

УДК 004.62

МЕТОД ОБ'ЄКТНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ КАРТ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗЕМНОГО ПОКРИВУ НА ОСНОВІ МОРФОЛОГІЧНИХ ОЗНАК

М.Славренюк

1 Інститут космічних досліджень НАН та ДКА України,

2 Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

nick_93@ukr.net

Запропоновано метод зменшення шуму на картах класифікації земного покриття, отриманих на основі супутникових знімків високого розрізнення. Метод ґрунтується на дослідженні властивостей кожної групи пікселів з однаковим значенням класу. Точність та ефективність даного методу підтверджується тестуванням на незалежній вибірці, а також шляхом візуального порівняння з результатами загальновідомих методів фільтрації.

Ключові слова: класифікація посівів, постобробка, фільтрація, маркування зв'язних компонент, Україна.

This paper presents a method for noise reduction on the classification maps based on high resolution satellite images. Method is based on the properties investigation of each group of pixels with the same class value. The accuracy and efficiency of this method is confirmed by testing on an independent set, as well as by visual comparison with well-known filtration methods.

Keywords: crop classification, postprocessing, filtration, connected-component labeling, Ukraine.

Предложен метод уменьшения шума на картах классификации земного покрова, полученных на основе спутниковых снимков высокого разрешения. Метод основан на исследовании свойств каждой группы точек с одинаковым значением класса. Точность и эффективность данного метода подтверждается тестированием на независимой выборке, а также путем визуального сравнения с результатами общеизвестных методов фильтрации.

Ключевые слова: классификация посевов, постобработка, фильтрация, маркировка связанных компонент, Украина.

Вступ

Побудова якісної та точної карти класифікації земного покриття за супутниковими даними – це одна із найбільш важливих задач області спостереження Землі, яка забезпечує базовий інформаційний продукт для багатьох прикладних областей. Більшість прикладних задач в сфері спостереження Землі спираються та використовують карти класифікації земного покриття [1], [2]. Незалежно від того, які методи машинного навчання використовуються для її розв'язання: традиційні (Random Forest, SVM, багаточаровий перцептрон, логістична регресія), чи найсучасніші методи глибинного навчання (автокодувальник, згортова нейронна мережа, рекурентна нейронна мережа), на карті класифікації присутній шум – поодинокі пікселі чи групи пікселів, які віднесені до не правильного класу [3]. Відомо багато різних підходів для фільтрації шуму на зображеннях [1], [4] – [7], які з більшим чи меншим успіхом можуть застосовуватись для фільтрації карт класифікації

спутникових знімків. Проте традиційні методичні враховують семантику зображення, а тому не є ефективними для фільтрації карт земного покриття. Найскладнішою проблемою при розв'язанні цієї задачі, яка має самостійне значення, є фільтрація орних (оброблюваних) сільськогосподарських земель, оскільки окремі поля розділяються межами і лісосмугами, які не можна розглядати як шум.

В даній статті запропоновано процедуру постобробки карти класифікації, що дозволяє отримати вищу точність ніж за допомогою загальноприйнятих фільтрів, і в той же час зберегти форму об'єктів та невеликі за розміром об'єкти такі як лісосмуги, вирубки та межі між полями. На відміну від загальновідомих методів фільтрації шуму на зображеннях, запропонований метод базується на об'єктному підході, враховує семантику зображення та полягає у виділенні морфологічних ознак різних класів земного покриття, і в першу чергу, орних (оброблюваних) земель.

1. Існуючі підходи до фільтрації карт класифікації

Зазвичай для зменшення шуму на карті класифікації використовують різні фільтри на етапі попередньої обробки супутникових знімків, або роблять об'єктну класифікацію з попередньою сегментацією супутникових знімків. В той же час мало уваги приділяється постобробці карт класифікацій. Під терміном постобробка вважаємо процедуру змінення значень класів деяких пікселів на карті класифікації для досягнення вищої її точності. В основному використовується припущення, що пікселі, які лежать близько один до одного мають вищу ймовірність належати до одного класу, ніж пікселі, що розташовані далеко [1], [4]. Найбільш популярні та ефективні фільтри для постобробки – це медіанний та голосування більшості [5]. Вони базують на ідеї ковзаючого вікна певного розміру по всьому зображенню, та присвоюють новий клас центральному пікселю даного вікна на основі певних правил. Медіанний фільтр сортує всі значення класів всередині вікна в порядку зростання або спадання і виходом фільтру є значення, що стоїть по середині відсортованого масиву. Виходом фільтру голосування більшості є значення класу, що найчастіше зустрічається всередині вікна. Існують і покращення даного фільтру, якщо враховувати не лише кількість пікселів кожного класу, а надавати вагові коефіцієнти їм. Вагові коефіцієнти можна брати як ймовірність того, що цей піксель відноситься саме до цього класу, який позначений на карті класифікації. Більшість класифікаторів мають можливість обчислювати таку ймовірність для кожного пікселя. Проте такі фільтри не лише прибирають шум, але й невеликі об'єкти, такі як лісосмуги, дороги, будинки та межі між полями.

Існує інший підхід до постобробки – морфологічні фільтри, які враховують певну геометричну структуру та форму об'єктів на карті класифікації [6], [7]. Для виконання морфологічних операцій над вхідним

зображенням використовують спеціальний структурний елемент. Прямокутник, диск та хрест найчастіше використовуються на практиці.

Базовими морфологічними операціями являються:

1) розширення (dilation) - це морфологічне перетворення, яке поєднує в собі два набори з векторним додаванням елементів. Нехай A та B – множини з двохвимірною Евклідовою простору E^2 з елементами a та b відповідно, тоді розширення множини A множиною B буде

$$D(A, B) = \{c \in E^2 \mid c = a + b, a \in A, b \in B\}$$

2) ерозія (erosion) – морфологічна операція двоїста до розширення. Ерозією множини A множиною B буде

$$E(A, B) = \{c \in E^2 \mid c + b \in A, \forall b \in B\}$$

3) чередування розширення та ерозії називається закриттям множини A
 $A \bullet B = E(D(A, B), B)$

4) чередування ерозії та розширення називається відкриттям множини A
 $A \circ B = D(E(A, B), B)$

Основними недоліками морфологічних фільтрів є зміна форми об'єктів та можливість застосування лише до бінарного зображення, що змушує фільтрувати пікселі кожного класу на карті окремо. Такі недоліки характерні для всіх методів, що базуються на принципі ковзаючого вікна та обчисленні значення центрального пікселя в ньому, використовуючи лише значення пікселів в цьому вікні.

Пізніше був запропонований метод постобробки, основним критерієм якого є площа досліджуваного об'єкта [8]. Всі об'єкти, площа яких менше заданого порогу вважаються шумом. Такий підхід на відміну від вищезгаданих методів дозволяє зменшити шум на карті класифікації і в той же час зберегти від модифікацій форми тих об'єктів, які не являються шумом. Проте, при такому підході теж існує недолік. При невеликому порозі багато об'єктів, що є шумом залишаться, а при великому порозі багато малих об'єктів зникнуть, хоча вони могли бути і не шумом [9].

2. Алгоритм постобробки карти класифікації

Алгоритм постобробки, що запропонована в даній статті складається з декількох етапів. На першому етапі визначаються пікселі, які лежать на межі між полями. Значення пікселів на цих межах не обов'язково відповідає лугу, так як воно б мало бути, а деколи складається з суміші пікселів різних класів, що ускладнює відокремлення таких пікселів від шуму. Більшість з таких меж зникають після використання будь-якого фільтру, навіть з не великим розміром вікна, або не великим порогом. Важливою відмінністю пікселів на межі від інших пікселів на карті класифікації є зміна значень пікселів з обох боків від межі. Спочатку для обчислення градієнту яскравості зображення в кожній точці застосовується оператор Собеля:

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * A, \quad G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * A,$$

де A — карта класифікації, для якої потрібно знайти границі об'єктів, а $*$ позначає двовимірну операцію згортки двох матриць. У подальшому для визначення контурів об'єктів використовується модуль градієнта:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

В даній формулі всі операції виконуються для кожного пікселя зображень. Отримане зображення конвертується в бінарне, де 1 відповідає всім пікселям, що мали додатні значення. Після цього 1 залишається лише в тих пікселях, для яких вікно розміром 20 на 20 з центром в даному пікселі містить не більше ніж половину пікселів зі значенням 1. Далі зменшуються шуми за допомогою фільтрування за площею об'єкту з порогом 350 пікселя та морфологічним закриттям з прямокутником 5 на 5 пікселя. Таким чином отримана на першому етапі бінарна маска пікселів з меж між полями зберігається окремо для того, щоб по закінченню процедури постобробки карти класифікації замінити всі зниклі пікселі з даних меж на значення луг.

На другому етапі постобробки спершу використовується фільтр, що шумом вважає всі об'єкти менші заданого порогу, а після цього значення зашумлених пікселів замінюються на те, яке найчастіше зустрічається в диску радіусом 5 пікселів з центром в досліджуваному пікселі. Враховуючи, що різні класи на карті класифікації мають різну точність розпізнавання, всі класи було поділено на 2 категорії: класи, що розпізнані з високою точністю та класи з меншою достовірністю. Ці дві категорії в подальшому будуть розглядатись окремо або з різними параметрами. Спочатку проходила одна ітерація фільтрації, в якій для достовірних класів поріг у фільтрі вибирався 10 пікселів, а для менш достовірних – 50. Потім 3 рази виконувалась фільтрація з порогоми 10 та 300 пікселів для достовірних та недостовірних класів, відповідно. Враховуючи, що ліс завжди на картах класифікацій розпізнається з майже стовідсотковою точністю, всі пікселі, що на початковій карті були не лісом, а після фільтрації отримали значення ліс переназначаються в клас луг. Таким чином, вдається зберегти ідентифікацію всіх вирубок в лісі, які при класифікації отримали значення не луг, а будь-яке інше та при фільтрації були віднесені до шуму.

Беручи до уваги можливість присутності бур'яну на полях, що призводить до появи пікселів класу луг посеред поля, на наступному етапі відбувається фільтрація лише класу луг. Також етапи подальшої фільтрації відбуваються не для кожного пікселя окремо, а для кожного об'єкта в цілому, щоб уникнути недоліків всіх загальноприйнятих фільтрів, які працюють саме для пікселів. Якщо об'єкт вважається шумом, то всі його пікселі замінюються на те значення, яке найчастіше зустрічається вздовж його периметру. Для виділення об'єктів на

карті класифікації використовувався алгоритм маркування зв'язних компонент [10]. Шумом серед об'єктів зі значенням пікселів луг вважається об'єкт, площа якого менше ніж 300 пікселів та ексцентриситет еліпса, що має такий же 2-й момент (коваріаційну матрицю), як і досліджуваний об'єкт, менше ніж 0.97 [11], [12].

$$E = \sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}}, E \in [0,1),$$

де E – ексцентриситет, a та b – довжини малої та великої діагоналей еліпса. Така додаткова умова допомагає зберегти об'єкти невеликої площі, але витягнутої лінійної форми, що як раз відповідає межах між полями та лісосмугами, які часто зникають при фільтрації.

Вважаємо, що класи луг та ліс вже відфільтровані від шуму, тому на четвертому етапі розглядаються всі інші класи окрім них. Використовувалось припущення, що шум великих розмірів (розглядалися об'єкти, площа яких не перевищувала 2000 пікселів) має неправильну форму з посіченими та не рівними сторонами. Спершу знаходимо прямокутник мінімального розміру, в який вписано даний об'єкт та контур досліджуваного об'єкта. Після цього алгоритм Рамера-Дугласа-Пекера використовується, щоб зменшити число точок на контурі об'єкта [13], [14]. Якщо площа об'єкта більше 300 пікселів і відношення площ описаного прямокутника та об'єкта менше 1.2 або кількість вершин в спрощеному контурі об'єкта менше 9, то даний об'єкт являється досить компактним та не має багато посічених сторін, тому не вважається шумом. Інакше розглядається відношення площі об'єкта до площі об'єкта після закриття диском з радіусом 3 пікселя та відношення площі об'єкта до площі об'єкта після відкриття диском з радіусом 3 пікселі. Якщо перше відношення менше 1 або друге відношення більше 1.2, то такий об'єкт вважається шумом та прибирається з карти класифікації.

Після закінчення четвертого етапу фільтруємо зображення пороговим фільтром, що описано в етапі 2 з порогоми 10 та 100 пікселів для достовірних та недостовірних класів, відповідно. Вважаємо, що всі достовірні класи вже відфільтровано, а для недостовірних класів залишилась ситуація, коли до правильного об'єкта дотикається об'єкт-шум. Таким чином, об'єкт-шум та правильний об'єкт визначаються як один об'єкт, і в такому випадку шум прибрати на попередніх етапах не вдалось. Тому на останньому етапі постобробки розглядаються об'єкти лише з не достовірних класів. До кожного об'єкта застосовується ерозія квадратом 3 на 3 пікселі та заново маркуються зв'язні компоненти в межах даного об'єкта. Якщо їхня кількість більше 1 це означає, що даний об'єкт був об'єднанням двох або більше різних об'єктів і після цього виконувалась сегментація методом водоподілу (watershed) досліджуваного об'єкта [15]. В результаті найбільший об'єкт серед тих, які отримані після сегментації вважається правильним, а решта об'єктів вважається шумом, якщо їхня площа менше 1000 пікселів.

Після закінчення запропонованої процедури постобробки бінарна маска пікселів з меж між полями, що отримана на першому етапі, повертається на фінальну відфільтровану карту класифікації зі значеннями луг.

3. Територія досліджень та використані дані

Запропонована методологія фільтрації застосована для карти класифікації посівів 2017 року на тестовому полігоні JEСAM, який включає Київську область (Рис. 1).

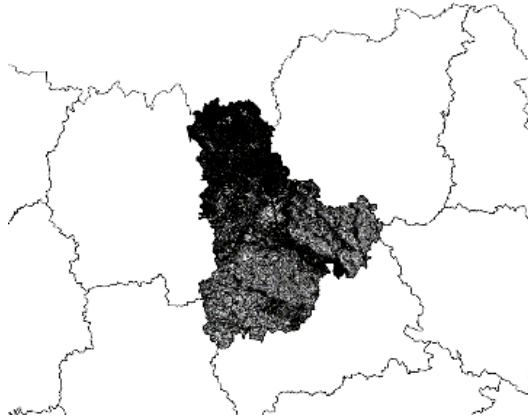


Рис. 1. Карта класифікації посівів у Київській області в 2017

Площа області складає 28,100 км². Основними культурами є кукурудза, озима пшениця, соя, соняшник, ярий ячмінь, озимий ріпак, цукровий буряк та горох. Для оцінки точності карти класифікації та ефективності різних процедур постобробки використовувались наземні дані, що були зібрані вздовж доріг, але не використовувались для побудови даної карти посівів. Тестова вибірка містить 455 полігонів, та включають основні класи земного покриття відповідно до стандартизованої номенклатури класів European Land Use and Cover Area frame Survey (LUCAS) (Табл. 1). Загальна площа тестових даних становить 5858.16 га.

Таблиця 1

Тестова вибірка відповідно до номенклатури класів LUCAS

№	Код	Клас	Полігон		Площа	
			№.	%	га	%
1	Axx	Штучні об'єкти	8	1.8	11.00	0.2
2	B11	Озима пшениця	75	16.5	1548.23	26.5
3	B32	Озимий ріпак	19	4.2	561.49	9
4	B16	Кукурудза	106	23.2	1386.53	23.6
5	B22	Буряк	12	2.6	458.38	7.8
6	B31	Соняшник	54	11.9	520.42	8.9
7	B33	Соя	57	12.5	848.87	14.5
8	C10, B60	Ліси	60	13.2	326.19	5.6
9	E01, E02	Луги	34	7.5	80.72	1.4

Продовження таблиці 1

10	F00	Порожня земля	3	0.7	4.29	0
11	G01, G02	Водні об'єкти	16	3.5	89.15	1.5
12	H00	Болото	9	2.0	9.66	0.2
13	B43	Горox	2	0.4	13.23	0.2
		Разом	455		5858.16	

Для порівняння різних методів постобробки використовувалися наступні метрики, які обчислювались на основі матриці невідповідностей: загальна точність класифікації (OA), індекс Карра, точність «виробника» (PA) та точність «користувача» (UA) [16]. Індекс Карра є статистичною мірою узгодженості між отриманими класами на карті класифікації та класами, що є реально (наземні дослідження). Точність «виробника» - це відношення правильно розпізнаних пікселів даного класу до загальної кількості пікселів даного класу в тестовій вибірці. Точність «користувача» - це відношення правильно розпізнаних пікселів даного класу до загальної кількості пікселів даного класу на карті класифікації.

4. Результати

Загальна точність початкової карти посівів для Київської області в 2017 році складала 91.9%. В якості еталонного загальноприйнятого фільтру було вибрано фільтр на основі голосування більшості з вікном форми диску. На рисунку 2 показано як змінюється загальна точність відфільтрованої карти класифікації посівів в залежності від розміру вікна даного фільтру. Бачимо, що спочатку загальна точність зростає, а при досягненні радіусом диска 10 пікселів відбувається насичення на рівні 93.6%.

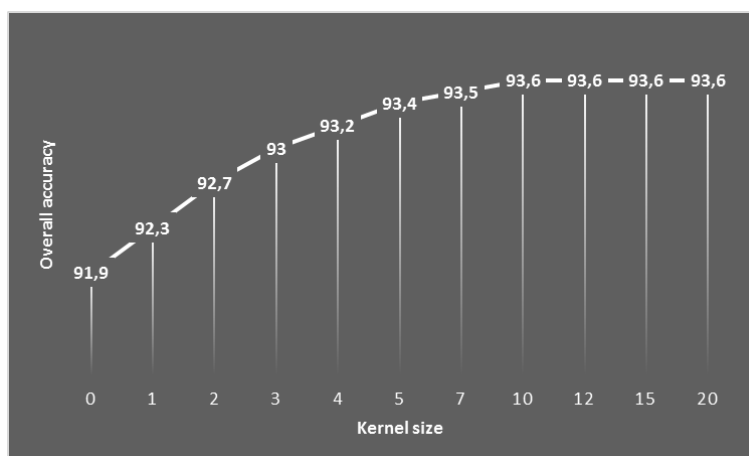


Рис. 2. Залежність загальної точності відфільтрованої карти класифікації від радіусу диска при фільтрації методом голосування

Також протестовано метод фільтрації голосуванням з ваговими коефіцієнтами, що отримані були на виході ансамблю нейронних мереж при побудові карти класифікації для Київської області в 2017 році [17], [18]. Для диску радіусом 5 отримано загальну точність 93.4%, для радіусу 10 – 93.6%, результат такий же, як і для звичайного метода голосування. Причиною цього є незначна різниця ймовірностей правильно та не правильно класифікованих класів, що має значно менший вплив на вибір результуючого класу, ніж кількість пікселів кожного з класів.

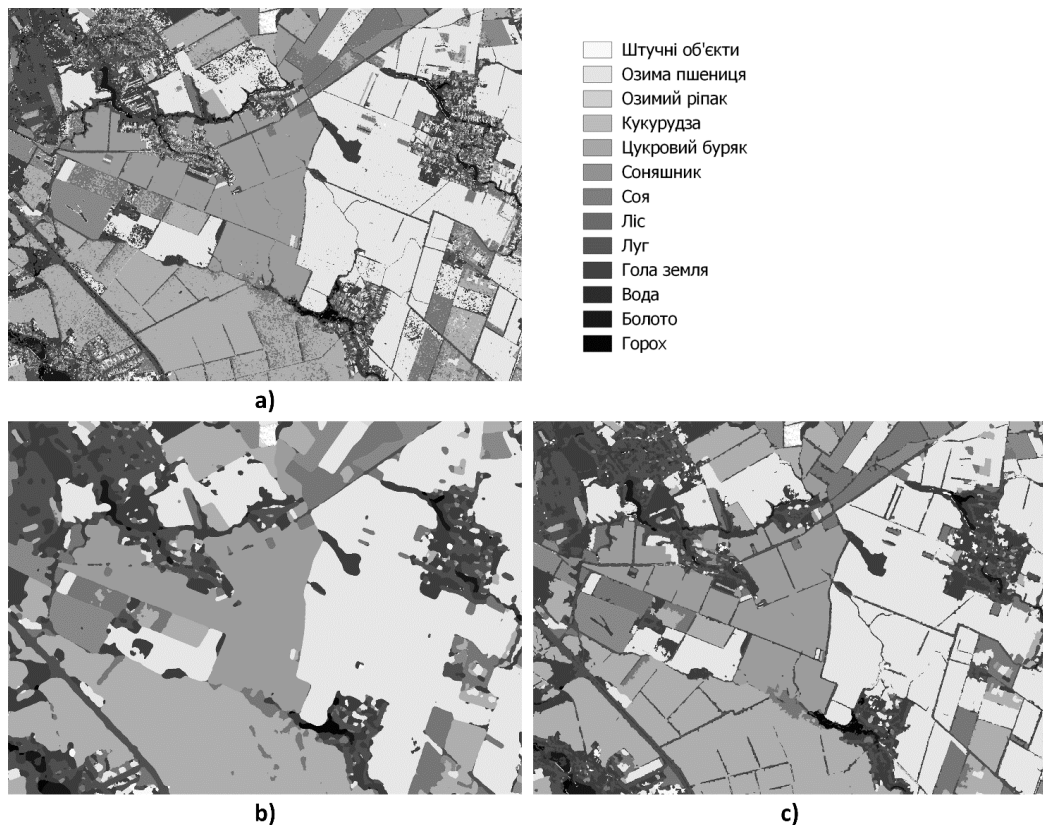


Рис. 3. Приклад початкової карти класифікації (а), застосування покращеного методу голосування (б) та запропонованого методу (с)

Таблиця 2
Порівняння точностей початкової карти класифікації (а), відфільтрованої за допомогою покращеного методу голосування (б) та запропонованого методу (с) (РА — точність «виробника»; UA — точність «користувача»)

№		а		б		с	
		РА, %	UA, %	РА, %	UA, %	РА, %	UA, %
1	Штучні об'єкти	87.7	71.5	100	83.3	95.9	74
2	Озима пшениця	95.9	98.5	96.7	98.8	96.5	98.8
3	Озимий ріпак	98.3	98.6	98.5	98.8	98.4	98.8
4	Кукурудза	93	84.9	97.3	85.3	98	86.2

Продовження таблиці 2

5	Буряк	98.1	98.9	98.9	99.8	99.1	100
6	Соняшник	94.6	90.9	96.7	93.7	98.2	94
7	Соя	69.8	86.1	70.3	94.4	72.7	97
8	Ліси	99.5	99	100	99.3	99.7	99.2
9	Луги	94.9	60.1	98	66.6	96.8	66
10	Порожня земля	66.1	60	61.4	100	61.4	100
11	Водні об'єкти	99.9	99.9	100	100	100	100
12	Болото	78.5	83.5	94.4	100	83.7	100
13	Горох	98	97.8	99.3	99.8	100	99.8
	Загальна точність, %	91.9		93.6		94.2	
	Індекс Карра	0.9		0.92		0.93	

Як видно з таблиці 2 найвища точність отримана для запропонованого методу і на 2.3% вище ніж точність початкової карти та на 0.6% вище в порівнянні з покращеним методом голосування. Варто відзначити, що не лише загальна точність зросла, але і точності кожного класу. Візуально результати порівняння цих методів свідчать про здатність запропонованого методу до збереження форм об'єктів та меж між ними, навіть коли ці межі на початковій карті не були віднесені до класу луг (Рис. 3).

Висновки

В даній статті запропоновано метод постобробки для карти класифікації земного покриття для зменшення наявного шуму на ній та збільшення загальної її точності. Ідея полягає в дослідженні кожної групи пікселів з однаковим значенням класу як цілісного об'єкта, на відміну від загально прийнятих методів, що базуються на принципі ковзного вікна. Даний підхід порівняно з загальноприйнятими методами фільтрації шуму і виявлено його перевагу як за допомогою оцінок точностей, так і візуально для території Київської області за 2017 рік. Головною його перевагою є збереження форм об'єктів та меж між ними і запобігання зникненню об'єктів не великих розмірів проте достовірно класифікованих. Загальна точність карти класифікації зросла на 2.3% в порівнянні з початковою картою та на 0.6% в порівнянні з покращеним методом голосування. Метод є універсальним і може застосовуватись до карт класифікацій, отриманих за допомогою будь-якого методу машинного навчання та на основі як оптичних так і радарних даних.

Публікація містить результати досліджень, проведених за грантової підтримки Держаного фонду фундаментальних досліджень за конкурсним проектом ДФФД Ф76/130-2017 від 17.10.2017.

Література

1. Huang, Xin, et al. "New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study." *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 52.11 (2014): 7140-7159.
2. Kolotii, A., et al. "Comparison of biophysical and satellite predictors for wheat yield forecasting in Ukraine." *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 40.7 (2015): 39-44.
3. Kussul, Nataliia, et al. "Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14.5 (2017): 778-782.
4. Townsend, F. E. "The enhancement of computer classifications by logical smoothing." *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 52.2 (1986): 213-221.
5. Kim, Kwang E. "Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data." *International Journal of Remote Sensing* 17.5 (1996): 1083-1087.
6. Haralick, Robert M., Stanley R. Sternberg, and Xinhua Zhuang. "Image analysis using mathematical morphology." *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence* 4 (1987): 532-550.
7. Kupidura, Przemysław, and Magdalena Jakubiak. "The morphological filtering of the remote sensing images for the noise reduction comparing to traditional filters." *Roczniki Geomatyki* 7.2 (2009): 63-68.
8. Jensen, John R., Fang Qiu, and Keith Patterson. "A neural network image interpretation system to extract rural and urban land use and land cover information from remote sensor data." *Geocarto International* 16.1 (2001): 21-30.
9. Qian, Yu, Kang Zhang, and Fang Qiu. "Spatial contextual noise removal for post classification smoothing of remotely sensed images." *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing*. ACM, 2005.
10. Wu, Kesheng, Ekow Otoo, and Arie Shoshani. "Optimizing connected component labeling algorithms." *Lawrence Berkeley National Laboratory* (2005).
11. Chrystal, George. "On the problem to construct the minimum circle enclosing n given points in the plane." *Proceedings of the Edinburgh Mathematical Society* 3 (1885): 30-33.

12. Rocha, Lourena, Luiz Velho, and Paulo Cezar Pinto Carvalho. "Image moments-based structuring and tracking of objects." *Computer Graphics and Image Processing*, 2002. Proceedings. XV Brazilian Symposium on. IEEE, 2002.

13. Ramer, Urs. "An iterative procedure for the polygonal approximation of plane curves." *Computer graphics and image processing* 1.3 (1972): 244-256.

14. Douglas, David H., and Thomas K. Peucker. "Algorithms for the reduction of the number of points required to represent a digitized line or its caricature." *Cartographica: The International Journal for Geographic Information and Geovisualization* 10.2 (1973): 112-122.

15. Beucher, Serge, and Christian Lantuéjoul. "Use of watersheds in contour detection." *Workshop on image processing* (1979).

16. Congalton, Russell G. "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data." *Remote sensing of environment* 37.1 (1991): 35-46.

17. Skakun, Sergii, et al. "Efficiency assessment of multitemporal C-band Radarsat-2 intensity and Landsat-8 surface reflectance satellite imagery for crop classification in Ukraine." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 9.8 (2016): 3712-3719.

18. Kussul, Nataliia, et al. "Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery." *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 40.7 (2015): 45-52. DOI:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015.