

УДК 528.06

**М. О. Попов, В. М. Подорван, С. І. Альперт**

Державна установа «Науковий Центр аерокосмічних досліджень Землі Інституту геологічних наук Національної академії наук України», Київ

## МЕТОД КЛАСИФІКУВАННЯ ГІПЕРСПЕКТРАЛЬНИХ КОСМІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ КОМБІНАЦІЙНОГО ПРАВИЛА ДЕМПСТЕРА

*Розглянуто новий метод класифікування гіперспектральних космічних зображень, який використовує теорію свідчень Демпстера — Шейфера. Метод відрізняється від відомих розв'язків однойменних задач введенням процедури оцінювання класифікаційної цінності спектральних каналів за допомогою спеціальної емпіричної функції і особливим способом розбиття спектрального ознакового простору, що у сукупності дозволяє застосовувати лише найбільш інформативні спектральні канали і суттєво скоротити розмірність ознакового простору при одночасному підвищенні точності класифікації. Описується програмна реалізація запропонованого методу і наводяться результати оцінювання точності класифікації, яка досягається в реальних умовах.*

**Ключові слова:** гіперспектральне космічне зображення, класифікація зображень, теорія свідчень Демпстера — Шейфера, функція інформативності.

---

### ВСТУП

Серед видових матеріалів, які одержуються шляхом знімання Землі з борту космічного (повітряного) літального апарата, гіперспектральні зображення є найбільш змістовними і вміщують в себе надзвичайно великий обсяг інформації про об'єкти зйомки та спостереження [3, 12]. Ця інформація дозволяє виявляти та розпізнавати (класифікувати) об'єкти на знімках, оцінювати їхній стан, фіксувати зміни, що відбуваються на місцевості, робити прогнозні оцінки і т. д. [2, 6, 18].

Розв'язання подібних актуальних і важливих практичних завдань вимагає залучення великої кількості різних логіко-обчислювальних процедур, при цьому найбільш складною процедурою серед них є класифікування об'єктів на гіперспектральному зображенні [17], оскільки, по-перше, розмірність ознакового простору при цьому є дуже великою (загальна кількість

спектральних каналів обчислюється десятками-сотнями) і, по-друге, спектральні ознаки не відрізняються сталістю (величина зареєстрованого спектрального відгуку залежить від умов освітлення об'єкта, складу та прозорості атмосфери і т. д.). Через це більшість відомих алгоритмів, які використовуються при класифікуванні багатоспектральних космічних зображень (ГКЗ), неефективні у випадку гіперспектральних зображень. Тому в останні роки розробляються алгоритми, які орієнтуються переважно на класифікування саме гіперспектральних зображень [8, 13, 25], проте їхня точність поки залишається недостатньою, особливо в умовах, коли вхідна інформація, необхідна для проведення класифікування, надходить від різних джерел і має елементи невизначеності та/або неповноти.

У подібних умовах корисним може бути підхід, оснований на використанні теорії Демпстера — Шейфера (ТДШ) [22]. Математичний апарат ТДШ дозволяє будувати інтервальні оцінки

достовірності гіпотез в умовах відсутності частини вхідних даних, пропонує просте правило для комбінування даних від різних джерел, може у складних ситуаціях класифікування надавати багатоальтернативний розв'язок задачі (у вигляді сполучення кількох гіпотез), а також має деякі інші переваги перед традиційним теоретико-ймовірнісним підходом [11, 23]. Означені властивості ТДШ, зокрема спосіб об'єднання даних за комбінаційним правилом Демпстера, покладені в основу розробленого авторами методу класифікування гіперспектральних зображень.

Необхідно зазначити, що математичний апарат теорії свідчень вже успішно застосовувався рядом дослідників, у тому числі авторами, при аналізі та класифікуванні об'єктів на зображеннях [9, 16, 19—21]. Запропонований в даній роботі метод класифікування відрізняється від відомих розв'язків однойменних задач введенням процедури оцінювання класифікаційної цінності спектральних каналів за допомогою спеціальної емпіричної функції і особливим способом розбиття спектрального ознакового простору, що у сукупності дозволяє застосовувати при класифікації лише найбільш інформативні спектральні канали і, таким чином, суттєво скоротити розмірність ознакового простору при одночасному підвищенні точності класифікування.

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Отже, нехай ми маємо ГКЗ у складі  $K$  зональних зображень  $S_k$ , яке можна записати у вигляді

$$GSI = \{S_k |_{k=1,2,\dots,K}\} = \{\pi_n, \mathbf{u}_n |_{n=1,2,\dots,N_\pi}\}, \quad (1)$$

де  $S_k$  —  $k$ -те зональне зображення;  $K$  — загальна кількість зональних зображень (спектральних каналів, або зон);  $\pi_n$  —  $n$ -й піксел з повним (векторним) сигналом  $\mathbf{u}_n = (u_{1n}, u_{2n}, \dots, u_{kn}, \dots, u_{Kn})$ ;  $u_{kn}$  — величина сигналу пікселя  $\pi_n$  у  $k$ -му спектральному каналі (зоні);  $N_\pi$  — загальна кількість пікселів у кадрі ГКЗ.

В запису (1) передбачається, що зональні зображення з сусідніми номерами, наприклад  $S_k$  та  $S_{k+1}$ , належать відповідним суміжним спектральним зонам  $\Delta\lambda_k = \lambda_{k2} - \lambda_{k1}$  і  $\Delta\lambda_{k-1} = \lambda_{k3} - \lambda_{k2}$ .

Відомо також, що на зображенні представлено (одним або більшим числом пікселів) об'єкти

різних класів, тобто кожен об'єкт (піксел  $\pi_n$ ) даного зображення належить до одного з  $L$  заданих класів. Припускається, що досліднику доступна апріорна інформація у вигляді виборок об'єктів — репрезентів класів, що розглядаються.

Мета роботи — розробити простий і ефективний метод класифікування ГКЗ для вказаних умов та обмежень.

Оскільки при розробці методу ми орієнтуємось на можливості математичного апарату ТДШ, то наведемо необхідні положення цієї теорії.

## ОСНОВНІ ЕЛЕМЕНТИ ТЕОРІЇ СВДЧЕНЬ ДЕМПСТЕРА — ШЕЙФЕРА

Теорія свідчень є узагальненням теорії ймовірностей, її математичний апарат дозволяє коректно працювати не тільки з окремими подіями (синглтонами) або гіпотезами, але й зі сполученнями подій, причому кожне таке сполучення розглядається за методологією ТДШ як окрема нерозкладна подія (гіпотеза)  $A$ . У ТДШ ключовим поняттям є поняття маси, яке є узагальненням класичного поняття ймовірності.

Сукупність вихідних (базових) гіпотез відносно стану об'єкта та всі можливі їхні сполучення утворюють множину  $\Omega$ , яка називається у ТДШ основою аналізу. Вважається, що всі гіпотези з множини  $\Omega$  (і базові, і їхні сполучення) є взаємно незалежними та у сукупності повністю характеризують об'єкт. Якщо число базових гіпотез дорівнює  $Q$ , то загальна кількість підмножин у множині  $\Omega$  складає величину  $2^Q$  (сюди входять пуста множина  $\emptyset$  та сама множина  $\Omega$ ).

Кожному елементу множини  $\Omega$  за певними правилами надається відповідна маса  $m$ , причому область значень маси лежить в інтервалі від нуля до одиниці. Формально це записується таким чином:  $m: 2^Q \rightarrow [0, 1]$ , при цьому вважається, що:

маса пустої множини дорівнює нулю:  $m(\emptyset) = 0$ ,  
сума усіх мас для кожної підмножини  $A \subseteq \Omega$  дорівнює одиниці:  $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$ .

На змістовному рівні масу  $m$  можна розглядати як міру довіри до пов'язаної з нею гіпотези, тому  $m(A)$  ще називають базовою ймовірністю, а будь-яку підмножину  $A$ , для якої  $m(A) > 0$ , називають фокальною групою.

Гіпотези, або свідчення можуть одночасно формуватися кількома різними джерелами. Для випадку, коли ці джерела взаємно незалежні, в ТДШ розроблено просте правило об'єднання свідчень. Припустимо, ми маємо множину — основу аналізу  $\Omega$  з числом свідчень  $Q$ , а також маємо  $P$  незалежних джерел  $ID_p$  ( $1 \leq p \leq P$ ) цих свідчень. При цьому  $p$ -те джерело дає свою оцінку ймовірності свідчення  $A_p$  у вигляді відповідної маси  $m_p(A_n)$  або оцінку ймовірності сполучення свідчень  $X$  у вигляді  $m_p(X)$ . Тоді об'єднання свідчень здійснюється за допомогою правила Демпстера [11]:

$$m_D(X) = \frac{1}{1-C} \sum_{\substack{X_1 \cap \dots \cap X_R = X \\ \forall (X \neq \emptyset) \in 2^Q}} \prod_{1 \leq p \leq P} m_p(X_r), \quad (2)$$

$$C = \sum_{\substack{X_1 \cap \dots \cap X_R = \emptyset \\ \forall (X \neq \emptyset) \in 2^Q}} \prod_{1 \leq p \leq P} m_p(X_r), \quad (3)$$

де  $C$  — коефіцієнт конфліктності, який вказує, наскільки протилежними між собою є джерела (точніше, їхні свідчення). Область значень коефіцієнта  $C$  лежить в інтервалі  $[0;1]$ , при цьому нульове значення свідчить про відсутність протиріч в оцінках джерел, а що сильніші ці протиріччя, то ближчою до одиниці стає величина  $C$ .

Ще слід враховувати, що в розрахунках за правилом Демпстера (2) приймається, що  $m_D(\emptyset) = 0$ .

## ОРГАНІЗАЦІЯ І ЗМІСТ МЕТОДУ КЛАСИФІКУВАННЯ

**Організація класифікування.** Оскільки, як було зазначено при постановці задачі, досліднику доступна інформація про репрезенти об'єктів з числа класів, що розглядаються, то доцільно використовувати спосіб класифікування з навчанням. Схема організації такого класифікування (рис. 1) передбачає:

- 1) формування бази знань (БЗ);
- 2) здійснення класифікування ГКЗ;
- 3) оцінювання точності класифікування;
- 4) перевірка на задоволення встановлених (заданих) вимог.

Формування навчальної вибірки провадиться шляхом аналізу кадру ГКЗ експертом-дослідником, в результаті якого на зображенні виділяються області з пікселів різних класів (підвибірки). Комплексний аналіз сигналів пікселів навчаль-

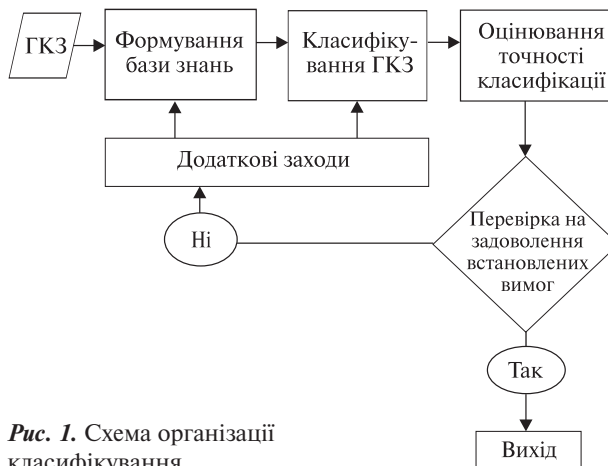


Рис. 1. Схема організації класифікування

ної вибірки дозволяє створити БЗ, інформація з якої надалі використовується при класифікуванні ГКЗ. Створення БЗ потребує виконання низки робіт, зміст яких буде розглянуто нижче.

Процес власне класифікування ГКЗ здійснюється в автоматичному режимі. За результатами класифікування при наявності референсних (завіркових) даних будується матриця помилок, на основі елементів якої обчислюються оцінки досягнутої точності. Якщо ці оцінки задовольняють задані вимоги, процедура класифікування вважається завершеною. В іншому випадку здійснюються додаткові заходи, які можуть сприяти підвищенню точності класифікування (збільшення навчальної вибірки, уточнення описів класів і т. д.)

Створення бази знань. Процес створення БЗ (рис. 2) включає такі роботи:

- 1) відбір зональних зображень;
- 2) виділення навчальної вибірки;
- 3) фільтрація навчальної вибірки;
- 4) розбиття ознакового простору;
- 5) внутрішньоінтервальні оцінки для класів;
- 6) визначення класифікаційної цінності спектральних каналів.

Розглянемо особливості виконання кожного вказаного виду робіт.

**Відбір зональних зображень.** Практично завжди ГКЗ є інформаційно надлишковими [8, 10]. Знизити надлишок даних, що містяться у ГКЗ, можна відсіканням зональних зображень з високим рівнем шумів та усуненням частини зональних

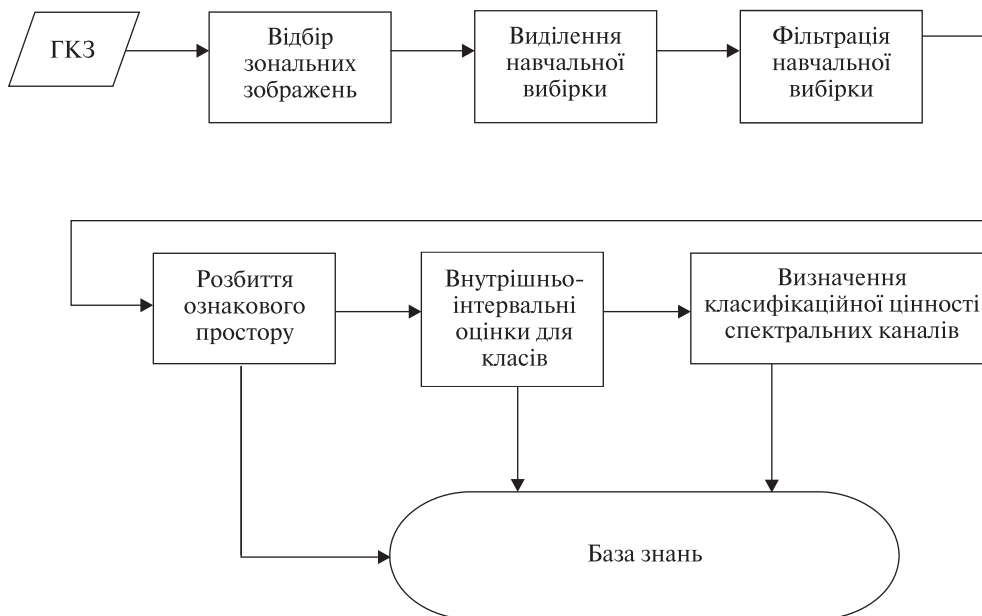


Рис. 2. Схема процесу створення бази знань

зображень зі значною взаємною кореляцією. Зазначимо, що останній шлях важливий також у світлі наведених вище вимог до взаємної незалежності джерел даних, що комбінуються за правилом Демпстера.

Нами використовується процедура відбору зональних зображень  $\{S_k\}$ , метою якої є отримання деякого їхнього списку довжиною  $K^*$ , який є суттєво меншим за початкову кількість  $K$  у вхідному гіперспектральному зображенні ( $k = 1, 2, \dots, K^*$ ;  $K^* \ll K$ ), але при цьому набір зображень, що залишились у списку, зберігає інформацію, яка необхідна для розв'язання задачі класифікування.

Процедура відбору зональних зображень  $\{S_k\}$  складається з таких кроків.

**Крок 1.** Зі складу ГКЗ виключаються зональні зображення, які є сильно зашумленими і мають малі середні градієнти (останнє характерно для рівномірно засвітлених полів). Після візуального контролю і відбраковування експертом формується скорочений список зональних зображень, з якими виконуються подальші кроки.

**Крок 2.** Задаються порогове значення коефіцієнта взаємної кореляції  $r_{\max}$  між сусідніми зональними зображеннями та (попередньо) міні-

мальне число каналів  $K_{\min}$ , яких у сукупності ще достатньо для успішного розв'язання задачі класифікування. Обидва названих числа встановлюються експертом з урахуванням інформації про характер району зйомки.

**Крок 3.** Зональні зображення об'єднуються у двійки  $(S_1 \text{ і } S_2)$ ,  $(S_3 \text{ і } S_4)$ , ...,  $(S_k \text{ і } S_{k+1})$  і т. д., і для кожної двійки розраховується відповідний коефіцієнт взаємної кореляції  $r_{12}$ ,  $r_{34}$ , ...,  $r_{k,k+1}$  і т. д.

**Крок 4.** Проводиться послідовне порівняння розрахованих коефіцієнтів взаємної кореляції із заданим пороговим значенням  $r_{\max}$ . У випадку, якщо значення коефіцієнта, наприклад  $r_{k,k+1}$ , не перевищує порогового значення  $r_{\max}$  ( $r_{k,k+1} \leq r_{\max}$ ), у створюваний список заносяться обидва зональні зображення; у протилежному випадку до списку заносяться зональне зображення, яке має вищу інформативність (у найпростішому випадку може бути оцінена величиною середнього квадратичного відхилення піксельних сигналів). За результатами порівнянь формується проріджений список зональних зображень довжиною  $K^*$ .

**Крок 5.** Довжина  $K^*$  сформованого на попередньому кроці списку зіставляється з числом  $K_{\min}$ , яке попередньо задається експертом. В за-

лежності від результату зіставлення можливі такі варіанти:

а) якщо  $K^* < K_{\min}$ , то задача відбору вважається невиконаною, і слід повертатися до кроку 2 із внесенням відповідних коректив у значення  $r_{\max}$  та/або  $K_{\min}$ ;

б) за умови  $K^* > 2K_{\min}$  повертаємося до кроку 3, при цьому сформований на кроці 4 список зональних зображень розглядається як вихідний;

в) якщо  $K^* \leq 2K_{\min}$ , то сформований на кроці 4 список зональних зображень розглядається як остаточний для подальшого класифікування, тобто задача відбору зональних зображень вважається успішно виконаною.

Алгоритмічну реалізацію розглянутої процедури відбору зональних зображень у псевдокодi приведено нижче.

---

$N$ : number of images  $S_i$   
 $r_{\max}$ : threshold  
 $K_{\min}$ : minimum number of spectral bands  
 $i = i + 2$ : step size  
**For**  $i = 1$  **to**  $N$   
 $S$  is a vector of images  $S_i$   
**Sort**  $S$   
**begin**  
write (“Для зонального зображення  $S_i$  рахуємо:  $a_i$ ,  $\text{cov}_i$ ,  $\delta_i$ ”);  
readln ( $a_i$ ,  $\text{cov}_i$ ,  $\delta_i$ );  
write (“Для зонального зображення  $S_{i+1}$  рахуємо:  $a_{i+1}$ ,  $\text{cov}_{i+1}$ ,  $\delta_{i+1}$ ”);  
readln ( $a_{i+1}$ ,  $\text{cov}_{i+1}$ ,  $\delta_{i+1}$ );  
write (“Для зональних зображень  $S_i$  та  $S_{i+1}$  рахуємо:  $r_{i,i+1}$ ”);  
readln ( $r_{i,i+1}$ );  
**if**  $r_{i,i+1} \leq r_{\max}$  **then** we choose images  $S_i$  and  $S_{i+1}$   
**else**  
**begin**  
**if**  $\delta_i > \delta_{i+1}$  **then** we choose image  $S_i$  ;  
**else**: we choose image  $S_{i+1}$   
**end**  
write (“we get a new number of spectral bands,  $K^*$ ”);  
**end**.  
  
**begin**  
**if**  $K^* < K_{\min}$  **then** we correct  $r_{\max}$  and/or  $K_{\min}$   
**else**  
**begin**  
**if**  $K^* > 2K_{\min}$  **then** write (“Для списку зональних зображень довжини  $K^*$  рахуємо:  $r_{i,i+1}$ ”)  
**else**: we use these  $K^*$  spectral images for following classification  
**end**  
**end**.

---

**Виділення навчальної вибірки.** Навчальна вибірка, необхідна при класифікуванні з навчанням, складається з пікселів різних класів і виділяється на зображенні експертом на основі його знань та уявлень, а також певних довідкових матеріалів. Для представлення кожного окремого класу у навчальній вибірці експерт виділяє на зображенні компактно розташовану групу пікселів, і ця група розглядається далі як підвибірка — репрезент відповідного класу.

При виділенні навчальної вибірки необхідно враховувати, що вона повинна задовольняти низку вимог [14], серед яких найбільш суттєвими є репрезентативність, достатність та чистота.

Вимога репрезентативності припускає, що у навчальній вибірці є обов'язковою наявність, у приблизно рівних відсотках, представників усіх класів, що розглядаються. Тобто, кожен з  $L$  класів має бути представлений у навчальній вибірці своєю підвибіркою  $TS_l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ). У сукупності всі підвибірки класів утворюють навчальну вибірку

$$TS = TS_1 \cup \dots \cup TS_l \cup \dots \cup TS_L. \quad (4)$$

Позначимо її об'єм через  $N_{TS}$ . Вимога достатності визначає той мінімальний об'єм навчальної вибірки, який ще забезпечує статистичну коректність оцінок точності класифікування. Якщо  $N_{TS}^{\min}$  — статистично коректний мінімальний об'єм, то при формуванні навчальної вибірки (4) має бути забезпечена умова

$$N_{TS} \geq N_{TS}^{\min}. \quad (5)$$

Є різні способи розрахунку величини  $N_{TS}^{\min}$ , але найбільш поширеною є біноміальна модель [7], за якою мінімально необхідний об'єм навчальної вибірки розраховується за формулою

$$N_{TS}^{\min} = \frac{Z_{\alpha}^2 P_0 (1 - P_0)}{b^2}, \quad (6)$$

де  $P_0$  — оцінка ймовірності правильного класифікування;  $Z_{\alpha}$  — стандартна оцінка для прийнятого значення  $\alpha$  ймовірності двосторонньої помилки 1-го роду;  $b$  — припустима похибка.

Величина  $P_0$  визначається використовуваним алгоритмом класифікування. Рекомендації щодо вибору величин помилки  $\alpha$  і допустимої похибки  $b$  наведено у роботах [4, 14]. При об-

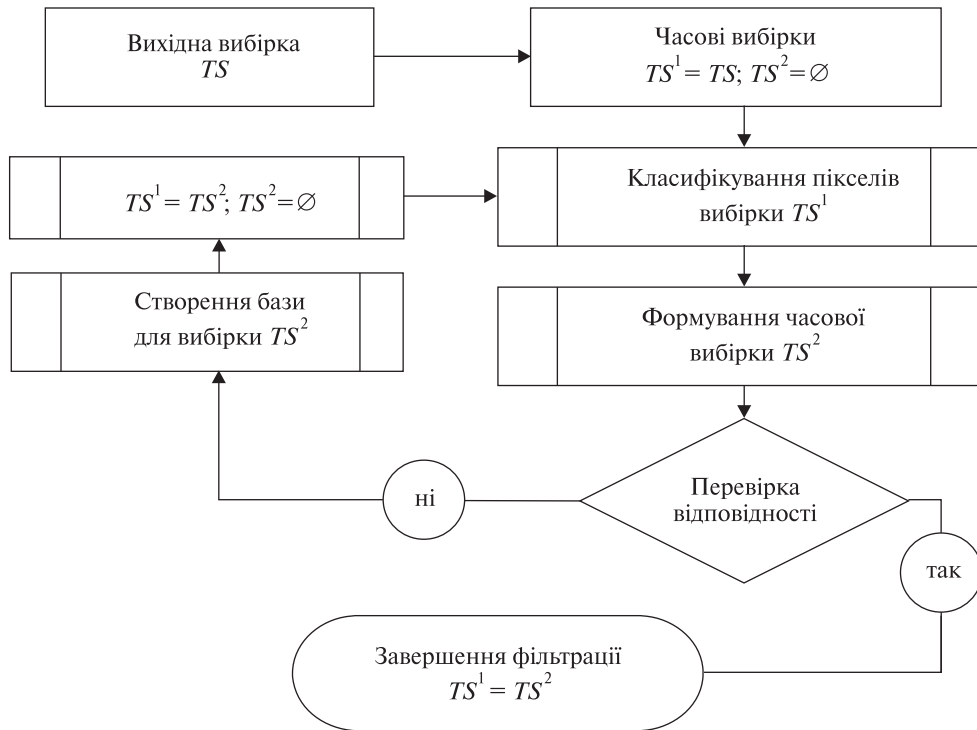


Рис. 3. Схема фільтрації навчальної вибірки з метою підвищення її чистоти

раній величині помилки  $\alpha$  стандартна оцінка  $Z_\alpha$  знаходиться табличним шляхом [4].

**Фільтрація навчальної вибірки.** Вимога чистоти вибірки пов'язана з тим, що дуже рідко вдається виділити підвибірки, кожна з яких містить об'єкти тільки одного відповідного класу. Реально у навчальній вибірці бувають присутні «збійні» та «змішані» піксели, піксели з великим рівнем шумів, а також інші, які не є адекватними репрезентами заявлених класів. Наявність подібних пікселів у навчальній вибірці негативно впливає на точність класифікування, тому доцільно усунення їх зі складу вибірки. Для цього застосовується спеціальна процедура фільтрації, у процесі якої кожна підвибірка  $TS_l$  ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) перевіряється на предмет, чи всі піксели, що складають компакту групу, належать відповідному класу [5, 15]. Таку контрольну перевірку здійснюють за допомогою одного з алгоритмів класифікування [24]. Якщо встановлюється, що деякий піксел з підвибірки  $TS_l$  фактично не належить до класу  $l$ , він усувається з цієї підвибірки.

Ми використали процедуру фільтрації, представлена схемою на рис. 3, при цьому для контролю фактичної приналежності пікселів застосовується алгоритм класифікування з використанням ТДШ, який буде описано далі.

Фільтрація навчальної вибірки з метою підвищення її чистоти здійснюється у такій послідовності.

**Крок 1.** На вхід алгоритму класифікування подається навчальна вибірка  $TS$ .

**Крок 2.** Вводяться дві проміжні вибірки  $TS^1$  і  $TS^2$ , такі, що  $TS^1 = TS$ ,  $TS^2 = \emptyset$ .

**Крок 3.** За допомогою обраного алгоритму класифікування визначається класова приналежність усіх пікселів часової вибірки  $TS^1$ , і у випадку їхньої відповідності заявленим класам їхні властивості (належність до відповідного класу і координати) вносяться у часову вибірку  $TS^2$ .

**Крок 4.** Перевіряється відповідність пікселів, що належать вибіркам  $TS^1$  і  $TS^2$ .

**Крок 5.** У випадку позитивного результату ( $TS^1 = TS^2$ ) задача фільтрації вважається завершеною, приймається рішення для навчальної вибірки у вигляді  $TS = TS^1$  і вихід з процедури.

**Крок 6.** Виконується процедура розбиття ознакового простору і внутрішньоінтервальної оцінки у відповідності з одержаними у п. 3 класами і параметрами вибірки  $TS^1$ .

**Крок 7.** Здійснюється заміщення  $TS^1 = TS^2$ , обнуляється  $TS^2$  і здійснюється перехід до виконання п. 3.

Піксели, що не пройшли такої перевірки, виключаються зі складу навчальної вибірки  $TS$ , і в результаті отримується чистіша вибірка. Далі з використанням цієї вибірки виконується корекція описів класів.

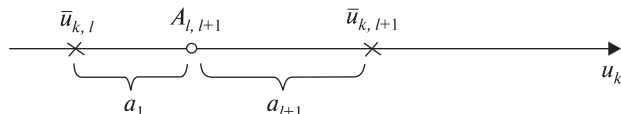
**Розбиття ознакового простору.** Розбиття ознакового простору здійснюється з метою представити кожен клас деякою областю у просторі спектральних ознак розмірністю за числом задіяних для класифікування зональних зображень. Области формуються на основі значень сигналів пікселів навчальної вибірки, при цьому припускається, що числове значення ознаки класу у кожному спектральному каналі (зональному зображенні) розташовується у деякому інтервалі, положення і межі якого визначаються величинами сигналів пікселів класу в цьому каналі (зоні). Загальна кількість інтервалів в каналі визначається числом класів  $L$ ; інтервали межують один з іншим, але не перетинаються.

Для будь-якого з розглянутих класів положення інтервалу на осі спектральних значень задається середнім значенням сигналів пікселів даного класу у спектральному каналі (наприклад, у  $k$ -му спектральному каналі (зоні) для класів  $l$  та  $l + 1$  це будуть відповідно величини  $\bar{u}_{k,l}$  та  $\bar{u}_{k,l+1}$  рис. 4), а положення граничної точки  $A_{l,l+1}$ , що розділяє ці два класи з близькими значеннями сигналів, визначається зі співвідношення

$$\frac{a_l}{a_{l+1}} = \frac{\sigma_{k,l}}{\sigma_{k,l+1}},$$

де  $\sigma_{k,l}$  і  $\sigma_{k,l+1}$  — середні квадратичні відхилення сигналів пікселів відповідних класів у  $k$ -му спектральному каналі.

Аналогічно формуються границі і закриті інтервальні описи для всіх інших класів, за винятком двох — класу з мінімальним середнім значенням й класу з максимальним середнім значенням сигналів пікселів у даному спектральному каналі. Для першого з названих класів не



**Рис. 4.** До визначення положення границі, що розділяє класи на спектральній осі

встановлюється нижня (ліва на рис. 4) гранична точка на спектральній осі, а для другого — верхня (права на рис. 4) гранична точка, тобто ці два інтервали є відкритими з одного боку.

**Означення:** інтервал у  $k$ -му спектральному каналі, положення якого визначається величиною  $\bar{u}_{k,l}$ , будемо називати власним інтервалом класу  $l$ .

**Внутрішньоінтервальні оцінки для класів.** Вирішальне правило, на основі якого провадиться класифікування, використовує оцінки ймовірності приналежності об'єкта до класу (до класів). Ці оцінки обчислюються для всіх інтервалів кожного зі спектральних каналів за даними навчальної вибірки таким чином. Для кожного інтервалу підраховуються дві величини — базова ймовірність власних піксельних об'єктів (складають одну фокальну групу) та сумарна базова ймовірність об'єктів інших класів (всі ці об'єкти разом складають другу фокальну групу). Нехай, наприклад, у деякому  $j$ -му інтервалі нараховується у цілому  $M_j$  пікселів, з них  $M_1$  — це піксели класу, для якого даний інтервал — власний, і  $M_2$  — загальне число пікселів інших класів. Тоді оцінка базової ймовірності піксельних об'єктів у власному інтервалі вказаного класу розраховується як

$$m^{(c)} = \frac{M_1}{M_j},$$

а сумарна базова ймовірність піксельних об'єктів інших класів у цьому ж інтервалі дорівнює

$$m^{(nc)} = \frac{M_2}{M_j}.$$

Очевидно, що у кожному інтервалі  $m^{(c)} + m^{(nc)} = 1$ .

**Визначення класифікаційної цінності спектральних каналів.** Досить складно провести розбиття ознакового простору таким чином, щоб у власних інтервалах перебували виключно піксели відповідного класу. Значно частіше у більшості інтервалів одночасно наявні піксели з кількох

класів навчальної вибірки, що, безумовно, негативно впливає на класифікаційну здатність спектрального каналу та точність класифікації у цілому.

Визначати класифікаційну цінність кожного окремого спектрального каналу пропонується за допомогою емпіричної функції [2]:

$$F = 1 - \frac{1}{L(L-1)} \cdot \sum_{m=1}^L \frac{\sum_{j=1}^L \left( \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq m}}^L \delta_{kj} \right)}{\sum_{j=1}^L \delta_{mj}}, \quad (7)$$

де  $\delta_{kj}$  — показник зв'язку класу ( $\delta_{kj} = 1$ , якщо об'єкт класу  $k$  пов'язаний з інтервалом  $j$ , і  $\delta_{kj} = 0$  — в інших випадках).

Інтервальні показники зв'язку об'єктів навчальної вибірки є важливою частиною створеної БЗ.

Область значень функції  $F$  лежить у діапазоні від 0 до 1. При цьому нуль відповідає випадку, коли об'єкти всіх класів зосереджені всередині одного інтервалу, а одиниця — у випадку, коли об'єкти кожного із класів виявляються розподіленими чітко за відповідними власними інтервалами. В останньому випадку класифікаційна цінність спектрального каналу максимальна, тоді як у першому випадку такий спектральний канал ніякої цінності як класифікатор не має.

За результатами розрахунків за допомогою формули (7) можна проранжувати зональні зображення за їхньою класифікаційною цінністю та відібрати найбільш суттєві.

На цьому створення БЗ завершується, систему підготовлено до класифікування.

**Алгоритм класифікування.** Класифікування ГКЗ здійснюється попіксельно, тому достатньо розглянути процедуру класифікування одного пікселя. Припустимо, після виконання процедури відбору зональних зображень піксельний об'єкт  $\pi_n$  характеризується векторним сигналом  $\mathbf{u}_n = (u_{1n}, u_{2n}, \dots, u_{kn}, \dots, u_{K^*n})$ .

Потрібно, ґрунтуючись на цьому сигналі, визначити, до яких з  $L$  класів даний піксель найбільш ймовірно належить.

Алгоритмічна процедура класифікування включає наступні кроки.

**Крок 1.** У кожному спектральному каналі визначається інтервал, з яким пов'язаний відповідний сигнал  $u_{kn}$  пікселя  $\pi_n$  ( $k = 1, 2, \dots, K^*$ ).

**Крок 2.** Встановлюються імена усіх класів об'єктів, що лежать у кожному такому інтервалі, після чого з БЗ отримуються значення базової ймовірності власних об'єктів інтервалу та сумарної базової ймовірності об'єктів інших класів всередині інтервалу.

**Крок 3.** Розраховуються за допомогою правила Демпстера комбіноване значення мас для результуючих фокальних груп (у вигляді окремих класів або підмножин класів).

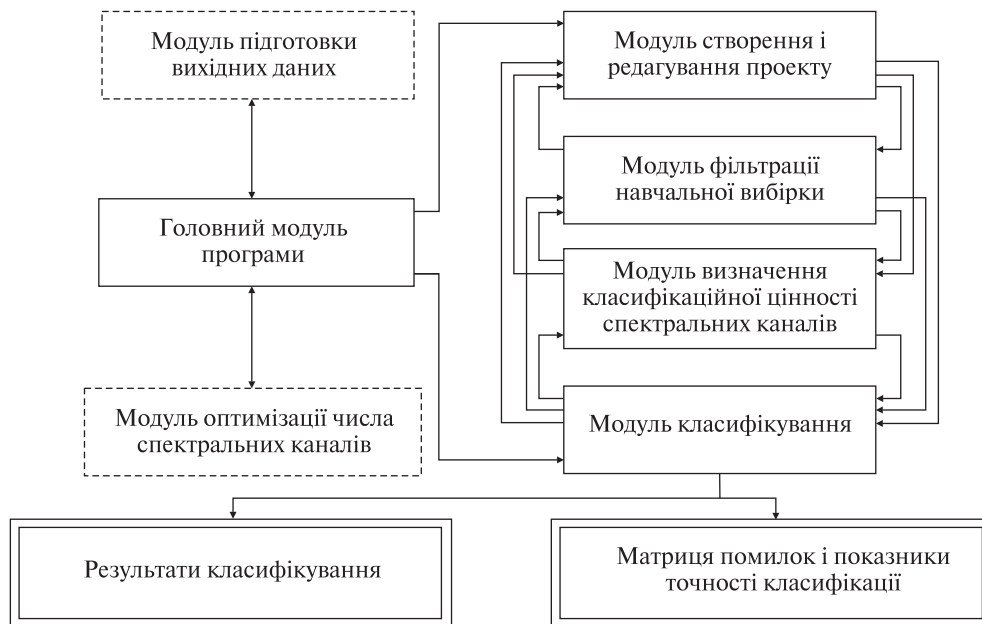
**Крок 4.** З використанням правила максимальної правдоподібності приймається рішення про найбільш ймовірний клас (класи) даного піксельного об'єкта.

Така процедура послідовно застосовується до всіх пікселів ГКЗ. По закінченні класифікування усього кадру при наявності референсних (завіркових) даних будується матриця помилок, і на основі її елементів розраховуються показники точності проведеного класифікування, які далі перевіряються на відповідність встановленим вимогам.

#### ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ МЕТОДУ І РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

Для запропонованого методу класифікування ГКЗ на основі ТДШ було розроблено програмне забезпечення DST у середовищі пакету Visual Basic 6.0. Архітектура програми DST передбачає багатовіконний MDI-інтерфейс; за його батьківське вікно служить головний модуль програми, який здійснює загальне керування і забезпечує доступ до чотирьох розрахункових, двох допоміжних і двох інформаційних модулів (рис. 5). Кожен розрахунковий модуль підтримує відповідні процедури, необхідні для реалізації розробленого методу. На допоміжні модулі покладено функції підготовки вихідного розрахункового зображення (його конвертування у внутрішній формат програми та відбір розрахункових спектральних каналів). Інформаційні модулі забезпечують виведення і збереження остаточних результатів класифікування.





**Рис. 5.** Архітектура програми DST. Суцільною жирною рамкою позначено головний модуль, суцільною тонкою рамкою — розрахункові, пунктирною рамкою — допоміжні, подвійною рамкою — інформаційні модулі

На вхід програми DST надходять сигнали пікселів у представленні, яке має сприйматися системою оброблення зображень ENVI. Кінцевим результатом виконання програми DST є класифікація ГКЗ, матриця помилок і розраховані величини різних показників точності класифікації.

Процес виконання роботи відбувається в інтерактивному режимі, поетапно.

*Етап 1.* Підготовка вихідних даних і відбір зональних зображень (розрахункових спектральних каналів).

*Етап 2.* Створення робочого проекту.

*Етап 3.* Класифікування та оцінювання точності.

Стисло наведемо особливості програмного забезпечення означених етапів.

*Етап 1.* Підготовка даних і процедура відбору зональних зображень реалізовані в середовищі програми DST у вигляді двох допоміжних модулів — підготовки вихідних даних і оптимізації числа спектральних каналів. Наявність модуля підготовки вихідних даних пояснюється тим, що у різних бортових сенсорах типи представ-

лення сигналів зображень можуть відрізнятися. Модуль оптимізації числа спектральних каналів надає можливість зниження ступеня надмірності вихідного ГКЗ за рахунок скорочення числа зональних зображень зі значною взаємною кореляцією. Інтерфейс модуля (рис. 6) дозволяє початкове проведення візуального відбору непридатних спектральних зображень, визначення порогового значення коефіцієнта кореляції і мінімального числа необхідних спектральних каналів, а також — запуск процедури їхнього подальшого відбору як в автоматичному, так і в інтерактивному режимах.

*Етап 2.* Під робочим проектом розуміється сукупність набору вихідних даних у вигляді списку розрахункових спектральних каналів (із зазначенням їхнього розташування на диску), властивостей пікселів навчальних вибірок (із зазначенням їхньої приналежності до виділених класів і координат на зображенні), а також — БЗ. Створення останньої забезпечується мінімальним набором вихідних даних і виконується із застосуванням вказаних вище алгоритмів розбиття простору ознак, внутрішньоінтервальної оцінки

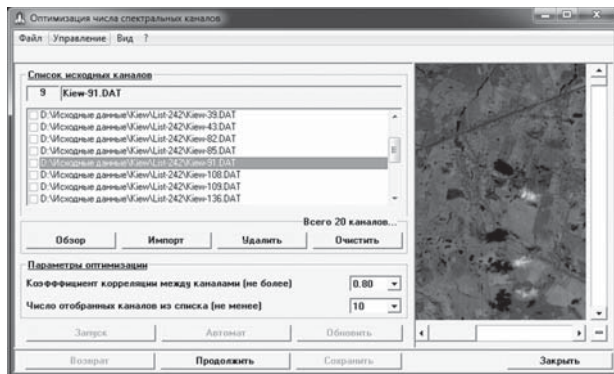


Рис. 6. Інтерфейс модуля оптимізації числа спектральних каналів. У лівій нижній частині модуля показано параметри оптимізації відбору: значення коефіцієнта максимальної кореляції і мінімальне число відібраних каналів

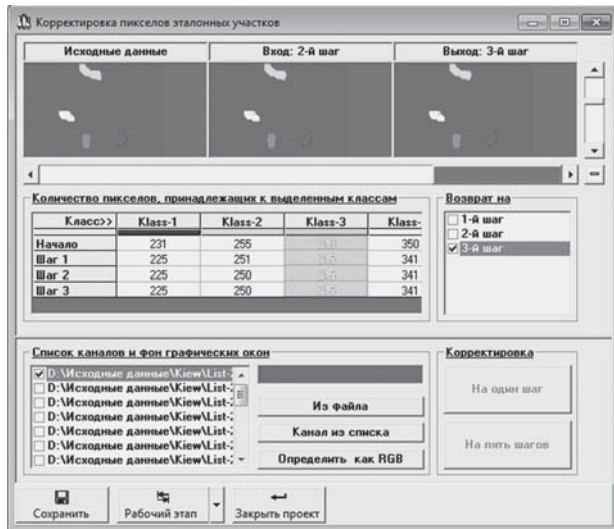


Рис. 7. Інтерфейс модуля фільтрації навчальної вибірки

для класів та розрахунку класифікаційної цінності спектральних каналів.

Більшість операцій по створенню робочого проекту виконуються у відповідному розрахунковому блоці модуля створення і редагування проекту. Можливості цього модуля дозволяють здійснювати:

1) створення та редагування списку розрахункових каналів вихідного зображення, включаючи його імпорт і експорт у середовище системи ENVI;

2) створення та редагування списку виділених класів, включаючи їхній імпорт і експорт у середовище системи ENVI;

3) ооконтурювання границь навчальних вибірок, що представляють виділені класи у вигляді частин зображення довільних форм, обраних графічними інструментами модуля;

4) виконання процедур розбиття простору ознак, формування внутрішньоінтервальних оцінок для виділених класів та розрахунку класифікаційної цінності обраних спектральних каналів на основі даних, що визначаються пп. 1-3 з їхнім внесенням (як БЗ) до складу робочого проекту;

5) збереження робочого проекту у вигляді текстового файлу \*.prj.

Модуль фільтрації навчальної вибірки (рис. 7) служить для підвищення чистоти вихідної навчальної вибірки, визначеної в режимі роботи з модулем створення і редагування проекту. У модулі використовується алгоритм, наведений у п. «Фільтрація навчальної вибірки».

Функціональні можливості даного модуля передбачають:

- виведення результатів фільтрації на кожному кроці виконання розрахункового алгоритму в графічному або табличному вигляді;

- збереження результатів фільтрації після кожного кроку виконання розрахункового алгоритму;

- роботу в інтерактивному і автоматичному режимах, здійснення постійного контролю результатів фільтрації з видачею відповідних інформаційних та рекомендаційних повідомлень.

Модуль визначення класифікаційної цінності спектральних каналів забезпечує обчислення за виразом (7) значень функції F для кожного каналу і ранжування каналів за цими значеннями.

*Етап 3.* Програмна реалізація етапу проводиться у модулі класифікування і зводиться до остаточного визначення установочних параметрів у вирішальному правилі, на якому базується процедура класифікування, а саме:

- визначення остаточного списку розрахункових спектральних каналів;

- визначення просторових границь у межах зображення ділянок, які підлягають класифікуванню;

— вибір форми відображення результатів піксельного класифікування і автоматичне завантаження в інформаційний модуль «Результати класифікування»;

— вибір референсних даних для побудови матриці помилок та їхнє автоматичне завантаження в інформаційний модуль «Матриця помилок і показники точності класифікації»;

— запуск процедури класифікування.

Програмне забезпечення DST було використано в експериментальному дослідженні з метою оцінити точність запропонованого методу класифікування. Оцінювання здійснювалось на основі гіперспектрального зображення EO1N1810252013112110KF, отриманого 22.04.2013 р. апаратурою «Hyperion» супутникової системи EO-1. Знята сцена (рис. 8, а) — це смуга території у межах Києво-Святошинського і Марківського районів Київської області.

Після конвертації ГКЗ програмною системою ENVI у внутрішній формат представлення даних і створення опису цього формату отримано єдиний розрахунковий файл (формату \*.bsq), в якому всі канали знімка були представлені у вигляді послідовності окремих зображень. Відбір розрахункових зональних зображень здійснювався з використанням допоміжного модуля оптимізації числа спектральних каналів. Після 4-кратного попарно-лінійного проріджування (за алгоритмом у п. «Відбір зональних зображень») було одержано список з 20 розрахункових спектральних каналів, для яких порогові коефіцієнти кореляції між суміжними діапазонами не перевищували 0.8.

У межах знятої ділянки території домінують п'ять основних класів площинних об'єктів, а саме: листяний ліс (1); сади (2); необроблені землі (3); луки (4) і поля (5). У межах зображення експертом за допомогою розрахункового модуля створення і редагування проекту виділялися навчальні вибірки з пікселів цих класів.

Мінімально припустимий обсяг навчальної вибірки розраховувався за допомогою формули (6). Було обрано, що  $P_0 = 0.8$ ,  $\alpha = 0.05$ ,  $b = \pm 0.05$ . При обраній величині помилки  $\alpha$  стандартна оцінка складає  $Z_\alpha = 1.96$  [4]. В результаті підстановки цих величин у формулу (6) маємо, що

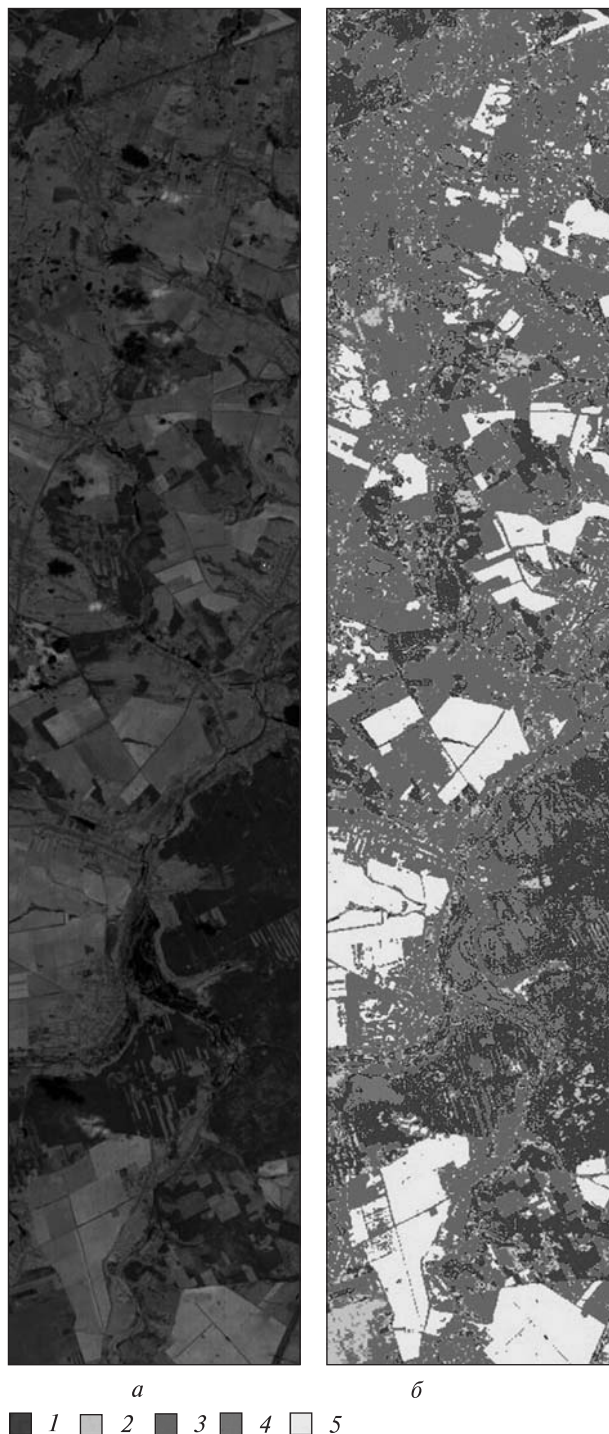


Рис. 8: а — знімок «Hyperion»; б — класифікаційна карта (розподіл класів)

$N_{TS}^{\min} = 246$  пікселів. Враховуючи, що процедура фільтрації зменшує навчальну вибірку, а також для надійності в дослідженні було виділено вихідну навчальну вибірку у складі  $N_{TS} = 404$  пікселів. Після фільтрації її чисельність зменшилась до 372 пікселів, тобто вимога (5) була виконана.

Для оцінювання точності класифікування використовувались контрольні тестові ділянки, які не перетинались з ділянками навчальної вибірки. Вибір контрольних тестових ділянок здійснювався методом кластерного семплування (Cluster Sampling), розмір однієї ділянки не перевищував 20–25 пікселів. Загальний обсяг контрольних тестових ділянок склав 506 пікселів різних класів.

Класифікування контрольних тестових ділянок здійснювалось за допомогою запропонованого методу, а також ще двох інших алгоритмічних методів — Support Vector Machine [24] (програмно реалізований в системі ENVI) і алгоритму класифікування об'єктів за їхніми спектрально-топологічними характеристиками, запропонованого в роботі [10]. Порівняльний аналіз одержаних оцінок точності класифікації продемонстрував перевагу описаного в роботі методу перед відомими методами. Так, метод на основі ТДШ дав точність 0.81, метод Support Vector Machine — 0.76, алгоритм класифікування об'єктів за їхніми спектрально-топологічними характеристиками — 0.73.

Результат класифікування повного кадру ГКЗ за допомогою програми DST наведено на рис. 8, б. Класи у легенді пронумеровані у відповідності з їхньою номенклатурою, описаною у тексті.

## ВИСНОВКИ

Описано новий метод класифікування гіперспектральних космічних зображень на основі теорії свідчень Демпстера — Шейфера. Метод відрізняється від раніше відомих введенням процедури оцінювання класифікаційної цінності спектральних каналів за допомогою спеціальної емпіричної функції і особливим способом розбиття спектрального ознакового простору.

Надано схему організації класифікування, детально описано етапи створення БЗ як інформаційної основи для проведення класифікування,

розроблено алгоритм класифікування з використанням комбінаційного правила Демпстера, стисло описано розроблене програмне забезпечення.

Проведене експериментальне дослідження з використанням реального гіперспектрального зображення і одержані оцінки досягнутої точності класифікування свідчать про перспективність запропонованого методу.

Подальші дослідження пов'язуються із впровадженням розробленого методу класифікування для вирішення актуальних природоресурсних задач.

1. Альперт С. І. Оцінка якості класифікації аерокосмічних зображень на основі матриці помилок та коефіцієнтів точності // *Мат. машини і сист.* — 2014. — № 1. — С. 101–107.
2. Багатоспектральні методи дистанційного зондування Землі в задачах природокористування / За ред. В. І. Лялька, М. О. Попова. — К.: Наук. думка, 2006. — 360 с.
3. Буритинська Х. В., Станкевич С. А. Аерокосмічні знімальні системи. — Львів: Львів. політехніка, 2013. — 316 с.
4. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. — М.: Наука, 1969. — 576 с.
5. Дюlicheva Ю. Ю. О задачах фильтрации обучающих данных // *Штучний інтелект.* — 2006. — № 2. — С. 65–71.
6. Козодеров В. В., Кондранин Т. В., Казанцев О. Ю. и др. Обработка и интерпретация данных гиперспектральных аэрокосмических измерений для дистанционной диагностики природно-техногенных объектов // *Исслед. Земли из космоса.* — 2009. — № 2. — С. 36–54.
7. Попов М. А. Методология оценки точности классификации объектов на космических изображениях // *Пробл. упр. и информ.* — 2007. — № 1. — С. 97–103.
8. Попов М. О., Станкевич С. А., Молдован В. Д. Гіперспектральна аерокосмічна інформація у виявленні та спостереженні об'єктів // *Наука і оборона.* — 2006. — № 3. — С. 25–35.
9. Попов М. О., Топольницький М. В. Классификация объектов на многоспектральных гиперспектральных аэрокосмических изображениях на основе теории свидетельств Демпстера — Шейфера // *Мат. машини і сист.* — 2014. — № 1. — С. 58–69.
10. Станкевич С. А. Алгоритм статистичної класифікації об'єктів дистанційного спостереження за їх спектрально-топологічними характеристиками // *Наук. вісник Нац. гірничого ун-ту.* — 2006. — № 7. — С. 38–40.

11. *Beynon M. J., Curry B., Morgan P.* The Dempster — Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling // *Omega*. — 2000. — **28**, N 1. — P. 37—50.
12. *Bongasser M., Hungate W. S., Watkins R.* Hyperspectral remote sensing: Principles and applications. — Boca Raton: CRC Press, 2008. — 119 p.
13. *Chang C.-I.* Hyperspectral data processing: Algorithm design and analysis. — Hoboken, N J: John Wiley and Sons, 2013. — 1164 p.
14. *Congalton G., Green K.* Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices. 2<sup>nd</sup> Ed. — Boca Raton: CRC Press, 2009. — 183 p.
15. *Dash M., Liu H.* Feature selection for classification // *Intel. Data An.* — 1997. — **1**. — P. 131—156.
16. *Gong P.* Integrated analysis of spatial data from multiple sources: Using evidential reasoning and artificial neural network techniques for geological mapping // *Photogramm. Eng. and Remote Sens.* — 1996. — **62**, N 5. — P. 513—523.
17. *Hyperspectral data exploitation: Theory and applications / Ed. by Ch.-I Chang.* — John Wiley and Sons, 2007. — 430 p.
18. *Imaging spectrometry: Basic principles and prospective applications / Ed. by F. D. van der Meer, S. M. de Jong.* — Dordrecht: Kluwer, 2001. — 404 p.
19. *Lein J. K.* Applying evidential reasoning methods to agricultural land cover classification // *Int. J. Remote Sens.* — 2003. — **24**, N 21. — P. 4161—4180.
20. *Mertikas P., Zervakis M. E.* Exemplifying the theory of evidence in remote sensing image classification // *Int. J. Remote Sens.* — 2001. — **22**, N 6. — P. 1081—1095.
21. *Popov M. A., Topolnitskiy M. V.* A Dempster — Shafer evidence theory-based approach to object classification on multispectral/hyperspectral images // *Proceedings of the 10<sup>th</sup> Int. Conf. IEEE on Digital Technologies (DT'2014)*. — Žilina, 2014. — P. 296—300.
22. *Shafer G.* A Mathematical theory of evidence. — Princeton: Princeton Univ. Press, 1976. — 297 p.
23. *Taroun A., Yang J. B.* Dempster-Shafer theory of evidence: Potential usage for decision making and risk analysis in construction project management // *The Built & Hum. Environ. Rev.* — 2011. — **4**, N 1. — P. 155—166.
24. *Tso B.* Classification methods for remotely sensed data. — London: Taylor and Francis, 2001. — 332 p.
25. *Varshey P. K., Arora M. K.* Advanced image processing techniques for remotely sensed hyperspectral data. — Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag, 2004. — 322 p.

Стаття надійшла до редакції 06.10.2014

*М. О. Попов, В. М. Подорван, С. І. Альперт*

Государственное учреждение «Научный центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук Национальной академии наук Украины», Киев

#### МЕТОД КЛАССИФИКАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОМБИНАЦИОННОГО ПРАВИЛА ДЕМПСТЕРА

Рассмотрен новый метод классификации гиперспектральных космических изображений, который использует теорию свидетельств Демпстера — Шейфера. Метод отличается от известных решений одноименных задач введением процедуры оценки классификационной ценности спектральных каналов с помощью специальной эмпирической функции и особым подходом к разбиению спектрального признакового пространства, что в совокупности позволяет задействовать только наиболее информативные спектральные каналы и, таким образом, существенно сократить размерность признакового пространства при одновременном повышении точности классификации. Описывается программная реализация предлагаемого метода и приводятся результаты оценки точности классификации, которая достигается в реальных условиях.

**Ключевые слова:** гиперспектральное космическое изображение, классификация изображений, теория свидетельств Демпстера — Шейфера, функция информативности.

*М. О. Попов, В. М. Подорван, С. І. Альперт*

State institution «Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth Institute of Geological Science National Academy of Sciences of Ukraine», Kyiv

#### A METHOD FOR HYPERSPECTRAL SATELLITE IMAGE CLASSIFICATION USING DEMPSTER'S COMBINATION RULE

This paper proposes the new method for hyperspectral satellite image classification using the Dempster-Shafer evidence theory. The method differs from the known solutions by introducing a procedure of assessing classification value of the spectral bands by a special empirical function and by specific approach to partition of the spectral feature space. Such an approach allows to use only the most informative spectral bands that significantly reduces the dimension of the feature space while improving classification accuracy. The software for the proposed method and the results of evaluation of the classification accuracy, which is really achieved, are presented.

**Key words:** hyperspectral satellite image, image classification, Dempster-Shafer's Evidence Theory, informativity function.