

УДК 631.54:633.282

## Моніторинг стану біоенергетичних культур з використанням супутникових знімків Sentinel-2 та БПЛА

 О. І. Присяжнюк<sup>1\*</sup>,  О. А. Маляренко<sup>1</sup>,  А. Lazdiņš<sup>2</sup>,  Т. П. Костина<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Інститут біоенергетичних культур і цукрових буряків НААН України, вул. Клінічна, 25, м. Київ, 03110, Україна, \*e-mail: ollpris@gmail.com

<sup>2</sup>Латвійський державний інститут досліджень у лісівництві SILAVA, Riga street 111, Salaspils, LV-2169, Latvia

<sup>3</sup>ТОВ «БАСФ Т.О.В», б-р Миколи Міхновського, 19, м. Київ, 01042, Україна

**Мета.** Виявити закономірності для моніторингу стану біоенергетичних культур з використанням даних супутникових знімків Sentinel-2 та БПЛА. **Методи.** Польові дослідження проводили в умовах нестійкого зволоження Правобережного Лісостепу України на дослідному полі Інституту біоенергетичних культур і цукрових буряків НААН України (50.023194, 30.173895) упродовж 2022–2023 рр. **Результати.** Серед розглянутих традиційних культур, цікавими з точки зору отримання біомаси на енергію є сорго цукрове, буряки цукрові та кормові, оскільки, за оптимальних умов вирощування, вони забезпечують урожайність біомаси 110, 120 та 135 т/га, або 20, 26 та 24 т/га сухої речовини, відповідно. Урожайність біоенергетичних культур можна прогнозувати з прийнятним рівнем точності, використовуючи багато відомих вегетаційних індексів. Однак, взаємозв'язок між вегетаційними індексами та врожайністю культур не є сталим у різних стадіях росту й розвитку культур. Поєднання вегетаційних індексів, пов'язаних зі структурними характеристиками рослинного покриву та вмістом хлорофілу в надземній біомасі, може дещо підвищити точність прогнозування врожайності, порівняно з використанням лише структурних вегетаційних індексів. Щобільше, поєднання структурних, хлорофілових та стресових індексів як вхідних даних для моделей врожайності може забезпечити ще значнішу кореляцію для прогнозування врожайності. **Висновки.** Вищі показники індексу NDVI на посівах біоенергетичних культур були отримані за вищого вмісту загального азоту в ґрунті. Удобрення багаторічних біоенергетичних плантацій проводиться щорічно для міскантусу й проса прутноподібного, для верби й тополі – раз на 3–4 роки, що часто може не покривати потреби рослин. Для застосування отриманих даних NDVI у передбаченні продуктивності біоенергетичних культур слід напрацювати алгоритм визначення рівня забезпеченості рослин елементами живлення. Також встановлено, що визначення вегетаційних індексів у пізній період вегетації (вересень або початок жовтня) дає змогу чітко визначити розміри й стан плантацій біоенергетичних культур, оскільки традиційні культури в цей період уже зібрані. Для аналізу стану біоенергетичних культур в умовах виробництва цілком підходять супутникові знімки Sentinel-2, адже вони мають роздільну здатність 10 м та періодичність 3–5 діб. Нами були визначені показники NDVI на ділянці міскантусу гігантського загальною площею 2,9 га. Дані, накопичені та агреговані за допомогою програми OneSoil станом на 20 серпня та 19 вересня, показали індекс NDVI на рівні 0,80 та 0,70, тоді як визначений за допомогою квадрокоптера індекс становив 0,82 та 0,77. Отже, супутник може забезпечити зіставні дані індексу NDVI за необхідності моніторингу плантацій у масштабах країни.

**Ключові слова:** верба; тополя; міскантус гігантський; NDVI.

### Вступ

Перша космічна місія для спостережень у сільському господарстві була запущена ще в 1972 р., і з того часу інтерес дослідників до пошуку взаємозв'язків між спектральним відбиттям, отриманим за допомогою супутникових датчиків, та біофізичними параметрами культур постійно зростає [1]. Віддалені платформи для спостереження за Землею та пов'язані з ними системи візуалізації розрізняються за висотою знаходження, просторовою й часовою роздільною здатністю. Наприклад, платформа Landsat має спектральну роздільну здатність приблизно 30 м в областях видимого й близького інфрачервоного спектра, а часову роздільну здатність – близько 17 днів [2].

Присяжнюк О. І., Маляренко О. А., Lazdiņš А., Костина Т. П. Моніторинг стану біоенергетичних культур з використанням супутникових знімків Sentinel-2 та БПЛА. *Новітні агротехнології*. 2023. Т. 11, № 3. <https://doi.org/10.47414/na.11.3.2023.288681>

Для багатьох точних сільськогосподарських програм така часова роздільна здатність є неприйнятною, особливо з огляду на те, що наявність хмарного покриву може збільшити часовий інтервал, у якому доступні зображення без хмар. Те ж саме стосується просторової роздільної здатності, якої може бути недостатньо для визначення мінливості в межах поля [3].

Європейське космічне агентство запустило подвійну платформу Sentinel-2 A + B з покращеною часовою, просторовою та спектральною роздільною здатністю [4], що призвело до покращення можливостей точного землеробства. Агенція відкрито й вільно надає дані з Sentinel-2 зі збільшеною кількістю мультиспектральних смуг, коротшим проміжком повторного прольоту й вищою просторовою роздільною здатністю, що становить значний інтерес для сільськогосподарської спільноти [5]. Обидва супутники Sentinel-2A і Sentinel-2B мають на борту один і той же мультиспектральний прилад зі смугами від видимого до короткохвильового інфрачервоного діапазону: чотири смуги на 10 м, класичні широкосмугові видимі сині смуги 490 нм, зелені 560 нм, червоні 665 нм та ближні інфрачервоні 842 нм; шість смуг на 20 м, чотири вузькі смуги в червоному спектрі (705, 740, 775, 865 нм) та дві довші смуги короткохвильового інфрачервоного випромінювання (1610 і 2190 нм); і три смуги на 60 м, призначені для атмосферної корекції, 443 нм для аерозолів, 940 нм для водяної пари та 1380 нм для виявлення дір [5].

Моніторинг біохімічних і біофізичних характеристик, пов'язаних із ростом рослин, як-от концентрація азоту в листі, індекс листової поверхні та наземна біомаса, має вирішальне значення для управління полями в аспектах удобрення, зрошення, боротьби зі шкідниками, хворобами й бур'янами. Традиційні способи моніторингу, що базуються на польових дослідженнях, відборі зразків і лабораторних аналізах, трудомісткі й непридатні для масштабування. А дистанційне зондування широко застосовується для оцінки біомаси, вмісту азоту й індексу листової поверхні. Однак, недостатня просторова роздільна здатність, поряд з недостатньою частотою прольотів, стримують застосування супутникового дистанційного зондування [6].

Ще одним корисним застосуванням дистанційного зондування є використання даних для вдосконалення наявних моделей прогнозування врожайності. За допомогою дистанційного зондування можна визначити мінливість рівня врожайності в межах поля, яку багато моделей сільськогосподарських культур приймають за рівномірну. Однак, оптимальною буде інтеграція супутникових даних для моніторингу всього набору агрономічних характеристик сільськогосподарських культур, які можуть бути використані для покращення управління сільськогосподарськими культурами, а саме: тип ґрунту, погодні дані, застосовувані агрозаходи, фенологія й генетика рослин [7].

Застосування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) дає змогу здійснювати економічно ефективний моніторинг посівів за високої просторової, часової та спектральної роздільних здатностей у будь-який зручний час, на відміну від супутникового фільмування [8]. БПЛА можуть бути обладнані як мульти-, так і гіперспектральними камерами, здатними здійснювати моніторинг індексу листової поверхні, оцінювати біомасу та навіть прогнозувати врожайність у поєднанні з використанням моделей росту сільськогосподарських культур [9].

Важливо, що дані БПЛА з RGB можуть бути корисними для отримання тривимірних даних про рослинний покрив та розпізнавання стадії росту й розвитку [10]. Попри те, що цьому перешкоджає недостатня пропускна здатність рослинного покриву, в порівнянні з LiDAR, комбіновані зображення БПЛА з RGB та цифрові фотограмметричні методи здатні забезпечити хмари точок з високою щільністю й точністю [11]. Крім того, поєднання даних БПЛА із супутникових може підвищити точність оцінок характеристик насаджень. Проте, питання поєднання супутників і БПЛА для моніторингу сільськогосподарських угідь недостатньо вивчене, особливо в аспекті поєднання багатой спектральної супутникової інформації зі структурними характеристиками рослинного покриву високої роздільної здатності зі знімками БПЛА [12]. Враховуючи, що БПЛА здатні забезпечувати високу роздільну здатність та детальну інформацію про 3D структуру рослинного покриву (тобто висоту рослинного покриву та власне покриття), вміст води в ґрунті [13], а також оцінювати врожайність і якісні характеристики сільськогосподарських культур [14], недорогі БПЛА, інтегровані з RGB камерою, є перспективним інструментом для доповнення супутникового моніторингу сільськогосподарських угідь [15].

Messina G. зі співавторами [3] показали, що супутникові знімки, когерентні та корельовані зі знімками БПЛА, є корисними для оцінки загального стану сільськогосподарських культур на полі, тоді як БПЛА дають можливість розрізняти ті області, де роздільна здатність супутників недостатня, і де існують умови неоднорідності в полі, визначені абіотичними або біотичними стресами.

Одним з найбільш використовуваних вегетаційних індексів є нормалізований вегетаційний індекс (NDVI), який реагує на зміни поглинання хлорофілу в червоних спектрах та мультирозсіювання в ближніх інфрачервоних спектрах, що спричиняє високе відбивання. NDVI прямо пропорційний щільності рослинного покриву: чим вище значення NDVI, тим більший рослинний покрив. Значення NDVI менш як 0 вказує на відсутність рослинного покриву, а понад 0,1 вказує на наявність рослинного покриву [16].

Завдяки сильній кореляції між вегетаційними індексами й біофізичними параметрами, вони застосовуються для визначення стану живлення сільськогосподарських культур (здебільшого азотного), для класифікації сільськогосподарських культур та для корекції управління сільськогосподарськими культурами. Однак, на точність використовуваних вегетаційних індексів сильно впливає фенологічна стадія оцінюваної культури, що ускладнює їх використання [15].

Динаміка оцінки індексу листової поверхні з космосу вважається ключовою для визначення видів культур та їх фенології на великих площах [17]. Загалом, комбінація зображень Sentinel-2 та різних алгоритмічних підходів, таких як Random Forest, k-ближніх сусідів та метод опорних векторів, продемонструвала оптимальну точність класифікації, що призвело до загальної точності понад 90 % для різних підходів [5].

Зв'язок між вегетаційними індексами й урожайністю полягає в тому, що врожайність є функцією характеристик рослинного покриву, включаючи архітектуру покриву (наприклад, індекс листової поверхні), біомаси й концентрації хлорофілу. Дистанційне зондування фіксує загальну реакцію відбиття (відбиття, передача та поглинання) на рівні рослинного покриву, яка може бути пов'язана з біохімічними, фізіологічними й морфологічними параметрами рослинного покриву [18]. Для архітектури покриву найчастіше застосовується нормалізований вегетаційний індекс NDVI, простий коефіцієнт SR, удосконалений вегетаційний індекс EVI та оптимізований ґрунтовий вегетаційний індекс OSAVI. Для прогнозування врожайності біомаси рекомендується використання декількох вегетаційних індексів, оскільки різні типи індексів мають різну чутливість, залежно від кількості біомаси та фенологічної стадії культури. Наприклад, NDVI, вегетаційний індекс зеленості GNDVI, ґрунтовий вегетаційний індекс SAVI та зелено-червоний G-R індекс є більш точними для оцінки біомаси на ранніх стадіях розвитку культури [19], тоді як трансформований вегетаційний індекс TVI є корисним для прогнозування кількості біомаси на пізніших стадіях [20]. Важливо, що одна й та ж культура в різних середовищах демонструватиме різні властивості; отже, для точного прогнозування врожайності біомаси одного алгоритму може бути недостатньо. Комбінація сенсорів, індексів, включення ряду характеристик, не пов'язаних безпосередньо з моніторингом біомаси культур та використання складних алгоритмів є дієвими способами підвищення точності прогнозів врожайності біомаси [21].

У дослідженні з прогнозування врожайності пшениці в посушливих районах у Північно-Східній Австралії [18] розробили моделі, використовуючи дані з 89 полів за два вегетаційні сезони. Для прогнозування врожайності пшениці було протестовано вісім вегетаційних індексів, пов'язаних із хлорофілом. Вміст хлорофілу в покриві сильно пов'язаний з азотним забезпеченням і, отже, пов'язані з ним індекси є потенційними показниками для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур. Це такі індекси, як індекс хлорофілу для області ближнього інфрачервоного схилу (CI red edge), трансформований індекс поглинання хлорофілу в індексі відбиття TCARI, TCARI/OSAVI (TO), індекс зеленості хлорофілу GCVI, вегетаційний індекс зеленості GDVI, нормалізований вегетаційний індекс для області ближнього інфрачервоного схилу 1 NDRE1, нормалізований вегетаційний індекс для області ближнього інфрачервоного схилу 2 NDRE2 та індекс вмісту хлорофілу в рослинному покриві CCCl. Більшість пов'язаних із хлорофілом індексів базуються на захопленні відбиття в областях електромагнітного спектра, де поглинання хлорофілу є найбільшим, тобто в області червоної смуги (R), де відбиття різко збільшується у напрямку до ближньої інфрачервоної смуги, тобто в області червоного краю смуги (RE), і де структура клітин листя спричиняє сильне відбиття, тобто в ближній інфрачервоній області (NIR). Для визначення дисперсії та точності врожайності пшениці з використанням моделі лінійної регресії використовували показники вегетаційних індексів, пов'язані з розвитком рослинного покриву, отримані з часових рядів Sentinel-2. Обрана модель, яка об'єднує структурні, хлорофільні та інші обрані вегетаційні індекси, показала значну й високу перехресну кореляцію для прогнозування врожайності пшениці. Zhao Y. та ін. [18] дійшли до висновку, що поєднання вегетаційних індексів, пов'язаних зі структурою зеленого покриву та концентрацією хлорофілу, призвело до невеликого збільшення загальних навичок прогнозування врожайності у польових

масштабах, порівняно з використанням лише структурних вегетаційних індексів. Модель, яка об'єднує індекси структури, хлорофілу та стресу (SI), показала значну і високу перехресну кореляцію для прогнозування врожайності пшениці. Інший важливий висновок полягає в тому, що модель, яка використовує більше одного вегетаційного індексу (структурного та/або хлорофілу) є менш точною для прогнозування кінцевої врожайності пшениці, ніж модель, що поєднує вегетаційні індекси структури та хлорофілу зі змодельованим SI (стрес культури у період цвітіння).

Врожайність сільськогосподарських культур у кінцевому підсумку визначається обсягом фотосинтезу, здійсненого протягом вегетаційного періоду, та ефективністю, з якою продукти фотосинтезу перетворюється на біомасу та інші компоненти врожаю. Guan K. зі співавторами [22] розробили підхід із використанням флуоресценції хлорофілу як інструменту для моніторингу врожайності сільськогосподарських культур. Для вивчення корисності цього нового методу дистанційного зондування для великомасштабного моніторингу сільськогосподарських культур були використані космічні виміри сонячної флуоресценції у середній частині Північної Америки та 5-річні дані про врожайність сільськогосподарських культур.

Багато досліджень для прогнозування врожайності застосовували підходи машинного навчання, такі як дерево регресії, Random forest, багатовимірні регресія, видобуток пошук асоціативних правил і штучні нейронні мережі. Моделі машинного навчання розглядають врожайність сільськогосподарських культур як неявну функцію вхідних змінних, таких як погодні й ґрунтові умови, які можуть бути дуже складними. Однак, досягнення в галузі технологій в останні роки дозволили розробити вдосконалену модель прогнозування врожайності сільськогосподарських культур із використанням глибокого навчання. Глибоке навчання – це клас машинного навчання, який використовує ієрархічні структури для зв'язку з іншими шарами. Різниця між традиційними підходами машинного навчання та підходами глибокого навчання полягає у здатності аналізувати як немарковані, так і неструктуровані дані. Глибоке навчання здатне аналізувати величезні набори даних і вивчати взаємозв'язки між різними змінними. У порівнянні з традиційними підходами машинного навчання, підходи глибокого навчання краще виконують виокремлення ознак: вони мають сильну здатність виокремлювати ознаки із наявних даних [23].

Ефективність вузьких смуг, виявлених за допомогою космічної платформи PRISMA (PRecursore IperSpettrale della Missione Applicativa), порівняно з Sentinel-2, була оцінена M. Marshall зі співавторами [24] з використанням зразків біомаси сухих культур наприкінці сезону, отриманих під час первинних стадій росту культур (вегетативна, репродуктивна та стадія зрілості), і була оцінена як висока. Дослідження показало, що зображення, отримані як із PRISMA, так і Sentinel-2 виявилися перспективними джерелами даних для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур та біомаси. Random forest забезпечив кращу точність прогнозування, ніж TBVI та PLSR для всіх досліджуваних культур. Врожайність біомаси кукурудзи аналогічно прогнозувалася за допомогою всіх трьох методів, а зображення Sentinel-2 використовували як вхідні предиктори.

В Іспанії було проведено дослідження для перевірки придатності мультиспектрального датчика на борту БПЛА для оцінки врожайності й вмісту білка в озимій пшениці [14]. У результаті дослідження було запропоновано метод покращення прогнозів ознак пшениці. Метод полягає у послідовному видаленні пікселів ґрунту з розподілу значень вегетаційного індексу. Чотири вегетаційні індекси, а саме NDVI, модифікований вегетаційний індекс ґрунту MSAVI, NDRE та синьо-червоний індекс BRI1, були обрані на основі спектральної інформації датчика та їх придатності для оцінки ознак пшениці. Для видалення пікселів ґрунтового фону було впроваджено метод послідовного відсікання (оптимізація порогового значення, TVO) на основі порогових значень, розрахованих з розподілів вегетаційних індексів. Потім оцінювали прогностичну ефективність вегетаційного індексу в кожній сегментації. Дослідження показало, що NDVI, MSAVI і NDRE змогли передбачити ознаки пшениці за допомогою датчиків на борту БПЛА, причому MSAVI і NDRE виявилися найбільш чутливими показниками.

Важливо, що на прогнозування врожайності сільськогосподарських культур впливає вибір індексів вегетації. У дослідженні з прогнозування врожайності кукурудзи J. Fernandes зі співавторами [25] показали, що NDVIRE, NDVI та GNDVI добре зарекомендували себе у виявленні мінливості полів. Крім того, точність прогнозування врожайності сільськогосподарських культур має певні обмеження, про які слід згадати. У багатьох дослідженнях повідомлялося, що кореляція

між даними дистанційного зондування й урожайністю сільськогосподарських культур відрізняється залежно від часу протягом вегетаційного періоду. Крім того, зв'язок між індексами вегетації та урожайністю сільськогосподарських культур не є послідовним на кожній стадії росту даної культури [23].

**Мета дослідження** – виявити закономірності моніторингу стану біоенергетичних культур з використанням даних супутникових знімків Sentinel-2 та БПЛА.

### Матеріали та методика досліджень

Польові дослідження виконували в умовах нестійкого зволоження у Правобережному Лісостепу на дослідному полі Інституту біоенергетичних культур і цукрових буряків НААН України (с. Ксаверівка друга, Київська область) (50.023194, 30.173895) упродовж 2022–2023 рр.

Спостереження проводили за допомогою дрона DJI Mavic 3M Multispectral, що має мультиспектральну камеру, здатну робити знімки в діапазонах Near infrared (NIR) 860 nm, Red edge (RE) 730 nm, Red (R) 650 nm, Green (G) 560 nm, а також RGB камеру видимого спектру. Оцінювали стан таких біоенергетичних культур, як міскантус гігантський, верба, тополя й просо прутоподібне (рис. 1) різних років вегетації.



**Рис. 1. Загальний вигляд плантацій біоенергетичних культур (RGB зображення):**

- 1 – міскантус гігантський ‘Осінній зорецвіт’, 2018 р.;
- 2 – міскантус гігантський ‘Осінній зорецвіт’, 2015 р.;
- 3 – міскантус гігантський ‘Осінній зорецвіт’, 2015 р.;
- 4 – міскантус гігантський ‘Осінній зорецвіт’, 2022 р.;
- 5 – тополя чорна, 2022 р.;
- 6 – міскантус гігантський ‘Осінній зорецвіт’, 2016 р.;
- 7 – тополя чорна, 2019 р.;
- 8 – просо прутоподібне ‘Морозко’, 2017 р.;
- 9 (1) – верба, нижній ряд – тритичинкова, 2012 р., середній ряд (2) – прутовидна ‘Збруч’, 2012 р., верхній ряд (3) – прутовидна ‘Тернопільська’, 2013 р.

Ґрунт дослідного поля – чорнозем глибокий середньосуглинковий на лесовому суглинку, який має такі показники: вміст гумусу – 2,58 % (за Тюрінім), лужногідролізованого азоту – 176 мг/кг ґрунту (за Корнфільдом), рухомих сполук фосфору та калію – 160 і 95 мг/кг ґрунту (за Чиріковим),  $pH_{\text{сол.}}$  – 6,75, сума ввібраних основ – 305 мг-екв/кг ґрунту, гідролітична кислотність – 9,1 мг-екв/кг. Вміст гумусу та лужногідролізованого азоту – середній, а вміст рухомого фосфору високий та калію – підвищений. Аналіз ґрунту виконували за допомогою Palintest SKW 500 Complete Soil Kit – професійної лабораторії, яка використовує низку аналітичних методів для надання важливої інформації щодо макро- й мікроелементів. Визначення азоту мінеральних сполук відбувається за методом комбінованого визначення нітратів і нітритів у ґрунті в одному тесті. Нітрати та нітроти екстрагуються з ґрунтової матриці за допомогою 1 М хлориду амонію (екстракт N), а нітрати відновлюються до нітритів за допомогою Nitratest™. Визначення вмісту фосфору в ґрунті відбувається за методом Олсена, який базується на застосуванні 0,5 М розчину бікарбонату натрію

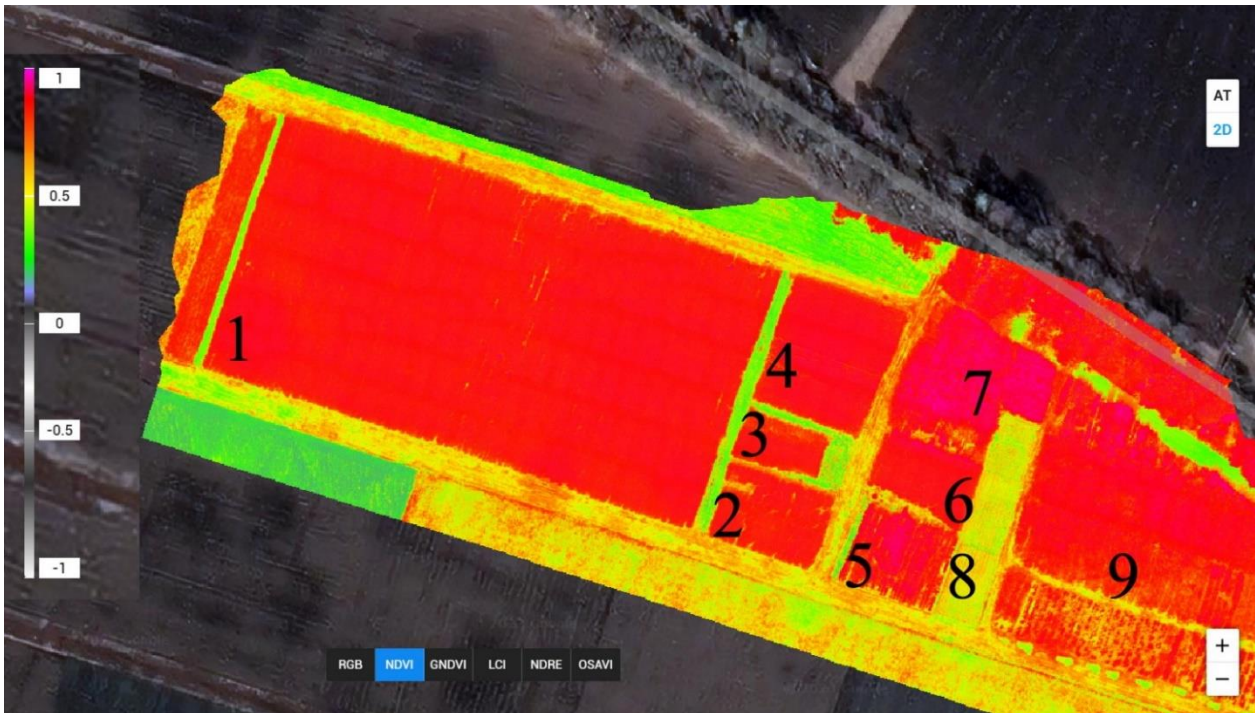
для вилучення фосфору з ґрунту перед реакцією з молібдатом амонію. Для визначення вмісту калію в ґрунті застосовується тетрафенілборатний метод. У тесті на вміст калію в ґрунті використовується 0,1 М ацетат магнію для вилучення калію з ґрунту; екстрагований калій реагує з тетрафенілбором натрію з утворенням нерозчинного білого комплексу, який вимірюється фотометром.

Погодні умови за роки досліджень були нерівномірними: від надмірного зволоження до посухи. Однак вони не завадили ефективному визначенню NDVI індексу посівів.

Експериментальні дослідження проводили згідно з методиками польового досліду та спеціальними методиками [26, 27].

### Результати досліджень

У процесі досліджень визначали показник NDVI, графічне відображення якого подано на рисунку 2.



**Рис. 2. NDVI індекси біоенергетичних культур (18.08.2023):**

- 1 – міскантус гігантський, 2018 р.; 2 – міскантус гігантський, 2015 р.;
- 3 – міскантус гігантський, 2015 р.; 4 – міскантус гігантський, 2022 р.;
- 5 – тополя чорна, 2022 р.; 6 – міскантус гігантський, 2016 р.; 7 – тополя чорна, 2019 р.;
- 8 – просо прутоподібне, 2017 р.; 9 – верба, 2012–2013 рр.

Визначення стану біоенергетичних культур у пізній період вегетації, попри значне домінування рослинності й високий рівень вегетаційного індексу, є дієвим способом ідентифікації стану рослин. При цьому, на час аналізу посіви проса прутоподібного (8) були скошені і за даними RGB зображення (рис. 1) починають відростати. Однак за вегетаційним індексом вони мають найнижчі показники рослинності.

Зазвичай біоенергетичні рослини збирають у період від пізньої осені до ранньої весни, тому проблем із ідентифікацією плантацій у масштабах України не виникне. У нашому ж випадку досліджувались способи літнього зрізування проса прутоподібного задля вивчення можливостей його подальшого відростання. У виробничих масштабах запровадження такої технології малоймовірно, оскільки, зазвичай, для виробництва біогазу використовуються культури, здатні накопичити велику кількість біомаси, придатної для високоефективного перероблення на біогаз (кукурудза, буряки цукрові, сорго).

Також ми проаналізували відмінності у вегетаційних індексах культур, відображених на рисунку 2, і встановили різницю в забезпеченні їх елементами живлення – як одного з головних факторів, що впливає на показники приросту вегетативної маси (табл. 1).

Показники NDVI та вмісту макроелементів у ґрунті

Ділянка	Показники NDVI	N, мг/кг	P, мг/кг	K, мг/кг
1 2018	0,82	19,5	20,9	397,7
2 2015	0,80	19,3	20,2	400,0
3 2015	0,80	19,6	20,7	399,0
4 2022	0,85	23,5	19,0	359,7
5 2022	0,86	23,8	21,5	410,0
6 2016	0,82	22,0	20,8	400,0
7 2019	0,91	24,5	21,1	432,0
8 2017	0,36	20,8	19,7	415,0
9 (1) 2012	0,67	12,8	24,7	451,7
9 (2) 2012	0,75	13,0	21,0	435,0
9 (3) 2013	0,87	25,1	18,8	335,3

Загалом спостерігаються чіткі закономірності між наявністю в ґрунті загального азоту та підвищеним індексом NDVI на посівах біоенергетичних культур. Причому підживлення багаторічних біоенергетичних культур азотними добривами також сприяє збільшенню щорічного приросту біомаси.

Для розроблення методів прогнозування врожайності біоенергетичних культур першим кроком потрібно навчитись ефективно ідентифікувати плантації біоенергетичних культур, вирізняючи їх від інших полів з традиційними сільськогосподарськими культурами. Варто відзначити, що визначення NDVI наприкінці вегетації традиційних сільськогосподарських культур (серпень) дає змогу чітко визначити поля, зайняті під вирощуванням саме біоенергетичних культур.

Розглянемо NDVI індекси кукурудзи. На рисунку 3 показані графічні зображення визначення вегетаційного індексу для кукурудзи з ФАО 350, тобто середньостиглого гібрида з тривалістю вегетаційного періоду в 120 діб, станом на 18.08.2023. Попри те, що кукурудза ще вегетує близько 30 діб, індекс NDVI уже засвідчує стан посівів, близький до завершення вегетації. А от визначення NDVI індексу міскантусу гігантського станом на 18.09.2023 (рис. 4) показує нам досить гарні показники його вегетаційної активності, тоді як поле кукурудзи (рис. 5) вже завершило вегетацію і вегетаційний індекс свідчить, що рослини частково відмерли (жовто-червоні пікселі на ділянці), і частково проявляється ґрунт зі сходами молодих бур'янів (зелене тло).

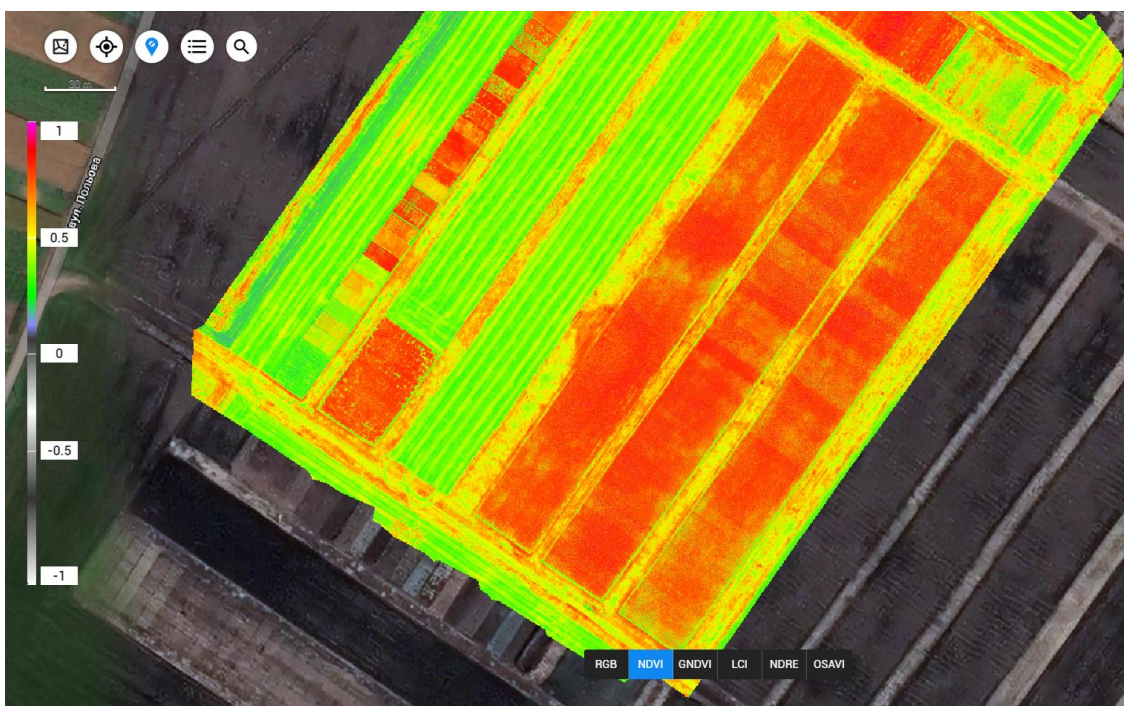


Рис. 3. NDVI індекси кукурудзи, ФАО 350 (18.08.2023)

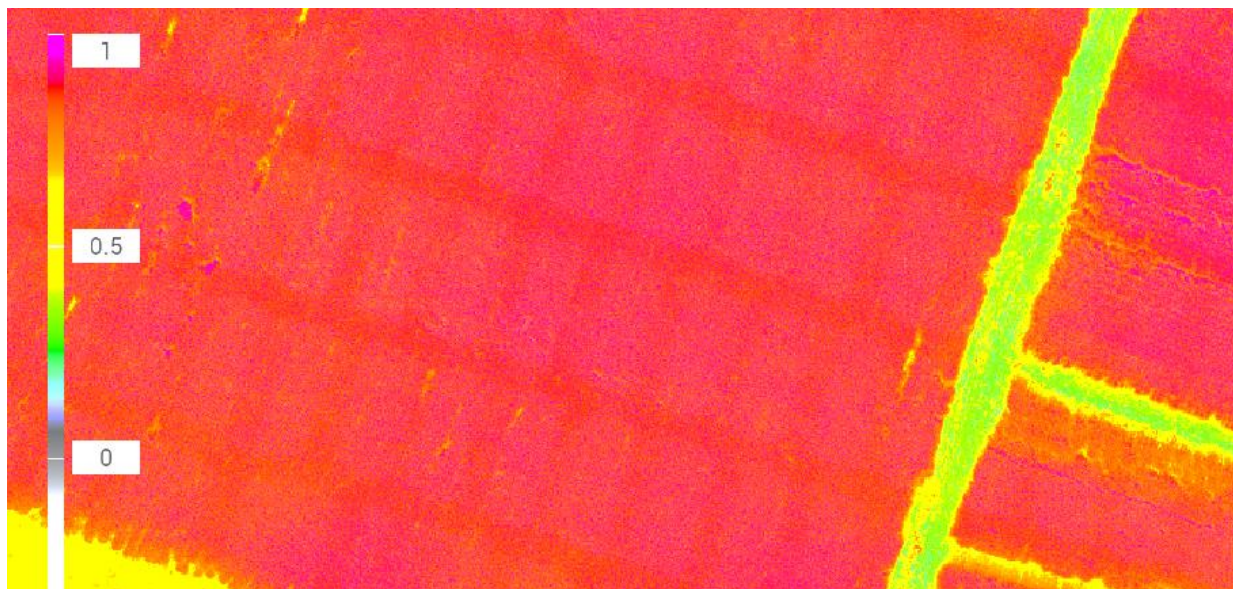


Рис. 4. NDVI індекс міскантусу гігантського 0,77 (18.09.2023)

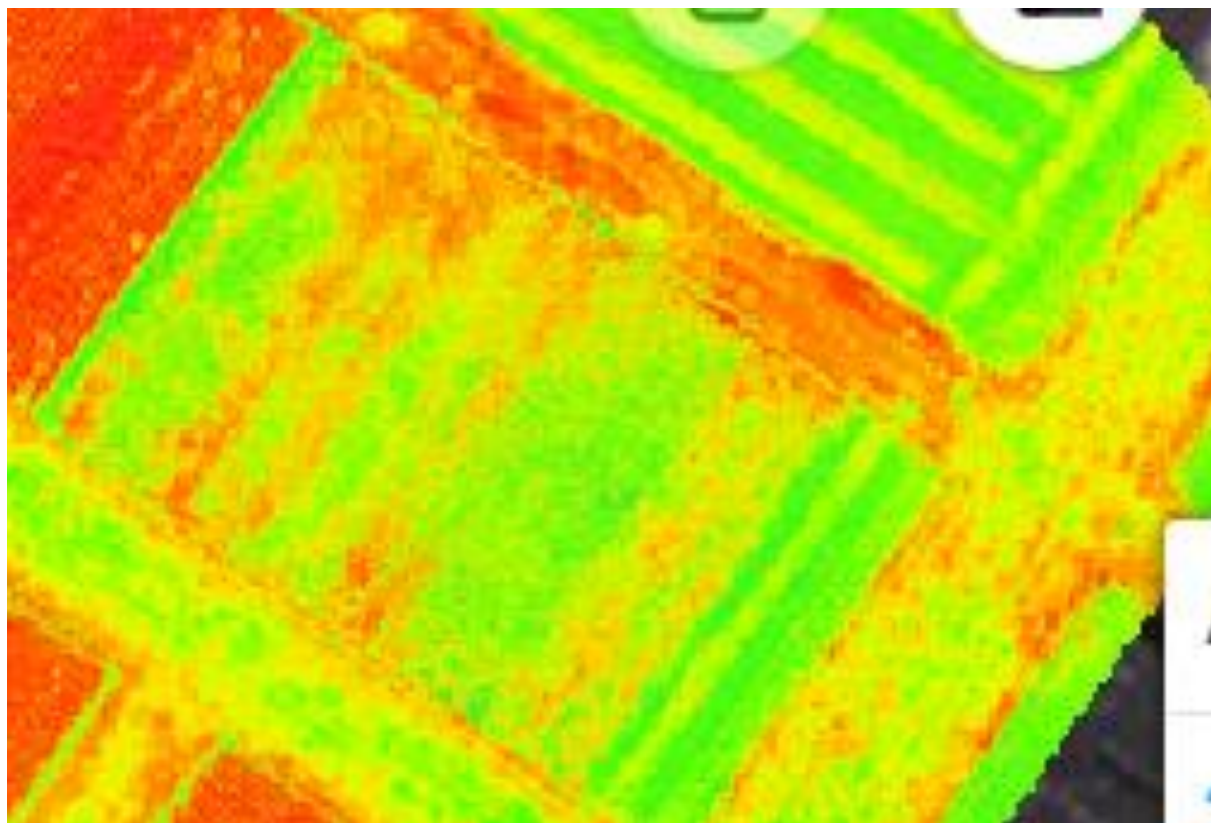


Рис. 5. NDVI індекс кукурудзи (18.09.2023)

Отже, застосування методу оцінювання вегетаційних індексів у пізній період вегетації (вересень або початок жовтня) дасть змогу чітко визначити розміри й стан плантацій біоенергетичних культур. Але, за таких умов не врахованими для аналізу даних про сировину для біоенергетики залишається частина тих традиційних сільськогосподарських культур, які вирощується на біопаливо (табл. 2). Як можна побачити з даних таблиці 2, за врожайністю біомаси більшість традиційних сільськогосподарських культур малоцікаві для виробництва біопалива. Серед потенційно цікавих культур можуть бути сорго цукрове, буряки цукрові та кормові. Адже ці культури за оптимальних умов вирощування забезпечують формування 110, 120 та 135 т/га біомаси або 20, 26 та 24 т/га сухої речовини, відповідно. Інші традиційні сільськогосподарські культури не здатні забезпечити такий рівень збору сухої речовини.



Культури, придатні для виробництва біопалива			
Культура	Загальна суха маса, т/га	Урожайність, т/га (за даними держстату / за даними дослідів)	Напрями переробки на біопаливо
Пшениця	5,1/7,8	3,9/6,0	солома – тверде біопаливо, зерно - біоетанол
Ячмінь	4,3/6,7	3,2/5,0	солома – тверде біопаливо, зерно - біоетанол
Жито	4,7/8,3	3,1/5,5	солома – тверде біопаливо, зерно – біоетанол
Тритикале	4,8/8,8	3,3/6,0	солома – тверде біопаливо, зерно – біоетанол
Кукурудза	8,7/12,4	6,3/9,0	солома – тверде біопаливо, зерно – біоетанол, загальна біомаса – біогаз
Сорго зернове	3,5/5,4	2,6/4,0	солома – тверде біопаливо, зерно – біоетанол
Сорго цукрове	60/110*	-	біомаса – біогаз
Соя	3,1/5,7	2,2/4,0	олія – біодизель, шрот, солома – тверді види палива
Ріпак	3,8/6,7	2,8/5,0	олія – біодизель, шрот, солома – тверді види палива
Соняшник	3,0/4,3	2,1/3,0	олія – біодизель, шрот, солома – тверді види палива
Буряки цукрові	81/120*	54,1/80,0	біомаса – біогаз
Буряки кормові	46/135*	30,8/90,0	біомаса – біогаз

\* біомаси.

Також, серед варіантів сировини для виробництва біопалива з традиційних сільськогосподарських культур ми не рекомендуємо розглядати солому зернових культур. Солома належить до категорії біопалива 1-го покоління – найменш технологічне паливо. І головне те, що забираючи солому з поля на біопаливо, ми суттєво зменшуємо повернення біогенних елементів живлення в ґрунт, а також активність ґрунтової мікробіоти.

У будь-якому разі, віддалено оцінити виробництво традиційних сільськогосподарських культур на біомасу для біопалива неможливо без участі виробників. Адже фактично схема вирощування передбачає отримання врожаю рослин з поділом на певні види продукції, які вкладаються в класичний алгоритм вирощування впродовж традиційного для сільськогосподарських культур вегетаційного періоду. Саме по собі визначення площ таких культур за допомогою супутника не дасть змоги нам установити напрямок їх використання, на відміну від таких суто біоенергетичних культур, як верба, тополя, міскантус чи просо прутоподібне, – сировина яких однозначно використовується для виготовлення біопалив, а період вегетації фактично відповідає періоду наявності активних температур понад 10°C.

Загалом Державна служба статистики України не обліковує інформацію стосовно джерел виробництва біопалива з різних видів культур, зокрема продовольчих. Однак, зерно сільськогосподарських культур можна використовувати на будь-якому етапі ланцюжка його споживання, а тому нема сенсу детально зупинятись на визначенні цього показника. При цьому, вибір для вирощування культур які цілком переробляються на біопаливо у вигляді біомаси повинен передбачати алгоритм подачі інформації Держстату про площі та врожайність біомаси таких культур, як кукурудза, сорго цукрове, буряки цукрові та буряки кормові.

Для аналізу стану біоенергетичних культур в умовах виробництва цілком підходить використання супутника Sentinel-2 за допомогою програми Copernicus, що дає можливість отримати знімки з роздільною здатністю 10 м та з періодичністю 3–5 діб. Нами були визначені показники індексу NDVI дослідної ділянки № 1, загальною площею 2,9 га, на якій вирощується міскантус гігантський 'Осінній зорецвіт'. Дані накопичені та агреговані за допомогою програми OneSoil станом на 20 серпня (рис. 6) та 19 вересня (рис. 7).

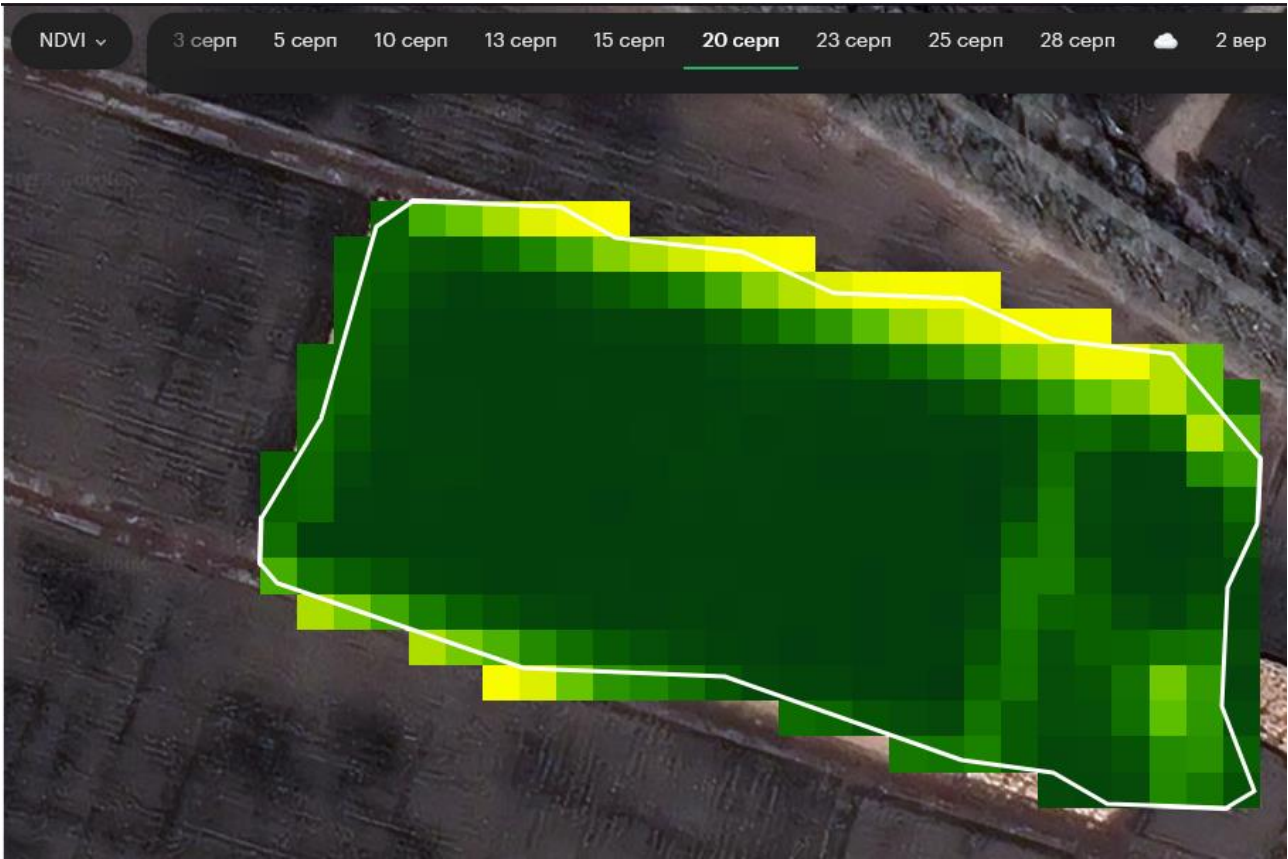


Рис. 6. NDVI індекс міскантусу гігантського 0,80 (20.08.2023)

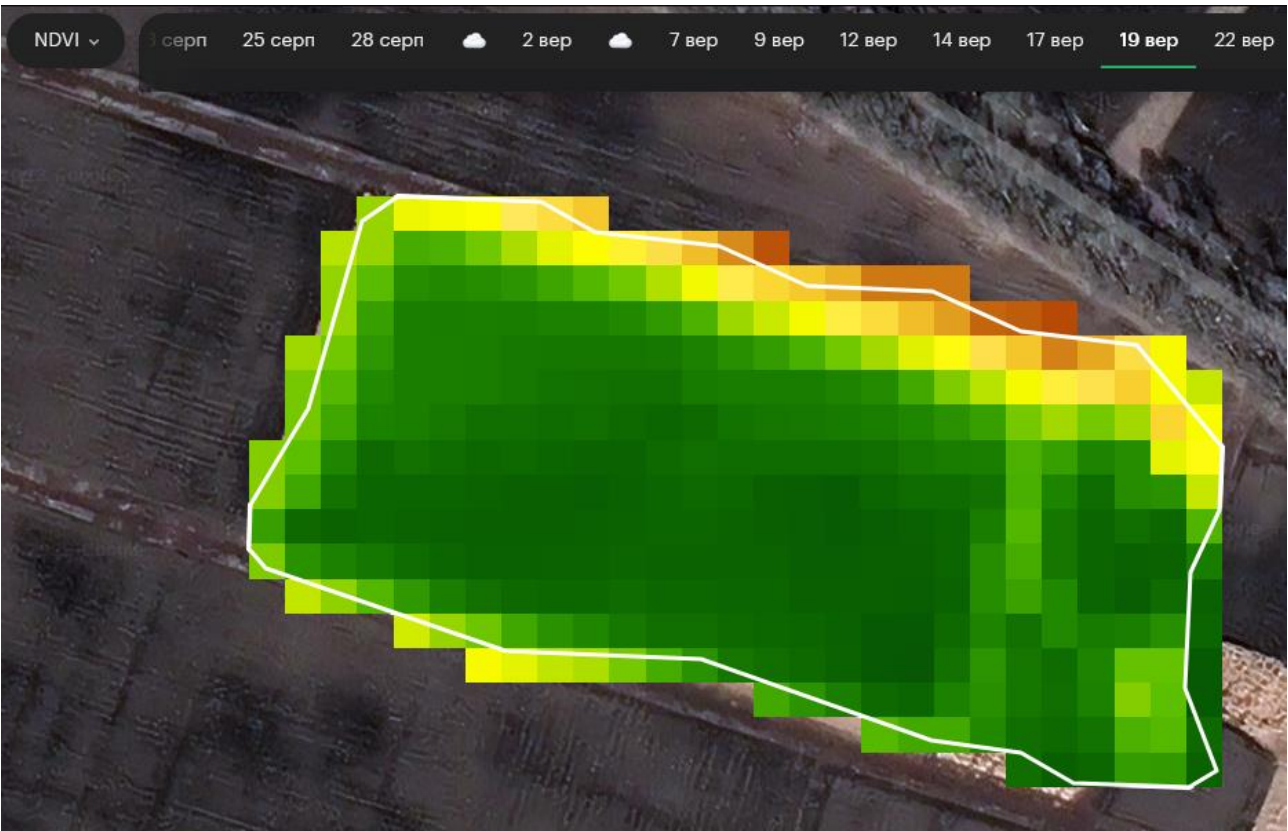


Рис. 7. NDVI індекс міскантусу гігантського 0,70 (19.09.2023)

Дані, накопичені та агрегатовані за допомогою програми OneSoil станом на 20 серпня та на 19 вересня, показали нам індекс NDVI на рівні 0,80 та 0,70, тоді як визначений за допомогою квадрокоптера індекс становив 0,82 та 0,77. Такі дані цілком логічні, оскільки супутник має набагато більший крок вимірювань, хоча отримані результати зіставні.

## Висновки

Урожайність біоенергетичних культур можна прогнозувати з прийнятним рівнем точності, використовуючи багато відомих вегетаційних індексів. Однак, взаємозв'язок між вегетаційними індексами та врожайністю культур не є послідовним у кожній стадії росту цієї культури. На точність використаних вегетаційних індексів сильно впливає фенологічна стадія оцінюваної культури. Поєднання вегетаційних індексів, пов'язаних зі структурними характеристиками рослинного покриву та вмістом хлорофілу в наземній біомасі, може дещо підвищити точність прогнозування врожайності, порівняно з використанням лише структурних вегетаційних індексів. Щобільше, поєднання структурних, хлорофілових та стресових індексів, як вхідних даних для моделей врожайності, може забезпечити ще значнішу кореляцію для прогнозування врожайності.

Установлено, що за вищих показників вмісту загального азоту в ґрунті отримуються вищі показники індексу NDVI на посівах біоенергетичних культур. Однак, підживлення багаторічних біоенергетичних культур добривами проводиться в міскантусу та свічграсу щорічно, а у верби й тополі – раз на 3–4 роки, і часто може не покривати потреби рослин. Для використання цих даних для передбачення продуктивності біоенергетичних культур слід напрацювати алгоритм визначення рівня забезпеченості рослин в мінеральному живленні.

Визначено, що за збором урожаю більшість традиційних сільськогосподарських культур малоцікаві до виробництва біопалив, а тому їх обліковувати як потенційно біоенергетичні культури не варто. Серед цікавих культур – такі як сорго цукрове, буряки цукрові та кормові, оскільки вони за оптимальних умов вирощування забезпечують формування 110, 120 та 135 т/га біомаси, що містить в собі 20, 26 та 24 т/га сухої речовини, відповідно. Такий рівень збору сухої речовини не здатні забезпечити інші традиційно вирощувані сільськогосподарські культури.

Досліджено також, що застосування методу оцінювання вегетаційних індексів у пізній період вегетації (вересень або початок жовтня) дає змогу чітко визначити розміри й стан плантацій біоенергетичних культур, оскільки традиційні культури в цей період уже зібрані поля або ж припиняють вегетацію та мають індекс 0,2–0,4, тоді як у біоенергетичних культур NDVI буде на рівні 0,6–0,8, що досить легко відрізнити програмно.

Для аналізу стану біоенергетичних культур в умовах виробництва цілком підходить використання супутника Sentinel-2 за допомогою програми Copernicus, що дає можливість отримати знімки з роздільною здатністю 10 м і періодичністю 3–5 діб. Нами були визначені показники NDVI індексу дослідної ділянки № 1, загальною площею 2,9 га, на якій вирощується міскантус гігантський 'Осінній зорецвіт'. Дані, накопичені та агреговані за допомогою програми OneSoil станом на 20 серпня та на 19 вересня, показали нам індекс NDVI на рівні 0,80 та 0,70, тоді як визначений за допомогою квадрокоптера індекс становив 0,82 та 0,77. Отже, супутник може забезпечити зіставні дані індексу NDVI в умовах виробництва, за необхідності проведення значного обсягу оцінювання в масштабах країни.

**Фінансування.** Дослідження проведено в рамках договору НДР «Комплексна система прогнозування урожайності біоенергетичних культур» за фінансової підтримки Міністерства освіти і науки України.

## Використана література

1. Hatfield J. L., Gitelson A. A., Schepers J. S., Walthall C. L. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal*. 2008. Vol. 100. doi: 10.2134/agronj2006.0370c
2. McCabe M. F., Houborg R., Lucieer A. High-resolution sensing for precision agriculture: From Earth-observing satellites to unmanned aerial vehicles. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology*. 2016. Vol. 18. Article 9998. doi: 10.1117/12.2241289
3. Messina G., Peña J. M., Vizzari M., Modica G. A. Comparison of UAV and satellites multispectral imagery in monitoring onion crop an application in the 'Cipolla Rossa di Tropea' (Italy). *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. Article 3424. doi: 10.3390/rs12203424
4. ESA. Sentinel-2. URL: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2>
5. Segarra J., Buchaillet M. L., Araus J. L., Kefauver S. C. Remote sensing for precision agriculture: Sentinel-2 improved features and applications. *Agronomy*. 2020. Vol. 10. Article 641. doi: 10.3390/agronomy10050641
6. Sagan V., Maimaitijiang M., Sidike P. et al. UAV/satellite multiscale data fusion for crop monitoring and early stress detection. *The International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2019. Vol. XLII-2/W13. P. 715–722. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-715-2019

7. Kasampalis D. A., Alexandridis T. K., Deva C. et al. Contribution of remote sensing on crop models: a review. *Journal of Imaging*. 2018. Vol. 4. Article 52. doi: 10.3390/jimaging4040052
8. Ogungbuyi M. G., Rijal A., Cristan R. et al. Evaluating the feasibility and potential of unmanned aerial vehicles to monitor implementation of forestry best management practices in the coastal plain of the southeastern United States. *Forest Ecology and Management*. 2023. Vol. 545. Article 121280. doi: 10.1016/j.foreco.2023.121280
9. Cao Y., Li G. L., Luo Y. K. et al. Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020. Vol. 171. Article 105331. doi: 10.1016/j.compag.2020.105331
10. Song Z., Wang P., Zhang Z. et al. Recognition of sunflower growth period based on deep learning from UAV remote sensing images. *Precision Agriculture*. 2023. Vol. 24. P. 1417–1438. doi: 10.1007/s11119-023-09996-6
11. Li W., Niu Z., Chen H. Y. et al. Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system. *Ecological Indicators*. 2016. Vol. 67. P. 637–648. doi: 10.1016/j.ecolind.2016.03.036
12. Sagan V., Maimaitijiang M., Sidike P. et al. UAV-based high resolution thermal imaging for vegetation monitoring, and plant phenotyping using ICI 8640 P, FLIR Vue Pro R 640, and thermomap cameras. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11. Article 330. doi: 10.3390/rs11030330
13. Xu K., Wan Y., Xie T., Jiang X. Retrieval technology of soil moisture content in crops cotton field based on UAV hyperspectral data. *Fourth International Conference on Geoscience and Remote Sensing Mapping*. 2023. Vol. 12551. doi: 10.1117/12.2668158
14. Almeida-Ñauñay A. F., Tarquis A. M., López-Herrera J. et al. Optimization of soil background removal to improve the prediction of wheat traits with UAV imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023. Vol. 205. Article 107559. doi: 10.1016/j.compag.2022.107559
15. Maimaitijiang M., Sagan V., Sidike P. et al. Crop monitoring using satellite/UAV data fusion and machine learning. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. Article 1357. doi: 10.3390/rs12091357
16. Zhe L., Die H., Deng-zhong Z., Da-xiang X. Research advance of broadband vegetation index using remotely sensed images. *J. Yangtze River Sci. Res. Inst.* 2015. Vol. 32. Article 125.
17. Sadeh Y., Zhu X., Dunkerley D. et al. Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and wheat LAI monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2021. Vol. 96. Article 102260. doi: 10.1016/j.jag.2020.102260
18. Zhao Y., Potgieter A. B., Zhang M. et al. Predicting wheat yield at the field scale by combining high-resolution Sentinel-2 Satellite imagery and crop modelling. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12. Article 1024. doi: 10.3390/rs12061024
19. Prabhakara K., Hively W. D., McCarty G. W. Evaluating the relationship between biomass, percent groundcover and remote sensing indices across six winter cover crop fields in Maryland, United States. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2015. Vol. 39. P. 88–102. doi: 10.1016/j.jag.2015.03.002
20. Chen J., Gu S., Shen M. et al. Estimating aboveground biomass of grassland having a high canopy cover: An exploratory analysis of *in situ* hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*. 2009. Vol. 30. P. 6497–6517. doi: 10.1080/01431160902882496
21. Sharma P., Leigh L., Chang J. et al. Above-ground biomass estimation in oats using UAV remote sensing and machine learning. *Sensors*. 2022. Vol. 22. Article 601. doi: 10.3390/s22020601
22. Guan K., Berry J. A., Zhang Y. et al. Improving the monitoring of crop productivity using spaceborne solar-induced fluorescence. *Global Change Biology*. 2016. Vol. 22. P. 716–726. doi: 10.1111/gcb.13136
23. Muruganatham P., Wibowo S., Grandhi S. et al. A systematic literature review on crop yield prediction with deep learning and remote sensing. *Remote Sensing*. 1990. Vol. 14. Article 1990. doi: 10.3390/rs14091990
24. Marshall M., Belgiu M., Boschetti M. et al. Field-level crop yield estimation with PRISMA and Sentinel-2. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2022. Vol. 187. P. 191–210. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2022.03.008
25. Fernandes J. L., Ebecken N. F. F., Esquerdo J. Sugarcane yield prediction in Brazil using NDVI time series and neural networks ensemble. *International Journal of Remote Sensing*. 2017. Vol. 38. P. 4631–4644. doi: 10.1080/01431161.2017.1325531
26. Ермантраут Е. Р., Присяжнюк О. І., Шевченко І. Л. Статистичний аналіз агрономічних дослідних даних в пакеті Statistica 6.0. Київ : Поліграф Консалтинг, 2007. 56 с.
27. Присяжнюк О. І., Климович Н. М., Полуніна О. В. та ін. Методологія і організація наукових досліджень в сільському господарстві та харчових технологіях. Київ : Нілан-ЛТД, 2021. 300 с.

## References

1. Hatfield, J. L., Gitelson, A. A., Schepers, J. S., & Walthall, C. L. (2008). Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal*, 100. doi: 10.2134/agronj2006.0370c

2. McCabe, M. F., Houborg, R., & Lucieer, A. (2016). High-resolution sensing for precision agriculture: From Earth-observing satellites to unmanned aerial vehicles. *Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology*, 18, Article 9998. doi: 10.1117/12.2241289
3. Messina, G., Peña, J. M., Vizzari, M., & Modica, G. A. (2020). Comparison of UAV and satellites multispectral imagery in monitoring onion crop. an application in the 'Cipolla Rossa di Tropea' (Italy). *Remote Sensing*, 12, Article 3424. doi: 10.3390/rs12203424
4. ESA. Sentinel-2. Retrieved from <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2>
5. Segarra, J., Buchailot, M. L., Araus, J. L., & Kefauver, S. C. (2020). Remote sensing for precision agriculture: Sentinel-2 improved features and applications. *Agronomy*, 10, Article 641. doi: 10.3390/agronomy10050641
6. Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Maimaitiyiming, M., Erkbol, H., Hartling, S., ... Fritschi, F. (2019). UAV/satellite multiscale data fusion for crop monitoring and early stress detection. *The International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-2/W13, 715–722. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-715-2019
7. Kasampalis, D., Alexandridis, T., Deva, C., Challinor, A., Moshou, D., & Zalidis, G. (2018). Contribution of remote sensing on crop models: a review. *Journal of Imaging*, 4, Article 52. doi: 10.3390/jimaging4040052
8. Rijal, A., Cristan, R., Gallagher, T., Narine, L. L., & Parajuli, M. (2023). Evaluating the feasibility and potential of unmanned aerial vehicles to monitor implementation of forestry best management practices in the coastal plain of the southeastern United States. *Forest Ecology and Management*, 545, Article 121280. doi: 10.1016/j.foreco.2023.121280
9. Cao, Y., Li, G. L., Luo, Y. K., Pan, Q., & Zhang, S. Y. (2020). Monitoring of sugar beet growth indicators using wide-dynamic-range vegetation index (WDRVI) derived from UAV multispectral images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 171, Article 105331. doi: 10.1016/j.compag.2020.105331
10. Song, Z., Wang, P., Zhang, Z., Yang, S., & Ning, J. (2023). Recognition of sunflower growth period based on deep learning from UAV remote sensing images. *Precision Agriculture*, 24, 1417–1438. doi: 10.1007/s11119-023-09996-6
11. Li, W., Niu, Z., Chen, H., Li, D., Wu, M., & Zhao, W. (2016). Remote estimation of canopy height and aboveground biomass of maize using high-resolution stereo images from a low-cost unmanned aerial vehicle system. *Ecological Indicators*, 67, 637–648. doi: 10.1016/j.ecolind.2016.03.036
12. Sagan, V., Maimaitijiang, M., Sidike, P., Eblimit, K., Peterson, K., Hartling, S., ... Mockler, T. (2019). UAV-based high resolution thermal imaging for vegetation monitoring, and plant phenotyping using ICI 8640 P, FLIR Vue Pro R 640, and thermoMap cameras. *Remote Sensing*, 11, Article 330. doi: 10.3390/rs11030330
13. Xu, K., Wan, Y., Xie, T., & Jiang, X. (2023). Retrieval technology of soil moisture content in crops cotton field based on UAV hyperspectral data. *Fourth International Conference on Geoscience and Remote Sensing Mapping*, 12551. doi: 10.1117/12.2668158
14. Almeida-Nãuñay, A. F., Tarquis, A. M., López-Herrera, J., Pérez-Martín, E., Pancorbo, J. L., Raya-Sereno, M. D., & Quemada, M. (2023). Optimization of soil background removal to improve the prediction of wheat traits with UAV imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, 205, Article 107559. doi: 10.1016/j.compag.2022.107559
15. Maimaitijiang, M., Sagan, V., Sidike, P., Daloye, A. M., Erkbol, H., & Fritschi, F. B. (2020). Crop monitoring using satellite/UAV data fusion and machine learning. *Remote Sensing*, 12, Article 1357. doi: 10.3390/rs12091357
16. Zhe, L., Die, H., Deng-zhong, Z., & Da-xiang, X. (2015). Research advance of broadband vegetation index using remotely sensed images. *J. Yangtze River Sci. Res. Inst.*, 32, Article 125.
17. Sadeh, Y., Zhu, X., Dunkerley, D., Walker, J. P., Zhang, Y., Rozenstein, O., Manivasagam, V. S., & Chenu, K. (2021). Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope time-series data into daily 3 m surface reflectance and wheat LAI monitoring. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 96, Article 102260. doi: 10.1016/j.jag.2020.102260
18. Zhao, Y., Potgieter, A. B., Zhang, M., Wu, B., & Hammer, G. L. (2020). Predicting wheat yield at the field scale by combining high-resolution Sentinel-2 Satellite imagery and crop modelling. *Remote Sensing*, 12, Article 1024. doi: 10.3390/rs12061024
19. Prabhakara, K., Hively, W. D., & McCarty, G. W. (2015). Evaluating the relationship between biomass, percent groundcover and remote sensing indices across six winter cover crop fields in Maryland, United States. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 88–102. doi: 10.1016/j.jag.2015.03.002
20. Chen, J., Gu, S., Shen, M., Tang, Y., & Matsushita, B. (2009). Estimating aboveground biomass of grassland having a high canopy cover: An exploratory analysis of *in situ* hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 30, 6497–6517. doi: 10.1080/01431160902882496
21. Sharma, P., Leigh, L., Chang, J., Maimaitijiang, M., & Caffé, M. (2022). Above-ground biomass estimation in oats using UAV remote sensing and machine learning. *Sensors*, 22, Article 601. doi: 10.3390/s22020601
22. Guan, K., Berry, J. A., Zhang, Y., Joiner, J., Guanter, L., Badgley, G., & Lobell, D. B. (2015). Improving the monitoring of crop productivity using spaceborne solar-induced fluorescence. *Global Change Biology*, 22, 716–726. doi: 10.1111/gcb.13136

23. Muruganatham, P., Wibowo, S., Grandhi, S., Samrat, N. H., & Islam, N. (2022). A systematic literature review on crop yield prediction with deep learning and remote sensing. *Remote Sensing*, 14, Article 1990. doi: 10.3390/rs14091990
24. Marshall, M., Belgiu, M., Boschetti, M., Pepe, M., Stein, A., & Nelson, A. (2022). Field-level crop yield estimation with PRISMA and Sentinel-2. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 187, 191–210. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2022.03.008
25. Fernandes, J. L., Ebecken, N. F. F., & Esquerdo, J. C. D. M. (2017). Sugarcane yield prediction in Brazil using NDVI time series and neural networks ensemble. *International Journal of Remote Sensing*, 38, 4631–4644. doi: 10.1080/01431161.2017.1325531
26. Ehrmantraut, E. R., Prysiazhniuk, O. I., & Shevchenko, I. L. (2007). *Statistical analysis of agronomic experimental data in the Statistica 6.0 package*. Kyiv: PolighrafConsaltyn. [In Ukrainian]
27. Prysiazhniuk, O. I., Klymovych, N. M., Polunina, O. V., Yevchuk, Ya. V., Tretiakova, S. O., Kononenko, L. M., Voitovska, V. I., & Mykhailovyn, Yu. M. (2021). *Methodology and organization of scientific research in agriculture and food technologies*. Vinnytsia: Nilan-LTD. [In Ukrainian]

UDC 633.6.62:631.531.1:581.142

**Prysiashniuk, O. I.<sup>1\*</sup>, Maliarenko, O. A.<sup>1</sup>, Lazdiš, A.<sup>2</sup>, & Kostyna, T. P.<sup>3</sup>** (2023). Bioenergy crops monitoring using Sentinel-2 and UAV-derived imagery. *Advanced Agritechnologies*, 11(3). <https://doi.org/10.47414/na.11.3.2023.288681> [In Ukrainian]

<sup>1</sup>*Institute of Bioenergy Crops and Sugar Beet of NAAS of Ukraine, 25 Klinichna St., Kyiv, 03141, Ukraine, \*e-mail: larisastorozhyk1501@gmail.com*

<sup>2</sup>*Latvian State Forest Research Institute SILAVA, Riga street 111, Salaspils, LV-2169, Latvia*

<sup>3</sup>*LLC BASF T.O.V., 19 Mykola Mikhnovskyi Blvd., Kyiv, 01042, Ukraine*

**Purpose.** Establishing the regularities for the monitoring of the bioenergy crop conditions using Sentinel-2 and UAV-derived imagery. **Methods.** A field experiment was carried out in an experimental field of the Institute of Bioenergy Crops and Sugar Beet National Academy of Agrarian Sciences of Ukraine (50.023194, 30.173895), located in a zone of unstable soil moisture in the Right Bank Forest Steppe, in 2022–2023. **Results.** Among the studied traditional crops, sugar sorghum, sugar beet, and fodder beet are interesting crops from the standpoint of biomass for energy, as they can produce 110 t/ha, 120 t/ha, and 135 t/ha of biomass, respectively, or 20 t/ha, 26 t/ha, and 24 t/ha of dry matter, respectively. The yield of energy crops can be predicted with an acceptable level of accuracy using many known vegetation indices. However, the relationships between vegetation indices and crop yield are not consistent at every stage of plant growth and development, leading to low accuracy in yield estimation. The combination of vegetation indices related to the structural characteristics of the canopy and chlorophyll content in the aboveground biomass can improve the accuracy of yield estimation. Moreover, combining vegetation indices related to canopy structure, chlorophyll content, and stress indices as input to yield prediction models may provide even higher correlations for yield prediction. **Conclusions.** Usually, plantations of miscanthus and switchgrass are fertilised annually, while willow and poplar are fertilised every 3–4 years, after each harvesting. Therefore, the nutrient provision of tree species may not be sufficient. It was found that the content of total nitrogen in the soil of bioenergy plantations highly correlates with NDVI. To use NDVI for bioenergy crop prediction, an algorithm for determining the level of plant nutrients should be developed. It was found that at the end of the growing season (September or early October), the use of vegetation indices allows for the accurate estimation of the size and condition of bioenergy plantations since most crops in this period are already harvested. Sentinel-2-derived imagery is useful for monitoring bioenergy crop plantations as it provides images with a resolution of 10 m at 3–5-day revisiting time. We investigated NDVI on a total area of *Miscanthus × giganteus* plantations of 2.9 ha. The satellite-derived data accumulated and aggregated by the OneSoil application as of August 20 and September 19 resulted in NDVI values of 0.80 and 0.70, respectively, while the NDVI obtained with UAV imagery was 0.82 and 0.77, respectively. Consequently, the satellite can provide quite acceptable NDVI data for use in the monitoring of bioenergy plantation yield at the national level.

**Keywords:** willow; poplar; *Miscanthus × giganteus*; NDVI.

Надійшла / Received 13.10.2023  
Погоджено до друку / Accepted 20.10.2023