

## ГІБРИДНА КЛАСИФІКАЦІЯ ЛІСІВ ЗА КОСМІЧНИМИ ЗНІМКАМИ ВИСОКОГО РОЗРІЗНЕННЯ

Х. Бурштинська, Б. Поліщук, О. Фіковська

Національний університет “Львівська політехніка”

**Ключові слова:** дистанційне зондування Землі, космічний знімок, моніторинг лісів, контрольована класифікація, неконтрольована класифікація, еталон, метод максимальної вірогідності, метод Махаланобіса, метод мінімальної відстані.

### Постановка проблеми, її зв'язок з науковими та практичними завданнями

Розв'язання вагомих завдань державного значення стосовно дослідження стану лісів можливе за використання аерокосмічної інформації, яка є пріоритетною для ведення лісового моніторингу, опрацювання методів прогнозу, виявлення змін та загалом забезпечення ефективного лісокористування. У практиці лісового господарства тривалий час використовують матеріали дистанційних досліджень Землі для інвентаризації лісів, фенологічних спостережень, моніторингу екологічних порушень та стану довкілля.

У 2002 р. Уряд України прийняв Державну програму “Ліси України на 2002–2015”. Пріоритетні напрями Національної стратегії такі: 1) природоохоронне значення лісів та необхідність раціонального використання лісових ресурсів; 2) підвищення продуктивності та покращення породного складу лісових насаджень; 3) підвищення стійкості лісових екосистем до негативних чинників, спричинених антропогенними порушеннями та глобальними змінами клімату.

### Аналіз досліджень і публікацій, що стосуються вирішення цієї проблеми

Доцільність використання супутникових знімків для дослідження лісових ресурсів Землі визначається їх перевагою над традиційними методами, а наявність каналів інфрачервоного діапазону сучасних знімальних систем підвищує їхню інформативність [3, 8].

На підставі вивчення спеціальної літератури [1, 2, 6, 10] ми визначили такі основні завдання лісового господарства:

- контроль за знищенням лісів;
- інвентаризація лісів;
- картографування лісів;
- моніторинг лісових ресурсів.

Моніторинг лісів з використанням аерокосмічних даних передбачає:

- отримання, нагромадження і попередню обробку видової космічної інформації;
- отримання і нагромадження наземної завіркової інформації, яка містить лісотехнічні параметри;
- сумісну обробку космічної та наземної інформації із застосуванням ГІС-технологій та програмних продуктів типу ERDAS Imagine;

- комп'ютерне моделювання в геосистемах для прогнозування напрямку розвитку та інтенсивності проходження екологічних процесів;

- прийняття управлінських рішень та розроблення заходів щодо створення оптимальних умов лісокористування [4, 12].

Періодичність знімання під час моніторингу змінюється, залежно від завдань досліджень, від кількох років до кількох годин [1].

Визначення багатьох характеристик стану лісів, таких як вид порід, вікові характеристики ділянок захворюваності лісів, екологічного стану, в світовій практиці реалізується на підставі застосування багатов- та гіперспектральних знімальних систем.

Відзначимо напрацювання з цих питань, виконані у Науковому центрі аерокосмічних досліджень Землі Академії наук України [1, 9, 13]. Автори підкреслюють важливість відбору порівняно невеликої кількості спектральних каналів, які б забезпечували заданий критерій інформативності. З математичного погляду це і є задачею статистичної оптимізації гіперспектральних зображень.

Оскільки оцінювання інформативності каналів, як і подальше опрацювання зображень, виконують для розв'язання конкретних тематичних завдань, важливе значення мають бібліотеки спектральних характеристик об'єктів.

У [1] вказано на доцільність застосування сукупних підходів до обробки зображень, які базуються на засадах контрольованої класифікації, кластерного аналізу та декомпозиції спектральних сумішей.

Методи попиксельної класифікації зображень дають змогу достатньо точно виділяти однорідні насадження. В [1, 13] автори підкреслюють важливість апріорних знань про породну структуру лісів, рівень розділення порід за спектральними характеристиками. Автори вказують на переваги методу декомпозиції спектральних сумішей порівняно з методом контрольованої класифікації.

В ERDAS Imagine реалізовано алгоритми класифікації з використанням методів контрольованої та неконтрольованої класифікації [8, 10].

Процес класифікації лісів є ітераційним. Вектор вимірювання кожного пікселя порівнюють із кожною сигнатурою, відповідно до алгоритму. Для параметричних методів найуживанішими є такі способи розв'язання:

- мінімальні відстані;
- відстані Махаланобіса;
- максимальної вірогідності.

Основні залежності математичних методів подано в [1, 8].

Розвиток геоінформаційних систем і методів дистанційного зондування забезпечує вихід моніторингу лісів на якісно новий рівень для розв'язання різних задач оцінювання стану лісів та лісогосподарської діяльності. Особливої актуальності набуває оцінювання несанкціонованих вирубок та проектування розчищувальних смуг.

#### Завдання дослідження

Завдання цього дослідження такі:

- виконати аналіз ефективності різних методів автоматичної класифікації лісів за космічними знімками зимового періоду;
- визначити оптимальну кількість класів за використання неконтрольованої класифікації;
- опрацювати критерій для визначення оптимальної кількості класів;
- розробити методику гібридної класифікації та виконати аналіз її ефективності.

**Характеристика вихідних матеріалів.** Вихідним матеріалом для проведення класифікації лісів Львівської області Яворівського району поблизу смт. Івано-Франкове слугував космічний знімок, отриманий оптико-електронною знімальною системою із супутника Ikonos (березень 2002 р.).

Система супутника Ikonos дає зображення в п'яти спектральних діапазонах (панхроматичний, синій, червоний, зелений, ближній інфрачервоний). Розрізнявальна здатність системи становить 1 м у панхроматичному режимі та 4 м у спектральних діапазонах [3].

На ділянці переважають хвойні та листяні ліси, в північній частині розташоване село Лепехівка. Біля села частину території займають сільськогосподарські угіддя. Територія ділянки рівнинна, що дає змогу не враховувати вплив рельєфу на зображення.

**Завіркова інформація.** Завірковою інформацією слугували дані, отримані під час польових досліджень, з поділом знімка на полігони і відповідним описом кожного з них з часовою інтерполяцією змін.

Дані зібрано за такими показниками:

- загальна характеристика полігона (напр., зрілий хвойний ліс, неконтрольований поріст тощо);
- відсоток породи виду, що переважає;
- середня висота дерев;
- середня товщина стовбурів;
- середня відстань між деревами.

#### Виклад основного матеріалу

Процес розподілу пікселів на класи здійснюють у спектральному просторі. Якщо піксел задовольняє певні умови, його приписують до класу, що відповідає заданому критерію. Труднощі класифікації пов'язані насамперед із мінливістю ознак – відбивна здатність змінюється залежно від часу, доби, сезону тощо, тому правила класифікації для різних знімків можуть і не збігатися. Часто класифікація буває невизначеною та неточною, оскільки за значеннями спектральної яскравості пікселі можуть належати відразу до кількох класів, та й сам піксел растра може бути інтегрованою характеристикою об'єктів різних класів – це так звані змішані пікселі. Незважаючи на це, у процесі класифікації невизначеність ігнорують, і кожний піксел зараховують до одного із класів [5, 8].

Відповідно до території розпізнавання об'єктів простір ознак для класифікації потрібно розділити на замкнені ділянки, кожна з яких містить значення ознак, характерних для одного з класів об'єктів, і зарахувати кожний піксел знімка до того класу, в ділянку якого потрапив його вектор ознак. Спосіб зарахування пікселів знімка до класів об'єктів визначає так зване вирішальне правило – правило класифікації, реалізацію якого забезпечує відповідний комп'ютерний алгоритм. Правило класифікації формується на основі ознак типових об'єктів, належність яких до певного класу відома (наприклад, ознаки еталонних об'єктів на тестових ділянках). Алгоритми комп'ютерного аналізу, які реалізують різні правила класифікації, поділяють на два типи: алгоритми контрольованої та неконтрольованої класифікації.

У літературі [1, 8] підкреслено, що контрольована класифікація за способами мінімальної відстані, Махаланобіса та максимальної вірогідності приводить до різних результатів. Найточніше визначити породу дерев можна способом максимальної вірогідності, способи Махаланобіса та мінімальної відстані майже ідентичні за точністю, у виділах дають змогу ідентифікувати по 1–3 породи.

У деяких працях, зокрема [8, 10], згадано, що пріоритетною для класифікації лісів може бути так звана гібридна класифікація, яка поєднує методи неконтрольованої та контрольованої класифікації.

Використовуючи неконтрольовану класифікацію, яку реалізовано в ERDAS Imagine за алгоритмом Isodata, на першому етапі можна визначити оптимальну кількість класів за спектральними характеристиками об'єктів, а на другому етапі здійснити контрольовану класифікацію за одним із методів: мінімальної відстані, Махаланобіса чи максимальної вірогідності.

Структурну схему опрацьованої методики подано на рис. 1.

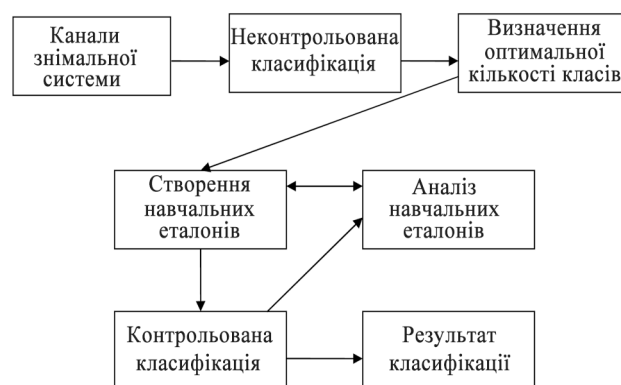


Рис. 1. Структурна схема гібридної класифікації

Щоб правильно виконати неконтрольовану класифікацію, насамперед потрібно підібрати правильну комбінацію каналів, оскільки неконтрольована класифікація виконується автоматично і залежить тільки від відомостей знімка.

Тож першим кроком є налаштування комбінації каналів. Для інтерпретації лісів вибрано відповідно до відбивних здатностей об'єктів канали: інфрачервоний, червоний, зелений.

**Неконтрольована класифікація.** Неконтрольована класифікація дає змогу легко виокремити безліч класів (груп пікселів) і може бути корисною для створення тематично визначеного набору класів із використанням надалі контрольованої класифікації.

Алгоритми неконтрольованої класифікації реалізують часто застосовувані в різних багатовимірних дослідженнях методи кластеризації, в основу яких покладено так звані граничні процедури. Вони передбачають, що кількість вихідної інформації достатня для поділу класів і тому еталони не використовують. Під час обробки знімків алгоритми застосовують різні міри роздільності класів у просторі ознак об'єктів, що становить математичну основу їхньої формальної кластеризації.

Класифікація за алгоритмом ISODATA ґрунтується на використанні формули мінімальних спектральних відстаней: залежність (4). Цей метод класифікації використовують у разі подібності спектральних ознак різних класів та перекриття діапазонів значень класів.

Отже, піксел належить до того класу, відстань до сукупності середніх значень якого виявилася найменшою. Процес відбувається у декілька етапів – ітерацій. На кожній ітерації всі піксели перекласифікуються та вибираються нові середні значення для кластерів, до яких і визначаються відстані. В результаті всі піксели зображення виявляються розподіленими між класами.

Критерієм вибору оптимальної кількості класів може слугувати вираз

$$\frac{\Delta M_{(i+1)-i}}{\Delta M_{1-n}} \leq \varepsilon, \quad (1)$$

де  $\Delta M_{(i+1)-i}$  – усереднені різниці середніх спектральних яскравостей між класами з каналів;  $n$  – кількість класів;  $\Delta M_{1-n}$  – усереднена загальна різниця спектральних яскравостей.

Вибір заданого значення критерію  $\varepsilon$  залежить від завдання класифікації: інтегровані за видами дерев масиви (наприклад, хвойні, листові, мішані), ще структурованіші (береза, дуб тощо).

Загалом вибір значення  $\varepsilon$  залежить від загальної різниці спектральних яскравостей  $\Delta M_{1-n}$  та усередненої різниці між класами  $\Delta M_{(i+1)-i}$ .

Тобто

$$\Delta M_{(i+1)-i} = \frac{\sum_{l=1}^L [\Delta M_{(i+1)-i}]^l}{L}, \quad (2)$$

$$\Delta M_{1-n} = \frac{\sum_{l=1}^L [\Delta M_{1-n}]^l}{L}, \quad (3)$$

де  $L$  – кількість каналів.

Для дослідження оптимальної кількості класів цього регіону здійснено поділ на 3, 5, 8, 10, 12, 16 класів з отриманням статистичних характеристик: математичного сподівання спектральної яскравості класів та гістограм зображень.

На рис. 2 подано середні значення спектральних яскравостей класів у трьох каналах.

За формулою (2) обчислено усереднені різниці спектральних яскравостей, які подано в табл. 1. В останньому рядку таблиці наведено значення усередненої загальної різниці спектральних яскравостей, розраховані за формулою (3).

У табл. 2 подано результати обчислень за формулою (1). Якщо задати значення  $\varepsilon \leq 0,05$ , то оптимальною кількістю класів буде вісім класів. Близьким за результатами є вибір десяти класів; тільки одне значення перевищує допуск.

Таблиця 1

**Усереднені різниці спектральних яскравостей**

№ класу	3	5	8	10	12	16
1–2	27	18	13	15	10	11
2–3	71	17	11	9	9	7
3–4		23	9	9	7	5
4–5		59	10	6	8	6
5–6			10	7	6	2
6–7			28	7	7	6
7–8			50	11	7	6
8–9				26	7	5
9–10				49	9	5
10–11					27	1
11–12					47	6
12–13						4
13–14						11
14–15						33
15–16						44
1–n	97	117	131	140	144	151

Таблиця 2

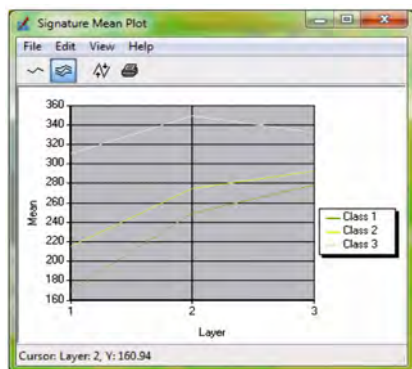
**Вибір оптимальної кількості класів**

№ класу	3 кл	5 кл	8 кл	10 кл	12 кл	16 кл
1–2	0,28	0,15	0,10	0,11	0,07	0,07
2–3	0,73	0,15	0,08	0,06	0,06	0,05
3–4		0,20	0,07	0,06	0,05	0,03
4–5		0,50	0,08	0,04	0,06	0,04
5–6			0,08	0,05	0,04	0,01
6–7			0,21	0,05	0,05	0,04
7–8			0,38	0,06	0,05	0,04
8–9				0,19	0,05	0,03
9–10				0,34	0,06	0,03
10–11					0,19	0,00
11–12					0,33	0,04
12–13						0,03
13–14						0,07
14–15						0,22
15–16						0,29

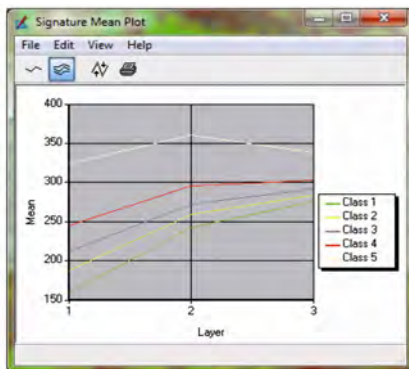
Відкласифіковане зображення з поділом на 3, 5, 8, 10, 12, 16 класів відповідно показано на рис. 3.

Подальше опрацювання за методом контрольованої класифікації здійснюється за зображенням з поділом його на вісім класів (рис. 3, в).

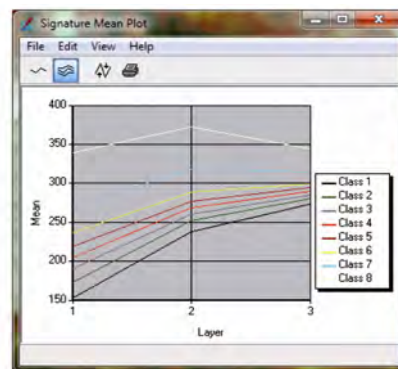




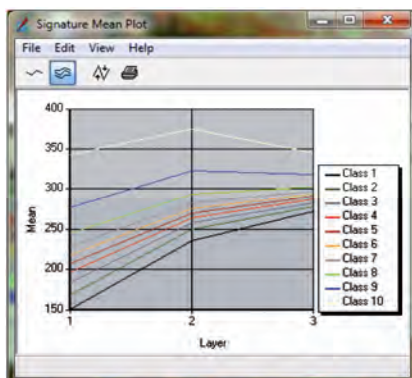
а



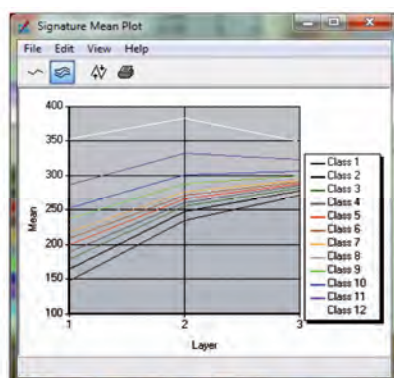
б



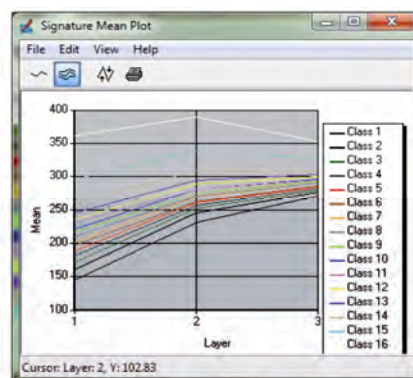
в



г

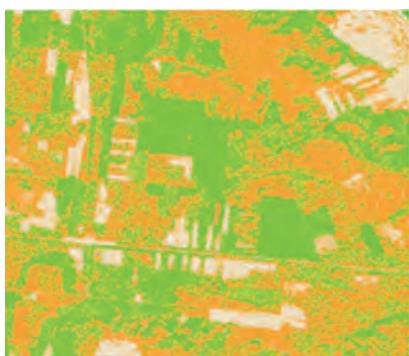


д

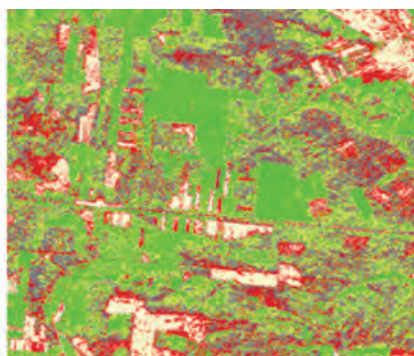


е

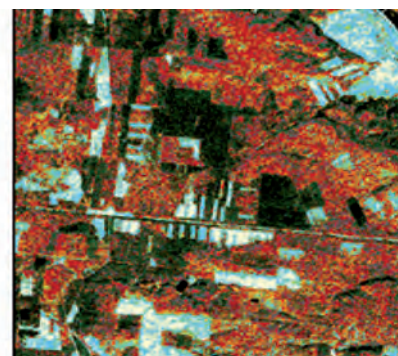
Рис. 2. Побудова графіків середніх значень спектральних яскравостей класів:  
а – 3 класи; б – 5 класів; в – 8 класів; г – 10 класів; д – 12 класів; е – 16 класів



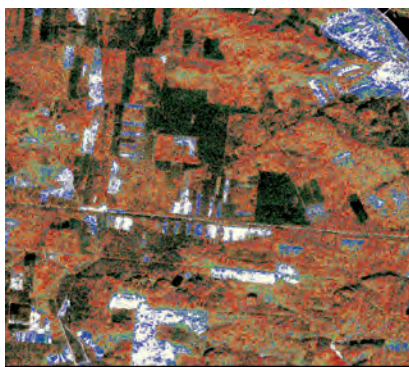
а



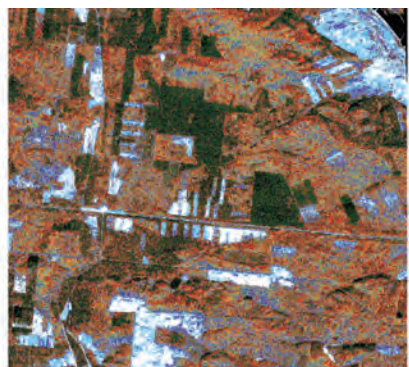
б



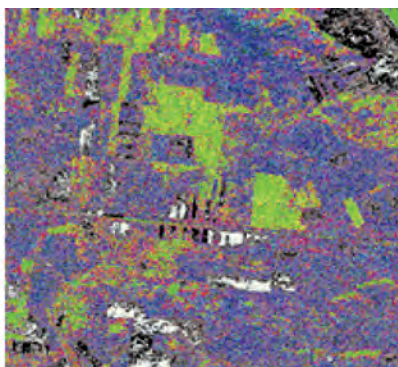
в



г



д



е

Рис. 3. Відкласифіковане космічне зображення супутника Ikonos з поділом на:  
а – 3 класи; б – 5 класів; в – 8 класів; г – 10 класів; д – 12 класів; е – 16 класів

**Основні залежності контрольованої класифікації.**

В контрольованій класифікації виділяють такі основні способи (правила): мінімальної відстані, відстані Махаланобіса та максимальної вірогідності [1, 8].

Класифікація за правилом мінімальної відстані полягає в обчисленні спектральної евклідової відстані:

$$SD_{xyl} = \sqrt{\sum_{l=1}^L (\mu_{li} - X_{xyl})^2}, \quad (4)$$

де  $L$  – кількість каналів;  $l$  – номер каналу;  $\mu_{li}$  – середнє значення класу  $i$  у каналі  $l$ ;  $i$  – номер класу;  $X_{xyl}$  – значення пікселя для каналу  $l$ ;  $SD_{xyl}$  – спектральна відстань пікселя у точці з координатами  $x, y$ .

Рівняння, що використовується для класифікації за методом відстані Махаланобіса, має вигляд:

$$D_M = (X - M_i)^T \times (K_i^{-1}) \times (X - M_i), \quad (5)$$

де  $D_M$  – відстань Махаланобіса;  $i$  – визначений клас;  $X$  – вектор виміру класифікованого пікселя;  $M_i$  – середнє значення яскравостей класу  $i$ ;  $K_i^{-1}$  – коваріаційна матриця пікселів яскравостей класу  $i$ ;  $K_i^{-1}$  – обернена до  $K_i$  матриця.

Класифікацію за правилом максимальної вірогідності виконують за таким алгоритмом:

$$D = \ln(a_i) - [0.5 \ln(|K_i|)] - [0.5 D_M], \quad (6)$$

де  $D$  – вагова відстань (вірогідність);  $a_i$  – відсоток вірогідності належності класифікованого пікселя до класу  $i$  (дорівнює 1,0 або вводиться на основі апріорних даних);  $|K_i|$  – детермінант матриці  $K_i$ .

У спеціальній літературі немає чітких рекомендацій щодо розмірів еталонних вибірок. У [8] вказано, що розпочинати вибірку можна з одного пікселя, нарощуючи її розміри. Для дослідження вибрано такі розміри еталонів для досліджень  $2 \times 2$ ,  $5 \times 5$  і близько 100 пікселів.

Якщо порівняти площі кожного із методів із завірковою інформацією, можна дізнатись, який з них найточніше визначає площу кожного класу. У цьому експерименті не тільки порівнюються методи, але і визначається оптимальний розмір еталонів для проведення ефективнішої класифікації.

Як результати досліджень подано різниці площ, обчислені за методами максимальної вірогідності, Махаланобіса та мінімальної відстані за еталонами  $2 \times 2$  піксели (табл. 3),  $5 \times 5$  пікселів (табл. 4) і близько 100 пікселів (табл. 5). Площі кожного класу обчислено у відсотках від усієї площі ділянки досліджень. Різниці площ між відповідним методом і завірковою інформацією подано у відсотках.

Різниці площ, визначені за розміром ( $2 \times 2$  піксели), вказують на значні розходження із завірковою інфор-

мацією ідентифікації молодого листяного лісу всіма методами, істотна похибка спостерігається для ідентифікації ґрунтів. Найточніше ідентифікуються вирубки.

Класифікація об'єктів земної поверхні за еталонами більшого розміру ( $5 \times 5$  пікселів) за методом максимальної вірогідності дає кращий результат для деяких класів (хвойний зрілий ліс, вирубки). Мішані ліси ідентифікуються гірше; за методом Махаланобіса різниця становила 22 %. У класах (ґрунти, мішаний ліс, молоді хвойні посадки) відсоток розходження із завірковою інформацією також великий. Але загалом класифікація за більшими еталонами за точністю краща.

Проведено наступний експеримент, який полягає у збільшенні навчальної вибірки до 100 пікселів. Результати подано в табл. 5.

Значно покращився загалом результат класифікації за методом Махаланобіса. Істотні розходження між завірковою інформацією та обчисленнями за методом мінімальної відстані виявлено майже для всіх класів, за винятком мішаного лісу і вирубок. Прийнятні за точністю результати отримано методом максимальної вірогідності за таких еталонів для класів: хвойні зрілі ліси, хвойні посадки і молоді хвойні посадки (точність ідентифікації до 4 %), а також вирубки (2,9 %).

Але загалом для такого типу поділу на класи найкращі результати отримано за використання еталонів  $5 \times 5$  пікселів.

Аналіз гістограм навчальних вибірок із поданим поділом на класи свідчить про деяке перекривання спектральних яскравостей класів: хвойні посадки і молоді хвойні посадки, на ідентифікацію останніх значно впливає підстильна поверхня, а також нечітко класифікуються листяні ліси двох типів. Зауважимо, що городи ідентифікуються часто з вирубками.

Результатом такого аналізу є уточнення класів на такі: хвойні зрілі, хвойні посадки, мішаний ліс, листяний ліс, вирубки, ґрунти, городи.

У табл. 6 подано результати класифікації у вигляді різниць площ між завірковою інформацією і визначеними за еталонами близько 100 пікселів для трьох методів контрольованої класифікації.

Результати вказують на високу точність визначення площ хвойних лісів і вирубок за методом максимальної вірогідності (0,5–1,2 %), істотно покращилася ідентифікація листяних і мішаних лісів усіма методами (1,9–7 %).

Відкласифіковане зображення трьома методами з використанням еталонів близько 100 пікселів з уточненою кількістю класів подано на рис. 4. На рис. 5 подано основні атрибути, які використовують для позначення певних об'єктів.

Таблиця 3

**Різниці площ контрольованої класифікації, визначені за еталонами  $2 \times 2$  піксели**

Класи	Завіркова – метод Махаланобіса	Завіркова – мінімальна відстань	Завіркова – максимальної вірогідності
Хвойний зрілий	9,8	0,2	8,9
Хвойні посадки	6,9	4,8	5,5
Молоді хвойні посадки	0,3	5,6	0,2
Мішаний ліс	15,0	1,9	0,4
Листяний зрілий	10,5	2,1	3,5
Листяний молодий	44,9	13,2	33,3
Вирубки	3,1	0,2	2,8
Ґрунти	13,4	14,4	13,4



Таблиця 4

**Різниці площ, визначені за еталонами 5x5 пікселів**

Класи	Завіркова – метод Махалонобіса	Завіркова – мінімальна відстань	Завіркова – максимальної вірогідності
Хвойний зрілий	0,2	1,1	0,1
Хвойні посадки	3,6	8,2	0,6
Молоді хвойні посадки	14,9	0,8	8,8
Мішаний ліс	22,0	1,2	9,3
Листяний зрілий	9,1	2,4	1,7
Листяний молодий	7,2	3,4	5,2
Вирубки	2,6	5,1	0,6
Грунти	14,6	12,5	14,4

Таблиця 5

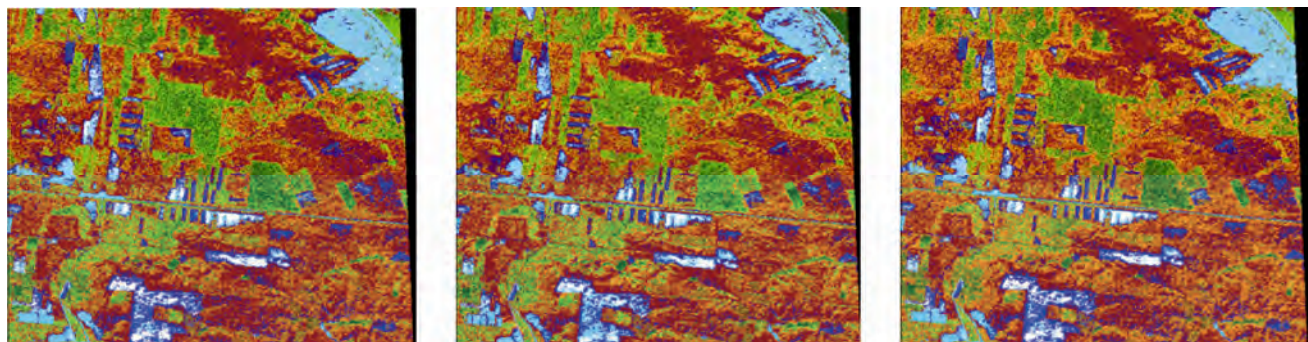
**Різниці площ, визначені за еталонами близько 100 пікселів**

Класи	Завіркова – метод Махалонобіса	Завіркова – мінімальна відстань	Завіркова – максимальної вірогідності
Хвойний зрілий	2,3	5,1	2,4
Хвойні посадки	0,4	5,5	3,7
Молоді хвойні посадки	9,5	11,1	3,2
Мішаний ліс	13,2	1,1	16,3
Листяний зрілий	0,7	6,5	9,5
Листяний молодий	7,1	16,3	14,0
Вирубки	3,1	1,8	2,9
Грунти	11,4	11,3	11,1

Таблиця 6

**Різниці площ за уточненою кількістю класів, отримані за еталонами близько 100 пікселів**

Класи	Завіркова – метод Махалонобіса	Завіркова – мінімальна відстань	Завіркова – максимальної вірогідності
Хвойний зрілий	2,0	1,7	1,2
Хвойні посадки	3,3	1,3	0,6
Мішаний ліс	4,4	1,9	3,4
Листяний	2,7	7,0	6,5
Вирубки	1,2	1,0	0,5
Грунти	2,1	1,5	2,1
Городи	5,2	5,4	5,1



*a*

*б*

*в*

Рис. 4. Відкласифіковане зображення трьома методами з використанням еталонів близько 100 пікселів: *a* – максимальної вірогідності; *б* – мінімальній відстані; *в* – Махалонобіса

Row	Histogram	Color	Red	Green	Blue	Opacity	Class_Names	Area
0	27562		0	0	0	0	0 Unclassified	44.0992
1	174016		0	0.39	0	1	1 хвоя1	278.426
2	140457		0.5	1	0	1	1 посадки	224.731
3	340266		1	0.65	0	1	1 мішаний	544.426
4	773484		0.65	0.16	0.16	1	1 листяний_зріли	1237.57
5	127321		0	0	1	1	1 вирубки	203.714
6	43806		1	1	0.98	1	1 ґрунти	70.0896
7	94311		0	1	1	1	1 городи	150.898

Рис. 5. Атрибутивні дані зображень

### Висновки

1. Опрацьовано методику гібридної класифікації та запропоновано критерій для визначення оптимальної кількості класів.
2. За космічним знімком Ikonos зимового періоду для класифікації лісових насаджень оптимальною кількістю є 7–8 класів.
3. Контрольовану класифікацію здійснено для порівняння точності методами максимальної вірогідності, відстані Махалонобіса та мінімальної відстані.
4. Результати класифікації вказують, що на зимовому знімку Ikonos чітко ідентифікуються вирубки, зрілі хвойні посадки рядами та хвойний зрілий ліс, визначені за різними методами та різними еталонами.
5. Різниця площ між методами максимальної вірогідності, відстані Махалонобіса та мінімальної відстані із використанням еталонів близько 100 пікселів з уточненням класів порівняно із завірковою інформацією коливаються у межах 1–7 %.
6. Встановлено, що вибір еталонів має велике значення: за малих еталонів (2×2 піксели) є перекриття споріднених класів, що спричинює велику похибку порівняно із завірковою інформацією. Класифікація, виконана за еталонами розміром 5×5 пікселів, дає змогу ідентифікувати площі для вирубок та хвойних насаджень з точністю близько 1 %, гірше ідентифікується мішаний ліс та ґрунти – з різницею у 9–14 %, за відстанню Махалонобіса – до 22 %.

### Література

1. Багатоспектральні методи дистанційного зондування Землі в задачах природокористування / за ред. В.І. Лялько та М.О. Попова. – К.: Наукова думка, 2006. – 360 с.
2. Барталев С.А. Актуальные задачи, возможности и перспективные направления развития методов спутникового мониторинга бореальных методов / С.А. Барталев, А.С. Исаев, Д.В. Ершов // IV Междунар. конф. “Аэрокосмические методы и геоинформационные технологии в лесоведении и лесном хозяйстве. – М.; 2007. – С. 20–22.
3. Бурштинська Х.В. Аерокосмічні знімальні системи: навч. посіб. / Х.В. Бурштинська, С.А. Станкевич. – Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2010. – 292 с.
4. Бурштинська Х.В. Дослідження методів класифікації лісів з використанням космічних знімків високого розрізнення / Х.В. Бурштинська, Б.В. Поліщук, О.Ю. Ковальчук // Геодезія, картографія та аерофотознімання: зб. наук. пр. – Львів, 2013, Вип. 78. – С. 101–110.
5. Дистанционное зондирование / под ред. Ф. Свейна и Ш. Дейвиса; пер. с англ. – М.: Недра, 1983. – 396 с.
6. Жолобак Г.М. Вітчизняний досвід супутникового моніторингу лісових масивів України / Г.М. Жолобак // Космічна наука і технологія, 2010. – Т. 16. – № 3. – С. 46–54.
7. Исаев А.С. Использование спутниковых данных для мониторинга биоразнообразия лесов / А.С. Исаев, С.В. Князева, М.Ю. Пузаченко и др. // Исследование земли из космоса. – 2009. – № 2. – С. 1–12.
8. Кохан С.С. Дистанційне зондування Землі: теоретичні основи: підручник / С.С. Кохан, А.Б. Востоков. – К.: Вища шк., 2009. – 511 с.
9. Лялько В.И. Комплексирование многозональных космических снимков различного пространственного разрешения для повышения эффективности исследований лесных массивов (на примере зоны отчуждения ЧАЭС и районов Сибири) / В.И. Лялько, А.И. Сахацкий, А.Я. Ходоровский и др. // Косміч. наука і технологія. – 2002. – 8, № 2/3. – С. 239–246.
10. Миклуш С.І. Дистанційне зондування Землі в лісовому господарстві: навч. посіб. / С.І. Миклуш, С.А. Гаврилук, О.Г. Часковський. – Львів: ЗУКЦ, 2012. – 324 с.
11. Поліщук Б.В. Сучасні досягнення і проблеми в дослідженнях розвитку та стану лісів / Б.В. Поліщук // Геодезія, картографія і аерофотознімання, 2008. – Вип. 70. – С. 38–45.
12. Трейфельд Р.Ф. Значение дистанционных методов в инвентаризации лесов / Р.Ф. Трейфельд, В.И. Березин // Аэрокосмические методы и геоинформационные технологии в лесоведении и лесном хозяйстве: доклады IV Международной конференции (Москва, 17–19 апреля 2007 г.). – С. 140–144.
13. Sakhatsky A.I. Classification of space image for forest state identification within the Siberia region / A.I. Sakhatsky, J. McCallun, A. Ja. Khodorovsky, I. Ja. Bujanova // Pt. 1 IASA, Laxenburg, Austria, IR-02-09, April 2002. – 45 p.
14. [http://www.lvivlis.com.ua/file/LL\\_proekt.pdf](http://www.lvivlis.com.ua/file/LL_proekt.pdf).
15. <http://ukrref.com.ua/?id=MTU3MDc%3D>.
16. <http://download.intergraph.com/?ProductName=ERDAS%20IMAGINE&current=true&legacy=true>.

### Гібридна класифікація лісів за космічними знімками високого розрізнення

Х. Бурштинська, Б. Поліщук, О. Фіковська

Подано методику гібридної класифікації, яка ґрунтується на визначенні оптимальної кількості класів з використанням неконтрольованої класифікації та подальшим опрацюванням зображень способами контрольованої класифікації.

Запропоновано критерій визначення оптимальної кількості класів. Для дослідження ефективності ідентифікації типів лісів Прикарпатського регіону використано космічний знімок із супутника Ikonos. Проаналізовано вплив на точність ідентифікації лісів навчальних вибірок різних розмірів і методів класифікації: максимальної вірогідності, Махалонобіса, мінімальної відстані.

### Гибридная классификация лесов по космическим снимкам высокого разрешения

Х. Бурштинская, Б. Полищук, А. Фиковская

Представлена методика гибридной классификации, которая базируется на определении оптимального количества классов с использованием неконтролируемой классификации с последующей обработкой изображений методами контролируемой классификации.

Предложен критерий определения оптимального количества классов. Для исследования эффективности идентификации различных типов лесов Прикарпатского региона использован космический снимок, полученный из спутника Ikonos. Проанализировано

влияние на точность идентификации лесов размеров обучающих выборок и методов классификации: максимальной вероятности, Махаланобиса, минимального расстояния.

**Hybrid classification of forests on high resolution satellite images**

K. Burshtynskaya, B. Polishchuk, A. Fikovskaya

Hybrid classification technique, which is based on determining the optimal number of classes using the

method of not control classification with subsequent image processing by the methods for controlled classification is presented in the work.

Criterion for determining the optimal number of classes is proposed. To investigate the effectiveness of identifying different types of forests in the Carpathian region it was used satellite image obtained from the satellite Ikonos. Influence of the size of training samples and classification methods: maximum likelihood, Mahalanobis, minimum distance on the of accuracy of forests identification was analyzed.

# Антарктида – terra не інкогніта



**ДОСЛІДЖЕННЯ ГРАВІТАЦІЙНОГО ПОЛЯ, ТОПОГРАФІЇ ОКЕАНУ ТА РУХІВ ЗЕМНОЇ КОРИ В РЕГІОНІ АНТАРКТИКИ**

Монографія.  
За заг. ред. О.М. Марченка, К.Р. Третяка  
Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2012. 308 с.  
ISBN 978-617-607-206-5

- результати дослідження гравітаційного поля і топографії океану Антарктики супутниковими методами
- методики побудови моделі гравітаційного поля, аномального потенціалу Антарктики
- інтерпретація кінематики та деформацій земної кори Антарктиди



19-ий Львівський міжнародний книжковий ярмарок  
Всеукраїнський конкурс

«Найкраща книга Форуму-2012»



кадастр

метеорологія

картографія

фотограмметрія

геодезія

вища геодезія

**АНГЛІЙСЬКО-УКРАЇНСЬКИЙ ГЕОДЕЗИЧНИЙ СЛОВНИК**

За ред. Рицара Б. Є.  
Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2010. 360 с.  
ISBN 978-966-553-864-6

**20000 слів**