

## АВТОМАТИЗОВАНЕ ВИЯВЛЕННЯ ПОШКОДЖЕНЬ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВІ ДАНИХ SENTINEL-1 ТА АНСАМБЛЕВИХ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Світенко Г.М., Романенков Ю.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

Повномасштабне вторгнення спричинило масштабні пошкодження сільськогосподарських угідь через артилерійські обстріли, рух важкої техніки та облаштування фортифікаційних споруд. Традиційні підходи до моніторингу за допомогою оптичних знімків суттєво обмежені погодними умовами, оскільки середня кількість хмарних днів в Україні становить 130-150 на рік, що знижує частку придатних для аналізу оптичних знімків на 30-40 %. Альтернативою є радарні дані місії Sentinel-1 у С-діапазоні, які забезпечують всепогодне спостереження та є високочутливими до фізичної структури поверхні (шорсткості) та структури рослинного покриву. Окрім цього більшість існуючих методів детекції змін базуються на використанні тривалих (двотижневих або місячних) часових композитів, що призводить до згладжування і втрати короточасних сигналів локальних пошкоджень [1].

**Метою доповіді** є обговорення результатів отриманих в ході розробки моделі автоматизованого виявлення пошкоджень сільськогосподарських земель за допомогою радарних даних Sentinel-1 та ансамблевих методів машинного навчання, а також аналіз впливу просторової автокореляції та обсягу навчальної вибірки на точність класифікації.

У дослідженні прийнято рішення відмовитись від тривалих композитів на користь аналізу «моментальних» зрізів – порівняння вузьких 7-денних часових вікон (25-31 серпня) 2021 та 2022 років. Такий підхід забезпечив чітке розділення станів «до» та «після» та мінімізував фенологічний шум, оскільки поля порівнювалися в ідентичній фазі зрілої вегетації [2]. Для ідентифікації зон вогневого впливу використовувалась база даних конфліктних подій ACLED (категорії «Explosions/Remote violence» та «Battles»).

Функціональна модель обробки даних була реалізована в середовищі Google Earth Engine і включала три етапи: просторово-часову нормалізацію, попіксельну детекцію аномалій та генерацію табличних ознак. На відміну від традиційного усереднення сигналу по всьому полю [3], яке «розмиває» локальні пошкодження, що займають лише 2-10 % площі, використано метрику кількості аномальних пікселів, де зміна сигналу перевищувала оптимізований поріг у 4,5 дБ.

Первинні експерименти з випадковим розбиттям даних показали F1-score на рівні 87,3 %, проте виявили оптимістичне завищення через просторову автокореляцію, коли моделі машинного навчання «запам'ятовували» регіональні особливості. Для об'єктивної оцінки впроваджено стратегію просторової крос-валідації Leave-One-Region-Out (LORO) на даних з 5 областей України (925 полів).

Отримані результати підтвердили перевагу ансамблевих методів машинного навчання: Stacking досяг F1-score 0,7769, а Voting – 0,7756.

Серед одиночних класифікаторів кращими стали Random Forest (0,7667) та XGBoost (0,7626). Тест Фрідмана ( $p = 0,7$ ) засвідчив відсутність статистично значущої різниці між топ-моделями, що доводить першочергову важливість якісної інженерії ознак порівняно з вибором архітектури.

Аналіз важливості ознак показав, що найсильнішим предиктором є «VN\_anomaly\_count» (кількість аномальних пікселів у перехресній поляризації, яка найбільш чутлива до руйнування об'ємної структури рослинності).

Окремо досліджено вплив обсягу вибірки.

Розширення датасету з 4 до 5 регіонів покращило середній F1-score на 0,03-0,1 для всіх моделей.

Найбільш показовим став випадок Луганської області – збільшення навчальної вибірки з 37 до 81 поля підняло F1-score з 0,47-0,55 (рівень випадкового вгадування) до 0,69-0,77. Це дозволило встановити емпіричний поріг (мінімум 40 полів на регіон) для забезпечення адекватного узагальнення моделі при застосуванні LORO.

Таким чином, запропонований підхід продемонстрував стабільність, просторову переносимість на нові території без додаткового калібрування та значний практичний потенціал для швидкої автоматизованої оцінки збитків в аграрному секторі.

### Список літератури

1. Svitenko H., Romanenkov Yu. Analysis of changes in selected characteristics of SAR data depending on damage to agricultural land. Information systems and innovative technologies in project and program management, 2025. С. 254-256.
2. Veloso A., Mermoz S., Bouvet A., Le Toan T., Planells M., Dejoux J.-F., Ceschia E. Understanding the temporal behavior of crops using Sentinel-1 and Sentinel-2-like data for agricultural applications. Remote Sensing of Environment. 2017. Т. 199. С. 415-426. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.07.015>.
3. Hussain M., Chen D., Cheng A., Wei H., Stanley D. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013. Т. 80. С. 91-106. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.03.006>.