

УДК 551.509

СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ПЛОЩ ПОСІВІВ ОСНОВНИХ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР УКРАЇНИ ЗА СУПУТНИКОВИМИ ДАНИМИ

О. О. Кривошеїн¹, О. А. Кривобок¹, Адаменко Т. І.²

¹ Український гідрометеорологічний інститут,
03028, м. Київ, проспект Науки, 37, krivoshein@uhmi.org.ua

² Український Гідрометцентр
01601, м. Київ, вул. Золотоворітська, 6-В, adamenko@meteo.gov.ua

У даній статті розглядається одне з актуальних питань обслуговування сільськогосподарського виробництва -- створення системи автоматичного визначення площ посівів основних сільськогосподарських культур в Україні. Метою даної роботи є описання подібної системи, яка використовує в якості вхідної інформації супутникові дані високої роздільної здатності, а також оперативну агрометеорологічну інформацію (тип культури, дата сівби, вологість ґрунту, фаза розвитку, географічні координати та ін.) з мережі Гідрометцентру України. В основу побудови системи покладено поетапне вирішення наступних завдань: визначення геоінформаційних даних для окремих сільськогосподарських посівів; розроблення методів класифікації багатоспектральних супутникових зображень; розроблення програмних засобів для автоматизації процесу класифікації цих зображень із подальшим визначенням площ посівів. У цій роботі для здійснення класифікації сільськогосподарських угідь були застосовані наступні алгоритми (або класифікатори): SVM (метод опорних векторів), RF (метод «випадкового лісу») та NN (нейронні мережі). Вибір найбільш точного з них становив основу загального методу класифікації. В якості вхідних даних (ознак) були використані значення спектральних характеристик червоного та інфрачервоного каналів повного набору безхмарних супутникових знімків в період вегетації. Як результат були проведені тестові розрахунки по визначенню площ посівів сільськогосподарських культур у межах Київської області за 2018 рік. Оцінка точності отриманих результатів, яка проводилась шляхом зіставлення результатів визначення площ посівів за супутниковими даними зі статистичними даними, показала, що найменша точність характерна для посівів озимої пшениці та кукурудзи, точність класифікації сої та ярого ячменю невисока для більшості тестових районів, найбільша точність характерна для посівів соняшнику та ріпаку. Для поліпшення точності класифікації необхідно створювати більшу кількість класифікаційних ознак (у часовому аспекті), шляхом обробки більшої кількості супутникових знімків в період вегетації, а також збільшувати кількість і площу тестової вибірки шляхом систематичного відбору наземних даних по областях України через працівників агрометеорологічних станцій. Розроблено схему системи визначення площ посівів основних сільськогосподарських культур в Україні за супутниковими даними, яку пропонується використовувати в Гідрометцентрі України

Ключові слова: система визначення площ посівів, геоінформаційні дані, класифікація, основні сільськогосподарські культури.

1. ВСТУП

Для удосконалення агрометеорологічного обслуговування сільськогосподарського (с/г) виробництва в Україні одним з важливих аспектів є створення системи визначення площ посівів основних с/г культур.

Розвиток супутникових технологій на сьогоднішній день робить їх одним з основних інструментів вирішення глобальних питань в будь-якій сфері людської діяльності, в тому числі і сільському господарстві. Багаторічний досвід наукового аналізу супутникової інформації свід-

чить про принципову можливість використання супутникових даних для моніторингу посівів с/г культур: визначення посівних площ, параметрів рослинного покриву, стану польових культур та інше [1,2]. Саме тому в світовій практиці основним інструментом в системі визначення посівних площ с/г культур є супутникові дані. Так, за допомогою супутника Landsat 8 (виведеного на орбіту в 2013 році як результат об'єднаної місії NASA і USGS) можна отримувати знімки з просторовою роздільною здатністю 30 метрів, що дозволяє з досить високою точністю визначати площу посівів окремих с/г культур.

Одним з важливих методичних питань дистанційного зондування є точність ідентифікації обстежуваних посівів на супутниковому зображенні і створення відповідної класифікації для подальшого напівавтоматичного визначення площ посівів окремих сільськогосподарських культур. Вирішення цього питання є ключовим у розробленні якісної системи визначення площ посівів.

В даній роботі розкривається можливість реалізації загальної системи визначення площ посівів через поетапне вирішення ключових задач, а саме: розроблення методики отримання геоінформаційних даних для окремих сільськогосподарських посівів; розроблення методів класифікації багатоспектральних супутникових зображень та програмних засобів для автоматизації процесу класифікації цих зображень із подальшим визначенням площ посівів.

Взагалі завдання, яке вирішуються на кожному етапі даної роботи, досить складні, але в останній час в науково-технологічному аспекті вирішення цієї проблеми склалися такі передумови, що значно спрощують отримання кінцевого результату. По-перше, в світі здійснилися революційні зміни в отриманні оперативної супутникової інформації високого просторового та спектрального розрізнення. Дані з супутників Landsat-7/8, Sentinel - 1, 2 з просторовим розрізненням 20-30 м доступні практично через декілька годин після прольоту над досліджуваним районом (<https://www.usgs.gov/land-resources/nli/landsat>, <https://www.sentinel-hub.com/>). Окрім цього, сучасні технології виробництва та запуску так званих кубсатів – нано та міні супутників, дозволяє значно збільшити їх кількість на орбіті. Лише компанія Planet Labs запустила у 2017 році 146 міні супутників. Їх запуск буде зростати у наступні роки на 30-50% щорічно. Друга компанія Satellogic планує здійснити запуск біля 300 супутників для отримання гіперспектральних даних з розрізненням від 1 до 30 метрів. Все це демонструє можливість отримання супутникової інформації в будь який час, над будь яким районом світу. По-друге, в останній час стрімко розвиваються методи класифікації супутникових зображень, які ґрунтуються на машинному навчанні – нейронні мережі, класифікація на основі дерев прийняття рішень, точність розпізнавання в який досягає 90% і більше. Паралельно з розвитком методів удосконалюються програмні засоби обробки супутникових даних, особливо це стосується таких мов програмування як R, Python, Google Engine, в яких реалізовано не тільки можливість попередньої

обробки даних (геометрична та радіометрична корекція), але і проведення класифікації зображень з залученням методів машинного навчання. І, по-третє, особливості, що стосуються території України полягають у тому, що мережа агрометеорологічних постів та станцій Українського гідрометеорологічного центру (УкрГМЦ) складається з більш ніж 100 одиниць, що дозволяє регулярно отримувати інформацію про стан та розташування посівів з будь якого регіону України та мінімізувати витрати на проведення подібних робіт.

Таким чином, розробка системи визначення площ посівів с/г культур має важливе практичне значення, оскільки спільно з результатами роботи адаптованої системи прогнозування врожайності [3] дозволить з достатньою точністю визначати майбутній валовий збір врожаю основних с/г культур в Україні.

2. ВИЗНАЧЕННЯ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ ДАНИХ ОКРЕМИХ ПОСІВІВ С/Г КУЛЬТУР

Для створення системи визначення площі посівів основних с/г культур в Україні за супутниковими даними на початковому етапі необхідним є визначення геоінформаційних даних (географічні координати) окремих с/г полів. Ця інформація отримується з мережі агро-, метеорологічних станцій Українського гідрометеорологічного центру України, на яких проводяться агрометеорологічні спостереження за окремими посівами с/г культур протягом усього вегетаційного періоду.

Особливістю геоінформаційних даних полів є можливість відображення і зіставлення їх з супутниковими даними в різних програмних середовищах QGIS, Google Engine та інші.

Запропонований метод визначення географічної інформації полів (тестових посівів) полягає в наступному:

- співробітник метеостанції виїжджає в поле і за допомогою GPS-пристрою визначає координати однієї точки в межах поля (мінімальна відстань від краю поля 50 метрів);

- електронною поштою передає заповнену таблицю всіх необхідних характеристик (географічні координати, інформація про тип культури, дата сівби, стан посіву, розмір поля, попередники та інше) в УкрГМЦ;

- за допомогою програмного забезпечення QGIS, ArcGIS визначається точка за відповідними координатами на супутниковому знімку високої роздільної здатності та створюється векторний об'єкт поля (рисунок 1);

- записується інформації по даному полю в атрибутивну таблицю шейп-файлу.



Рис. 1 – Приклад оцифрованого векторного об'єкта с/г поля за координатами однієї точки

Fig. 1 – The example of digitized vector object using one-point coordinates in the field

За цим методом визначення географічних координат здійснюється GPS-пристроєм. Найбільш оптимальним є використання мобільних пристроїв із вбудованими GPS модулями (телефон, планшет, ноутбук) та з підключенням до інтернету. В даному випадку було використано програмне забезпечення 3planeta.com.

3. МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ БАГАТОСПЕКТРАЛЬНИХ СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ОКРЕМИХ ПОСІВВ С/Г КУЛЬТУР

3.1 Загальні концептуальні підходи класифікації супутникових зображень

Існує два загальних підходи, які використовуються для класифікації супутникових зображень: контрольована і неконтрольована класифікація. У контрольованій класифікації ідентифікуються певні типи земної поверхні, спираючись на вхідну інформацію, яка відома заздалегідь (тестова вибірка). За допомогою неконтрольованої класифікації система розділяє точку зображення на кластери, які пізніше класифікуються вручну. У даній роботі запропоновано використання контрольованої класифікації з огляду на можливості отримання додаткової інформації з агро- і метеорологічних станцій УкрГМЦ.

У контрольованій класифікації існують дві концепції: класифікація на основі точок (попиксельна) і об'єктна класифікація. Класифікація на основі точок здійснюється шляхом спроби класифікації кожного пікселя вихідного зображення незалежно один від одного. Класифікація на основі об'єктів полягає в групуванні пікселів

зображення в об'єкти (процес сегментації), після чого в даному підході класифікується кожен об'єкт, а не піксель.

У цих напрямках було проведено ряд досліджень, які порівнювали як класифікаційні концепції (піксельні і об'єктні) [4-11], так і класифікаційні алгоритми [12-15]. Згідно з вищевказаними роботами, в порівнянні піксельної і об'єктної класифікацій більш точною виявилась об'єктна, хоча в роботі [16], де проводилося порівняння піксельної і об'єктної концепцій для класифікації типів с/г угідь, було виявлено, що обидва підходи мають схожу точність, а об'єктна концепція класифікації мала проблеми, пов'язані з поглинанням маленьких рідкісних класів у великі об'єкти. У порівнянні класифікаційних алгоритмів найбільш точними виявилися наступні: SVM (Support Vector Machine), RF (Random Forest) і нейромережеві алгоритми NN (Neural Network).

3.2 Алгоритми класифікації супутникових зображень

SVM (Support Vector Machine) Метод опорних векторів. Цей контрольований підхід щодо машинного навчання часто використовують для вирішення задач класифікації. Робота методу опорних векторів базується на побудові гіперплощини, яка максимально розділяє дані з навчальної вибірки за певними ознаками (в нашому випадку цими даними є значення пікселів, їхнього спектрального ходу). Гіперплощина є математичною сутністю, що відділяє між собою класи об'єктів з однаковими ознаками. Гіперплощина обирається таким чином, щоб бути розташованою на максимальній відстані від елементів кожного з класів, тобто посередині деякої зони (максимальної межі), що відділяє між собою ці елементи.

RF (Random Forest). «Випадковий ліс». Метод машинного навчання, який полягає у використанні ансамблю дерев рішень (Decision Trees). Дерева відповідають на послідовні питання (або умови), відповідь на які спрямовує нас за певним маршрутом дерева (гілки). Глибина дерева є важливою концепцією даної моделі. Вона показує, скільки питань задано, перш ніж ми досягнемо нашої прогнозованої класифікації.

NN (Neural Network). Нейронні мережі. В даний час при виборі підходу до класифікації с/г культур за даними ДЗЗ кращими є нейромережеві методи [17]. Нейронна мережа - це розподілена паралельна обчислювальна архітектура, що складається з елементарних одиниць обробки

інформації, які накопичують експериментальні знання і надають їх для подальшого використання [18,19]. Іншими словами, це математична модель (і її програмна реалізація), яка побудована за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж -- мереж нервових клітин живого організму. Використання нейронних мереж є ефективним підходом до статистичного розпізнавання образів. У практичних завданнях класифікації найчастіше застосовують нейронні мережі прямого поширення (відомі також як багаточаровий перцептрон або MLP), для навчання яких використовують різні модифікації методу градієнтного спуску [20].

У цій роботі для здійснення класифікації с/г угідь були застосовані вищеописані алгоритми (або класифікатори). Вибір найбільш точного з них становив основу загального методу класифікації. В якості вхідних даних (ознак) були використані значення спектральних характеристик червоного та інфрачервоного каналів повного набору безхмарних супутникових знімків в період вегетації.

4. ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ КЛАСИФІКАЦІЇ. ТЕСТОВІ РОЗРАХУНКИ

Програмні засоби були створені на мові програмування R (версія 3.5.1) з використанням бібліотек `maptools`, `raster`, `rgdal`, `randomForest` та `caret`.

4.1 Обробка та підготовка супутникових знімків

В період сезону вегетації 2018 року (березень - серпень) були завантажені лише два безхмарні супутникові знімки Landsat-8 для тестового регі-

ону Київської області 30.04.2018 та 1.06.2018. Ці знімки були оброблені на предмет радіометричної корекції і побудови маски с/г земель. Для того щоб побудувати маску с/г земель для супутникових знімків були використані векторні карти лісів, селищ, міст, садів, водойм і річок. Всі перераховані векторні карти були об'єднані в шейпфайл ділянок несільськогосподарського призначення. Після цього, створений шейпфайл був використаний для побудови маски сільськогосподарських земель, яка застосовувалася для супутникових знімків. По цій масці були створені вихідні растри (рисунок 2).

Алгоритм створення вихідних оброблених растрів, який зображений на рисунку 2, застосований для червоного і інфрачервоного каналів завантажених супутникових знімків. Після обробки растрів з них був скомпонований «стек» (коли растрові комірки накладаються одна на одну, вони перетворюються в готові до обробки дані типу «стек»). Сформований «стек» з 4 растрів (2 канали знімка за 30.04.2018 і 2 канали знімка за 01.06.2018) був використаний для екстракту радіометричних значень в межах тестових полів і подальшого навчання класифікаторів.

4.2 Створення тестової вибірки

Для створення тестової вибірки були зібрані дані з 117 полів загальною площею 4306 га (переважно в Київській області) в межах «стеку» супутникових знімків (рисунок 3).

По таблиці 1 можна виділити п'ятірку основних с/г культур тестової вибірки по площі посівів і кількості полів (кукурудза, соняшник, озима пшениця, ярий ячмінь і соя), що відповідає загальній картині розподілу с/г культур по області та країні в цілому.

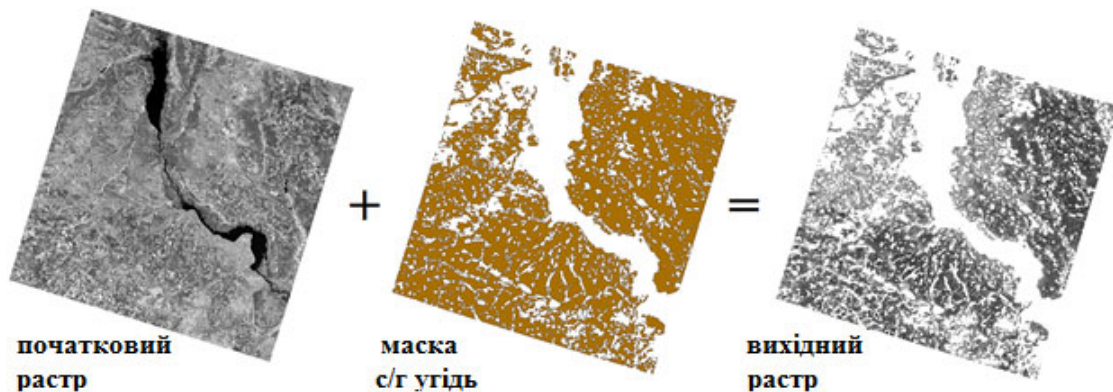


Рис. 2 - Схема виділення на растрі с/г угідь для подальшої класифікації
Fig. 2 – The scheme of image processing by agricultural mask

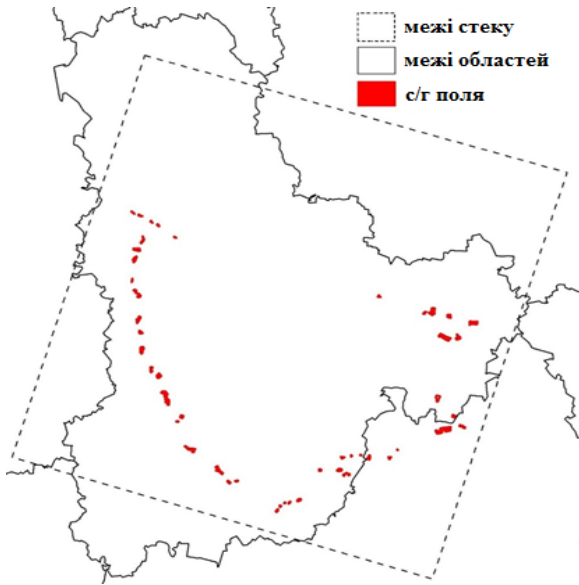


Рис. 3 – Маршрут для створення вибірки тестових полів
Fig. 3 – The route of fields test samples formation

Таблиця 1 – Розподіл с/г культур тестової вибірки по загальній площі посівів

Table 1 – Crop distribution within fields test samples by area

культура	площа (га)	кількість полів
кукурудза	1324	33
соняшник	955	23
озима пшениця	914	27
ячмінь	400	12
соя	349	11
ріпак	82	4
пар	66	1
цукровий буряк	60	1
горох	47	2
люцерна	41	1
картопля	40	1
гречка	28	1

4.3 Виконання тестових розрахунків для оцінки точності алгоритмів

На вхід класифікаторів подавалися значення «стеку» супутникових знімків в межах полів всієї тестової вибірки в двох варіантах: навчання з урахуванням всіх наявних класів (див. Таблицю 1), але з об'єднанням цукрового буряку і картоплі в клас коренеплоди і навчання з урахуванням 7 класів, де пар, цукровий буряк, горох, люцерна, картопля і гречка об'єднані в один клас під назвою «інші».

У зв'язку з незначною кількістю полів (для деяких культур по одному полю), точність класифікаторів перевірялася на всій тестовій вибірці

без поділу на навчальну і тестову («train/test») шляхом побудови матриці помилок. Матриця помилок є специфічною таблицею, яка дозволяє візуалізувати ефективність роботи алгоритму шляхом порівняння результатів прогнозованих класів з мітками фактичного класу: кожен стовпець відображає фактичний клас, тоді як рядки представляють прогнозні класи. Ці таблиці також дозволяють визначати плутанину класів, коли один клас класифікується як інший (звідси і назва «confusion matrix»). Точність класифікації певної культури дорівнює відношенню відповідного діагонального елемента матриці і суми всього рядка класу. Результуюча точність класифікатора розраховується як арифметичне середнє його точності по всіх класах. Записи в комірках таблиць представляють відсотки пікселів під відповідну культуру від загальної їхньої кількості (такий підхід використаний в роботі для спрощеного подання інформації).

Точність та результати класифікаторів SVM (Support Vector Machine або метод опорних векторів), RF (Random Forest або «випадковий ліс»), та NN (Neural Network або Нейронні мережі) по тестовій вибірці для двох варіантів 11 і 7 класів представлені в таблицях 2-7. Всі тестові культури в матрицях помилок позначені через цифри: 1 – озима пшениця, 2 – кукурудза, 3 – соняшник, 4 – ярий ячмінь, 5 – соя, 6 – ріпак, 7 – горох, 8 – коренеплоди, 9 – пар, 10 – люцерна, 11 – гречка, 12 – інші культури.

Майже більше половини пікселів, що за фактом відповідають посівам соняшнику, алгоритми SVM і NN класифікували як кукурудзу. Що стосується різної кількості класів (7 і 11), то різниця для всіх алгоритмів не суттєва. Для подальшої класифікації с/г культур в межах Київської області був застосований класифікатор RF, як найбільш точний.

З таблиць 2-7 видно, що найбільша точність класифікації притаманна алгоритму RF (більше 80%), а найменша -- алгоритму NN (менше 60%) в обох випадках (7 і 11 класів). Це пов'язано з тим, що для нейронних мереж (NN) потрібно більше вхідних ознак для більш точного результату, в той час як для методу «випадкового лісу» (RF) достатнім виявилось кілька ознак, щоб класифікувати с/г культури з хорошою точністю. Результати роботи класифікаторів SVM і NN мають низьку точність переважно через визначення посівів соняшнику як посівів кукурудзи.

Таблиця 2 – Матриця помилок класифікатора SVM для 11 класів (точність 0,6354)

Table 2 – Confusion matrix of SVM for 11 classes (accuracy 0,6354)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	15,62	0,04	0,00	0,83	0,00	0,03	0,00	0,00	0,10	0,00	0,00
2	0,16	25,51	11,62	0,57	6,41	0,00	0,20	0,75	0,00	0,00	0,01
3	0,00	3,24	9,45	4,13	1,21	0,00	0,45	0,02	0,00	0,00	0,54
4	1,71	0,15	2,02	5,93	0,05	0,00	1,19	0,00	0,00	0,00	0,03
5	0,02	0,15	0,00	0,00	0,26	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6	0,61	0,00	0,00	0,00	0,00	6,35	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	0,00
11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Таблиця 3 – Матриця помилок класифікатора SVM для 7 класів (точність 0,6535)

Table 3 – Confusion matrix of SVM for 7 classes (accuracy 0,6535)

	1	2	3	4	5	6	12
1	14,72	0,00	0,45	1,02	0,00	0,10	0,25
2	0,05	31,55	9,73	1,50	6,95	0,00	1,73
3	1,07	1,66	10,13	4,84	1,17	0,00	1,38
4	0,45	0,07	0,67	3,24	0,00	0,00	1,04
5	0,00	0,07	0,00	0,01	0,10	0,00	0,00
6	0,44	0,00	0,00	0,00	0,00	5,62	0,00
12	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Таблиця 4 – Матриця помилок класифікатора RF для 11 класів (точність 0,8242)

Table 4 – Confusion matrix of RF for 11 classes (accuracy 0,8242)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	15,95	0,20	0,20	0,40	0,00	0,22	0,04	0,00	0,00	0,04	0,00
2	0,22	29,16	3,88	0,66	2,89	0,07	0,04	0,27	0,00	0,00	0,20
3	0,18	2,23	17,16	0,37	0,90	0,00	0,42	0,00	0,00	0,00	0,18
4	0,15	0,16	0,20	6,64	0,09	0,00	0,26	0,00	0,00	0,00	0,18
5	0,02	1,06	0,46	0,02	4,39	0,00	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00
6	0,37	0,00	0,00	0,04	0,00	5,60	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00
7	0,00	0,00	0,11	0,40	0,00	0,00	1,96	0,00	0,00	0,00	0,00
8	0,00	0,07	0,04	0,00	0,13	0,00	0,00	1,24	0,00	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,22	0,00
11	0,00	0,11	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,09

5. ВЕРИФІКАЦІЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ВИЗНАЧЕННЯ ПЛОЩ ПОСІВІВ С/Г КУЛЬТУР ЗА СУПУТНИКОВИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ ЗІ СТАТИСТИЧНИМИ ДАНИМИ

Перші спроби застосування класифікатора на рівні адміністративних районів були невдалими, тому що розрахункові потужності комп'ютерів виявилися замалими для цього, а класифікувати

Таблиця 5 – Матриця помилок класифікатора RF для 7 класів (точність 0,8172)

Table 5 – Confusion matrix of RF for 7 classes (accuracy 0,8172)

	1	2	3	4	5	6	12
1	15,43	0,12	0,08	0,24	0,00	0,17	0,00
2	0,02	28,31	4,10	0,70	1,98	0,00	0,42
3	0,66	2,58	15,19	0,78	1,15	0,00	0,35
4	0,29	0,41	0,68	9,27	0,04	0,00	0,70
5	0,08	0,94	0,79	0,23	4,80	0,00	0,00
6	0,03	0,00	0,00	0,06	0,00	5,36	0,00
12	0,00	0,11	0,16	0,42	0,00	0,00	3,35

Таблиця 6 – Матриця помилок класифікатора NN для 11 класів (точність 0,5989)

Table 6 – Confusion matrix of NN for 11 classes (accuracy 0,5989)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	17,87	0,11	0,53	0,60	0,00	0,70	0,12	0,00	0,26	0,00	0,00
2	0,01	24,29	10,72	0,30	6,53	0,00	0,11	1,05	0,00	0,00	0,02
3	0,12	5,00	8,62	5,12	1,32	0,00	0,97	0,00	0,00	0,00	0,47
4	0,99	0,26	1,98	2,51	0,00	0,00	1,27	0,00	0,00	0,00	0,00
5	0,00	0,20	0,00	0,01	0,22	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
6	0,91	0,00	0,10	0,01	0,00	6,29	0,00	0,00	0,00	0,23	0,00
7	0,01	0,00	0,01	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
8	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
9	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,03	0,00	0,00
10	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,05	0,00
11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Таблиця 7 – Матриця помилок класифікатора NN для 7 класів (точність 0,5944)

Table 7 – Confusion matrix of NN for 7 classes (accuracy 0,5944)

	1	2	3	4	5	6	12
1	14,20	0,07	0,74	0,51	0,00	0,60	0,45
2	0,00	29,79	11,37	0,63	7,23	0,00	1,24
3	0,10	4,11	8,25	5,86	1,40	0,00	2,27
4	0,58	0,05	1,45	1,38	0,00	0,00	0,48
5	0,00	0,11	0,01	0,00	0,11	0,00	0,00
6	0,68	0,00	0,00	0,05	0,00	5,71	0,39
12	0,10	0,02	0,03	0,04	0,00	0,00	0,00

кожен район по фрагментах (рисунок 4) з подальшою їхньою агрегацією занадто кропітка робота. Було знайдено рішення у вигляді «паралельних обчислень» (parallel processing), які полягають у розділенні процесу на частини та їхнє одночасне виконання на різних процесорах (у нашому випадку на різних ядрах комп'ютера).

Таким чином класифікатор був застосований на адміністративному рівні для районів, виділе-

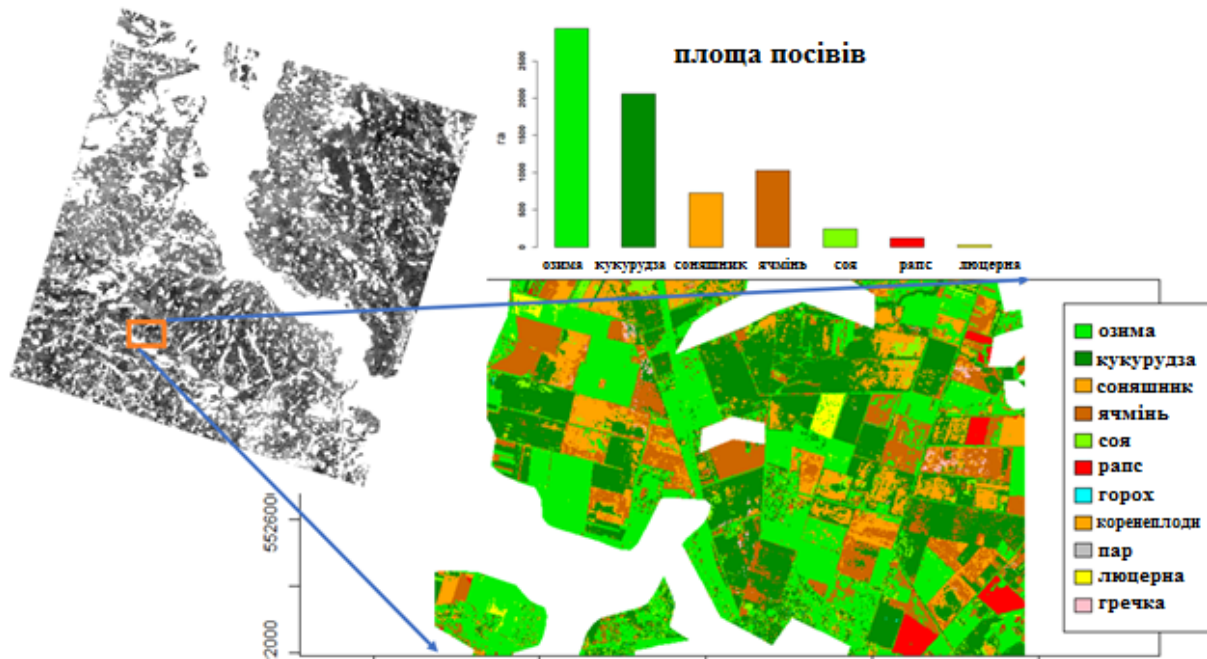


Рис. 4 – Приклад класифікації с/г посівів окремого фрагменту «стеку» в межах Київської області

Fig. 4 – The example of stack fragment classification in Kyiv region

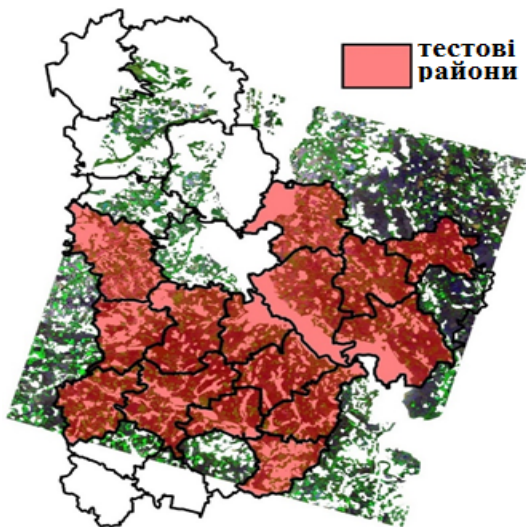


Рис. 5 – Тестові райони Київської області

Fig. 5 – Test districts in Kyiv region

них на рисунку 5. Для визначення площ посівів с/г культур за супутниковими даними на рівні адміністративних районів була обрана Київська область з наступних причин:

- наявність наземних даних (тестової вибірки) переважно в Київській області за 2018 рік;
- наявність статистичних даних площ посівів основних с/г культур (озима пшениця, кукурудза, соняшник, ячмінь, соя та ріпак), представлених в тестовій вибірці на районному рівні за 2018 рік;

- застосування алгоритму класифікації на районному рівні вимагає менше розрахункових потужностей комп'ютера, ніж, наприклад, на обласному.

На рисунку 5 виділені 15 тестових адміністративних районів Київської області, для яких був застосований класифікатор і визначено площі посівів основних с/г культур для подальшої верифікації отриманих результатів зі статистичними даними. Райони обрані за двома критеріями: а) наявність статистичних даних; б) розміщення району в межах «стеку» супутникових знімків.

Класифікатор послідовно застосований до Баршівського, Білоцерківського, Богуславського, Броварського, Бориспільського, Фастівського, Кагарлицького, Макарівського, Миронівського, Обухівського, Переяслав-Хмельницького, Рокишнянського, Сквирського, Васильківського та Згурівського районів. Приклад растрових зображень результатів класифікації для Миронівського, Бориспільського та Обухівського районів показано на рисунках 6-8.

Білий колір (або «порожнечі») в растрових зображеннях районів відповідає частинам території несільськогосподарського призначення, отримані шляхом реалізації пункту 3.1. У таблиці 8 вказані статистичні дані і результати класифікації, а також відносна і абсолютна похибки

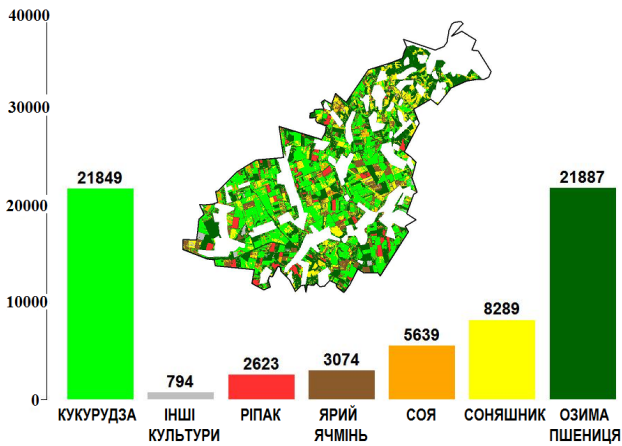


Рис. 6 – Результати класифікації Миронівського району, га
 Fig. 6 – Classification results in Myronivskyi district, ha

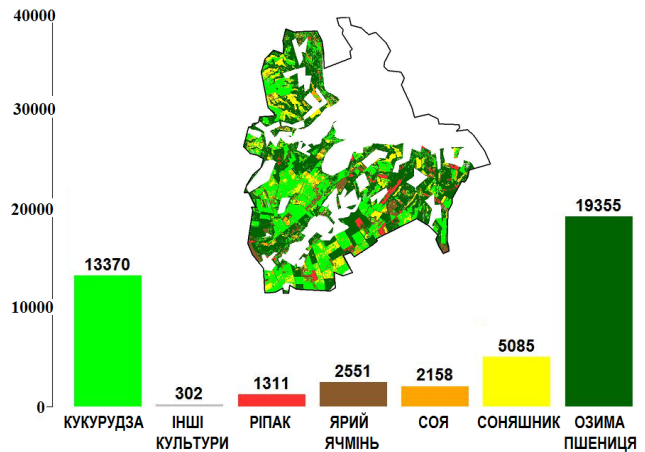


Рис. 8 – Результати класифікації Обухівського району, га
 Fig. 8 – Classification results in Obukhiv district, ha

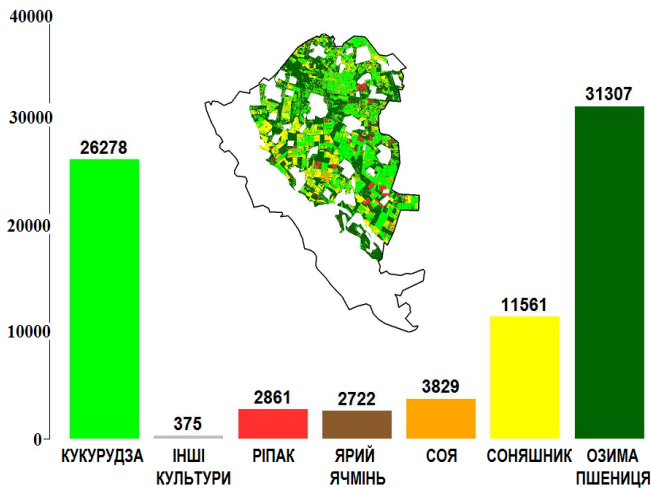


Рис. 7 – Результати класифікації Бориспільського району, га
 Fig. 7 – Classification results in Boryspil district, ha

між ними для основних с/г культур Миронівського, Бориспільського та Обухівського районів. З цієї таблиці видно, що площі посівів кукурудзи і озимої пшениці значно завищені в порівнянні зі статистичними даними (таке явище спостерігається і для інших 12 районів), що є результатом помилкової класифікації інших с/г угідь як класів кукурудзи і озимої пшениці. Це трапляється в умовах великої схожості часового ходу класифікаційних ознак (нагадаємо, що в нашому випадку це значення 2-х каналів знімка 30.04.2018 і 2-х каналів знімка 01.06.2018, які відповідають червоному і інфрачервоному спектрам) даних культур з іншими насадженнями (різнотрав'я, овочі, фруктові сади та ін.). Для поліпшення результатів класифікації озимої пшениці,

кукурудзи, а також сої та ячменю необхідно мати більшу кількість супутникових знімків (для створення більшої кількості класифікаційних ознак у часовому аспекті), а також збільшити кількість і площу тестової вибірки (наземних даних). Найкращі результати класифікації при таманні посівам соняшнику і ріпаку, середні відносні похибки яких по 14 районах (без урахування Васильківського) складають 21% і 23% відповідно.

За результатами проведеної класифікації основних с/г культур 2018 року в рамках тестових районів Київської області на базі 2-х супутникових знімків і тестової вибірки з 117 полів загальною площею 4306 га можна відзначити:

- найменша точність характерна для посівів озимої пшениці та кукурудзи;
- точність класифікації сої та ярого ячменю невисока для більшості тестових районів;
- найприйнятніша точність характерна для посівів соняшнику і ріпаку.

Для поліпшення точності класифікації необхідно:

- створювати більшу кількість класифікаційних ознак (у часовому аспекті), шляхом обробки більшої кількості супутникових знімків в період вегетації;
- збільшувати кількість і площу тестової вибірки шляхом систематичного відбору наземних даних по областях України через працівників агрометеорологічних станцій.

Таблиця 8 – Порівняння результатів класифікації із статистичними даними площ посівів основних с/г культур в Миронівському (М), Бориспільському (Б) та Обухівському (О) районах

Table 8 – Comparison of classification results with statistical data of main agricultural crops sown area in Myronivskiyi (M), Boryspil (B) and Obukhiv (O) districts

культура	район	статистичні дані, га	результат класифікації, га	відносна похибка, %	абсолютна похибка, га
ріпак	М	2915	2623	10	292
	Б	2585	2861	11	276
	О	1440	1311	9	129
соя	М	7645	5639	26	2006
	Б	4083	3829	6	254
	О	2562	2158	16	404
совишник	М	7864	8289	5	425
	Б	9481	11561	22	2080
	О	4505	5085	13	580
ярий ячмінь	М	1785	3074	72	1289
	Б	2292	2722	19	430
	О	1047	2551	144	1504
кукурудза	М	13097	21849	67	8752
	Б	15192	26278	73	11086
	О	7541	13370	77	5829
озима пшениця	М	5626	21887	289	16261
	Б	10357	31307	202	20950
	О	5249	19355	269	14106

6. СХЕМА СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ ПЛОЩ ПОСІВІВ С/Г КУЛЬТУР ЗА СУПУТНИКОВИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ

Схема системи визначення площ посівів с/г культур по супутникових зображеннях, яка складається з декількох блоків і може бути реалізована в Українському гідрометеорологічному центрі, представлена на рисунку 9. Умовно, всі блоки можуть бути розділені на організаційно-виробничі (1-2) і науково-методичні (3-8). Короткий опис функціоналу кожного блоку представлено нижче.

Блок 1. Забезпечення працівників гідрометеорологічних станцій пристроями GPS. Відповідальними за виконання даного етапу роботи є адміністрація Українського гідрометеорологічного центру. Необхідно забезпечити працівників станцій будь-яким пристроєм, що має можливість визначати географічні координати (планшет, телефон або безпосередньо GPS-пристрій).

Блок 2. Роботи по визначенню географічних координат с/г посівів і створення атрибутивних таблиць. При наявності GPS пристрою праців-



Рис. 9 – Схема системи визначення площ посівів с/г культур за супутниковими зображеннями
Fig. 9 – The scheme of area determining system of agricultural crops based on satellite data

ники гідрометеорологічних станцій повинні реалізувати алгоритм, який описаний в першому розділі даної статті. Результатом польових робіт з GPS-пристроєм повинна бути атрибутивна таблиця, що складається мінімум з трьох стовпців: культура, довгота і широта (таблиця 9).

Таблиця 9 – Приклад заповнення атрибутивної таблиці
Table 9- Application of attribution tables

культура	довгота	широта
кукурудза	31,628	49,958
соняшник	31,731	49,878
озима пшениця	31,649	49,813

Блок 3. Завантаження супутникових знімків LANDSAT, Sentinel-2 та інші. Супутникові знімки з роздільною здатністю 30 метрів доступні на сайті USGS <https://earthexplorer.usgs.gov/>. Для зменшення похибок при класифікації необхідно завантажувати тільки безхмарні супутникові знімки в період вегетації с/г культур.

Блок 4. Опрацювання у середовищі GIS. Створені атрибутивні таблиці і завантажені супутникові знімки необхідно опрацювати в GIS середовищі (QGIS, R) для побудови тестових полігонів і оброблених растрів супутникових знімків, що будуть подаватися на вхід до класифікатора.

Блок 5. Тестові полігони (або тестова вибірка) є результатом оброблених атрибутивних таблиць в GIS середовищі. За допомогою GIS-технологій визначається точка за відповідними координатами на супутниковому знімку високої роздільної здатності та створюється векторний об'єкт поля (рисунок 1), в якому знаходиться дана точка (оцифровується вручну). Таким чином, послідовно всі точки атрибутивної таблиці перетворюються у векторні об'єкти полів. Створений вектор зберігається у форматі шейп-файлу (.shp) для подальшого використання в класифікаторі.

Блок 6. Оброблені растри супутникових знімків. В результаті обробки супутникових знімків LANDSAT на предмет радіометричної корекції і побудові маски с/г земель (див. Розділ 3) отримуємо растри для всіх спектральних каналів всіх завантажених знімків. Ці растри зберігаємо у форматі .tiff в окремій папці.

Блок 7. Класифікація на мові програмування R. Створений програмний код послідовно виконує три основні етапи:

- створення «стеку» з оброблених растрів супутникових знімків;
- навчання класифікатора «випадковий ліс»

з використанням створеного «стеку» і тестових полігонів;

- застосування навченого класифікатора до всього «стеку» або його окремих частин (довільна область -- рисунок 4, адміністративні райони - - рисунки 6-8).

Блок 8. Площа посівів с/г культур. Результатом роботи трьох основних етапів програмного коду є класифікація «стеку» супутникових знімків (або його окремих частин) і розрахунок площ посівів класифікованих с/г культур.

7. ВИСНОВКИ

Розроблена схема системи визначення площ посівів с/г культур по супутникових зображеннях, яка складається з 8 блоків для реалізації в Українському гідрометеорологічному центрі.

Розроблено метод класифікації багатоспектральних супутникових зображень для визначення окремих посівів с/г культур на основі аналізу відгуків спектральних каналів супутникових знімків. Метод полягає в комплексному застосуванні класифікаторів RF, SVM і NN, де в якості вхідних ознак використовуються значення всіх спектральних каналів безхмарних супутникових знімків в період вегетації з подальшим визначенням найбільш точного результату.

Створено програмні засоби для класифікації с/г посівів на мові програмування R (версія 3.5.1) з використанням бібліотек `maptools`, `raster`, `rgdal`, `randomForest` і `caret`. Програмні засоби послідовно виконують такі завдання: завантаження растрових зображень у форматі .tiff; підгонка всіх растрів під одну розрахункову область; створення «стеку» з растрів; екстракт значень «стеку» в межах тестових полів (шейпфайл тестових полів завантажуються попередньо); навчання класифікаторів; побудова матриці помилок.

Проведено тестові розрахунки класифікації с/г посівів Київської області в межах тестових полів. Визначено, що найбільш точний алгоритм класифікації для даного випадку -- RF («випадковий ліс»).

Проведена верифікація отриманих результатів по визначенню площ посівів с/г культур по супутникових зображеннях зі статистичними даними: найменша точність характерна для посівів озимої пшениці та кукурудзи; точність класифікації сої та ярого ячменю невисока для більшості тестових районів; найприйнятніша точність характерна для посівів соняшнику і ріпаку. Для поліпшення точності класифікації необхідно створювати більшу кількість класифікаційних

ознак (у часовому аспекті) шляхом обробки більшої кількості супутникових знімків в період вегетації, а також збільшувати кількість і площу тестової вибірки шляхом систематичного відбору наземних даних по областях України.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Клещенко А. Д. Оценка состояния зерновых культур с применением дистанционных методов. Ленинград: Гидрометеоиздат, 1986. 345 с.
2. Клещенко А. Д., Вирченко О. В. К вопросу об использовании спутниковых данных при оперативном агрометеообслуживании народного хозяйства. *Труды ВНИИСХМ*. 1989. Вып. 25.
3. Кривобок А. А., Кривошеїн О. О., Адаменко Т. І. Особенности технологической адаптации системы CGMS для мониторинга сельскохозяйственных посевов в Украине. *Український гідрометеорологічний журнал*. 2018. №22. С.64-79. <https://doi.org/10.31481/uhmj.22.2018.07>
4. Fernandez J. Analysis of Classification Algorithms for Crop Detection using LANDSAT 8 images / Universidade nova de Lisboa, 2015.
5. Oruc M, Marangoz A., Buyuksalih G. (2004). Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands. *Proceedings of the ISRPS 2004 Annual Conference*. 2004. Pp. 19–23.
6. Whiteside T., Ahmad W. A comparison of object-oriented and pixelbasedclassification methods for mapping land cover in northern Australia. *Proceedings of SSC2005 Spatial intelligence, innovation and praxis: The nationalbiennial Conference of the Spatial Sciences Institute*. 2005. Pp. 1225–1231.
7. Platt R. V., Rapoza L. (2008). An Evaluation of an Object-Oriented Paradigm for Land Use/Land Cover Classification. *The Professional Geographer*. 2008. 60(1). Pp. 87–100.
8. Zhou W., Troy A., Grove M. Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multitemporalhigh resolution remote sensing data. *Sensors*. 2008. 8(3). Pp. 1613–1636.
9. Mohan B. K., Ladha S. I. *CSRE. Comparison of object based and pixel based classification of high resolution satellite images using artificial neural networks*. IIT. Bombay, Mumbai, 2009.
10. Duro D. C., Franklin S. E., Dubé M. G. (2012). A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. *Remote Sensing of Environment*. 2012. 118, Pp. 259–272.
11. Perpixel and object-oriented classification methods for mapping urban land cover extraction using SPOT 5 imagery / Jebur M. N., Mohd Shafri H. Z., Pradhan B., Tehrani M. S. *Geocarto International (ahead-of-print)*. 2013. pp. 1–15.
12. Huang C, Davis L., Townshend J. An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*. 2002. 23(4). Pp. 725–749.
13. Pal M., Mather P. M. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote sensing of environment*. 2003. 86(4). Pp. 554–565.
14. Otukei J. Blaschke T. *Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms*. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2010. 12. Pp. S27–S31.
15. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for landcover classification / Rodriguez-Galiano V., Ghimire B., Rogan J. et al. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2012. 67. Pp. 93–104.
16. Dingle Robertson L. King D. J. Comparison of pixel-and object-based classification in land cover change mapping. *International Journal of Remote Sensing*. 2011. 32(6).
17. Куцусь Н. М., Скакун С. В., Шелестов А. Ю. Анализ рисков чрезвычайных ситуаций на основе спутниковых данных. Модели и технологии. Киев: Наук. думка, 2014. 184 с.
18. Haykin S. *Neural Networks. A comprehensive Foundation*. New Jersey: Prentice Hall, 1994. 768 p.
19. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer Science + Business Media, 2006. 738 p.
20. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning representations by back-propagating errors. *Neurocomputing: foundations of research*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1988. Pp. 696–699.

REFERENCES

1. Kleshchenko, A. (1986). *Otsenka sostoyaniya zernovykh kul'tur s primeneniem distantsionnykh metodov*. [Assessment of grain crops state using remote sensing methods]. Leningrad: Gidrometeoizdat (in Russ.)
2. Kleshchenko, A. & Virchenko, O. (1989). K voprosu ob ispol'zovanii sputnikovykh dannykh pri operativnom agrometeoobsluzhivanii narodnogo khozyaystva [On the use of satellite data in the operational agrometeorological service of the national economy.]. *Trudy VNIISKHM [Proceedings of All-Russian Research Institute of Agricultural Meteorology]*, №25. (in Russ.)
3. Kyvobok, O., Kryvoshein, O. & Adamenko, T. (2018). [Peculiarities of technological adaptation of the cgms system for agricultural crops monitoring in Ukraine]. *Ukr. gidrometeorol. ž. [Ukrainian hydrometeorological journal]*, 22, pp. 64-79. <https://doi.org/10.31481/uhmj.22.2018.07> (in Russ.)
4. Fernandez, J. (2015). *Analysis of Classification Algorithms for Crop Detection using LANDSAT 8 images*. Universidade nova de Lisboa.
5. Oruc, M., Marangoz, A. & Buyuksalih, G. (2004). Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands. *Proceedings of the ISRPS 2004 Annual Conference*, pp. 19–23.
6. Whiteside, T. & Ahmad, W. (2005). A comparison of object-oriented and pixelbasedclassification methods for mapping land cover in northern Australia. *Proceedings of SSC2005 Spatial intelligence, innovation and praxis: The nationalbiennial Conference of the Spatial Sciences Institute*, pp. 1225–1231.
7. Platt, R.V. & Rapoza, L. (2008). An Evaluation of an Object-Oriented Paradigm for Land Use/Land Cover Classification. *The Professional Geographer*, 60(1), pp. 87–100.
8. Zhou, W., Troy, A. & Grove, M. (2008). Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multitemporalhigh resolution remote sensing data. *Sensors*, 8(3), pp. 1613–1636.
9. Mohan, B.K., Ladha, S.I. (2009). *CSRE. Comparison of object based and pixel based classification of high*

- resolution satellite images using artificial neural networks. IIT Bombay, Mumbai.
10. Duro, D.C., Franklin, S.E., & Dubé, M.G. (2012). A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118, pp. 259–272.
 11. Jebur, M.N., Mohd Shafri, H.Z. et al. (2013). Perpixel and object-oriented classification methods for mapping urban land cover extraction using SPOT 5 imagery. *Geocarto International (ahead-of-print)*, pp. 1–15.
 12. Huang, C, Davis L., & Townshend, J. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 23(4), pp. 725–749.
 13. Pal, M. & Mather, P.M. (2003). An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote sensing of environment*, 86(4), pp. 554–565.
 14. Otukey, J. & Blaschke, T. (2010). Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12, pp. S27–S31.
 15. Rodriguez-Galiano, V. et al. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for landcover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67, pp. 93–104.
 16. Dingle Robertson, L. & King, D.J. (2011). Comparison of pixel-and object-based classification in land cover change mapping. *International Journal of Remote Sensing*, 32(6).
 17. Kussul, N., Skakun, S. & Shelestov, A. (2014) *Analiz riskov chrezvychnykh situatsiy na osnove sputnikovykh dannykh [Satellite based emergency risk analysis]*. Kiev “Modeli i tehnologii”. (in Russ).
 18. Haykin, S. (1994). *Neural Networks. A comprehensive Foundation*. New Jersey: Prentice Hall.
 19. Bishop, C.M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer Science + Business Media.
 20. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. & Williams, R.J. (1988). Learning representations by back-propagating errors. *Neurocomputing: foundations of research*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, pp. 696-699.

SATELLITE-BASED SYSTEM OF AREA ESTIMATION FOR MAIN AGRICULTURAL CROPS OF UKRAINE

O. O. Kryvoshein¹, O. A. Kryvobok¹, T. I. Adamenko²

¹ Ukrainian Hydrometeorological Institute,
37 Nauki av., 03028, Kyiv, Ukraine, krivoshein@uhmi.org.ua

² Ukrainian Hydrometeorological Center
6 Zolotovoritska str., 01601, Kyiv, Ukraine, adamenko@meteo.gov.ua

The article studies one of the most important issues of agricultural production maintenance – development of a system of crops area estimation in Ukraine. The objective of this paper is to describe the similar system that uses high resolution satellite data and operational agrometeorological data from the network of the Hydrometeorological Centre of Ukraine as input information. The system is based on step-by-step solving of the following tasks: obtaining geoinformation data for individual agricultural crops; development of methods for multispectral satellite images classification; development of software applications to automate the process of these images classification with subsequent classification of crop areas. The research uses the following algorithms (or classifiers) to classify the agricultural land: SVM (support vector machine), RF ("random forest") and NN (neural networks). The choice of the most accurate of them formed the basis of the general method of classification. The values of spectral characteristics of red and infrared channels of a complete set of cloudless satellite images during the growing period were used as input data (features). As a result, in 2018 some test calculations were conducted to estimate the area of agricultural crops in Kyiv Region. The results of evaluation of accuracy of the satellite-based agricultural crops area estimation using the statistical data showed that the lowest accuracy is typical for winter wheat and corn. The accuracy of soybeans and spring barley classification is quite low for most of the tested fields. Sunflower and rapeseed crops showed the highest accuracy. In order to improve the accuracy of classification, it is necessary to introduce more classification features (in a temporary aspect) by processing more satellite images during the growing period, and to increase the number of test samples through systematic sampling of ground data across the regions in Ukraine. We suggest using the scheme of main agricultural crops area estimation satellite-based system by the Hydrometeorological Centre of Ukraine.

Keywords: crops area estimation system, geoinformation data, classification, main agricultural crops.

СИСТЕМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПЛОЩАДЕЙ ПОСЕВОВ ОСНОВНЫХ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР УКРАИНЫ ПО СПУТНИКОВЫМ ДАННЫМ

А. О. Кривошеин¹, А. А. Кривобок¹, Т. И. Адаменко²

¹ Украинский гидрометеорологический институт,
03028, г. Киев, проспект Науки, 37, krivoshein@uhmi.org.ua

² Украинский Гидрометцентр, 01601 г. Киев, ул. Золоторотская 6-В, adamenko@meteo.gov.ua

В данной статье рассматривается один из актуальных вопросов обслуживания сельскохозяйственного производства -- создание системы автоматического определения площадей посевов основных сельскохозяйственных культур в Украине. Целью данной работы является описание подобной системы, использующей в качестве входной информации спутниковые данные высокого разрешения, а также оперативную агрометеорологическую информацию (тип культуры, дата сева, влажность почвы, фаза развития, географические координаты и др.) из сети Гидрометцентра Украины. В основу построения системы положено поэтапное решение следующих задач: определение геоинформационных данных для отдельных сельскохозяйственных посевов; разработка методов классификации многоспектральных спутниковых изображений; разработка программных средств для автоматизации процесса классификации этих изображений с последующим определением площадей посевов. В этой работе для осуществления классификации сельскохозяйственных угодий были применены следующие алгоритмы (или классификаторы): SVM (метод опорных векторов), RF (метод «случайного леса») и NN (нейронные сети). Выбор наиболее точного из них составлял основу общего метода классификации. В качестве входных данных (признаков) были использованы значения спектральных характеристик красного и инфракрасного каналов полного набора безоблачных спутниковых снимков в период вегетации. В результате были проведены тестовые расчеты по определению площадей посевов сельскохозяйственных культур в пределах Киевской области за 2018 год. Оценка точности полученных результатов, которая проводилась путем сопоставления результатов определения площадей посевов по спутниковым данным со статистическими данными, показала, что наименьшая точность характерна для посевов озимой пшеницы и кукурузы, точность классификации сои и ярового ячменя невысокая для большинства тестовых районов, наибольшая точность характерна для посевов подсолнечника и рапса. Для улучшения точности классификации необходимо создавать большее количество классификационных признаков (во временном аспекте), путем обработки большего количества спутниковых снимков в период вегетации, а также увеличивать количество и площадь тестовой выборки путем систематического отбора наземных данных по областям Украины через работников агрометеорологических станций. Разработана схема системы определения площадей посевов основных с/х культур в Украине по спутниковым данным, которую предлагается использовать в гидрометцентре Украины.

Ключевые слова: система определения площадей посевов; геоинформационные данные, классификация, основные сельскохозяйственные культуры.

Подання до редакції : 16. 11. 2020
Надходження остаточної версії : 09. 12. 2020
Публікація статті : 17. 12. 2020