

УДК 004.89:338.43

## **МОНІТОРИНГ ТА ВІДНОВЛЕННЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

Сільванович К.В., Гриньова О.Є.

e-mail: kristina.silvanovych@nure.ua, olena.hrynova@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ  
м. Харків, Україна

This research examines the analysis and classification of agricultural land damage using aerial photography, and also methods for predicting the time required for their restoration. Utilizing modern machine learning technologies, an architecture for an intelligent decision support system has been proposed to identify soil damage and predict recovery timelines. The system comprises three AI models. The results aim to enhance decision-making processes in the restoration of agricultural resources, promoting sustainable management of lands post-conflict.

Військові конфлікти значно впливають на екосистему, тому оцінка стану ґрунту після ураження зброєю, є важливим завданням для відновлення сільськогосподарської діяльності. Вплив руйнівних факторів, таких як вибухи та забруднення ґрунту, потребує розробки ефективних підходів до аналізу пошкоджених земель. Розвиток сучасних технологій машинного навчання відкриває нові можливості для автоматизованого аналізу наслідків впливу зброї на землю та прогнозування часу її відновлення для подальшого використання в аграрній сфері.

Дослідження спрямоване на розробку інтелектуальної системи для аналізу зображень пошкоджених ділянок землі та прогнозування часу та заходів, необхідних для їх відновлення. Це сприятиме ефективнішому плануванню використання земель та відновленню аграрних ресурсів.

Представлено архітектуру системи у вигляді трьох моделей штучного інтелекту (МШІ). МШІ  $M_1$  відповідає за виявлення уражених зброєю аграрних ділянок; МШІ  $M_2$  – за оцінку масштабів проблеми; МШІ  $M_3$  – за прогнозування часу відновлення пошкодженого ґрунту. Результати роботи кожної МШІ інтегровані у систему підтримки прийняття рішень.

Для МШІ  $M_1$  запропоновано використання штучних нейронних мереж, що застосовує техніку регуляризації згорткової ШНМ з процедурою скорочення шляхів (Shortcut), а також дані дистанційного зондування (супутникові знімки, таких як знімки Sentinel-2, аерофотознімки з дронів) [1, 2]. Для активації всіх шарів згорткової нейронної мережі для детекції (ЗНМ-Д), а також для повнозв'язного шару, обрано функцію активації PReLU (Parametric Rectified Linear Unit), яка зменшує проблему згасання градієнта, забезпечує стабільні оновлення ваг та прискорює процес навчання. Для вихідного шару використовується функція активації Softmax, що забезпечує коректну інтерпретацію

ймовірностей класів. Для створення ЗНМ-Д застосовувався фреймворк TensorFlow.NET, який забезпечує доступ до високорівневих API-інтерфейсів, що значно спрощує процес розробки моделей глибокого навчання. Результат цього етапу – розпізнавання картографічних зображень аграрних об'єктів з метою локалізації районів, пошкоджених зброєю. Після класифікації зображень на наступному етапі аналізуються зображення з класу «уражені ділянки».

МШІ М<sub>2</sub> оцінює масштаб проблеми, виконуючи сегментацію пошкоджень по зображенням за допомогою алгоритму комп'ютерного зору Convolutional Neural Networks (CNN), застосовуючи архітектуру U-Net для розв'язання цієї задачі. U-Net складається з енкодера, який поступово зменшує розмірність зображення, і декодера, що відновлює просторову інформацію, дозволяючи точно визначити контури, площу, тип та рівень інтенсивності уражень ґрунту, що є критично важливим для подальшого аналізу та прийняття рішень.

Обробка даних в МШІ М<sub>2</sub> потребує формування датасету з фотографій пошкоджених земель (з відкритих джерел) та метаданих, таких як тип використаної зброї (з відкритих новинних джерел ЗМІ), площа ураження та час, необхідний для відновлення [3]. Метадані структуруються та стандартизуються для забезпечення коректності подальшого аналізу. Також виконується попередня обробка зображень, зокрема нормалізація яскравості, фільтрація шумів і покращення контрастності, що є важливим для стабільної роботи U-Net.

Для аналізу зображень пошкоджених територій використовується нейромережа U-Net, яка навчається на обробленому датасеті із застосуванням аугментації зображень для підвищення стійкості моделі до різних умов зйомки.

Наступним кроком є тестування та валідація МШІ М<sub>2</sub>. Використовуються метрики Mean Squared Error (MSE) для оцінки точності прогнозування часу, Intersection over Union (IoU) – для визначення площі ураження, а також Recall, Precision та F1-score для класифікації пошкоджень. Верифікація моделі М<sub>2</sub> виконується на тестовому наборі даних, включаючи раніше невикористані зображення, щоб оцінити її узагальнену здатність.

Концептуальний аналіз МШІ М<sub>2</sub> зосереджується на виявленні помилок, їх усуненні через донавчання та ансамблеві методи. Оцінюється вплив погодних умов і якості зображень, а також можливість інтеграції супутникових та дронівих даних для покращення прогнозування.

МШІ М<sub>3</sub> прогнозує час відновлення пошкодженого ґрунту, використовуючи методи регресії та машинного навчання для обробки великого обсягу даних. Для цього використовуються різноманітні джерела інформації, такі як фотографії уражених земель (з відкритих джерел); опис типу зброї, що викликала пошкодження (з відкритих джерел); інформація

про площу ураження (з відкритих джерел); та наукові дані щодо часу відновлення ґрунту, які формуються в експертній системі на основі доступних екологічних і кліматичних умов.

Для підвищення точності прогнозів використовується комбінація TFT (Temporal Fusion Transformer) для обробки статичних ознак та LSTM (Long Short-Term Memory) для врахування динамічних змін у часі.

TFT ефективно моделює взаємодію між географічними та екологічними факторами, площею ураження та типом зброї, що дозволяє покращити точність прогнозів. LSTM аналізує сезонні коливання та кліматичні умови, впливаючи на швидкість відновлення ґрунту.

Поєднання TFT і LSTM забезпечує точні та стабільні прогнози: TFT враховує поточні умови, тоді як LSTM відстежує довготривалі зміни. Для підвищення ефективності застосовується оптимізація гіперпараметрів.

Для кожної МШІ програмно реалізовано свою підсистему. Інтеграція результатів роботи кожної МШІ у систему підтримки прийняття рішень дозволяє не тільки оцінити масштаби пошкодження ґрунту, а й прогнозувати час та відновлювальні заходи, оптимізуючи використання ресурсів та підвищуючи ефективність екологічного моніторингу.

Запропонована система аналізує зображення для визначення площі пошкодження землі та прогнозує час відновлення до стану, придатного для сільськогосподарського використання. Основні переваги – автоматизація оцінки площі ураження, надання рекомендацій щодо строків відновлення та підвищення ефективності моніторингу пошкоджень у післяконфліктних регіонах. Впровадження системи сприятиме більш обґрунтованому прийняттю рішень органами влади та екологічними організаціями.

Подальші дослідження можуть зосередитись на вдосконаленні алгоритмів глибокого навчання, інтеграції супутникових та дронних знімків у реальному часі та розширенні можливостей для аналізу інших екологічних катастроф. Система має потенціал у відновленні земель після конфліктів, оптимізації посівних площ і забезпеченні сталого розвитку агроєкосистем.

#### Список використаних джерел:

1. Методи комп'ютерного зору і глибоких нейронних мереж для еколого-економічного аналізу : монографія / Н. М. Куссуль та ін. Київ : Наук. думка, 2024. 474 с.

2. Удовенко С.Г., Чала Л.Е., Гриньова О.Є., Яричкіна Т.С. Екологічний моніторинг ландшафтних ділянок з використанням регуляризованих штучних нейронних мереж. *Біоніка інтелекту*. 2020. № 1 (94). С. 13–22. URL: [https://doi.org/10.30837/bi.2020.1\(94\).03](https://doi.org/10.30837/bi.2020.1(94).03) (дата звернення: 08.02.2025).

3. Дудінова О.Б. Інтелектуальна обробка просторових даних в ГІС ландшафтно-екологічного моніторингу / О.Б. Дудінова, С.Г. Удовенко, Л.Е. Чала // *Біоніка інтелекту*. – 2020. – Вип. 2 (95). – С. 43-50.