

4. Agricultural data privacy and federated learning: A review of challenges and opportunities / R. Dembani et al. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2025. Vol. 232. P. 110048. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110048>.

Яник О. О.,

здобувач вищої освіти спеціальності F3 «Комп'ютерні науки»

Науковий керівник: Пархоменко О. Ю., к.ф.-м.н., доцент кафедри економічної кібернетики, комп'ютерних наук та інформаційних технологій
Миколаївський національний аграрний університет
м. Миколаїв

ВИКОРИСТАННЯ АНАЛІЗУ ДАНИХ СУПУТНИКОВОГО МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ СИСТЕМ ТОЧНОГО ЗЕМЛЕРОБСТВА (VARIABLE RATE TECHNOLOGY)

Сучасне аграрне виробництво стикається з необхідністю одночасного підвищення продуктивності та зниження ресурсоемності технологічних процесів. Глобальні виклики продовольчої безпеки, деградація ґрунтового покриву та зростання вартості агровиробничих ресурсів обумовлюють зростаючий інтерес до технологій точного землеробства. Variable Rate Technology (VRT) – системи диференційованого внесення добрив, пестицидів, насіння та інших ресурсів – є одним із ключових інструментів підвищення ефективності рослинництва. Якість рекомендацій цих систем безпосередньо залежить від точності та актуальності вхідних просторових даних, отримання яких традиційними наземними методами є економічно витратним і часово обмеженим [1]. Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) за допомогою супутників відкриває принципово нові можливості для оперативного та масштабного агромоніторингу.

Мета дослідження – оцінити можливості використання супутникових даних (Sentinel-2, Landsat-9) та методів машинного навчання для формування диференційованих агрономічних рекомендацій у системах VRT.

Дослідження базується на аналізі мультиспектральних супутникових знімків платформ Sentinel-2 (просторова роздільна здатність 10 м, ESA) та Landsat-9 (30 м, NASA/USGS) за вегетаційні сезони 2022–2024 рр. Об'єктами дослідження слугували поля зернових і олійних культур модельних господарств Миколаївської та Херсонської областей загальною площею понад 12 500 га. Обробка даних здійснювалась у середовищі Google Earth Engine та QGIS 3.32. Для класифікації стану посівів і виділення управлінських зон застосовано алгоритми машинного навчання - Random Forest та метод опорних векторів (SVM). Точність класифікації оцінювалась за матрицею похибок із польовою верифікацією на тест-ділянках [2].

Ключовим аналітичним інструментом слугували вегетаційні індекси, розраховані на основі спектральних каналів супутникових знімків. Найбільш інформативні з них для задач VRT подано в таблиці 1.

Встановлено, що інтеграція часових серій супутникових даних у систему підтримки прийняття рішень дозволяє формувати просторово-диференційовані карти завдань для VRT-техніки з роздільною здатністю до 10 м. Аналіз динаміки NDVI упродовж вегетаційного сезону дав змогу виділити від 4 до 7 управлінських зон у межах одного поля, що суттєво відрізняються за рівнем біомаси, вологозабезпеченістю та потребою у мінеральному живленні [3]. Точність ідентифікації зон стресу рослин за індексом NDWI склала 84 %, що є достатнім для оперативного прийняття рішень про зрошення.

Таблиця 1. Вегетаційні індекси та їх застосування у системах VRT

| Індекс | Формула | Застосування у VRT | Точність, % |
|--------|------------------------------|-----------------------------------|-------------|
| NDVI | $(NIR-R)/(NIR+R)$ | Карти врожайності, норми висіву | 85-92 |
| NDWI | $(G-NIR)/(G+NIR)$ | Водний стрес, зрошення | 78-88 |
| NDRE | $(RE-R)/(RE+R)$ | Азотний стан культур, підживлення | 80-90 |
| EVI | $2.5(NIR-R)/(NIR+6R-7.5B+1)$ | Густота рослинного покриву | 82-91 |
| SAVI | $1.5(NIR-R)/(NIR+R+0.5)$ | Розріджені посіви, захист рослин | 76-85 |

Апробація запропонованого підходу на площі 2340 га в умовах виробництва озимої пшениці та соняшнику показала зниження норм внесення азотних добрив на 12-18 % без втрат урожайності порівняно з контрольними ділянками рівномірного внесення. Середня економія прямих операційних витрат становила 1 840 грн/га на підживленні та 620 грн/га на засобах захисту рослин. Водночас зафіксовано зниження питомого екологічного навантаження на ґрунт завдяки скороченню понаднормового внесення агрохімікатів на 23 % [3].

Виявлено також тісну кореляцію між значеннями NDRE у фазі виходу озимої пшениці в трубку та фінальною врожайністю зерна ($r = 0,84$, $p < 0,01$). Це підтверджує прогностичний потенціал даного індексу та можливість його використання для оперативного коригування доз підживлення ще до настання критичних фаз розвитку культури [2].

Технологічну схему формування рекомендацій VRT на основі супутникового моніторингу наведено на рисунку 1.

Реалізація схеми в автоматизованому режимі скорочує час від отримання супутникового знімка до готового завдання для VRT-машини до 2-4 годин, що є критично важливим для оперативного реагування на виявлені стресові стани рослин.

Застосування аналізу даних супутникового моніторингу в поєднанні з методами машинного навчання забезпечує формування точних просторово-диференційованих агрономічних рекомендацій для систем Variable Rate Technology. Розроблений підхід дозволяє знизити витрати на мінеральні добрива та засоби захисту рослин на 12–20 % при збереженні або підвищенні врожайності сільськогосподарських культур. Запропонована технологічна схема

відрізняється масштабованістю та може бути адаптована до широкого спектру культур і агрокліматичних умов. Перспективою подальших досліджень є інтеграція ДЗЗ-даних із наземними сенсорними мережами, безпілотними авіаційними системами та IoT-пристроями для підвищення просторової роздільної здатності й оперативності агромоніторингу.

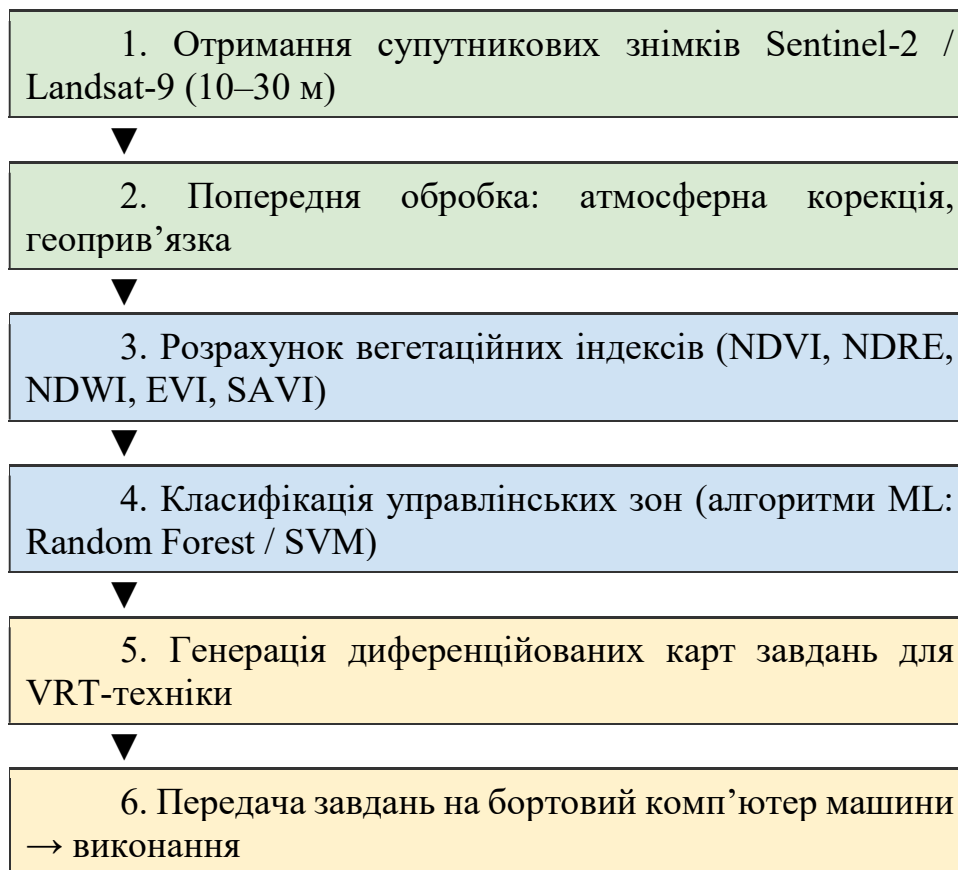


Рисунок 1. Технологічна схема формування рекомендацій VRT за даними ДЗЗ

Список використаних джерел

1. Remote Sensing and Geographic Information Systems for Precision Agriculture: A Review / С. Sangeetha et al. *International Journal of Environment and Climate Change*. 2024. Vol. 14, no. 2. P. 287-309.
URL: <https://doi.org/10.9734/ijecc/2024/v14i23945>.
2. Nitrogen Estimation for Wheat Using UAV-Based and Satellite Multispectral Imagery, Topographic Metrics, Leaf Area Index, Plant Height, Soil Moisture, and Machine Learning Methods / J. Yu et al. *Nitrogen*. 2021. Vol. 3, no. 1. P. 1-25.
URL: <https://doi.org/10.3390/nitrogen3010001>.
3. Optimizing crop monitoring: mapping cultivation stages and types with sentinel-1/2 and random forest algorithm / М. Nabil et al. *International Journal of Remote Sensing*. 2024. P. 1-27.
URL: <https://doi.org/10.1080/01431161.2024.2413025>.