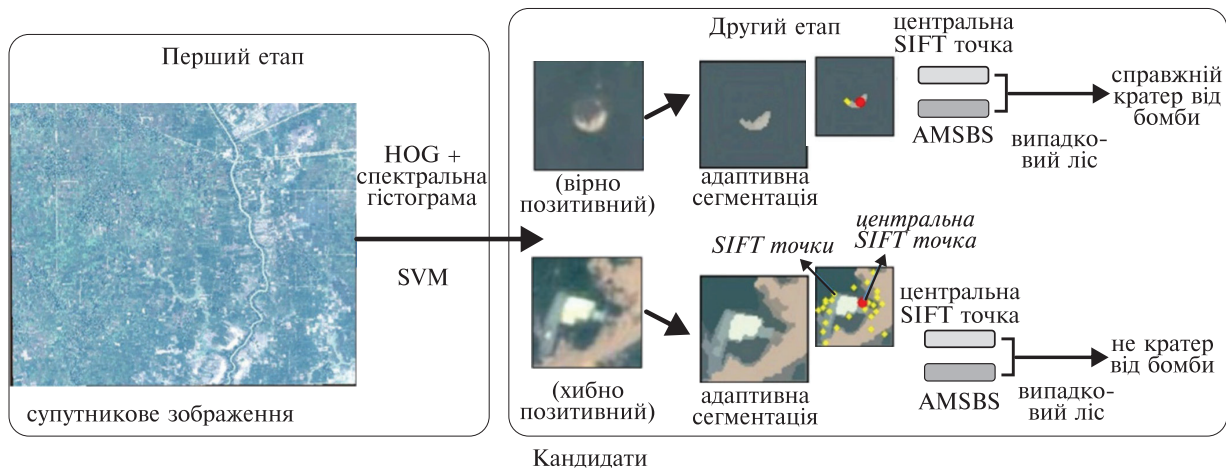


Рис. 5. Двоетапна система виявлення кратерів [25]

Цей підхід дозволив виявити потенційні кратери, однак виникала проблема з великою кількістю хибних позитивних результатів через схожість кратерів із природними та штучними об'єктами, такими як ставки або дерева.

Другий етап передбачав вдосконалення результатів за допомогою нових методів класифікації, які використовували просторові ознаки об'єктів і текстурні дескриптори SIFT. Було розроблено спеціальний дескриптор, заснований на адаптивному сегментуванні за методом середньозміщення, який допомагав відокремити кратери від інших об'єктів. Після цього використовувався алгоритм класифікації Random Forest, який дозволяв відділити істинні кратери від хибних позитивних об'єктів.

В [25] використовувалися супутникові зображення WorldView-2, що охоплюють територію Камбоджі площею 100 км². Використовувалися різні спектральні діапазони (близький інфрачервоний, червоний, зелений та синій канали) для підвищення точності розпізнавання об'єктів. Отримані результати свідчать про те, що запропонований метод збільшив виявлення істинних кратерів на 160% порівняно з традиційними алгоритмами розпізнавання об'єктів, такими як згорткові нейронні мережі (CNN). Крім того, цей підхід дозволив оцінити, що від 44% до 50% бомб у цьому регіоні можуть залишатися нерозірваними.

Дослідження [25] має велике значення для постконфліктних регіонів, оскільки дозволяє не лише оцінити кількість нерозірваних боєприпасів, але й ідентифікувати райони, які потребують пріоритетного розмінування. Автоматизація процесу виявлення кратерів за допомогою супутникових знімків може значно знизити витрати на очищення земель, а також зменшити ризики для місцевих жителів і працівників розмінування.

В [26] досліджено питання автоматизованого виявлення бомбових кратерів часів В'єтнамської війни за допомогою машинного навчання та декласифікованих супутникових знімків КН-9. Основною метою дослідження є покращення методів ідентифікації кратерів для підвищення точності виявлення небезпечних зон, забруднених нерозірваними боєприпасами (УХО), що є актуальною проблемою для В'єтнаму, Лаосу та Камбоджі.

У дослідженні використовувалися зображення, зняті супутниками КН-9 у 1972-1973 рр., для двох регіонів Південно-Східної Азії: провінції Куангчі та трикордонної зони (межі В'єтнаму, Лаосу та Камбоджі). Супутникові зображення були оброблені за допомогою NASA Ames Stereo Pipeline для створення ортографічних карт з просторовим розрізненням 1 м. Для формування навчальної вибірки були вручну розмінені кратери на частині зображень. Це дозволило провести навчання нейронної мережі U-Net для подальшого автоматичного виявлення кратерів. Моделі використовувалися для семантичної сегментації зображень та оцінки точності виявлення кратерів на основі їх розмірів та форми.

Ця робота демонструє потенціал використання декласифікованих супутникових даних для підвищення точності виявлення зон ризику УХО. Хоча модель працює з обмеженнями, такими як ерозія кратерів та покриття рослинністю, її застосування може сприяти підвищенню ефективності операцій з розмінування в постконфліктних регіонах.

В [27] запропоновані методи автоматизованого виявлення артилерійських кратерів за допомогою супутникових знімків високого просторового розрізнення та глибинного навчання. Основна мета дослідження полягала у побудові точних карт кратерів, які з'явилися під час конфлікту на сході України у 2014 році, які можуть бути корисними при проведенні робіт з розмінування, оцінці шкоди для сільськогосподарських земель та подальшого екологічного відновлення регіону.

Для дослідження використовувалися знімки супутника WorldView-2 з просторовим розрізненням 0,5 м за вересень 2014 року. Основними інструментами для автоматизованого виявлення кратерів стали дві моделі: нейронна мережа U-Net та базовий класифікатор на основі алгоритму Random Forest. Модель U-Net, спеціально розроблена для сегментації зображень, використовувалась для виявлення та картографування кратерів. Інформація про кратери була отримана шляхом ручного

маркування супутникових зображень, що дозволило налаштувати модель для подальшої автоматичної ідентифікації.

Результати аналізу пошкодження ґрунтового покриву внаслідок військових дій у Киїнській територіальній громаді Чернігівської області під час російсько-української війни наведено в [28]. Основна мета дослідження полягала у кількісній оцінці шкоди, завданої ґрунтам у цьому регіоні, використовуючи дані спостереження земної поверхні, на основі супутникових знімків високого просторового розрізнення. Авторами було використано супутникові дані Махаг для оцінки кількості воронок від вибухів і обсягу переміщеного ґрунту. Було ідентифіковано 4914 воронок на території громади, з яких 2912 були в межах орних земель. Діаметр воронок варіювався від 0,5 до 13,8 метрів. На основі морфометричних параметрів воронок було оцінено ймовірний калібр снарядів і обсяг переміщеного ґрунту, який склав 3136 мі. Автори пропонують виділити дві основні зони навколо воронок: зону бомбтурбації та зону забруднення. У зоні бомбтурбації ґрунт зазнав значних фізичних змін, таких як переміщення, ущільнення та забруднення, тоді як у зоні забруднення ґрунти переважно не постраждали фізично, але зазнали хімічного забруднення вибуховими речовинами та уламками боєприпасів.

Для оцінки обсягів забруднення ґрунтів також було враховано ризику вертикальної та горизонтальної міграції важких металів, таких як свинець, кадмій, мідь і цинк, які можуть проникати в глибші шари ґрунту та забруднювати підземні води. Загальна площа зони бомбтурбації становить 44,3 га, а зони забруднення – 386,9 га. Автори також виявили ознаки ущільнення ґрунтів через маневри військової техніки, що може призвести до зниження продуктивності сільськогосподарських земель до 50%.

На відміну від попередніх досліджень в [29] проведено оцінку постраждалих площ внаслідок повномасштабного вторгнення Росії в Україну не лише для окремої території, але для всієї України впродовж 2022-2023 рр. Для цього використовувався інтегрований підхід, що поєднував супутникові дані, статистичні індикатори та методи машинного навчання для автоматичного виявлення пошкоджень сільськогосподарських угідь (рис. 6).

Основними джерелами даних стали зображення супутника Sentinel-2, які містять спектральні смуги з просторовим розрізненням 10 м. Ці дані забезпечують регулярне оновлення інформації про стан сільськогосподарських полів, що є критично важливим у контексті війни, коли поля можуть бути пошкоджені або знищені через бойові дії.

Для аналізу було обрано червоний, зелений, синій та ближній інфрачервоний спектральні канали, які дозволяють найбільш точно оцінити зміни у стані рослинності та ґрунтів. Одним із ключових інструментів, що використовувався у дослідженні, був індекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), який вимірює інтенсивність рослинного покриття та його стан, а також індекс GCI (Green Chlorophyll Index), що допомагає визначити вміст хлорофілу в рослинах. Оскільки бойові дії можуть призводити до пошкоджень рослинного покриття або ґрунту, аналіз змін цих індексів дозволяв ідентифікувати аномалії, що вказують на військові пошкодження.

Методологія аналізу включала кілька етапів. Спершу вручну були ідентифіковані пошкоджені поля для створення навчальної та тестової вибірки. Експерти проводили візуальну інтерпретацію супутникових зображень для кожного з 22 двотижневих періодів, які охоплюють 2022 рік. Для мінімізації ризику помилок кожне поле оцінювалось трьома експертами, і лише ті поля, щодо яких усі експерти зробили один висновок, були відмічені як пошкоджені. Цей підхід допоміг забезпечити достовірність навчальних даних.

Для автоматизованого виявлення пошкоджених полів використано алгоритм Random Forest [29]. Алгоритм був налаштований на класифікацію полів на пошкоджені та непошкоджені, базуючись на статистичних характеристиках спектральних каналів та індексів рослинності, таких як середні, мінімальні, максимальні значення і дисперсії кожної з цих змінних для поля. Модель навчалась на наборі даних за 2021 рік до початку військових дій і за 2022 рік, що дозволило навчити її розрізняти звичайні сезонні зміни від аномалій, спричинених військовими діями. Для кожного періоду створювалась окрема модель, враховуючи можливі зміни у рослинному покритті.

Після класифікації полів модель також використовувалась для виявлення пошкоджених областей всередині полів. Для цього проводилась сегментація спектральних каналів і індексів рослинності. На полях з розвинутою рослинністю (значення NDVI більше 0,65) особливо ефективним для виявлення пошкоджень виявився індекс GCI у поєднанні зі спектральними каналами B2 (синій) та B3 (зелений). Для полів зі слабо розвинутою рослинністю використовувались комбінації індексів NDVI та GCI разом з аналізом спектральних смуг для ідентифікації різних типів пошкоджень, таких як воронки від вибухів або сліди від військової техніки.

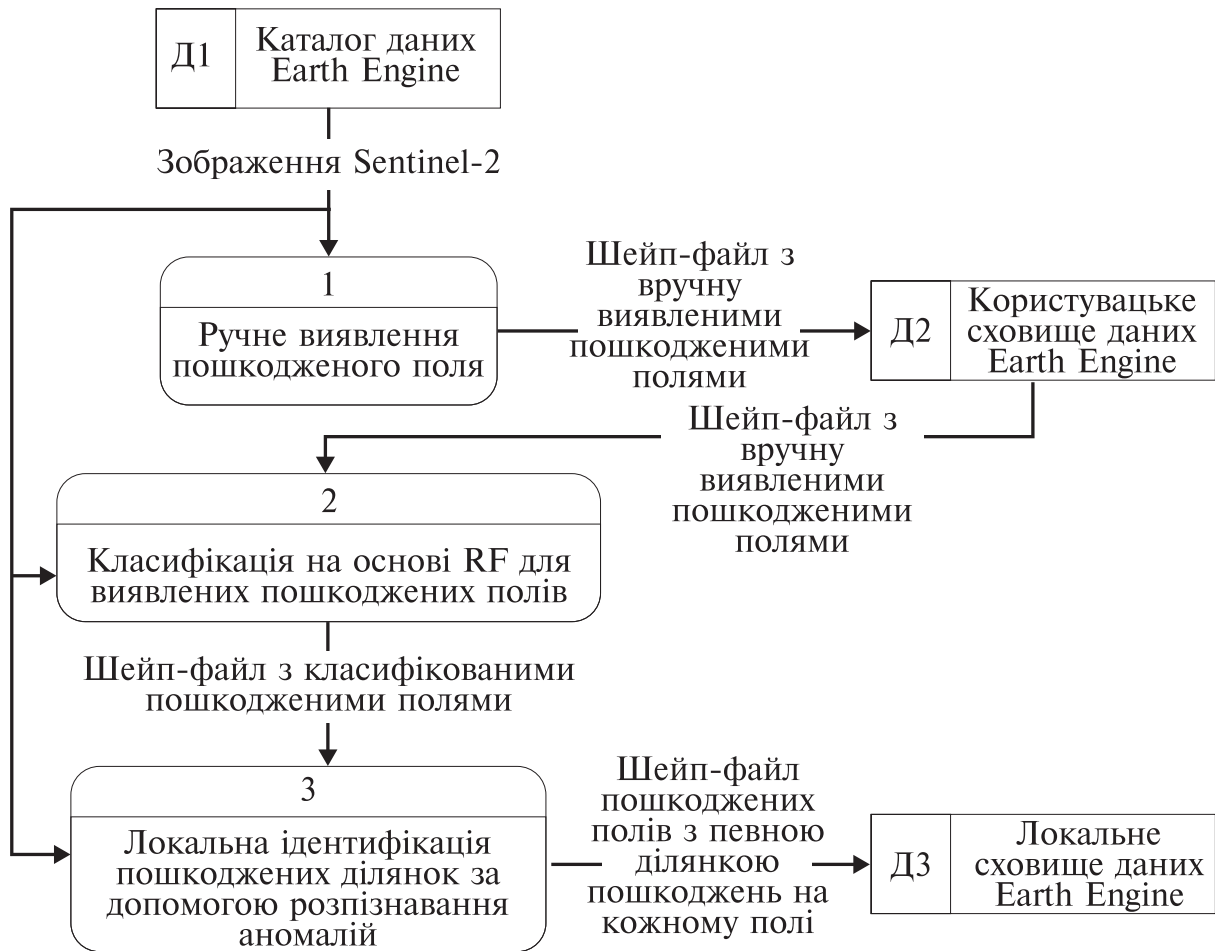


Рис. 6. Процес визначення пошкоджень [29]

Для точнішого виявлення пошкоджених пікселів в [29] були застосовані порогові значення, що ґрунтуються на відхиленнях спектральних показників пікселів від середнього значення в межах поля. Також застосовувалась сегментація індексів рослинності шляхом фільтрації зображень із використанням ковзаючого вікна, що дозволяло виявляти аномалії у вигляді відхилень від фільтрованих даних.

Ця методика дозволила не тільки точно виявляти пошкоджені поля, а й деталізувати різні види пошкоджень на їх поверхні. Сегментація аномалій у комбінації з багаточасовими статистичними індикаторами, отриманими з супутникових даних, забезпечила високу точність моделі, з середньою оцінкою F1 близько 0,87, що підтвердило ефективність запропонованого підходу.

Війна завдає значної шкоди не лише міській інфраструктурі та сільськогосподарським угіддям, але також серйозно впливає на водні об'єкти, які є життєво важливими для екосистем і населення.

Дослідження, що базуються на супутникових спостереженнях, дозволяють оцінити масштаби цих наслідків, надаючи інформацію для прийняття рішень щодо відновлення та захисту водних ресурсів.

Автори статті [30] провели детальний моніторинг затоплень річок Ірпінь і Дніпро після руйнувань водопропускних споруд. Зокрема, досліджувалося затоплення заплави річки Ірпінь водами Київського водосховища та річки Дніпро поблизу села Отрадокам'янка після вибуху на Каховській ГЕС. Для аналізу використано супутникові зображення Sentinel-2 та індекси SAVI (індекс регульованої різниці рослинності) і NDWI (індекс вологості води), що дозволило визначити зміни площ водно-заболочених територій.

У своїй комплексній праці, [31] автори вивчали наслідки руйнування Каховської дамби, яка спричинила масштабні повені вздовж річки Дніпро. Вони використовували дані з різних супутникових платформ для моніторингу змін гідрологічного режиму, які вплинули як на природні екосистеми, так і на сільськогосподарські території.

В [32] наведено результати аналізу впливу російсько-української війни на річки та водні системи України, зокрема Дніпро та його водосховища. Основна мета дослідження полягала в оцінці наслідків для водних ресурсів та інфраструктури, зокрема внаслідок руйнування Каховської дамби в червні 2023 р. Для проведення досліджень використано супутникові дані, звіти з місця подій та інші офіційні джерела для аналізу як прямих, так і непрямих впливів війни на населення, сільське господарство, водопостачання та екосистеми.

Основним методологічним підходом [32] є використання супутникових знімків (Sentinel-1, Sentinel-2, Landsat 8 та 9) для моніторингу змін рівня води та стану водосховищ. Також використано дані з гідрологічних станцій по вимірюванню рівня води в річках і водосховищах. Автори зазначають, що через складність доступу до окупованих територій, основним джерелом інформації стали супутникові дані та повідомлення місцевих ЗМІ.

В статті [33] проведено аналіз руйнувань Каховського водосховища, викликане російськими збройними силами, та досліджено його екологічні наслідки. Особлива увага приділялася затопленню сіл і забрудненню вод у нижній течії Дніпра та північно-західній частині Чорного моря. Вчені оцінили бактеріологічне та хімічне забруднення води та його вплив на якість питної води та рибальство в регіоні. Також були оцінені

сценарії розвитку екологічної ситуації на постраждалих територіях у найближчій перспективі.

ВИСНОВКИ

Зміни у кліматі, антропогенні дії, природні катастрофи та військові конфлікти роблять моніторинг стану земної поверхні все більш важливим завданням для вчених, екологів, урядів та міжнародних організацій. Традиційні методи оцінки стану навколишнього середовища, такі як польові дослідження та візуальний огляд, вимагають багато часу, людських ресурсів та є небезпечними, або навіть неможливими, у зонах конфліктів або катастроф. Однак із розвитком інформаційних технологій та сучасних підходів математичного моделювання з'явилися нові можливості для автоматизації цього процесу завдяки використанню методів комп'ютерного зору та глибинних нейронних мереж для аналізу пошкоджень земної поверхні.

Методи комп'ютерного зору та глибинного навчання є одними з найефективніших інструментів для моніторингу змін на земній поверхні. Завдяки автоматизації процесу аналізу зображень і можливості ефективної обробки великих обсягів даних, ці технології стали ключовими у розв'язанні завдань екологічного моніторингу. Для навчання глибоких нейронних мереж використовуються великі масиви супутникових та аерофотознімків, що дозволяє розпізнавати складні патерни на земній поверхні.

Однією з основних переваг цих методів є їх здатність працювати з великими обсягами інформації, що дозволяє оперативно отримувати точну інформацію про масштаби пошкоджень після катастроф, природних катаклізмів або військових конфліктів. Наприклад, під час лісової пожежі алгоритми комп'ютерного зору можуть швидко ідентифікувати згорілі території та оцінювати ступінь пошкоджень. У сільському господарстві ці технології дозволяють ідентифікувати проблемні ділянки, постраждалі від шкідників чи хвороб, що дозволяє приймати оперативні рішення для мінімізації втрат врожаю.

Методи комп'ютерного зору та глибокі нейронні мережі особливо ефективні для моніторингу природних катастроф, таких як землетруси, повені, урагани та лісові пожежі. Ці технології дозволяють автоматично ідентифікувати масштаб і зони руйнувань, що стає основою для швидкої оцінки ситуації та

прийняття відповідних рішень щодо відновлення постраждалих територій. Наприклад, методи комп'ютерного зору можуть оцінювати руйнування лісів після пожежі та розробляти стратегії для відновлення ресурсів.

Також ці технології застосовуються для оцінки наслідків військових конфліктів. В умовах війни звичайні методи моніторингу стають небезпечними, тому комп'ютерний зір забезпечує безпечне та точне виявлення пошкоджень, дозволяє в автоматичному режимі оцінювати масштаби руйнувань на основі супутникових знімків.

Методи комп'ютерного зору також можуть використовуватись для прогнозування змін у земній поверхні, що є особливо важливим у контексті кліматичних змін та на постконфліктних територіях. Це відкриває нові можливості для адаптації до кліматичних викликів та розробки стратегій для зменшення негативних наслідків.

Важливою сферою застосування комп'ютерного зору є сільське господарство. Забруднення ґрунтів, ерозія та інші негативні процеси можуть призводити до значних втрат урожаю, що впливає на продовольчу безпеку. Використання супутникових даних дозволяє ідентифікувати проблемні ділянки сільськогосподарських угідь та приймати відповідні рішення для покращення ситуації.

Швидка урбанізація також створює виклики для моніторингу змін земної поверхні. Зростання міст призводить до знищення природних зон, змін ландшафтів і тиску на екосистеми. Методи комп'ютерного зору дозволяють аналізувати стан інфраструктури, виявляти екологічно небезпечні зони та прогнозувати зміни урбанізованих територій.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. M. R. Devesa and A. V. Brust, "Mapping illegal waste dumping sites with neural-network classification of satellite imagery," Oct. 2021, doi: 10.48550/arxiv.2110.08599.
2. Sharma, K., & Sood, M. (2024). Monitoring, classification and analysis of waste disposal sites using machine learning. *Procedia Computer Science*, 235, 1558-1567. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.04.147>.

3. Сорренті, С. (2023). Detection of Illegal Landfills using Deep Learning: A Weakly Supervised Approach (Магістерська дисертація, Політехнічний університет Мілана).

4. Torres, R.N.; Fraternali, P. Learning to Identify Illegal Landfills through Scene Classification in Aerial Images. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 4520. <https://doi.org/10.3390/rs13224520>.

5. Pushkarenko, Y., & Zaslavskyi, V. (2024). Research on the state of areas in Ukraine affected by military actions based on remote sensing data and deep learning architectures. *Radioelectronic and Computer Systems*, 2(110), 5-18. <https://doi.org/10.32620/reks.2024.2.01>.

6. Holail, S., Saleh, T., Xiao, X., Xiao, J., Xia, G.-S., Shao, Z., Wang, M., Gong, J., & Li, D. (2024). Time-series satellite remote sensing reveals gradually increasing war damage in the Gaza Strip. *National Science Review*. <https://doi.org/10.1093/nsr/nwae304>.

7. Митнюк, С. (2023). Identifying the Effects of Russian Aggression on Agricultural Fields in Ukraine through Classification Approaches and Satellite Imagery (Bachelor Thesis). Український Католицький Університет, Львів.

8. Casana, J., & Panahipour, M. (2014). Satellite-Based monitoring of looting and damage to archaeological sites in Syria. *Journal of Eastern Mediterranean Archaeology & Heritage Studies*, 2(2), 128–151. <https://doi.org/10.5325/jeasmedarcherstu.2.2.0128>.

9. Braun, A. (2018). Assessment of Building Damage in Raqqa during the Syrian Civil War Using Time-Series of Radar Satellite Imagery. *GI_Forum*, 1, 228–242. https://doi.org/10.1553/giscience2018_01_s228.

10. Hou, Z., Qu, Y., Zhang, L., Liu, J., Wang, F., Yu, Q., Zeng, A., Chen, Z., Zhao, Y., Tang, H., Wang, Y., Li, X., Li, Y., Peng, S., Ran, J., Yao, X., Meng, X., Liu, S., & Zhou, C. (2024). War city profiles drawn from satellite images. *Nature Cities*, 1(5), 359–369. <https://doi.org/10.1038/s44284-024-00060-6>.

11. Nabiee, S., Harding, M., Hersh, J., & Bagherzadeh, N. (2022). Hybrid U-Net: Semantic segmentation of high-resolution satellite images to detect war destruction. *Machine Learning With Applications*, 9, 100381. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100381>.

12. Ialongo, I., Bun, R., Hakkarainen, J., Virta, H., & Oda, T. (2023). Satellites capture socioeconomic disruptions during the 2022 full-scale war in Ukraine. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42118-w>.

13. Vasyliuk, O., V., Nekrasova, O. D., Shyriaieva, D., V., & Kolomytsev, G. O. (2015). A review of Major impact factors of hostilities influencing biodiversity in the Eastern Ukraine (Modeled on selected animal Species). http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=vzl_2015_49_2_8.

14. Oreshchenko, A., & Osadchyi, V. (2024). Using satellite data to monitor fires, including those caused by hostilities on the territory of Ukraine. In *Studies in systems, decision and control* (pp. 315–335). https://doi.org/10.1007/978-3-031-66764-0_16.

15. Yailymov, B., Yailymova, H., Shelestov, A., and Shumilo, L., "Monitoring of Fires Caused by War in Ukraine Based on Satellite Data," 2023 13th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Athens, Greece, 2023, pp. 1-5, doi: 10.1109/DESSERT61349.2023.10416520.

16. Rodriguez-Jimenez, F., Novo, A., & Hall, J. V. (2024). Influence of wildfires on the conflict (2006-2022) in eastern Ukraine using remote sensing techniques (MODIS and Sentinel-2 images). *Remote Sensing Applications Society and Environment*, 35, 101240. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101240>.

17. Jaafar, H., Sujud, L., & Woertz, E. (2022). Scorched earth tactics of the “Islamic State” after its loss of territory: intentional burning of farmland in Iraq and Syria. *Regional Environmental Change*, 22(4). <https://doi.org/10.1007/s10113-022-01976-2>.

18. Witmer, F. D., & O’Loughlin, J. (2013). Satellite data methods and application in the evaluation of war outcomes: Abandoned agricultural land in Bosnia-Herzegovina after the 1992–1995 conflict. In *Geographies of Peace and Armed Conflict* (pp. 216-227). Routledge.

19. Ma, Y., Lyu, D., Sun, K., Li, S., Zhu, B., Zhao, R., Zheng, M., & Song, K. (2022). Spatiotemporal analysis and war impact

assessment of agricultural land in Ukraine using RS and GIS technology. *Land*, 11(10), 1810. <https://doi.org/10.3390/land11101810>.

20. Skakun, S., Justice, C. O., Kussul, N., Shelestov, A., & Lavreniuk, M. (2019). Satellite data reveal cropland losses in South-Eastern Ukraine under military conflict. *Frontiers in Earth Science*, 7. <https://doi.org/10.3389/feart.2019.00305>.

21. Skakun, S., Abys, C., Adegbenro, M., Becker-Reshef, I., Duncan, E., Eun, J., ... & Prishchepov, A. (2022, December). High-Impact Hot Spots of Land Cover Land Use Change in Ukraine. In *2022 12th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)* (pp. 1-5). IEEE.

22. Kerner, H. R., Nakalembe, C., Yeh, B., Zvonkov, I., Skakun, S., Becker-Reshef, I., & McNally, A. (2024). Satellite data shows resilience of Tigrayan farmers in crop cultivation during civil war. *Science of Remote Sensing*, 100140. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2024.100140>.

23. Maathuis, B. (2001). *Remote sensing based detection of landmine suspect areas and minefields* (Doctoral dissertation, Staats-und Universitätsbibliothek Hamburg Carl von Ossietzky).

24. Dolejš, M., Pacina, J., Veselá, M., & Brütt, D. (2020). Aerial Bombing crater identification: exploitation of precise digital terrain models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(12), 713. <https://doi.org/10.3390/ijgi9120713>.

25. Lin, E., Qin, R., Edgerton, J., & Kong, D. (2020). Crater detection from commercial satellite imagery to estimate unexploded ordnance in Cambodian agricultural land. *PLoS ONE*, 15(3), e0229826. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229826>

26. Barthelme, P., Darbyshire, E., Spracklen, D. V., & Watmough, G. R. (2024). Detecting Vietnam War bomb craters in declassified historical KH-9 satellite imagery. *Science of Remote Sensing*, 10, 100143. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2024.100143>.

27. Duncan, E. C., Skakun, S., Kariryaa, A., & Prishchepov, A. V. (2023). Detection and mapping of artillery craters with very high spatial resolution satellite imagery and deep learning. *Science of Remote Sensing*, 7, 100092. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2023.100092>.

28. Bonchkovskiy, O. S., Ostapenko, P. O., Shvaiko, V. M., & Bonchkovskiy, A. S. (2023). Remote sensing as a key tool for assessing war-induced damage to soil cover in Ukraine (the case study of Kyivska territorial hromada). *Journal of Geology Geography and Geoecology*, 32(3), 474–487. <https://doi.org/10.15421/112342>.

29. Kussul, N., Drozd, S., Yailymova, H., Shelestov, A., Lemoine, G., & Deininger, K. (2023). Assessing damage to agricultural fields from military actions in Ukraine: An integrated approach using statistical indicators and machine learning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 125, 103562. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103562>.

30. Vlasova, O. V., Shevchenko, A. M., Shevchenko, I. A., & Kozytsky, O. M. (2023). MONITORING OF WATER BODIES AND RECLAIMED LANDS AFFECTED BY WARFARE USING SATELLITE DATA. *Міжвідомчий Тематичний Науковий Збірник Меліорація І Водне Господарство*, 2, 59–68. <https://doi.org/10.31073/mivg202302-371>.

31. Xu, H., Barbot, S., & Wang, T. (2024). Remote sensing through the fog of war: Infrastructure damage and environmental change during the Russian-Ukrainian conflict revealed by open-access data. *Natural Hazards Research*. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.01.006>.

32. Gleick, P., Vyshnevskiy, V., & Shevchuk, S. (2023). Rivers and water systems as weapons and casualties of the Russia-Ukraine war. *Earth S Future*, 11(10). <https://doi.org/10.1029/2023ef003910>

33. Vyshnevskiy, V., Shevchuk, S., Komorin, V., Oleynik, Y., & Gleick, P. (2023). The destruction of the Kakhovka dam and its consequences. *Water International*, 48(5), 631–647. <https://doi.org/10.1080/02508060.2023.2247679>.