

# ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЇ ТА РАДІОТЕХНІКА

УДК 528.8:528.7:528.4:528.06

DOI <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2024-2-68.16>

**Альперт С. І.**, кандидат технічних наук, доцент,  
науковий співробітник відділу геоінформаційних технологій  
в дистанційному зондуванні Землі  
«Науковий Центр аерокосмічних досліджень Землі ІГН НАН України»,  
доцент кафедри аерокосмічної геодезії та землеустрою  
факультету наземних споруд і аеродромів  
Національного авіаційного університету  
ORCID: 0000-0002-7284-6502

## НОВІТНІ МЕТОДИ ОБРОБКИ ДАНИХ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

Дистанційне зондування Землі – це сучасна методика отримання інформації про об'єкти за допомогою даних, отриманих зі спеціальної апаратури, що фізично не контактує із досліджуваними об'єктами. Дистанційне зондування надає інформацію про об'єкти земної поверхні на основі аналізу електромагнітного випромінювання, відбитого або випроміненого цими об'єктами. Сучасні методи та технології дистанційного зондування Землі дозволяють відрізняти між собою різні об'єкти земної поверхні, аналізувати їх стан та зміни протягом часу, робити прогнозні оцінки. Дана методика використовується у багатьох сферах, таких як: геологія, екологія, геофізика, географія, гідрологія, океанографія, метеорологія. Застосування дистанційного зондування Землі включає в себе два основних етапи: одержання даних та обробку даних. Дистанційне зондування дає можливість виявляти та класифікувати об'єкти на Землі. Однією із найбільш складних процедур обробки даних є процедура класифікування. Класифікування базується на тому, що різні об'єкти мають різні спектральні характеристики. Процедура класифікування полягає у класифікуванні всіх пікселів зображення з метою побудови карти земного покриву. Існує багато різноманітних підходів до класифікування, які широко використовуються для вирішення різних задач, такі як метод максимальної правдоподібності, метод мінімальної відстані, метод паралелепіпедів, метод опорних векторів. Проаналізовано основні переваги та недоліки даних методів. Також було зазначено, що багато підходів до класифікування не здатні обробляти нечітку та суперечливу інформацію. Тому було запропоновано застосувати теорію свідчень Демпстера-Шейфера та правило комбінування Ягера для класифікування неточних та суперечливих даних, отриманих із різних спектральних каналів. Застосування теорії свідчень Демпстера-Шейфера дозволяє обійти певні обмеження теорії ймовірностей. У цій роботі також було наведено формулу правила комбінування Ягера. Зазначено, що правило комбінування Ягера дозволяє швидко та легко обробляти інформацію. У статті було детально розглянуто числовий приклад класифікування із використанням теорії свідчень Демпстера-Шейфера та правила комбінування Ягера. Було зауважено, що вибір методу класифікування залежить від конкретної задачі. Описані методи обробки аерокосмічних зображень можуть бути застосовані для вирішення різних актуальних екологічних, сільськогосподарських і практичних задач.

Ключові слова: дистанційне зондування Землі, методи класифікування, спектральні канали, теорія свідчень Демпстера-Шейфера, правило комбінування Ягера.

### *Alpert S. I. Modern methods of Remote data processing*

Remote sensing is the modern technique of obtaining information about the objects by data collected from special apparatus that are not physically in contact with the objects being studied. Remote sensing provides information about objects at the surface of the Earth based on analysis of electromagnetic radiation reflected or emitted from these objects. Modern methods and technologies of remote sensing of the Earth make it possible to distinguish different objects at the surface of the Earth, to analyze these objects and changes, make predictive assessments. This technique is applied for numerous fields, such as: geology, ecology, geophysics, geography, hydrology, oceanography, meteorology. Remote-sensing application involves two distinct processes: data acquisition and data processing. One of the most difficult data processing procedures is the classification procedure. Classification is based on that fact, that different objects have a different spectral reflectance. Classification procedure is defined as the process of categorizing all pixels in an image to obtain land cover map. There are different classification approaches that have been developed and widely applied for solution of various tasks, such as maximum likelihood method, minimum distance method, parallelepiped classification, Support vector machines (SVM). It were analyzed main advantages and disadvantages of these methods. It also was noted, that many classification approaches can not process vague and conflicting information. It was proposed to apply the Dempster-Shafer evidence theory and Yager's combination rule for classification of ambiguous and contradictory data from different spectral bands. The application of Dempster-Shafer evidence theory arises from the necessity

---

*to overcome some limitations of Probability Theory. It was also considered a formula of Yager's combination rule in this work. It was noted, that Yager's combination rule can quickly and easy process information. It was considered the numerical example, where Dempster-Shafer evidence theory and Yager's combination rule were applied for classification in this paper. It was noted, that choice of classification method depends of specific task. Described methods for aerospace image processing can be applied in different actual ecological, agriculture and practical tasks.*

Key words: *remote sensing, classification methods, spectral bands, Dempster-Shafer evidence theory, Yager's combination rule.*

**Постановка проблеми.** На даний час дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) є одним із сучасних та потужних інструментів для спостереження та оцінки об'єктів земної поверхні, а саме: земного покриття, ґрунтів, рослинності, водних об'єктів, тощо. Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) – це процес отримання інформації про об'єкти або явища на поверхні Землі без безпосереднього контакту з ними. Використання даних ДЗЗ для проведення моніторингу навколишнього середовища, вирішення екологічних задач та управління природними ресурсами є досить перспективним напрямком, що відіграє важливу роль для забезпечення сталого розвитку та збереження природного середовища. Слід зазначити, що інтеграція даних, отриманих із використанням засобів та технологій ДЗЗ з іншими типами геопросторової інформації (наземними спостереженнями, кліматичними даними, картами) дає можливість проводити комплексне дослідження стану природних ресурсів.

Розвиток та вдосконалення технологій ДЗЗ, зокрема, космічних та авіаційних засобів для проведення моніторингу земної поверхні, дозволяє вирішувати широкий спектр актуальних природно-ресурсних задач. Застосування сучасних статистичних та математичних методів дозволяє автоматизувати та полегшувати процес обробки, аналізу та класифікування великих обсягів даних ДЗЗ.

Актуальність даної роботи зумовлена необхідністю розробки науково обґрунтованих рекомендацій щодо вибору відповідних методів аналізу, обробки та класифікування даних ДЗЗ для ефективного розв'язку природно-ресурсних завдань, що, сприяє підвищенню ефективності застосування інформації, отриманої із використанням технологій ДЗЗ.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** У даній статті було розглянуто матеріали для проведення порівняльного аналізу методів класифікування аерокосмічних зображень.

У статті Венга К. та Лу Д. було детально проаналізовані сучасні методи класифікування аерокосмічних зображень, їх переваги, недоліки та особливості застосування [5].

У статті Жанга С. були розглянуті методи обробки та аналізу гіперспектральних космічних зображень [3].

У роботах Шейфера Г., Таруна А. та Яна Дж. були детально описані основи теорії свідчень Демпстера-Шейфера, означення «базової ймовірності (базової маси)» та умови, за наявності яких слід використовувати дану теорію [8-9].

У статті Ягера Р. було проведено порівняльну характеристику різних методів комбінування даних, одержаних із різних джерел (різних спектральних каналів). Також було обґрунтовано використання правила комбінування Ягера за наявності великої кількості суперечливих даних [10].

Отже, **мета дослідження** полягає у проведенні порівняльного аналізу методів обробки, зокрема, методів класифікування даних ДЗЗ.

**Виклад основного матеріалу.** Обробка даних є основним етапом у процесі вирішення природно-ресурсних задач ДЗЗ. При цьому вибір відповідних підходів та методів залежить від типу даних та конкретної досліджуваної задачі.

Слід зазначити, що процес класифікування є однією із найскладніших та найважливіших процедур обробки аерокосмічних зображень, отриманих із використанням сучасних засобів та технологій ДЗЗ.

Класифікування – це процес обробки сигналів аерокосмічного зображення, результатом якого є віднесення кожного з об'єктів (пікселів зображення), які знаходяться в межах досліджуваної ділянки, до певного класу. Тобто класифікування аерокосмічних зображень -це розділення пікселів на окремі класи (категорії), що відповідають різним об'єктам земної поверхні.

На сьогоднішній день існує велика кількість різноманітних методів та алгоритмів класифікування. При цьому вибір алгоритму класифікування залежить від типу даних та кількості класів. Зазвичай, процес класифікування складається з кількох кроків. На першому кроці проводиться попередня обробка даних, яка включає атмосферну, геометричну та радіометричну корекцію. На другому кроці проводиться підготовка навчальних вибірок. Слід зазначити, що навчальні вибірки – це ділянки зображення з відомою приналежністю до певного класу, що застосовуються для налаштування параметрів алгоритму класифікування. На третьому кроці проводиться процедура класифікування, а саме проводиться навчання класифікатора на основі відібраних навчальних вибірок, а кожен піксель відноситься до відповідного класу. На четвертому кроці проводиться постобробка результатів класифікування (фільтрація шумів, згладжування меж між класами, тощо) [3].

На даний час для вирішення задач ДЗЗ широко застосовуються методи як і контрольованого так і неконтрольованого класифікування.

Будь-який метод контрольованого класифікування вимагає наявності навчальних вибірок, що, в свою чергу, дає змогу визначити еталонні спектральні ознаки кожного із даних класів та встановити алгоритм переходу від показників спектральної яскравості до класів об'єктів. Такий метод називається класифікуванням із навчанням.

На той випадок, коли немає навчальних вибірок і не можна одержати еталонні спектральні ознаки для класів, існують методи і алгоритми неконтрольованого класифікування. На відміну від контрольованого класифікування неконтрольоване класифікування дає можливість об'єднувати пікселі у групи або кластери за формальною ознакою, тобто проводиться розділення всіх пікселів зображення на кластери, спектральні характеристики та назви яких є заздалегідь невідомими. При цьому критерієм віднесення пікселів до певного кластеру є подібність спектральних характеристик. Неконтрольоване класифікування потребує мінімум навчальних даних для виділення кластерів, але воно є менш точним ніж контрольоване класифікування.

Слід зазначити, що існує багато критеріїв кластеризації. Суть даних критеріїв полягає у спеціальному групуванні точок, тобто у віднесенні точок до кластерів таким чином, щоб відстані між точками всередині кластера були мінімальними, а відстані між кластерами-максимальними. Відстань між групами точок обчислюється різноманітними способами. Найбільш розповсюдженою мірою відстані між двома точками  $X_i$  та  $X_j$  є евклідова метрика, яка розраховується за наступною формулою (1):

$$d_e(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ki} - x_{kj})^2}, \quad (1)$$

де  $X_i = (x_{i1}, \dots, x_{pi})$ ,  $X_j = (x_{j1}, \dots, x_{pj})$ .

При цьому в задачах класифікування найчастіше використовується критерій суми квадратів похибок  $-\sum_{kn}$ . Даний критерій обчислюється за формулою (2):

$$\sum_{kn} = \sum_{i=1}^m \sum_{X \in C_i} \|X - M_i\|^2, \quad (2)$$

де  $m$  – кількість кластерів,

$X_i$  – набір точок, які належать  $i$ -му кластеру,

$M_i$  – вектор математичного сподівання для  $i$ -го кластера,

$\|X - M_i\|$  – евклідова відстань між  $X$  та  $M_i$ .

Тобто за формулою (2) розраховується сума квадратів похибок.

При класифікуванні аерокосмічних зображень найбільш часто використовують наступні методи контрольованого класифікування: максимальної правдоподібності, паралелепіпедів, мінімальної відстані, метод опорних векторів SVM, метод класифікування за спектральним кутом.

Розглянемо деякі методи контрольованого класифікування. Метод паралелепіпедів застосовується для класифікування аерокосмічних зображень у випадку, якщо області значень спектральної яскравості об'єктів не перетинаються. При цьому даний метод використовує статистичні показники навчальної вибірки для  $K$  спектральних каналів (спектральних діапазонів). Для кожного класу  $l$  та спектрального діапазону  $k$  обчислюється середнє значення яскравості в навчальній вибірці, що, в свою чергу, позначається  $\mu_{lk}$ . Далі згідно алгоритму даного методу, кожен піксел відносимо до класу  $l$  тоді і тільки тоді, коли його яскравість  $BV_{ijk}$  задовольняє наступній умові:

$$\mu_{lk} - 2\delta_{lk} \leq BV_{ijk} \leq \mu_{lk} + 2\delta_{lk}, \quad (3)$$

де  $k = 1, 2, 3, \dots, K$  – порядковий номер спектрального діапазону,

$l = 1, 2, 3, \dots, L$  – порядковий номер класу,

$\mu_{lk}$  – середнє значення яскравості в навчальній вибірці класу  $l$  та спектрального діапазону  $k$ .

Далі для зручності позначимо нижню та верхню границі цієї нерівності (3) наступним чином:

$$L_{lk} = \mu_{lk} - 2\delta_{lk};$$

$$H_{lk} = \mu_{lk} + 2\delta_{lk},$$

Тоді нерівність (3) можемо записати у вигляді (4):

$$L_{lk} \leq BV_{ijk} \leq H_{lk}. \quad (4)$$

Також слід зазначити, що множина точок, що задовольняють даній умові (4), утворюють паралелепіпед в просторі спектральних ознак. Далі користуємося наступним алгоритмом, який полягає у тому, що, якщо значення спектральної яскравості пікселя знаходиться всередині цього паралелепіпеда, то цей піксель має бути віднесений до даного класу. Перевагою даного методу є те, що він не потребує складних обчислень, які займають багато часу. Недоліком даного методу є те, що на зображенні можуть залишитися некласифіковані пікселі.

Ще одним із найбільш відомих методів контрольованого класифікування є метод мінімальної відстані. Алгоритм даного методу полягає у тому, що піксель має бути віднесений до того еталонного класу, евклідова відстань до центра якого в просторі спектральних ознак є мінімальною. Даний метод слід застосовувати у випадку, коли спектральні ознаки різних класів подібні, а діапазони значень їх спектральної яскравості перетинаються.

Згідно з алгоритмом методу мінімальної відстані розраховуються спектральні відстані до всіх класів, тобто розраховується мінімальна відстань між вектором значень пікселя-кандидата (пікселя, що маємо віднести до певного класу) та вектором середніх значень кожної навчальної вибірки для кожного класу за формулою (5):

$$SD_{xyl} = \sqrt{\sum_{i=1}^K (\mu_{ik} - X_{xyk})^2}, \quad (5)$$

де  $l$  – поточний клас;

$K$  – кількість спектральних каналів;

$k$  – поточний спектральний канал;

$X_{xyk}$  – значення яскравості пікселя з координатами  $x, y$  у спектральному каналі  $k$ ;

$\mu_{lk}$  – середнє значення яскравості пікселя в спектральному каналі  $k$  для навчальної вибірки, що відповідає класу  $l$ .

$SD_{xyl}$  – спектральна відстань від пікселя з координатами  $x, y$  до точки, яка задає піксель-кандидат, тобто той піксель, який треба класифікувати.

Далі піксель-кандидат має бути віднесений до того класу, для якого відстань  $SD$  є мінімальною.

Метод мінімальної відстані є досить швидким та не залишає неklasифікованих пікселів. Слід зауважити, що недоліком даного методу є те, що для групи пікселів з невеликою варіацією яскравості проводиться багато зайвих операцій [3; 5].

Метод опорних векторів (Support Vector Machine, SVM) базується на принципах машинного навчання та на побудові оптимальної розділюючої гіперплощини між двома класами. При цьому оптимальна гіперплощина – це гіперплощина, відстань до якої від самих близьких точок двох класів є максимальною.

Припустимо, що кожен вектор ознак  $x$  характеризується наступною парою  $(y, c)$ , де  $y$  – нормований вектор ознак, а  $c$  приймає значення «-1» або «+1» в залежності від того, до якого класу належить вектор ознак.

Тоді вираз для розділюючої площини можна записати за допомогою наступної формули:

$$w \cdot y - b = 0, \quad (6)$$

де  $b$  – відстань від гіперплощини до початку координат,

$w$  – перпендикуляр до розділюючої площини.

Задача побудови оптимальної гіперплощини зводиться до задачі квадратичної оптимізації, а саме мінімізації наступного виразу:

$$\begin{cases} \|w\| \rightarrow \min, \\ c(w \cdot y - b) \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

Зауважимо, що метод SVM є одним із найбільш точних методів класифікування аерокосмічних зображень, але водночас вимагає досить складних обчислень для проведення процедури оптимізації. Даний метод широко застосовується для проведення класифікування зображень із великою кількістю спектральних каналів та за наявності обмеженої кількості навчальних вибірок.

Метод максимальної правдоподібності є одним із найпоширеніших методів класифікування. Даний метод базується на статистичному аналізі спектральних характеристик пікселів та використанні ймовірності, з якою конкретний піксель належить до певного класу.

Далі для кожного класу визначаються репрезентативні навчальні вибірки. При застосуванні даного методу припускається, що значення яскравостей пікселів у межах кожного класу повинні мати нормальний розподіл.

Кожен піксель має бути віднесений до того класу, до якого він належить із найбільшою ймовірністю. Обчислюючи ймовірність, слід враховувати спектральну яскравість пікселя та спектральну яскравість пікселів, що його оточують.

Основна ідея алгоритму методу максимальної правдоподібності базується на тому, що піксель  $x$  належить до класу  $l$  тоді і тільки тоді, якщо

$$p_l > p_i, \quad i = 1, \dots, L,$$

де  $p_i$  – ймовірність того, що піксель належить  $i$ -му класу,

$L$  – загальна кількість класів.

Зауважимо, що ймовірність  $p_l$  визначається за наступною формулою:

$$p_l = \left[ -0,5 \log \{ \det(V_l) \} \right] - 0,5 \left( (X - M_l)^T (V_l)^{-1} (X - M_l) \right), \quad (8)$$

де  $M_l$  – середній вектор вимірювань для  $l$ -го класу,  
 $V_l$  – коваріаційна матриця для  $l$ -го класу.

Розглянутий метод має досить високу точність та не залишає неklasифікованих пікселів, але потребує великого об'єму машинної пам'яті та багато часу для проведення розрахунків [3; 5].

Зауважимо, що метод максимальної правдоподібності базується на теорії ймовірностей та класичному понятті ймовірності, для якої виконуються наступні умови:

1)  $p(\Omega) = 1$ ;

де  $\Omega$  – простір елементарних подій.

2) Якщо  $A \subset B$ , то має виконуватися умова:  $p(A) \leq p(B)$ ;

3)  $p(A) + p(\bar{A}) = 1$ , де  $\bar{A}$  – доповнення до множини  $A$ , тобто:

$$A \cup \bar{A} = \Omega, \quad A \cap \bar{A} = \emptyset.$$

Також, слід зазначити, що більшість методів класифікування аерокосмічних зображень, як і метод максимальної правдоподібності, базується на використанні класичного поняття ймовірності. Але у випадку, коли вхідна необхідна для класифікування інформація, отримана із різних джерел (спектральних каналів), є невизначеною та неповною, ймовірнісні методи, дають неточні результати. Тому у таких випадках слід використовувати метод класифікування, який заснований на теорії свідчень Демпстера-Шейфера [4].

Теорія свідчень Демпстера-Шейфера є узагальненням теорії ймовірностей застосовується для класифікування аерокосмічних зображень за наявності неповної, неточної та суперечливої інформації. При цьому у даній теорії замість класичного поняття «ймовірності» використовується поняття «базової маси» чи «базової ймовірності». Базова ймовірність є узагальненням поняття ймовірності, що дає змогу розрізнити відсутність довіри та недовіри. У випадку класифікування аерокосмічних зображень піксель має бути віднесений до того класу, до якого він належить із найбільшою базовою ймовірністю (базовою масою). Іншими словами базова маса є мірою довіри до гіпотези, що стверджує приналежність пікселя певному класу.

Далі розглянемо основні поняття теорії свідчень Демпстера-Шейфера [6-7].

Основа аналізу  $\Omega$  – це сукупність вихідних вичерпних та взаємно виключних гіпотез відносно стану об'єкта та всіх їх можливих сполучень. Тобто  $\Omega$  – це множина елементів, при чому елементами можуть бути події, об'єкти, гіпотези чи явища.

Слід зауважити, що  $\Omega$  містить підмножин ( $Q$  – кількість гіпотез).

Далі наведемо означення базової маси (базової ймовірності). Отже, базова маса – це така функція  $m$ , яка задовольняє умовам (7):

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0, \\ \sum_{A_i \subseteq A_0} m(A_i) = 1, \quad (i = 0, 1, 2, \dots), \end{cases} \quad (9)$$

де  $A_0$  – обмежена множина,

$A_i$  ( $i = 1, 2, \dots$ ) – підмножини множини  $A_0$ .

Також для базової ймовірності є справедливими наступні умови:

1)  $m(\Omega) \neq 1$ ;

2) якщо  $A \subset B$ , то не обов'язково, щоб виконувалася нерівність:  $m(A) \leq m(B)$ ;

3) не вимагається взаємозв'язок між  $m(A)$  та  $m(\bar{A})$ ,

де  $\bar{A}$  – доповнення до множини  $A$ , тобто:

$$A \cup \bar{A} = \Omega, \quad A \cap \bar{A} = \emptyset.$$

Алгоритм класифікування на основі теорії свідчень Демпстера-Шейфера полягає у віднесенні пікселя до того класу, до якого він належить із найбільшою базовою ймовірністю (базовою масою). При цьому правило комбінування Ягера дає змогу об'єднати базові ймовірності приналежності пікселя до певного класу, враховуючи різні спектральні канали. Тобто, для визначення приналежності пікселя конкретному класу, враховується інформація, отримана із різних джерел (спектральних діапазонів). Далі розглянемо правило комбінування Ягера та його застосування [10]. Ідея правила комбінування Ягера полягає у наданні маси перетинів конфліктних множин, що в перетині дають пусту множину базовій множині. Слід зазначити, що ненульова маса пустої множини  $\emptyset$  розподіляється серед елементів базової множини.

Базова ймовірність за правилом Ягера розраховується наступним чином:

$$m(A) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i), \quad (10)$$

$$A \neq \emptyset, \Omega,$$

де  $\Omega$  – основа аналізу.

$$m(\Omega) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \Omega} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i) + K, \quad (11)$$

$$\text{де } K = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i). \quad (12)$$

$K$  – коефіцієнт конфліктності, а саме, маса, яка надається базовій множині після комбінування,  $m(\emptyset) = 0$ .

**Приклад**

Класифікування із застосування правила Ягера з метою визначення приналежності об'єкта (пікселя) на знімку до одного із 3 класів («Вода», «Ліс», «Поле»). У даному випадку  $\Omega$  буде мати наступний вигляд, а саме:  $\Omega = \{A, B, C\}$ .

Гіпотеза  $A$  стверджує, що полігон належить до класу «Вода»,  $B$  стверджує, що полігон належить до класу «Ліс»,  $C$  стверджує, що полігон належить до класу «Поле».

Нехай, маємо 2 джерела свідчень (2 спектральні канали), які, призначають різні базові ймовірності гіпотезам  $A, B, C$ . Метою даної задачі є скомбінувати базові ймовірності, отримані з двох спектральних каналів, застосовуючи правило комбінування Ягера для трьох гіпотез  $A, B, C$ .

На основі 1 – го спектрального каналу призначені наступні базові ймовірності підмножинам  $\Omega$ :

$$m_1(\{A\}) = 0,6; \quad m_1(\{B\}) = 0,2; \quad m_1(\{A, C\}) = 0,2.$$

На основі 2 – го спектрального каналу призначені базові ймовірності підмножинам  $\Omega$ :

$$m_2(\{B\}) = 0,1; \quad m_2(\{A, C\}) = 0,5; \quad m_2(\{A, B\}) = 0,4.$$

У таблиці 1 відображені всі перетини даних гіпотез та їх базові ймовірності.

Таблиця 1

**Комбінування базових ймовірностей із використанням теорії свідчень Демпстера-Шейфера та правила Ягера**

Базові маси $m_1$ та $m_2$	$m_1(\{A\})$ 0,6	$m_1(\{B\})$ 0,2	$m_1(\{A, C\})$ 0,2
$m_2(\{B\})$ 0,1	$\emptyset$ 0,06	$\{B\}$ 0,02	$\emptyset$ 0,02
$m_2(\{A, C\})$ 0,5	$\{A\}$ 0,3	$\emptyset$ 0,1	$\{A, C\}$ 0,1
$m_2(\{A, B\})$ 0,4	$\{A\}$ 0,24	$\{B\}$ 0,08	$\{A\}$ 0,08

Комбіновані значення базових ймовірностей визначаються наступним чином:

$m(\{A\}) = 0,6 \cdot 0,5 + 0,6 \cdot 0,4 + 0,2 \cdot 0,4 = 0,62$  – базова ймовірність того, що піксель належить класу «Вода»;

$m(\{B\}) = 0,2 \cdot 0,1 + 0,2 \cdot 0,4 = 0,1$  – базова ймовірність того, що піксель належить класу «Ліс»;

$m(\{A, C\}) = 0,2 \cdot 0,5 = 0,1$  – базова ймовірність того, що піксель належить до класу «Вода» або до класу «Поле»;

$$m(\{\emptyset\}) = 0,6 \cdot 0,1 + 0,2 \cdot 0,5 + 0,2 \cdot 0,1 = 0,18.$$

Оскільки базова маса приналежності полігону до класу «Вода» є максимальною, то в результаті маємо, що найбільш вірогідним є те, що піксель належить до класу «Вода».

Далі, аналогічним чином застосовуємо даний алгоритм класифікування до інших пікселів зображення, та визначаємо приналежність конкретним класам усіх пікселів.

**Висновки.** На даний час дистанційне зондування Землі є потужним інструментом для моніторингу, аналізу та оцінки стану об'єктів земної поверхні, а саме: рослинності, ґрунтів, водних об'єктів, різних компонентів екосистем.

Дані ДЗЗ забезпечують об'єктивність, регулярність та періодичність спостережень, дозволяють охоплювати великі та важкодоступні регіони. Водночас, використання даних ДЗЗ залежить від математичних методів обробки та аналізу аерокосмічних даних, а також від технічного та програмного забезпечення.

---

При цьому дослідження підходів до обробки та інтерпретації даних ДЗЗ показало, що ефективність їх використання залежить від вибору відповідних методів обробки для конкретної задачі, врахування специфіки досліджуваних природних об'єктів земної поверхні та від інтеграції даних ДЗЗ з іншими джерелами геопросторової інформації [1-2].

У даній роботі було проведено порівняльний аналіз методів класифікування аерокосмічних зображень, а саме: метод мінімальної відстані, метод максимальної правдоподібності, метод паралелепіпедів, метод опорних векторів (SVM), метод класифікування на основі теорії свідчень Демпстера-Шейфера та правила комбінування Ягера. Зазначено, що у випадку наявності неповних, невизначених та суперечливих даних слід застосовувати підходи до класифікування на основі теорії свідчень Демпстера-Шейфера, яка є узагальненням теорії ймовірностей. Математичний апарат теорії свідчень дозволяє оперувати не тільки з окремими гіпотезами, але й зі сполученнями гіпотез. Також було наведено основні відмінності між теорією свідчень Демпстера-Шейфера та теорією ймовірностей. Наголошувалося на тому, що усі методи класифікування мають свої переваги та недоліки, тобто універсального методу класифікування не існує і для кожної конкретної задачі треба підбирати свій відповідний метод [3-5].

Також у статті було розглянуто числовий приклад класифікування із використанням теорії свідчень Демпстера-Шейфера та правила комбінування Ягера.

Використання сучасних методів та технологій ДЗЗ є перспективним напрямком для вирішення численних екологічних, сільськогосподарських, геологічних та природно-ресурсних задач.

#### Список використаних джерел:

1. Alpert S. I. Data combination method in Remote Sensing tasks in case of conflicting information sources. *Ukrainian Journal of Remote Sensing*. 2021. Vol. 8(3). P. 44–48.
2. Alpert S. The new approach to applying the Dezert – Smarandache theory in land-cover classification in uav-based remote sensing. *Management of Development of Complex Systems*. 2022. Vol. 49. P. 33–39. dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.33-39.
3. Chang C. I. Hyperspectral data processing: Algorithm design and analysis. *Hoboken, N J: John Willey and Sons*. 2013. 1164 p.
4. Inagaki T. Interdependence between Safety-Control Policy and Multiple-Sensor Schemes Via Dempster-Shafer Theory. *IEEE Transactions on Reliability*. 1991. Vol. 40(2). P. 182–188.
5. Lu D., Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*. 2007. Vol. 28(5). P. 823–870.
6. Mertikas P., Zervakis M. E. Exemplifying the Theory of Evidence in Remote Sensing Image Classification. *Int. Journal of Remote Sensing*. 2001. Vol. 22(6). P. 1081–1095.
7. Popov M., Alpert S., Podorvan V., Topolnytskyi M., Mieshkov S. Method of Hyperspectral Satellite Image Classification under Contaminated Training Samples Based on Dempster-Shafer's Paradigm. *Central European Researchers Journal*. 2015. Vol. 1(1). P. 86–97.
8. Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence. *Princeton, NJ: Princeton University Press*. 1976. P. 875–883.
9. 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. Vol. 4(1). P. 155–166.
10. Yager R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Inf Sci*. 1987. Vol. 41. P. 93–137.

#### References:

1. Alpert, S. (2022). The new approach to applying the Dezert – Smarandache theory in land-cover classification in uav-based remote sensing. *Management of Development of Complex Systems*, 49, 33–39. dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2022.49.33-39.
2. Alpert, S. I. (2021). Data combination method in Remote Sensing tasks in case of conflicting information sources. *Ukrainian Journal of Remote Sensing*, 8(3), 44–48.
3. Chang, C. I. (2013). Hyperspectral data processing: Algorithm design and analysis. *Hoboken, N J: John Willey and Sons*, 1164 p.
4. Inagaki, T. (1991). Interdependence between Safety-Control Policy and Multiple-Sensor Schemes Via Dempster-Shafer Theory. *IEEE Transactions on Reliability*, 40(2), 182–188.
5. Lu, D., Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823–870.
6. Mertikas, P., Zervakis, M. E. (2001). Exemplifying the Theory of Evidence in Remote Sensing Image Classification. *Int. Journal of Remote Sensing*, 22(6), 1081–1095.
7. Popov, M., Alpert, S., Podorvan, V., Topolnytskyi, M., Mieshkov, S. (2015). Method of Hyperspectral Satellite Image Classification under Contaminated Training Samples Based on Dempster-Shafer's Paradigm. *Central European Researchers Journal*, 1(1), 86–97.
8. Shafer, G. A. (1976). Mathematical Theory of Evidence. *Princeton, NJ: Princeton University Press*, 875–883.
9. Taroun, A., Yang, J. B. (2011). Dempster-Shafer theory of evidence: Potential usage for decision making and risk analysis in construction project management. *The Built & Hum. Environ. Rev*, 4(1), 155–166.
10. Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Inf Sci.*, 41, 93–137.