

УДК 004.62

М. С. ЛАВРЕНЮК

*Інститут космічних досліджень НАН та ДКА України,
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»*

МЕТОД ДЕТЕКТУВАННЯ МЕЖ НА КАРТІ КЛАСИФІКАЦІЇ НА ОСНОВІ МОДИФІКОВАНОГО АЛГОРИТМУ СОБЕЛЯ

Запропоновано метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля. Враховуючи важливу особливість карт класифікацій – скінченну дискретну множину значень пікселів на них, що унеможливує використання градієнтних процедур детектування меж, запропоновано модифікації у вигляді використання додаткових етапів обробки. Запропоновані модифікації включають в себе згортку зі структурним елементом, пороговий фільтр та морфологічну операцію закриття для детектування лише меж між полями на карті класифікації, а не будь-яких змін в значеннях пікселів. Точність та ефективність даного методу разом з розробленим методом фільтрації підтверджується тестуванням на незалежній вибірці, а також шляхом візуального порівняння з результатами загальновідомих методів фільтрації.

Ключові слова: класифікація посівів, постобробка, фільтрація, детектування меж, алгоритм Собеля.

Вступ

Побудова якісної та точної карти класифікації земного покриву за супутниковими даними – це одна із найбільш важливих задач в 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 покриву [1 – 4]. Незалежно від того, які методи машинного навчання використовуються для її розв'язання: традиційні (Random Forest, SVM, багатопаровий перцептрон, логістична регресія) чи найсучасніші методи глибинного навчання (автокодуювальник, згорткова нейронна мережа, рекурентна нейронна мережа), на карті класифікації присутній шум – поодинокі пікселі чи групи пікселів, які віднесені до неправильного класу [5 – 8]. Відомо багато різних підходів для фільтрації шуму на зображеннях [1, 9 – 13], які з більшим чи меншим успіхом можуть застосовуватись для фільтрації карт класифікації супутникових знімків. Проте традиційні методи не враховують семантику зображення, а тому не є ефективними для фільтрації карт земного покриву. Найскладнішою проблемою при розв'язанні цієї задачі, яка має самостійне значення, є фільтрація орних (оброблюваних) сільськогосподарських земель, оскільки окремі поля розділяються межами і лісосмутами, які не можна розглядати як шум.

В даній статті запропоновано процедуру пост-обробки 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 лісосмути, 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 покриву, 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, 9]. Найбільш популярні та ефективні

фільтри для постобробки – це медіанний та голосування більшості [10]. Вони базуються 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 [11]. 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 [12, 13]. 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 було запропоновано метод постобробки, основним критерієм якого є площа досліджуваного об'єкту [14]. 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 шумом і залишаться, а при великому порозі багато малих об'єктів зникнуть, хоча вони могли бути і не шумом [15].

2. Алгоритм постобробки карти класифікації

Об'єктом даного дослідження є карта класифікації земного покриву I , що містить N класів. Така карта може бути отримана шляхом класифікації одного, групи, або часового ряду супутникових знімків з використанням будь-якого методу класифікації, наприклад методів машинного навчання [5, 11]. Характерними особливостями такої карти є дискретна множина можливих значень (інтенсивностей) пікселів, потужність якої дорівнює кількості класифікованих категорій, а також наявність невірно класифікованих пікселів або цілих сегментів, які можна розглядати як шум на зображенні. Ці особливості відрізняють карти класифікації від інших типів графічних, відео- зображень, а також багатоспектральних супутникових знімків, тому для них не можна застосовувати традиційні методи фільтрації зображень. Більше того, оскільки класи на карті мають різний семантичний зміст, алгоритм постобробки повинен враховувати семантику зображення, і навіть параметри традиційних операцій фільтрації мають відрізнитись для різних класів.

Без втрати загальності будемо вважати, що базовими категоріями класів відповідно до номенклатури класів European Land Use and Cover Area frame Survey (LUCAS) [16] є ліс (C), сільськогосподарські землі (B), водні об'єкти (W), штучні об'єкти (A), необроблювальні землі (E) та відкритий ґрунт (F). Саме такий перелік класів містять більшість наяв-

них на сьогодні глобальних і регіональних карт земного покриття [17 – 19]. Всі наявні класи можна поділити на категорії за рівнем достовірності класифікації (висока-низька) та за площею об'єктів (велика-мала). Представимо множину класів на карті у вигляді об'єднання:

$$I = \{C, W, A, E\} \cup \{B, F\}, \quad (1)$$

де перша підмножина включає класи, які надійно класифікуються переважною більшістю класифікаторів, тобто

$$\frac{\sum_{j=1}^{N_i} p_j^i}{N_i} > p^*, i = \overline{1, N}, \quad (2)$$

або об'єкти таких класів мають малу площу

$$\frac{\sum_{j=1}^{N_i^{cc}} s_j^i}{N_i^{cc}} < s^*, i = \overline{1, N}. \quad (3)$$

В (2) та (3) N_i - кількість пікселів і-го класу, p_j^i - ймовірність j-го пікселя і-го класу, p^* - наперед

задане значення ймовірності, N_i^{cc} - кількість об'єктів і-го класу, s_j^i - площа j-го об'єкту і-го класу, s^* - наперед задане значення площі.

Якщо карта I містить пікселі інших класів, відмінних від виділених в (1), їх можна віднести до однієї із підмножин в правій частині (1) на основі критеріїв (2) та (3).

З метою врахування семантичного змісту кожного із класів постобробку карти будемо здійснювати окремо для кожної із підмножин (1).

Для фільтрації неввірно класифікованих пікселів на картах класифікації пропонуємо комплексний алгоритм, загальна схема якого показана на рис. 1. Операції, які виконуються в блоці 2 (порогова фільтрація малих об'єктів з урахуванням специфіки кожного класу, об'єктна фільтрація класу G на основі еліпсоїдальної апроксимації, об'єктна фільтрація інших класів $C \setminus \{C, W, A, E\}$ з використанням описаних прямокутників, порогова фільтрація малих об'єктів з урахуванням специфіки кожного класу та субоб'єктна фільтрація класів $C \setminus \{C, W, A, E\}$ на основі морфологічних операцій та сегментації) детально описані в [20], тому детально зупинимось на етапі 1 детектуванні меж на основі модифікованого оператора Собеля (рис. 2).

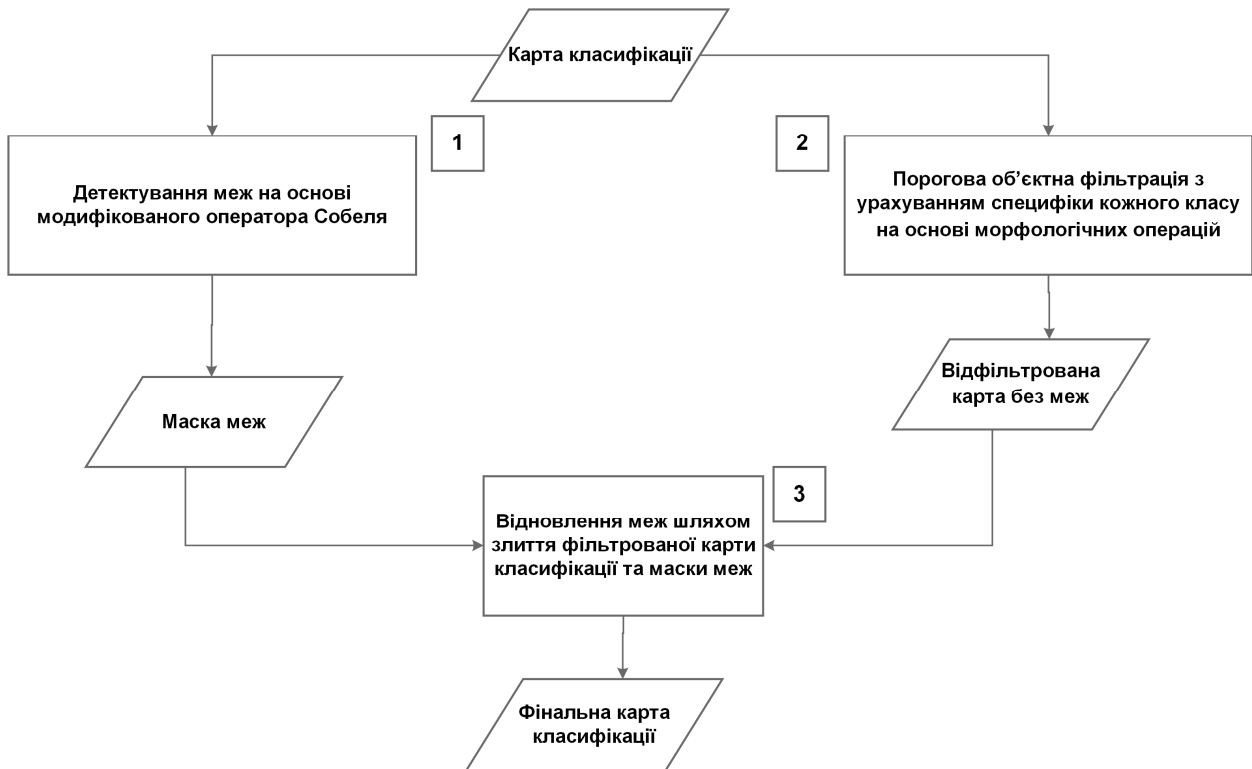


Рис. 1. Блок-схема запропонованого алгоритму фільтрації карти класифікації

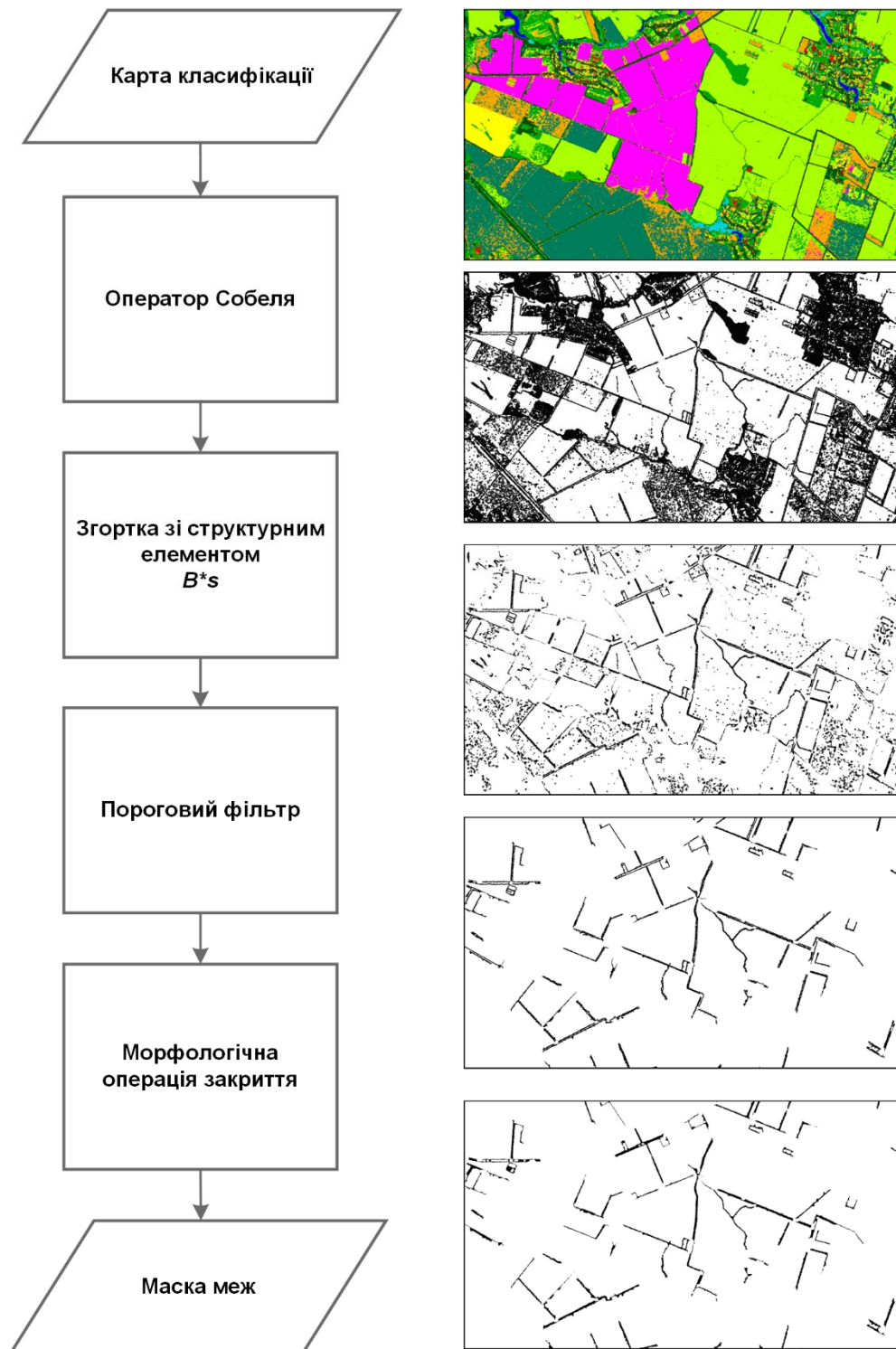


Рис. 2. Блок-схема запропонованого алгоритму детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля

3 Детектування меж на основі модифікованого алгоритму Собеля

На першому етапі визначаються пікселі, які лежать на межі між різними класами (рис. 2). Означення.

Межею будемо називати множину пікселів, значення яких значно відрізняються від значень сусідніх пікселів [21].

Найбільшою проблемою є визначення меж між оброблюваними полями, оскільки вони відповідають вузьким ґрунтовим дорогам, смугам трави або

лісосмугом. Через складності розпізнавання таких вузьких об'єктів пікселі меж на картах класифікації необов'язково належать однаковому класу, а часто являють собою суміш пікселів різних класів, що ускладнює відокремлення таких пікселів від шуму. Важливою відмінністю пікселів на межі сільськогосподарських полів від інших пікселів на карті класифікації є зміна значень пікселів з обох боків від межі. Більшість з таких меж зникають після використання будь-якого відомого локального фільтру, навіть з невеликим розміром вікна, або невисоким порогом. Ще однією особливістю досліджуваного класу зображень є скінчена множина значень пікселів на картах класифікації, що унеможливило використання градієнтних процедур детектування меж. Тому стандартні процедури детектування меж (edge detection) типу оператора Собеля або алгоритму Canny є неефективними і потребують удосконалення.

Враховуючи вищезгадані особливості карт класифікації запропонуємо наступний алгоритм детектування меж.

Спочатку для обчислення градієнту яскравості зображення в кожній точці застосовуємо оператор Собеля:

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I, \quad G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I, \quad (4)$$

де I – карта класифікації, для якої потрібно знайти границі об'єктів, а $*$ позначає двовимірну операцію згортки двох матриць.

Для визначення контурів об'єктів використаємо модуль градієнту:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (5)$$

В формулі (5) всі операції виконуються для кожного пікселя зображень. Здійснимо бінарне перетворення зображення

$$f_{edge} \cdot I \rightarrow I_{edge},$$

$$f_{edge}(I(i,j)) = I_{edge}(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } G(i,j) > 0, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (6)$$

на якому значення I присвоюються всім пікселям (i,j) , яким відповідають додатні значення градієнту.

Для видалення хибно визначених меж, що оточують невірно класифіковані об'єкти малої площі, здійснимо ще одне перетворення з використанням операції згортки:

$$f_{edge}^* \cdot I_{edge} \rightarrow I_{edge}^*,$$

$$f_{edge}^*(I_{edge}(i,j)) = I_{edge}^*(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } I_{edge} * s < \frac{(n_s^1)^2}{2}, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (7)$$

після якого I залишається лише в тих пікселях, для яких квадрат s , заповнений одиницями, розміром n_s^1 на n_s^1 з центром в даному пікселі містить не більше ніж половину додатних пікселів.

Для видалення коротких відрізків, які все ще помилково класифіковані як межі, виконаємо ще одну процедуру фільтрації. Для цього послідовно виконаємо порогову фільтрацію об'єктів з порогом T_{edge} , після чого здійснимо морфологічне закриття з квадратом зі стороною n_s^2 пікселів.

В результаті виконання перетворень (4) - (7) отримаємо бінарну маску меж, яка містить вузькі об'єкти між оброблюваними полями. Збережемо її окремо для подальшого злиття з відфільтрованою картою. Таким чином отримана на першому етапі бінарна маска меж зберігається окремо для того, щоб по закінченні процедури постобробки карти класифікації відновити всі зниклі пікселі на основі маски меж.

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

4. Територія досліджень та використані дані

Запропонована методологія фільтрації застосована для карти класифікації посівів 2017 року на тестовому полігоні JECSAM, який включає Київську область (рис. 3).

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 включає основні класи земного покриву відповідно до стандартизованої номенклатури класів European Land Use and Cover Area frame Survey (LUCAS) (табл. 1). Загальна площа тестових даних становить 5858,16 га.

Для даної карти класифікації побудованої на основі радарних даних Sentinel-1 з розрізненням 10 м підібрані були наступні значення параметрів

$$n_s^1 = 20; n_s^2 = 5; T_{\text{edge}} = 350.$$

Для порівняння різних методів постобробки використовувалися наступні метрики, які обчислювалися на основі матриці невідповідностей: загальна точність класифікації (OA), індекс Карра, точність «виробника» (PA) та точність «користувача» (UA) [22]. 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. Для перевірки чи є різниця між отриманими точностями карт класифікацій статистично значимою використовувався статистичний тест McNemar [23, 24]. Тест McNemar – це непараметричний тест на основі стандартизованої статистики звичайних тестів

$$z = \frac{f_{12} - f_{21}}{\sqrt{f_{12} + f_{21}}},$$

де f_{12} - це кількість зразків, які правильно класифі-

куються за допомогою першого класифікатора і неправильно класифікуються другим, f_{21} - це кількість зразків, які правильно класифікуються за допомогою другого класифікатора і неправильно класифікуються першим.

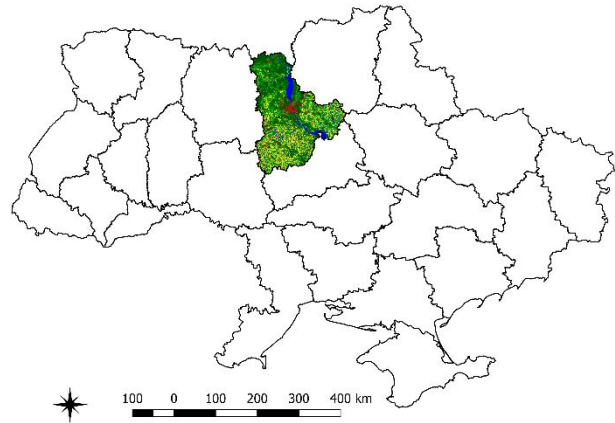


Рис. 3. Карта класифікації посівів в Київській області в 2017

5. 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 4 показано як змінюється загальна точність відфільтрованої карти

Таблиця 1

Тестова вибірка відповідно до номенклатури класів LUCAS

| № | Код | Клас | Полігон | | Площа | |
|----|----------|----------------|---------|------|---------|------|
| | | | No. | % | ha | % |
| 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 | 9,0 |
| 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 |
| 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 | Горох | 2 | 0,4 | 13,23 | 0,2 |
| | | Разом | 455 | | 5858,16 | |

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%.

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 [25, 26]. Для диску радіусом 5 отримано загальну точність 93,4%, для радіусу 10 – 93,6%, результат такий же, як і для звичайного методу голосування. Причиною цьому є незначна різниця ймовірностей правильно та неправильно класифікованих класів, що має значно менший вплив на вибір результуючого класу, ніж кількість пікселів кожного з класів.

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 в порівнянні з початковою картою. Для сільськогосподарських класів точність запропонованого методу майже така ж само або вище ніж покращеного методу голосування. І лише для деяких не сільськогосподарських класів відбулось зниження в порівнянні з покращеним

методом голосування. Статистичний тест McNemar засвідчив, що різниці між запропонованим методом та покращеним методом голосування і між запропонованим методом та початковою картою класифікації були статистично значимими ($p < 0,001$). 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. 5).

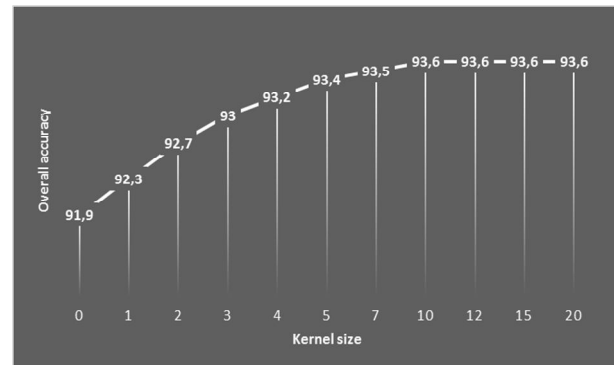


Рис. 4. Залежність загальної точності відфільтрованої карти класифікації від радіуса диска при фільтрації методом голосування

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 | 100,0 | 83,3 | 95,9 | 74,0 |
| 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 | 93,0 | 84,9 | 97,3 | 85,3 | 98,0 | 86,2 |
| 5 | Бурак | 98,1 | 98,9 | 98,9 | 99,8 | 99,1 | 100,0 |
| 6 | Соняшник | 94,6 | 90,9 | 96,7 | 93,7 | 98,2 | 94,0 |
| 7 | Соя | 69,8 | 86,1 | 70,3 | 94,4 | 72,7 | 97,0 |
| 8 | Ліси | 99,5 | 99,0 | 100,0 | 99,3 | 99,7 | 99,2 |
| 9 | Луги | 94,9 | 60,1 | 98,0 | 66,6 | 96,8 | 66,0 |
| 10 | Порожня земля | 66,1 | 60,0 | 61,4 | 100,0 | 61,4 | 100,0 |
| 11 | Водні об'єкти | 99,9 | 99,9 | 100,0 | 100,0 | 100,0 | 100,0 |
| 12 | Болото | 78,5 | 83,5 | 94,4 | 100,0 | 83,7 | 100,0 |
| 13 | Горох | 98,0 | 97,8 | 99,3 | 99,8 | 100,0 | 99,8 |
| | Загальна точність, % | 91,9 | | 93,6 | | 94,2 | |
| | Індекс Карра | 0,9 | | 0,92 | | 0,93 | |



Рис. 5. Приклад початкової карти класифікації (а), застосування покращеного методу голосування (b) та запропонованого методу (c)

Висновки

В даній статті запропоновано метод детектування меж на карті класифікації на основі модифікованого алгоритму Собеля. Враховуючи важливу особливість карт класифікації – скінченну дискретну множину значень пікселів на них, що унеможливило використання градієнтних процедур детектування меж, запропоновано модифікації у вигляді використання додаткових етапів обробки. Запропоновані модифікації включають в себе згортку зі структурним елементом, пороговий фільтр та морфологічну операцію закриття для детектування лише меж між полями на карті класифікації, а не будь-яких змін в значеннях пікселів. Даний підхід разом з запропонованим алгоритмом фільтрації порівняно з загальноприйнятими методами фільтрації шуму і виявлено його перевагу як за допомогою оцінок точностей та статистичного тесту McNemar, 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 невеликих 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 голосу-

вання. Метод являється універсальним та 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 при грантовій підтримці Держаного фонду фундаментальних досліджень за конкурсним проектом ДФФД Ф76/130-2017 від 17.10.2017 та в межах цільової комплексної програми НАН України з наукових космічних досліджень.

Література

1. *New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study [Text] / Xin Huang, et al. // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2014. – Vol. 52, Iss.11. – P. 7140-7159. DOI: 10.1109/TGRS.2014.2308192*
2. *Comparison of biophysical and satellite predictors for wheat yield forecasting in Ukraine [Text] / A. Kolotii, et al. // The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2015. – Vol. 40, Iss. 7. – P. 39-44.*
3. *Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine [Text] / F. Javier Gallego, et al. // International Journal of Applied Earth*

Observation and Geoinformation. – 2014. – Vol. 29. – P. 22-30.

4. Winter wheat yield forecasting in Ukraine based on Earth observation, meteorological data and biophysical models [Text] / F. Kogan, et al. // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2013. – Vol. 23. – P. 192-203.

5. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data [Text] / N. Kussul, et al. // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. – 2017. – Vol. 14, Iss. 5. – P. 778-782.

6. Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping [Text] / A. Shelestov, et al. // *Frontiers in Earth Science*. – 2017. – Vol. 5. – P. 17.

7. Parcel-based crop classification in Ukraine using landsat-8 data and sentinel-1A data [Text] / N. Kussul, et al. // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. – 2016. – Vol. 9, Iss. 6. – P. 2500-2508.

8. Towards a set of agrosystem-specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity [Text] / F. Waldner, et al. // *International Journal of Remote Sensing*. – 2016. – Vol. 37, Iss. 14. – P. 3196-3231.

9. Townsend, F. E. The enhancement of computer classifications by logical smoothing [Text] / F. E. Townsend // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. – 1986. – Vol. 52, Iss. 2. – P. 213-221.

10. Kim, Kwang E. Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data [Text] / Kwang E. Kim // *International Journal of Remote Sensing*. – 1996. – Vol. 17, Iss. 5. – P. 1083-1087.

11. Löw, F. Decision fusion and non-parametric classifiers for land use mapping using multi-temporal RapidEye data [Text] / F. Löw, C. Christopher, M. Ulrich // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. – 2015. – Vol. 108. – P. 191-204.

12. Haralick, Robert M. Image analysis using mathematical morphology [Text] / Robert M. Haralick, R. Sternberg Stanley, Zhuang Xinhua // *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 1987. – Vol. 4. – P. 532-550.

13. Kupidura, P. The morphological filtering of the remote sensing images for the noise reduction comparing to traditional filters [Text] / P. Kupidura, J. Magdalena // *Roczniki Geomatyki*. – 2009. – Vol. 7, Iss. 2. – P. 63-68.

14. Jensen, John R. A neural network image interpretation system to extract rural and urban land use and land cover information from remote sensor data [Text] / John R. Jensen, Qiu Fang, P. Keith // *Geocarto International*. – 2001. – Vol. 16, Iss. 1. – P. 21-30.

15. Qian, Yu. Spatial contextual noise removal for post classification smoothing of remotely sensed images [Text] / Yu Qian, Zhang Kang, Fang Qiu // *Proceedings of the 2005 ACM symposium on Applied computing, Santa Fe, New Mexico, March 13 - 17, 2005*. – P. 524-528.

16. LUCAS 2009, Land Use / Cover Area Frame Survey [Electronic resource]. – Access mode: http://ec.europa.eu/eurostat/documents/205002/208938/LUCAS2009_C1-Instructions_Revised20130925.pdf/. – 12.06.2017.

17. Global Land Cover 30 [Electronic resource]. – Access mode: <http://www.globallandcover.com/> – 12.06.2017.

18. CORINE Land Cover [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover> – 12.06.2017.

19. Large-scale classification of land cover using retrospective satellite data [Text] / M. Lavreniuk, et al. // *Cybernetics and Systems Analysis*. – 2016. – Vol. 52, Iss. 1. – P. 127-138.

20. Лавренюк, М. Метод об'єктної фільтрації карт класифікації земного покриття на основі морфологічних ознак [Text] / М. Лавренюк. – 2017 (в друці).

21. Peli, T. A study of edge detection algorithms [Text] / T. Peli, D. Malah // *Computer graphics and image processing*. – 1982. – Vol. 20, Iss. 1. – P. 1-21.

22. Congalton, Russell G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data [Text] / Russell G. Congalton // *Remote sensing of environment*. – 1991. – Vol. 37, Iss. 1. – P. 35-46.

23. Foody, Giles M. Classification accuracy comparison: hypothesis tests and the use of confidence intervals in evaluations of difference, equivalence and non-inferiority [Text] / Giles M. Foody // *Remote Sensing of Environment*. – 2009. – Vol. 113, Iss. 8. – P. 1658-1663.

24. Foody, Giles M. Thematic map comparison [Text] / Giles M. Foody // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. – 2004. – Vol. 70, Iss. 5. – P. 627-633.

25. Efficiency assessment of multitemporal C-band Radarsat-2 intensity and Landsat-8 surface reflectance satellite imagery for crop classification in Ukraine [Text] / S. Skakun, et al. // *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. – 2016. – Vol. 9, Iss. 8. – P. 3712-3719.

26. Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery [Text] / N. Kussul, et al. // *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. – Vol. 40, Iss. 7. – 2015. – P. 45-52. DOI:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015.

References

1. Huang, Xin, et al. New postprocessing methods for remote sensing image classification: A systematic study. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, iss. 11, 2014, pp. 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*, vol. 40, iss. 7, 2015, pp. 39-44.

3. Gallego, Francisco Javier, et al. Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 29, 2014, pp. 22-30.
4. Kogan, Felix, et al. Winter wheat yield forecasting in Ukraine based on Earth observation, meteorological data and biophysical models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 23, 2013, pp. 192-203.
5. Kussul, Nataliia, et al. Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 14, iss. 5, 2017, pp. 778-782.
6. Shelestov, Andrii, et al. Exploring Google Earth Engine Platform for Big Data Processing: Classification of Multi-Temporal Satellite Imagery for Crop Mapping. *Frontiers in Earth Science*, vol. 5, 2017, pp. 17.
7. Kussul, Nataliia, et al. Parcel-based crop classification in Ukraine using landsat-8 data and sentinel-1A data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, iss. 6, 2016, pp. 2500-2508.
8. Waldner, François, et al. Towards a set of agrosystem-specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 37, iss. 14, 2016, pp. 3196-3231.
9. Townsend, F. E. The enhancement of computer classifications by logical smoothing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 52, iss. 2, 1986, pp. 213-221.
10. Kim, Kwang E. Adaptive majority filtering for contextual classification of remote sensing data." *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, iss. 5, 1996, pp. 1083-1087.
11. Löw, Fabian, Christopher Conrad, and Ulrich Michel. Decision fusion and non-parametric classifiers for land use mapping using multi-temporal RapidEye data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 108, 2015, pp. 191-204.
12. Haralick, Robert M., Stanley R. Sternberg, and Xinhua Zhuang. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 4, 1987, pp. 532-550.
13. Kupidura, Przemysław, and Magdalena Jakubiak. The morphological filtering of the remote sensing images for the noise reduction comparing to traditional filters. *Roczniki Geomatyki*, vol. 7, iss. 2, 2009, pp. 63-68.
14. 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*, vol. 16, iss. 1, 2001, pp. 21-30.
15. 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, Santa Fe, New Mexico*, March 13 - 17, 2005, pp.524-528.
16. LUCAS 2009, Land Use / Cover Area Frame Survey. Available at: http://ec.europa.eu/eurostat/documents/205002/208938/LUCAS2009_C1-Instructions_Revised20130925.pdf/ (accessed 12.06.2017).
17. Global Land Cover 30. Available at: <http://www.globallandcover.com/> (accessed 12.06.2017).
18. CORINE Land Cover. Available at: <https://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover> (accessed 12.06.2017).
19. Lavreniuk, Mykola, et al. Large-scale classification of land cover using retrospective satellite data. *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 52, iss. 1, 2016, pp. 127-138.
20. Lavreniuk, Mykola. *Metod ob'yektnoy fil'tratsiyi kart klasyfikatsiyi zemnoho pokryvu na osnovi morfolohichnykh oznak* [Method of object filtering maps of the classification of the earth's surface on the basis of morphological features]. 2017. (unpublished).
21. Peli, Tamar, and David Malah. A study of edge detection algorithms. *Computer graphics and image processing*, vol. 20, iss. 1, 1982, pp. 1-21.
22. Congalton, Russell G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, vol. 37, iss. 1, 1991, pp. 35-46.
23. Foody, Giles M. Classification accuracy comparison: hypothesis tests and the use of confidence intervals in evaluations of difference, equivalence and non-inferiority. *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, iss. 8, 2009, pp. 1658-1663.
24. Foody, Giles M. Thematic map comparison. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 70, iss. 5, 2004, pp. 627-633.
25. 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*, vol. 9, iss. 8, 2016, pp. 3712-3719.
26. Kussul, Nataliia, et al. Regional scale crop mapping using multi-temporal satellite imagery. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 40, iss. 7, 2015, pp. 45-52. DOI:10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-45-2015.

МЕТОД ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ НА КАРТЕ КЛАССИФИКАЦИИ НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННОГО АЛГОРИТМА СОБЕЛЯ

Н. С. Лавренюк

Предложен метод детектирования границ на карте классификации на основе модифицированного алгоритма Собеля. Учитывая важную особенность карт классификаций - конечное дискретное множество значений пикселей на них, что делает невозможным использование градиентных процедур детектирования границ, предложены модификации посредством использования дополнительных этапов обработки. Предложенные модификации включают в себя свёртку со структурным элементом, пороговый фильтр и морфологическую операцию закрытия для детектирования только границ между полями на карте классификации, а не каких-либо изменений в значениях пикселей. Точность и эффективность данного метода вместе с разработанным методом фильтрации подтверждается тестированием на независимой выборке, а также путем визуального сравнения с результатами общеизвестных методов фильтрации.

Ключевые слова: классификация посевов, постобработка, фильтрация, детектирование границ, алгоритм Собеля.

BORDERS DETECTION METHOD BASED ON A MODIFIED SOBEL ALGORITHM FOR CROP CLASSIFICATION MAPS

M. Lavreniuk

Obtaining reliable and accurate crop classification and land cover map based on satellite data, in particular high resolution data, is one of the most important tasks in remote sensing. Such maps provide basic information for many other applied problems and are vital in remote sensing studies. Despite of which machine learning methods were utilized for maps obtaining: traditional (Random Forest, Support Vector Machine, Multi-layer perceptron, logistic regression) or state-of-the-art approaches (autoencoder, convolutional neural network, recurrent neural network) there is some noise (single pixels or groups and clusters of pixels that wrong classify) on such maps. There are traditional methods for noise reduction, however these methods do not take into account image semantics. Therefore, they are not effective for filtration land cover and crop classification maps based on satellite images. The most complicated task in the filtering such maps is to preserve edges and boundaries between different agricultural fields. Often these boundaries are small and common filters consider them like a noise and remove them. Therefore, final crop classification map after filtration using common methods is smoothed and all edges are loosed. Thus, in this paper we proposed new method for boundaries identification on the crop classification map based on modified Sobel algorithm. It is impossible to use gradient based methods for boundaries detection because important peculiarity of the crop classification map that it has finite discrete set of pixel values. We proposed modification of Sobel algorithm based on using additional steps of processing. These steps consist of convolution with structural element (square), threshold filter (considers all objects that have square less than threshold as a noise and remove them) and morphological closing operation for boundaries detection between agricultural fields but not for other changes in pixel values identification. Accuracy and efficiency of this method with the proposed filtration method have been tested on the independent set and using the visual comparison with the results of utilizing common filters.

Keywords: crop classification, postprocessing, filtration, edge detection, Sobel algorithm.

Лавренюк Микола Сергійович – аспірант Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»; мл. наук. співр., Інститут космічних досліджень НАН України та ДКА України, Київ, Україна, e-mail: nick_93@ukr.net.

Mykola Lavreniuk – PhD student at the National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"; Junior Scientist, Space Research Institute NAS Ukraine and SSA Ukraine, Kyiv, Ukraine, e-mail: nick_93@ukr.net.