

**Світенко Г.М., Романенков Ю.О.**

*Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків*

## **ВИЯВЛЕННЯ ПОШКОДЖЕНЬ НА СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ УГІДДЯХ НА ОСНОВІ SAR-ДАНИХ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

*This work proposes a SAR-based methodology for detecting anomalies in agricultural areas, enabling reliable monitoring regardless of weather and illumination conditions. The approach includes pre-processing of backscatter data, extraction of spatial and temporal features, and integration of contextual information such as agricultural calendars. Pixel-based and object-oriented analyses are combined to reduce noise and account for within-field variability. Ensemble machine learning methods are integrated via a meta-classifier to improve robustness and classification accuracy.*

Використання SAR-даних для моніторингу стану сільськогосподарських угідь є логічним продовженням попередніх досліджень у сфері застосування оптичних супутникових знімків для аналізу землекористування та виявлення пошкоджень, спричинених природними та антропогенними чинниками [1]. На відміну від оптичних сенсорів, супутники з радарми синтезованої апертури (SAR) дають змогу отримувати інформацію незалежно від атмосферних умов і часу доби, що забезпечує постійну та вчасну доступність показників. У підходах, основаних на оптичних даних, виявлення змін ґрунтується на закономірностях у часових рядах значень вегетаційних індексів, які мають однозначне фізичне тлумачення та відтворюють стан рослинного покриву. Натомість SAR-індекси визначають процеси, пов'язані із структурою рослинності, шорсткістю поверхні та вологістю, тому пряма залежність між оптичними та SAR-індексами відсутня або є слабо вираженою (кореляція не перевищує 50 %) [2]. Це унеможлиблює пряме перенесення підходів, застосованих для оптичних даних, на SAR-дані й, відповідно, зумовлює необхідність розроблення власної методології класифікації, що ґрунтується винятково на SAR-спостереженнях.

Запропонована методологія виявлення аномалій на сільськогосподарських угіддях на основі SAR-даних ґрунтується на поетапному формуванні інформаційної бази, починаючи з відбору відповідних супутникових знімків та їх попереднього оброблення. На першому етапі цифрові значення

перетворюються у фізично інтерпретовану величину коефіцієнта зворотного розсіювання ( $\sigma^{\circ}$ ) із подальшим застосуванням адаптивної фільтрації, що дає змогу мінімізувати *speckle*-шум та зберегти просторову структуру меж полів і характерних патернів ушкоджень [3].

Наступним кроком є формування набору ознак, який описує просторові та часові закономірності змін на земельних ділянках. До просторових належать характеристики зворотного розсіювання для каналів VV та VH, а також їх відношення, що дає змогу виявляти зміни в структурі рослинного покриву та стані ґрунту. Додатково обчислюються текстурні показники за матрицею суміжності рівнів сірого (GLCM), зокрема контраст і однорідність, які відтворюють просторові неоднорідності на знімках. Часові закономірності моделюються за допомогою показників стабільності та когерентності між суміжними датами зйомки, що уможлиблює відокремлення короточасних змін від стійких аномалій.

Важливою також є і контекстна інформація, що дає змогу відрізнити справжні ушкодження від сезонних або технологічних змін на полях. Так, до супутникових показників може бути додана інформація про періоди основних агротехнічних операцій (плани сівби та збору сільськогосподарських культур). Це допомагає відокремити очікувані зміни від аномальних процесів, пов'язаних із надзвичайними подіями.

Щоб підвищити точність виявлення аномалій, передбачається застосувати аналіз із використанням як піксельного, так і об'єктно-орієнтованого підходів. Спочатку здійснюється сегментація полів і формування однорідних ділянок усередині кожного поля, після чого ознаки аналізуються в межах кожного сегмента, що дає змогу зважати на внутрішню неоднорідність і знизити вплив шумів. Додатково може бути застосована нормалізація показників щодо сусідніх полів. Це сприятиме усуненню впливу локальної мінливості ґрунтових умов і підвищенню якості класифікації.

На етапі класифікації пропонується застосувати ансамблеві методи машинного навчання, зокрема *Random Forest*, *Gradient Boosting* та SVM, які навчаються на різних комбінаціях ознак. Їх результати інтегруються в єдину систему внаслідок використання метакласифікатора, що забезпечує узгоджене прийняття рішень і підвищує стійкість до нерівномірного розподілу інформації.

Надалі планується розвиток дослідження у напрямі комплексування результатів, отриманих на основі SAR-даних, із класифікаціями, виконаними за оптичними супутниковими знімками. Використання обох типів даних допоможе об'єднати їх переваги: високу часову регулярність SAR-спостережень

та високу точність оцінок, зроблених за оптичними показниками [4]. Розроблення гібридної системи прийняття рішень на основі мультисенсорних спостережень сприятиме підвищенню точності та надійності виявлення пошкоджених земельних ділянок, особливо в умовах обмеженої доступності оптичних показників.

У довгостроковій перспективі запропонована методологія може стати складником систем моніторингу земель сільськогосподарського призначення, які використовуються для підтримки прийняття рішень органами державної влади, страховими компаніями й аграрними підприємствами. Результати автоматичного аналізу SAR-даних можуть бути використані для оцінювання масштабу пошкоджень, планування заходів з ліквідації наслідків та оптимізації використання земельних ресурсів. Окрему увагу заплановано приділити дослідженню можливостей підвищення точності за допомогою повнополяриметричних SAR-спостережень, а також упровадженню глибоких нейронних мереж для автоматичного вилучення найбільш інформативних ознак. Це дасть змогу сформувати гнучку та стійку до різноманітних умов систему виявлення аномалій, що може бути адаптована до різних типів культур і природних зон.

## Література

1. War Damage Detection Based on Satellite Data / Andrii Shelestov, Sophia Drozd, Polina Mikava, Illia Barabash, Hanna Yailymova // In Proceedings of International Conference on Applied Innovation in IT , (ICAIIIT). – 2023. – Pp. 97–103. – Bibliogr.: 16 ref. DOI: <https://doi.org/10.25673/101924>
2. Roßberg T., Schmitt M. Comparing the relationship between NDVI and SAR backscatter across different frequency bands in agricultural areas. *Remote Sensing of Environment*. 2025. Т. 319. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.114612>
3. Shakya A., Biswas M., Pal M. Fusion and Classification of SAR and Optical Data Using Multi-Image Color Components with Differential Gradients. *Remote Sensing*. 2023. Т. 15. URL: <https://doi.org/10.3390/rs15010274>
4. Світенко Г.М., Романенков Ю.О. Комплексування даних дистанційного зондування для автоматизованого моніторингу стану земельних ресурсів з використанням методів штучного інтелекту. *1 Міжнародна науково-практична конференція «СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ MIT@AIS-2025»*, 19 трав. 2025.