

<https://doi.org/10.15407/knit2020.06.027>
УДК 528.88; 519.9; 004.932

А. Ю. ШЕЛЕСТОВ^{1,2}, проф. кафедри інформаційної безпеки Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», пров. наук. співроб. Інституту космічних досліджень Національної академії наук України та Державного космічного агентства України, д-р техн. наук, проф.

Б. Я. ЯЙЛИМОВ¹, старш. наук. співроб., канд. техн. наук
E-mail: yailymov@gmail.com

Г. О. ЯЙЛИМОВА³, аспірантка

Ю. В. БЛОКОНСЬКА¹, молод. наук. співроб.

О. В. НІВ'ЄВСЬКИЙ⁴, проф. Київської школи економіки та координатор дослідницького проекту UaFoodTrade, який виконується спільно з Лейбніц-Інститутом аграрного розвитку в країнах з перехідною економікою (IAMO), д-р філософії

¹ Інститут космічних досліджень Національної академії наук України та Державного космічного агентства України
Проспект Академіка Глушкова 40, корп. 4/1, Київ, Україна, 03187

² Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»
Проспект Перемоги 37, Київ, Україна, 03056

³ Київський національний університет імені Тараса Шевченка
вул. Володимирська 64/13, Київ, Україна, 01601

⁴ Київська школа економіки
вул. Дмитрівська 92–94, Київ, Україна, 02000

СУПУТНИКОВИЙ МОНІТОРИНГ ПОСІВІВ ПО УКРАЇНІ

Забезпечення подальшого економічного зростання сільського господарства України потребує освоєння та ефективного використання інноваційних технологій. Зокрема, супутниковий аналіз дає можливість відслідковувати стан сільськогосподарських угідь шляхом моніторингу їхніх якісних та кількісних показників природно-кліматичних характеристик. У рамках проекту Світового банку «Підтримка прозорого землекористування в Україні» у співпраці комерційної компанії EOS Data Analytics із Інститутом космічних досліджень НАН України та ДКА України розроблено технологію супутникового моніторингу використання сільськогосподарських земель в Україні. На основі створеної технології побудовано карти класифікації земного покриву на базі трьох наборів даних: наземні дані вздовж доріг, дані фермерів та супутникові дані (часові ряди оптичних даних «Sentinel-2» та радарних даних «Sentinel-1»). Для створення карт класифікацій використано алгоритм Random Forest, реалізований на базі хмарної платформи Google Earth Engine. Отримано оцінку точності та порівняні площі посівів сільськогосподарських культур по всій території України. За результатами експерименту наведено порівняння класифікації на двох окремих наборах даних для навчання — наземних даних, зібраних вздовж доріг, та даних фермерів. В результаті отримано валідовану карту посівів сільськогосподарських культур, яку було представлено на офіційному порталі ДержГеоКадастру України. Наведено основні результати, отримані в ході аналізу сільськогосподарських земель України, а також результати порівняння зі статистичними даними.

Ключові слова: супутниковий моніторинг, землекористування, Світовий банк, інноваційні технології, дистанційне зондування, карта класифікації земного покриву, часові ряди супутникових даних.

Цитування: Шелестов А. Ю., Яйлимов Б. Я., Яйлимова Г. О., Білоконська Ю. В., Нів'євський О. В. Супутниковий моніторинг посівів по Україні. *Космічна наука і технологія*. 2020. **26**, № 6 (127). С. 27—37. <https://doi.org/10.15407/knit2020.06.027>

ВСТУП

Сільськогосподарський сектор України забезпечує значну частку експорту продукції до країн Євросоюзу, Азії, Америки, а інтенсивний розвиток робить його одним з важливих чинників розвитку економіки та сприяє покращенню міжнародних економічних зв'язків. Аналіз обсягів валової продукції світового аграрного сектору показує, що Україна в разі поступається країнам з аналогічними агрокліматичними умовами за прибутковістю (для України валова продукція сільськогосподарських культур за 2018 рік становить 6.4 млрд євро, а для Іспанії та Франції — відповідно 25.7 та 42.4 млрд євро) [21]. При цьому у світовому рейтингу країн за використанням земель сільськогосподарського призначення Україна посідає 8-ме місце, Франція — 14-те, а Іспанія — 18-те.

Досвід використання супутникових даних у аграрній сфері вже має чимало розвинених країн світу. Так, Міністерство сільського господарства США (USDA) щороку використовує карти земного покриття (Cropland Data Layer) для оцінки врожайності та площ культур в США [14]. Департамент з питань довкілля, харчових продуктів та сільського господарства (Defra) Великобританії використовує карти земного покриття як основний інструмент для аналізу та створення інноваційних продуктів та послуг для країни [16].

У Канаді щорічно створюються карти посівів сільськогосподарських культур, які використовуються Департаментом сільського господарства та агропродовольства (AAFC) для прогнозу врожайності та прийняття обґрунтованих управлінських рішень та для оцінки конкурентоспроможності сільського господарства. Особлива увага приділяється п'яти основним культурам (пшениця, ячмінь, ріпак, кукурудза на зерно та соя) [2].

До недавнього часу в Україні на державному рівні карти земного покриття не використовувалися. Це пов'язано із з нерозумінням можливостей, які відкривають дані такого типу і, як результат, відсутністю самої карти у держави. Проте за рахунок чинної програми Світового Банку «Підтримка прозорого землекористування в Україні» ця ситуація значно покращується, і карти класифікації земного покриття стають

важливим джерелом додаткової інформації для управлінських органів.

Низький рівень використання сучасних технологій підприємствами та державними структурами є основною причиною відносно низького рівня прибутку із сільськогосподарських угідь. За умови побудови карти класифікації та її використанні як базовий інформаційний продукт можна розв'язувати багато інших важливих практичних задач. Зокрема, здійснювати оперативний моніторинг стану посівів протягом всього вегетаційного періоду, виявляти «виснажену землю» [1, 4] та проводити розрахунки економічно вигідних способів ведення господарства (в тому числі і за рахунок зменшення витрат), відслідковувати порушення сівозмін. Одним із способів вирішення цих проблем є використання сучасних супутникових технологій для оптимізації вибору типів сільськогосподарських культур.

Крім цього, запровадження технологій супутникового агромоніторингу у процес керування сільськогосподарськими угіддями стає ще більш актуальним напередодні відкриття ринку землі, запланованого на 2020 рік. Механізм використання супутникових даних відкриває доступ до об'єктивної історії користування земельними ресурсами [12, 13], створює правові, технічні та законодавчі передумови прозорого, справедливого та надійного процесу землеволодіння та землекористування.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Для забезпечення прозорості, справедливості та надійності процесу оренди землі, а у майбутньому і продажу, необхідна об'єктивна інформація про реальне землекористування та його історію, стан розвитку сільськогосподарських культур за кожен сезон. Усі ці показники суттєво впливають на ринкову вартість землі. Однак в Україні немає загальнодоступної системи з інформацією про реальне землекористування та власників земель. Ця інформація міститься лише в державній кадастровій системі та не є доступною для користувачів. Саме тому постає задача створення продукту, який дасть змогу проводити моніторинг та робити аналіз стану полів як за поточний, так і за попередні роки.

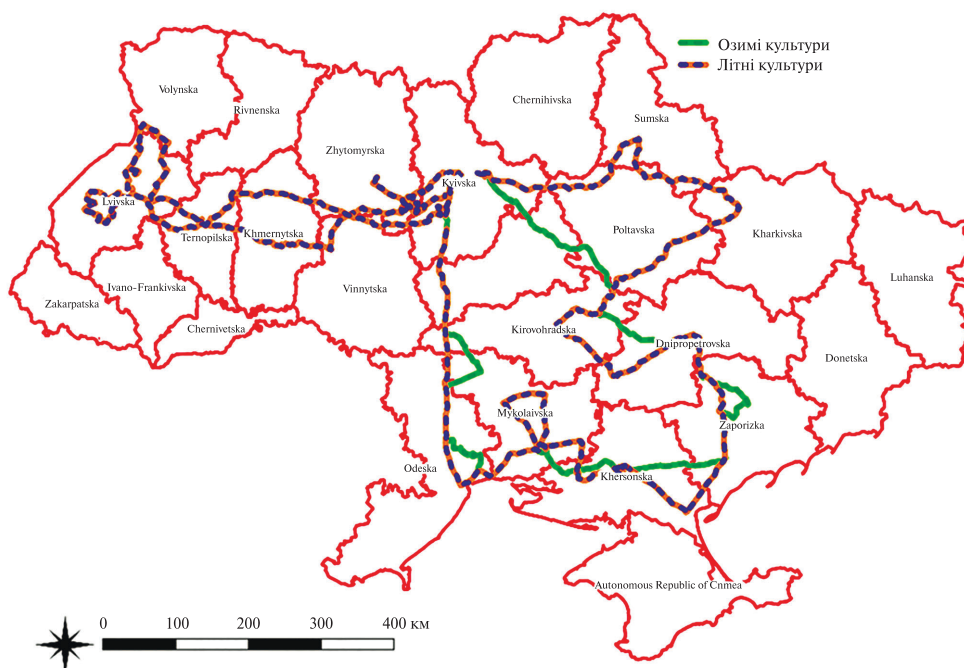


Рис. 1. Маршрути збирання даних для озимих та літніх культур

У межах проєкту Світового банку за фінансової підтримки ЄС одним із напрямів роботи є використання супутникових даних для вирішення задачі моніторингу землекористування на території України. У попередні роки використовувались невеликі пілотні райони та області, на яких відпрацьовувались технології. Цього року для комерційної компанії EOS Data Analytics та Інституту космічних досліджень НАН України та ДКА України, які спільно виконують цей проєкт, було поставлено завдання розширення до масштабів усієї країни методології побудови карти земного покриття, розробленої під час виконання пілотного проєкту у 2018 році для трьох областей України [6, 8—10]. У перспективі до 2023 року в державних установах планується розробити та впровадити оперативну технологію супутникового моніторингу.

ВХІДНІ ДАНІ

Традиційно навчання моделей для побудови карти земного покриття провадиться на основі часових рядів супутникової інформації, а для

навчання використовуються наземні дані. Для побудови карти класифікації було використано такі набори даних.

Наземні дані вздовж доріг. Для виконання проєкту у 2019 році наземні дані були зібрані вздовж доріг [22] згідно з протоколом JESAM щодо збору наземних даних [3]. Збір даних відбувався по території всієї України у два етапи: у квітні — збір озимих культур, у червні — збір літніх культур. Маршрути будувалися із врахуванням різноманітності культур та кліматичних зон. Також для планування маршрутів враховано відсоток сільськогосподарських площ по областях відносно всієї площі орних земель України (рис. 1).

Розподіл зібраних наземних даних вздовж доріг по типах культур корелює із розподілом площ мажоритарних культур в Україні. Дані, що стосуються несільськогосподарських типів земного покриття, частково також збиралися під час наземних досліджень, але здебільшого були додані по фотоінтерпретації на основі безхмарних оптичних даних та шляхом використання відкритих джерел інформації (табл. 1).

Таблиця 1. Розподіл зібраних наземних даних вздовж доріг та доданих по фотоінтерпретації класів, які були використані для побудови карт класифікації у 2019 р.

Сільськогосподарські класи	
Зернові культури	3573
Соняшник	1371
Кукурудза	1141
Соя	740
Ріпак	566
Інші культури	221
Люцерна	79
Горох	71
Буряк	65
Гречка	23
Не сільськогосподарські класи	
Необроблювані землі	1754
Вода	678
Виноградники	455
Ліс	447
Штучні об'єкти	445
Сади	367
Піски, кар'єри	250
Болото	221

Таблиця 2. Розподіл даних фермерів по культурах

Культура	Дані фермерів (кількість)
Зернові культури	659
Соняшник	779
Кукурудза	1681
Соя	429
Ріпак	528
Загалом	4076

Дані фермерів. Цього року збір наземної інформації відбувався також за участі фермерів, які надали інформацію про свої поля. Ці дані наявні лише для п'яти областей України та містять в собі інформацію лише про мажоритарні культури (зернові культури, соняшник, кукурудзу, сою та ріпак). На відміну від зібраних наземних

даних для даних фермерів немає кореляції з площами посівів по зернових культурах та кукурудзі. Розподіл класів приведено в табл. 2.

На рис. 2 показано територіальне розташування даних фермерів відносно адміністративних областей та кліматичних зон України.

Супутникові дані, а саме часові ряди оптичних даних «Sentinel-2» та радарних даних «Sentinel-1» з просторовим розрізненням 10 м за період з 1 квітня по 15 жовтня. Саме цей період є показовим для сільськогосподарських культур, які висівають фермери та селяни на своїх землях. На рис. 3 показано покриття території України графами супутників «Sentinel-1» та «Sentinel-2».

МЕТОД РОЗВ'ЯЗАННЯ

У 2020 р. у межах виконаних робіт побудовано карту класифікації за допомогою двох алгоритмів — Random Forest, реалізованого у відкритій хмарній платформі Google Earth Engine (GEE) [17, 18] та власного алгоритма компанії EOS Data Analytics із використанням конволюційних нейронних мереж, а також здійснено порівняльний аналіз отриманих результатів. Нижче ми будемо розглядати результати, отримані з використанням Random Forest. Random Forest — один з популярних методів машинного навчання, що полягає у використанні ансамблю дерев рішень та застосовується для задач класифікації, регресії і кластеризації. Дерево рішень будується на основі навчальної вибірки та використовує поняття інформаційної ентропії. На кожному вузлі дерева вибирається один атрибут з даних, який найбільш ефективно розбиває навчальну множину на підмножини, що максимально відрізняються між собою.

В даному класифікаторі найбільш чутливим параметром для точності класифікації є кількість дерев. Для зменшення чутливості та подолання схильності до перенавчання використано такі технології, як прорідження (pruning) вже отриманого дерева. Використаний метод класифікації описано в роботах [5—11]. В рамках цієї роботи використано 100 дерев, а для зниження чутливості та подолання схильності до перенавчання використовуються такі технології, як обрізка вже отриманого дерева. Класифікатор RF

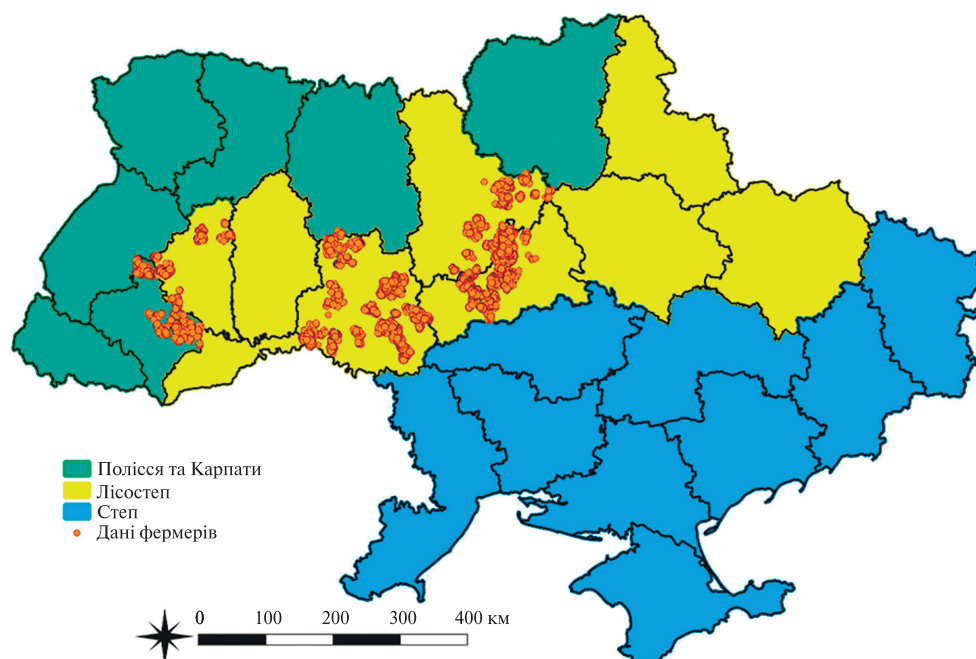


Рис. 2. Територіальне розташування даних фермерів у адміністративних областях та кліматичних зонах України

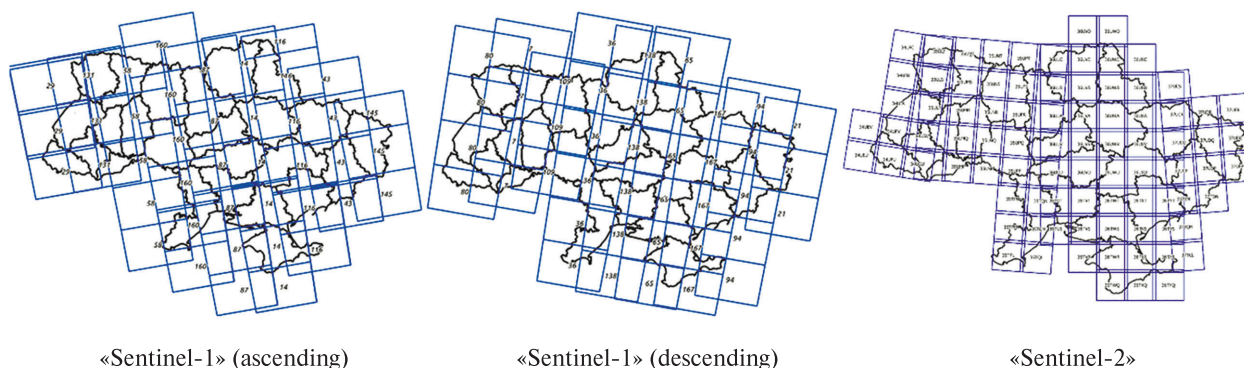


Рис. 3. Покриття оптичними та радарними даними території України

використовує дані різних супутників (радарні «Sentinel-1» та оптичні «Sentinel-2»), об'єднані в один часовий ряд. Супутникові дані за вегетаційний період містять часову складову, що відображається на зміні вегетативних характеристик рослин, що особливо важливо у задачі розпізнавання культури. Зібрані наземні дані попередньо розділені на дві рівні частини — одна для навчання, а інша — для тестування обох результатів.

Вибір описаної методології, що базується на використанні часових рядів супутникової інформації [5], пояснюється практичною неможливістю визначити вид сільськогосподарської культури, маючи в розпорядженні лише одне-два супутникові зображення. Зробити це можна лише в одиничних випадках (наприклад, дуже добре видно озимий ріпак під час його цвітіння або озимі зернові культури навесні). Такі ж куль-

тури, як соняшник, соя, кукурудза, буряк, гречка не мають очевидних ознак відмінності між собою при використанні лише оптичної інформації. До того ж одним із найосновніших недоліків оптичних знімків є висока чутливість до хмар та тіней. Тому вказати тип культури із найвищою точністю можна лише з використанням радіометричних даних «Sentinel-1» разом з оптичними даними «Sentinel-2» наприкінці сезону.

АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ

В роботі проведено експеримент із порівнянням результатів класифікації на двох окремих наборах даних для навчання — наземних даних, зібраних вздовж доріг, та даних фермерів. Цей експеримент дає можливість оцінити можливість заміни збору наземних даних набором даних, яким володіють фермери, для економії як людських ресурсів, так і фінансових витрат на збір даних.

Традиційним способом оцінки точності карт земного покриття є побудова матриці невідпо-

відності на основі незалежних даних, які не використовувалися при побудові самої карти. Альтернативним шляхом оцінки результату є порівняння отриманих площ із офіційними статистичними даними [20].

Аналіз точності карти класифікації, отриманої на основі даних вздовж доріг, проведено на тестовій незалежній вибірці. В результаті загальна точність карти класифікації становить 94.8 %. Точності карти класифікації по класах наведено у табл. 3.

Отриману карту класифікації було порівняно зі статистичною інформацією (рис. 4).

З огляду на наявність незалежного набору даних від фермерів, на їхній основі було побудовано незалежну класифікацію. На основі тестових незалежних даних отримано оцінку загальної точності карти класифікації, яка дорівнює 87 %. Нижче наведено порівняння точностей карт, отриманих на основі даних фермерів та наземних даних по п'яти мажоритарних культурах (табл. 4).

З діаграми, приведеної на рис. 5, що при побудові карти з використанням даних фермерів стається значна недооцінка загальної площі орних земель по території України. Зокрема, найбільша розбіжність типова для областей степової зони — Одеської, Херсонської, Запорізької та Криму.

Така значна розбіжність пов'язана з тим, що скупчення даних фермерів розташоване у п'яти областях та майже в одній кліматичній зоні. Саме це і є причиною того, що південні області, які відрізняються погодними умовами від центральних та західних областей, мають в результаті значну недооцінку площ на карті класифікації. Проте для областей, які лежать в тій самій кліматичній зоні, але віддалені від навчальних даних, різниця також є значною (наприклад, для Харківської області).

На рис. 6 зображено фрагмент карти класифікації з використанням лише точок від фермерів та карта на основі зібраних наземних даних. Видно, що великі масиви оброблюваних земель розпізнаються як необроблювані.

Аналізуючи отримані точності та порівнюючи площі посівів, можна зробити висновки про те, що дані фермерів не можуть замінити якісного

Таблиця 3. Значення точності карти класифікації

Клас	UA	PA	F1
Штучні об'єкти	57.1	92.5	70.6
Зернові культури	96.3	99.3	97.8
Ріпак	98.1	99.7	98.9
Гречка	100	13.7	24
Кукурудза	95.7	98.1	96.9
Буряк	93.1	80.9	86.6
Соняшник	97.4	99	98.2
Соя	90.1	84	86.9
Інші культури	43.3	28.5	34.4
Ліс	83.6	99.8	91
Необроблювані землі	71.4	92.4	80.5
Відкритий ґрунт	76.1	55.2	64
Вода	100	98.4	99.2
Болото	92.3	48.4	63.5
Горох	98.5	52.7	68.6
Трави	97.2	52.9	68.5
Сади, парки, лісополоси	76.2	48.1	59
Виноградники	97	30.6	46.6
Загальна точність		94.8	

Примітка. PA — точність виробника, UA — точність користувача, F1 — точність рівня F1.

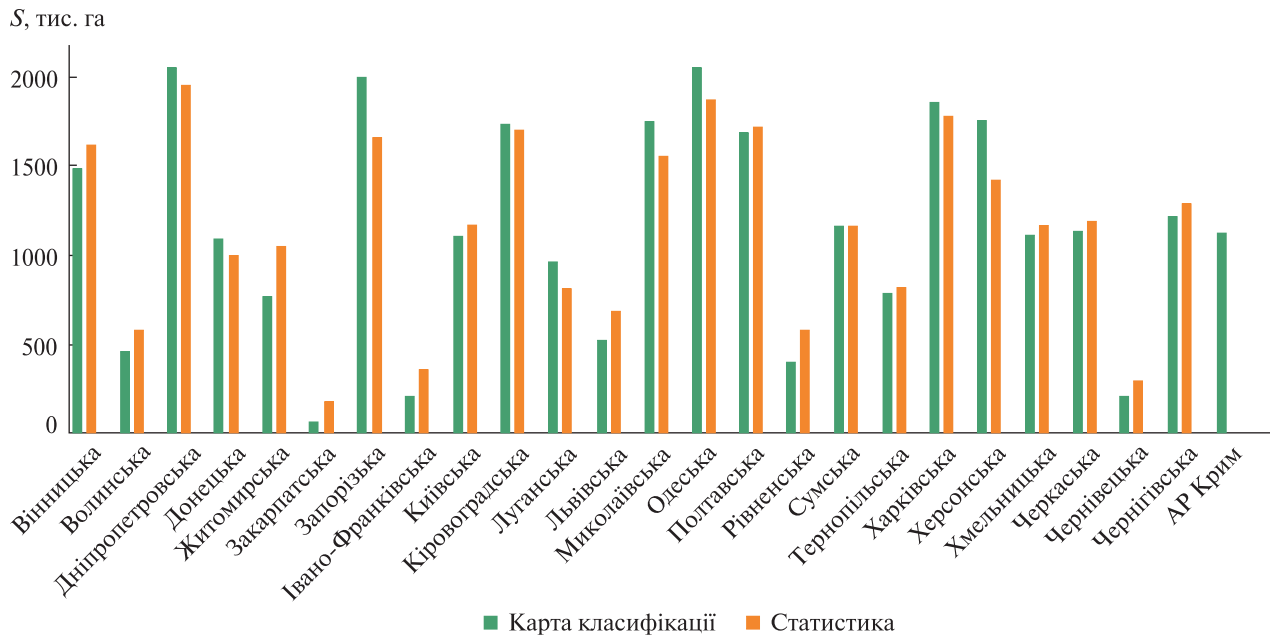


Рис. 4. Порівняння загальної площі сільськогосподарських культур по областях (2019 р.)

Таблиця 4. Порівняння точностей мажоритарних класів при побудові карти класифікації на основі даних фермерів та на основі наземних даних

Мажоритарні культури	На основі даних фермерів			На основі наземних даних		
	PA	UA	F1	PA	UA	F1
Зернові культури	87.9	98.2	92.7	99.3	96.3	97.8
Ріпак	96.6	95.8	96.2	99.7	98.1	98.9
Кукурудза	96.8	84	89.9	98.1	95.7	96.9
Соняшник	90.3	95	92.6	99	97.4	98.2
Соя	71.1	73.6	72.3	84	90.1	86.9
Загальна точність		87.1			94.8	

збору наземних даних. Проте їх можна використовувати як додаткову наземну інформацію, яка забезпечує незалежну перевірку точності моделі, побудованої на основі зібраних даних. Зокрема, карту, отриману алгоритмом RF на основі зібраних наземних даних, було валідовано незалежними даними фермерів. Загальна точність зернових культур склала 98 %, ріпаку — 97.1 %, кукурудзи — 96 %, соняшнику — 95.5 %, сої — 82 %. Ці результати добре корелюють із отриманими точностями на основі тестової незалежної вибірки, яку зібрано вздовж доріг.

Карта посівів сільськогосподарських культур по території всієї України, з якою можна ознайомитися на офіційному порталі ДержГеоКадастру України [15], є основним надбанням та результатом проєкту. Геопортал дає безкоштовний доступ до продуктів аналізу геопросторових даних, а користуватися цим сервісом можуть державні та місцеві органи влади, а також територіальні громади. Із використанням отриманих карт класифікації за кілька років поспіль відкривається більше можливостей при розв'язанні прикладних задач для сільського господарства. Зокре-

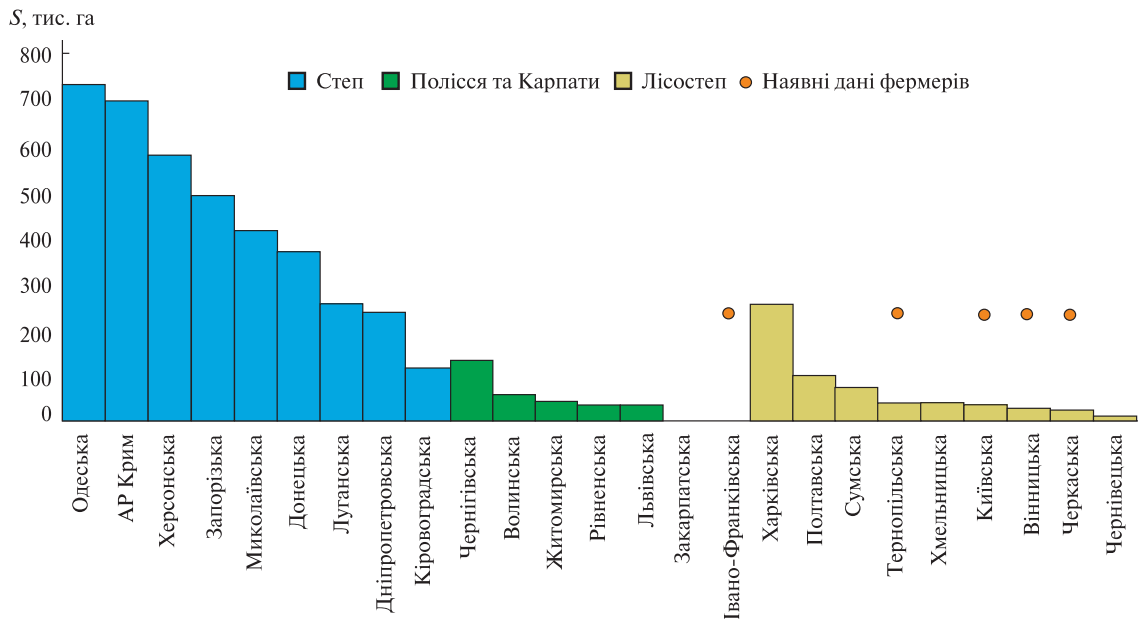


Рис. 5. Відхилення загальної посівної площі при побудові карти класифікації земного покриття на основі даних фермерів від площі по карті на основі наземних даних

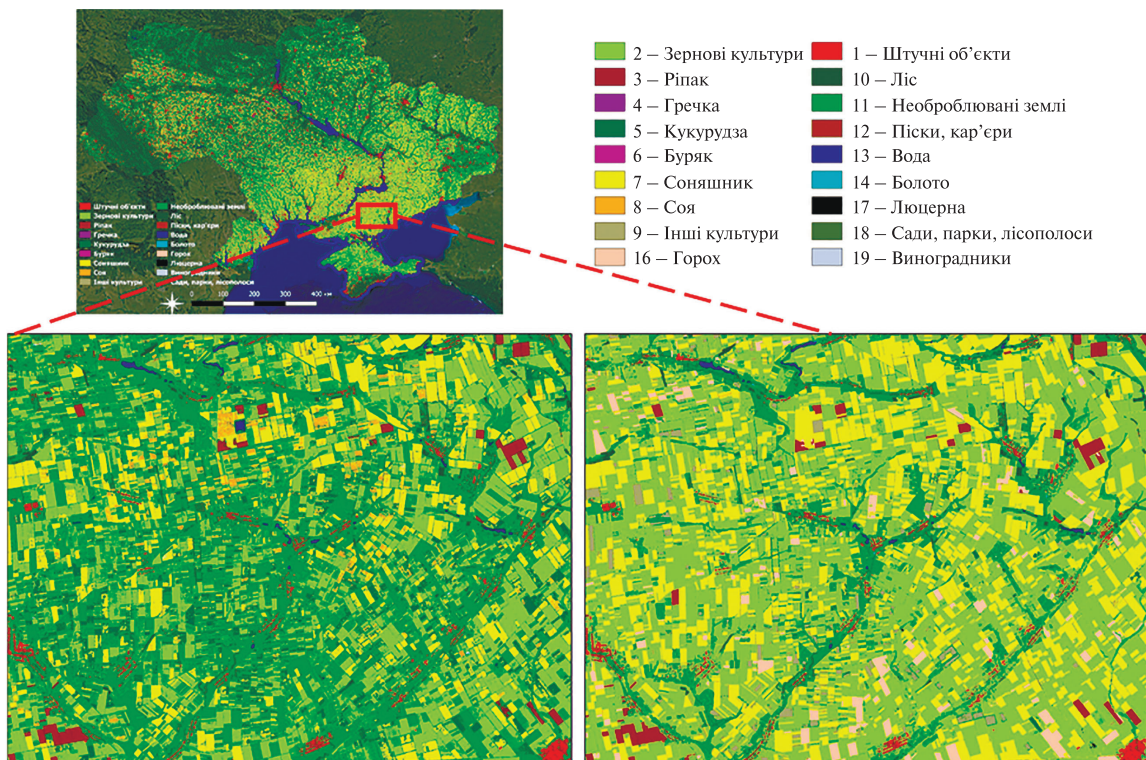


Рис. 6. Аналіз отриманої карти класифікації на основі інформації, наданої власниками сільськогосподарських угідь: а — положення тестової ділянки, б — використання лише точок від фермерів, в — карта на основі зібраних наземних даних

ма, маючи карти класифікації з 2016 по 2019 рр. можна визначити поля, які чотири роки поспіль були засіяні соняшником. За умови правильного використання земельних ресурсів соняшник на одному полі може висіватися один раз на сім років, інакше це дуже виснажує землю. Найбільші території, для яких ця умова не дотримується, виявлено у Миколаївській та Кіровоградській областях, а їхня площа становить приблизно 35 тис. га у кожній з областей. Подібна інформація має бути корисною як для місцевих органів влади, так і для державних для правильного використання земельних ресурсів.

ВИСНОВКИ

Таким чином, в межах проекту Світового банку на основі різних незалежних наземних даних отримано карти класифікації земного покриття із 10-метровим просторовим розрізненням для всієї території України. Загальна точність при цьому варіює від 87 % на основі даних фермерів до 94 % на основі зібраних даних вздовж доріг, що дає підстави стверджувати, що використання лише даних фермерів не є достатнім для отримання якісної карти. Також при порівнянні посівних площ при використанні даних фермерів спостерігалась значна недооцінка порівняно із статистичною інформацією та картою на основі зібраних наземних даних.

Використання отриманої карти класифікації дозволяє розв'язувати низку прикладних задач. Зокрема, сільськогосподарські товаровиробни-

ки можуть аналізувати поточний стан сільськогосподарських ділянок, заздалегідь передбачити врожайність та зрозуміти, які зміни клімату можуть вплинути на прибуток господарства. Також використання супутникової інформації дозволить уряду проводити щотижневий моніторинг розвитку сільськогосподарських культур, порівнювати стан сільськогосподарських культур із середньорічною тенденцією та минулими роками, оцінювати площі посівів за якісними та кількісними показниками та кластерувати поля за умовами розвитку сільськогосподарських культур.

Такий вид контролю допоможе уникнути явища «неоподаткованого» володіння землею, порушення сівозміни або руйнівного використання земельних ресурсів. Фінансова стабільність українських фермерів напряму залежить від можливості належним чином аналізувати поточний стан балансу та складати бізнес-плани на наступні робочі періоди, серед яких: побудова правильного сценарію інтеграції у світовий ринок продовольства; зменшення коливань ціни на врожай; оцінка сільськогосподарських ризиків, що призводять до не завищення потенційних загроз врожаю; затвердження кредитних ліній для фермерів із меншим відсотком.

Всі перераховані фактори є надзвичайно важливими для розвитку ринку сільського господарства України. Супутниковий моніторинг — це інформаційна підтримка для кожного з учасників економічної ланки сільського господарства України.

REFERENCES

1. Yailymov B. Ya., Lavreniuk M. S., Shelestov A. Yu., Kolotii A. V., Yailymova H. O., Fedorov O. P. (2018). Methods of essential variables determination for the Earth's surface state assessing. *Space Science and Technology*, **24**(4), 24—37. doi: doi.org/10.15407/knit2018.04.026.
2. Agriculture and Agri-Food Canada. URL: <https://www5.agr.gc.ca/eng/?id=1343066456961> (Last accessed: 03.03.2020).
3. Joint Experiment for Crop Assessment and Monitoring. URL: <http://jecam.org/documents/> (Last accessed: 03.03.2020).
4. Kussul N., Kolotii A., Shelestov A., Yailymov B., Lavreniuk M. (2017). *Land degradation estimation from global and national satellite based datasets within UN program*. 9th IEEE Int. Conf. on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), 383—386. doi: 10.1109/IDAACS.2017.8095109.
5. Kussul N., Lavreniuk M., Shelestov A., Skakun S. (2018). Crop inventory at regional scale in Ukraine: developing in season and end of season crop maps with multi-temporal optical and SAR satellite imagery. *Eur. J. Remote Sens.*, **51**, 627—636. doi: 10.1080/22797254.2018.1454265
6. Kussul N., Nizalov D., Shelestov A., et al. (2019). Satellite crop monitoring within World Bank project on land management transparency. *2019 World Bank conference on land and poverty, Washington, USA*. URL: <https://www.conftool.com/lan->

- dandpoverty2019/index.php/10-11-Kussul-1192_paper.pdf?page=downloadPaper&filename=10-11-Kussul-1192_paper.pdf&form_id=1192&form_version=final (Last accessed: 03.03.2020).
7. Kussul N., Shelestov A., Lavreniuk M., et al. (2016). Deep learning approach for large scale land cover mapping based on remote sensing data fusion. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 198–201. doi: 10.1109/igarss.2016.7729043.
 8. Kussul N., Shelestov A., Lavreniuk M., et al. (2019). Crop Mapping Based on Sentinel-1 and Sentinel-2 Data Within World Bank Project. Earth Observation Phi-Week, Rome, Italy. URL: <https://phiweek.esa.int/NikalWebsitePortal/esa-co-phi-week-2019/phiweek/Speaker#> (Last accessed: 03.03.2020).
 9. Kussul N., Shelestov A., Lavreniuk M., et al. (2019). Land Cover and Land Use Monitoring Based on Satellite Data within World Bank Project. 10th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Leeds, United Kingdom, 127–130. doi: 10.1109/DESSERT.2019.8770040.
 10. Kussul N., Shelestov A., Lavreniuk M., et al. (2019). Transparent Land Governance in Ukraine within World Bank Program. IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), Lviv, Ukraine, 1077–1080. doi: 10.1109/UKRCON.2019.8879771
 11. Lavreniuk M., Kussul N., Novikov A. (2018). Deep Learning Crop Classification Approach Based on Sparse Coding of Time Series of Satellite Data. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain, 4816–4819. doi: 10.1109/igarss.2018.8518263.
 12. Lavreniuk, M., Kussul, N., Shelestov, A., et al. (2016). Validation methods for regional retrospective high resolution land cover for Ukraine. 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 4502–4505. doi: 10.1109/igarss.2016.7730174.
 13. Lavreniuk, M., Kussul, N., Shelestov, A., et al. (2018). Object-Based Postprocessing Method for Crop Classification MAPS. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, 7062–7065. doi: 10.1109/igarss.2018.8519199.
 14. National Agriculture Statistics Service in USA. URL: <https://nassgeodata.gmu.edu/CropScape/> (Last accessed: 03.03.2020).
 15. Public cadastral map of Ukraine. URL: <https://newmap.land.gov.ua/> (Last accessed: 03.03.2020).
 16. Roadmap for the use of Earth Observation across Defra 2015–2020. URL: https://assets.publishing.service.gov.uk/government/uploads/system/uploads/attachment_data/file/488133/defra-earth-obs-roadmap-2015.pdf (Last accessed: 03.03.2020).
 17. Shelestov A. Yu., Lavreniuk M. S., Kussul N. M. (2016). Large scale crop mapping in Ukraine using Google Earth Engine. The American Geophysical Union (AGU) Fall Meeting, San Francisco, USA. URL: https://www.researchgate.net/publication/311922147_Large_scale_crop_mapping_in_Ukraine_using_Google_Earth_Engine (Last accessed: 03.03.2020).
 18. Shelestov A., Lavreniuk M., Kussul N., et al. (2017). Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science*. 5. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feart.2017.00017/full>. doi: 10.3389/feart.2017.00017 (Last accessed: 03.03.2020).
 19. Shelestov A., Lavreniuk M., Vasiliev V., et al. (2019). Cloud Approach to Automated Crop Classification Using Sentinel-1 Imagery. *IEEE Transactions on Big Data (Early Access)*, 1–1. doi: 10.1109/TBDATA.2019.2940237.
 20. State Statistics Service of Ukraine. URL: <http://www.ukrstat.gov.ua/> (Last accessed: 03.03.2020).
 21. UNO Food and Agriculture Organization. URL: <http://www.fao.org/> (Last accessed: 03.03.2020).
 22. Waldner F., Bellemans N., Hochman Z., et al. (2019). Roadside collection of training data for cropland mapping is viable when environmental and management gradients are surveyed. *Int. J. Appl. Earth Observ. and Geoinform.*, 80, 82–93. doi: 10.1016/j.jag.2019.01.002.

Received 03.03.2020

A. Shelestov^{1,2}, Prof. at the Department of Information Security,
Leading Researcher, Dr. Sci. in Tech., Full Professor

*B. Yailymov*¹, Senior Researcher, Ph. D. in Tech.

E-mail: yailymov@gmail.com

*H. Yailymova*³, Ph. D. student

*Y. Bilokonska*¹, Junior Researcher

*O. Nivievskyi*⁴, Prof. at Kyiv School of Economics, Coordinator of the Research Project
UaFoodTrade carried out jointly with The Leibniz Institute of Agricultural Development
in Transition Economies (IAMO), Ph. D.

¹ Space Research Institute National Academy of Sciences of Ukraine and State Space Agency of Ukraine
40 Glushkova Ave., build. 4/1, Kyiv, 03187 Ukraine

National Technical University of Ukraine, Kyiv, Ukraine

² National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
37 Peremohy Ave., Kyiv, 03056 Ukraine

³ Taras Shevchenko National University of Kyiv
64/13 Volodymyrska Str., Kyiv, 01601 Ukraine

⁴ Kyiv School of Economics
92–94 Dmytrivska Str., Kyiv, 02000 Ukraine

SATELLITE CROP MONITORING FOR UKRAINE

Support of the economic growth of Ukrainian agriculture requires the development and effective use of innovative technologies. In particular, satellite analysis makes it possible to monitor the state of agricultural land by monitoring their qualitative and quantitative indicators of natural and climatic characteristics. Satellite monitoring of agricultural land use in Ukraine has been developed within the World Bank program “Supporting Transparent Land Governance in Ukraine” in collaboration with EOS Data Analytics and Space Research Institute National Academy of Sciences of Ukraine and State Space Agency of Ukraine. Based on the developed technology, classification maps of the land cover were built based on three data sets: ground data along roads, farmers’ data, and satellite data (time series of “Sentinel-2” optical data and Sentinel-1 radar data). To create classification maps, the Random Forest algorithm was used, which is implemented on the Google Earth Engine cloud platform. An accuracy assessment was carried out, and crop compared areas throughout Ukraine were obtained. According to the results of the experiment, a comparison of the classification obtained from two separate training data sets (ground data collected along roads and data of farmers) is given. As a result, a validated crop map was obtained. The map is presented on the official web-portal of the State Geocadastre of Ukraine. The main results of the analysis of the agricultural lands of Ukraine, as well as, the results of comparisons with statistical data, are presented.

Keywords: satellite monitoring, land use, World Bank, innovative technologies, remote sensing, land cover classification map, time series of satellite data.