

Герук В. С.,

здобувачка 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

ТЕХНОЛОГІЯ СЕМАНТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ ДЛЯ КАРТУВАННЯ ПОЛІВ ТА ПІДРАХУНКУ КІЛЬКОСТІ ПЛОДІВ НА ЦИТРУСОВИХ ПЛАНТАЦІЯХ

Сучасний розвиток точного землеробства зумовлює необхідність використання інтелектуальних методів обробки геопросторових даних для моніторингу сільськогосподарських угідь. Особливої актуальності набуває задача автоматизованого картування полів та оцінювання врожайності плодових культур, зокрема цитрусових плантацій, які мають складну просторову структуру та високу економічну цінність. У цьому контексті технології комп'ютерного зору та глибинного навчання, зокрема семантична сегментація супутникових знімків, відкривають нові можливості для підвищення точності аграрного аналізу та прийняття управлінських рішень [1].

Семантична сегментація є ключовим інструментом у задачах дистанційного зондування Землі, оскільки дозволяє класифікувати кожен піксель зображення відповідно до його належності до певного класу об'єктів. У випадку аграрних територій це можуть бути рослинність, ґрунт, дороги або інші елементи ландшафту. Використання глибинних нейронних мереж, таких як U-Net, DeepLabV3+ або SegNet, дозволяє досягати високої точності сегментації навіть у складних умовах неоднорідності зображень та варіацій освітлення. Дослідження показують, що сучасні моделі забезпечують точність понад 94% при сегментації цитрусових насаджень, що підтверджує ефективність даного підходу для картографування полів [1].

Важливим аспектом є використання мультиспектральних супутникових або безпілотних знімків, які включають канали ближнього інфрачервоного діапазону. Такі дані дозволяють краще відокремлювати рослинність від інших об'єктів та оцінювати її стан. Поєднання спектральних індексів, наприклад NDVI, із глибинними моделями сегментації значно підвищує якість результатів та дозволяє отримувати більш точні карти посівів [2].

Окрім задачі картування, важливою складовою є підрахунок кількості дерев і плодів на плантаціях. Традиційні методи, засновані на ручному обліку, є трудомісткими та неточними. Натомість сучасні підходи використовують комбінацію семантичної сегментації та алгоритмів детекції об'єктів. Наприклад, застосування легких архітектур типу Tiny U-Net дозволяє не лише сегментувати ряди дерев, але й точно оцінювати їх кількість із коефіцієнтом детермінації понад

0,99, що свідчить про високу надійність методу [2]. Додатково використовуються моделі детекції, такі як YOLO-подібні архітектури, які демонструють високу точність при виявленні плодів навіть малого розміру [3].

Інтеграція супутникових знімків із алгоритмами суперрезолюції є ще одним перспективним напрямом. Оскільки просторове розділення супутникових даних часто є недостатнім для точного визначення окремих дерев або плодів, використання методів підвищення роздільної здатності дозволяє суттєво покращити якість вхідних даних. Дослідження 2025 року показують, що застосування суперрезолюції підвищує точність детекції дерев більш ніж у два рази за показниками mAP [3].

Технологічний процес семантичної сегментації супутникових знімків для задач аграрного моніторингу можна узагальнити у вигляді послідовності етапів: збір даних, попередня обробка, розмітка, навчання моделі, інференс та оцінка результатів. Кожен із цих етапів впливає на кінцеву якість системи. Особливо критичним є етап підготовки навчальних даних, оскільки глибинні моделі потребують великої кількості розмічених зображень, що може бути обмеженням у практичних застосуваннях.

Однією з ключових труднощів при застосуванні семантичної сегментації до супутникових знімків цитрусових плантацій є проблема незбалансованості класів. Зазвичай на зображенні переважають фонові області (грунт, дороги, тінь), тоді як корисні об'єкти (крони дерев, плоди) займають незначну частину пікселів. Це призводить до того, що модель навчається ігнорувати малі об'єкти, досягаючи високої загальної точності за рахунок правильного прогнозування фону. Для подолання цієї проблеми застосовують декілька підходів: використання зважених функцій втрат (weighted cross-entropy), де помилки на рідкісних класах штрафуються більше; застосування функції втрат Dice, яка безпосередньо оптимізує коефіцієнт перетину об'єктів; а також методи аугментації даних, що штучно збільшують частку малих об'єктів у вибірці (наприклад, копіювання та вставлення крон дерев у різні області знімка).

Для кількісної оцінки ефективності моделей семантичної сегментації використовуються декілька взаємодоповнюючих метрик. Крім класичної точності (accuracy), важливими є Intersection over Union (IoU) – відношення площі перетину прогнозованого та істинного об'єктів до площі їх об'єднання, а також Dice коефіцієнт, який є вдвічі більшим за відношення перетину до суми площ. Для задач підрахунку плодів додатково використовуються метрики детекції: precision (точність – частка правильно виявлених об'єктів серед усіх виявлених), recall (повнота – частка правильно виявлених серед усіх істинних об'єктів) та F1-score (гармонічне середнє між precision та recall). Обов'язковим етапом є валідація на незалежному тестовому наборі даних, який не використовувався під час навчання та налаштування гіперпараметрів. Рекомендованим є співвідношення 70% – навчальна вибірка, 15% – валідаційна (для раннього зупинення та налаштування), 15% – тестова (для фінальної оцінки).

Практична цінність результатів семантичної сегментації значно зростає при їх інтеграції з геоінформаційними системами. Після отримання маски крон

дерев або плодів, модель може експортувати результати у вигляді векторних шарів (наприклад, формат GeoJSON або Shapefile), де кожен об'єкт має географічні координати. Це дозволяє накладати результати на супутникові карти, обчислювати площі окремих ділянок, будувати теплові мапи розподілу плодоношення та інтегрувати дані в системи точного землеробства. Наприклад, агроном може отримати карту з позначенням ділянок із низькою щільністю плодів, що свідчить про потенційні проблеми (недостатнє запилення, нестача вологи або поживних речовин) та потребує додаткового обстеження. У довгостроковій перспективі це дозволяє створити цифрові бази знань для кожної окремої ділянки з відстеженням динаміки врожайності за роками.

Для узагальнення характеристик основних моделей семантичної сегментації, що застосовуються у задачах аграрного аналізу, наведено таблицю.

Таблиця 1. Порівняння моделей семантичної сегментації для аграрних задач

Модель	Тип архітектури	Переваги	Недоліки	Типова точність (mIoU)
U-Net	Енкодер-декодер	Висока точність, простота навчання	Велика кількість параметрів	~94%
DeepLabV3+	Атрусні згортки	Добре працює зі складними структурами	Високі обчислювальні витрати	~95%
SegNet	Енкодер-декодер	Ефективність пам'яті	Менша деталізація	~93–94%
Tiny U-Net	Легка CNN	Швидкість, придатність для real-time	Менша гнучкість	~94–95%

Таким чином, використання семантичної сегментації у поєднанні з методами детекції об'єктів і аналізу супутникових знімків дозволяє створити комплексні системи моніторингу цитрусових плантацій. Такі системи забезпечують не лише картографування полів, але й точний підрахунок дерев і плодів, що є критично важливим для прогнозування врожайності та оптимізації агротехнічних заходів. Подальший розвиток цієї технології пов'язаний із використанням мультисенсорних даних, трансферного навчання та інтеграції з геоінформаційними системами, що дозволить підвищити її універсальність і точність [4].

Список використаних джерел

1. Semantic segmentation of citrus-orchard using deep neural networks and multispectral UAV-based imagery / L. P. Osco et al. *Precision Agriculture*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09777-5>.
2. UAV-based citrus tree segmentation, counting and yield estimation using lightweight deep learning approaches / K. Bakas et al. *Smart Agricultural Technology*. 2025. Vol. 12. P. 101618. URL: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101618>.
3. Deep learning based citrus tree detection from low resolution satellite images: A case study of Tarsus / S. Kahveci et al. *Turkish Journal of Remote Sensing*. 2025. Vol. 7, no. 2. P. 184–199. URL: <https://doi.org/10.51489/tuzal.1669616>.

4. James J. A., Manching H. K., Hulse-Kemp A. M., Beksi W. J. Few-shot fruit segmentation via transfer learning // *arXiv*. 2024. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.02556>

Корольов А. В.,

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 ТЕХНОЛОГІЇ «ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ» ФЕРМИ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ЗМІН НА ВРОЖАЙНІСТЬ

В дослідженні розглянуто можливості застосування технології Digital Twins (цифрових двійників) у поєднанні з методами машинного навчання для створення високоточних моделей агроєкосистем, що дозволяють здійснювати прогнозування врожайності в умовах кліматичної нестабільності [1]. Актуальність теми обумовлена тим, що сучасне сільське господарство функціонує в умовах підвищеної невизначеності, спричиненої глобальними кліматичними змінами, які проявляються у вигляді частих посух, різких температурних коливань та нерівномірного розподілу опадів [2]. Традиційні методи планування врожайності, що базуються на історичних статистичних даних, втрачають ефективність, оскільки не враховують нелінійність та динамічність сучасних природних процесів. У зв'язку з цим виникає потреба у впровадженні нових підходів, здатних забезпечити адаптивне управління агровиробництвом на основі аналізу даних у реальному часі.

Цифровий двійник ферми являє собою інтегровану інформаційно-аналітичну систему, яка поєднує фізичні об'єкти з їх віртуальними копіями шляхом безперервного обміну даними [3]. Основою функціонування такого двійника є використання мережі сенсорів, які вимірюють параметри ґрунту та навколишнього середовища, зокрема вологість, температуру, рівень освітленості, а також концентрацію основних поживних елементів, таких як азот, фосфор і калій. Отримані дані передаються за допомогою сучасних бездротових технологій зв'язку до хмарних платформ, де відбувається їх накопичення, обробка та аналіз. Важливим компонентом системи є інтеграція супутникових даних, зокрема з апаратів Sentinel-2, що дозволяє отримувати інформацію про стан рослинності на великих площах та оцінювати її за допомогою вегетаційних індексів [5].

Одним із ключових показників стану рослин є нормалізований відносний індекс рослинності, який визначається за формулою:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

де NIR – відбиття в ближньому інфрачервоному діапазоні, RED – відбиття в червоному спектрі. Значення цього індексу дозволяє оцінити рівень розвитку