ЕЛЕКТРОНІКА, ЕЛЕКТРОННІ КОМУНІКАЦІЇ, ПРИЛАДОБУДУВАННЯ ТА РАДІОТЕХНІКА

УДК 528.8:528.7:528.4:528.06
DOI https://doi.org/10.32782/2521-6643-2025-1-69.29

Альперт С. І., кандидат технічних наук, доцент кафедри аерокосмічної геодезії та землеустрою факультету архітектури, будівництва та дизайну
Державного університету «Київського авіаційного інституту»
ORCID: 0000-0002-7284-6502

НОВІТНІ МЕТОДИ ОБРОБКИ НЕТОЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ У СФЕРІ РАДІОЛОКАЦІЙНОГО СПОСТЕРЕЖЕННЯ ТА ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ЗЕМЛІ

У наш час вирішення задач радіолокаційного спостереження та дистанційного зондування Землі вимагає обробки, аналізу та класифікування неточної, неповної та суперечливої інформації. Однією із найважливіших процедур обробки даних є класифікування супутникових знімків. Великий обсяг неточних даних може спричинити проблему із процедурою класифікування зображень. Зазначено, що у даному випадку для класифікування зображень слід застосовувати теорію свідчень Демпстера-Шейфера, оскільки дана теорія може працювати із неточною та невизначеною інформацією. Правило комбінації Демпстера використовується для об'єднання даних, отриманих від різних експертів, спектральних каналів або радіолокаційних станцій. Теорія свідчень може моделювати невизначеність. Радіолокаційні станції об'єднують дані із різних джерел для визначення координат об'єкта. Радіолокаційні станції можуть відрізнятися за своєю надійністю, точністю і повнотою. Адаптаційні властивості різних радіолокаційних станцій є різними до одного і того ж самого середовища. Тому об'єднання інформації є однією із найбільш важливих та складних процедур при вирішенні задач радіолокаційного спостереження. Новий підхід до об'єднання даних, заснований на теорії свідчень Демпстера-Шейфера, дає надійну комплексну оцінку координат об'єкта. Зазначено, що головною метою об'єднання інформації є спрощення даних, отриманих від різних експертів, джерел, спектральних каналів та радіолокаційних станцій. Об'єднання даних спрощує обчислення. Визначення базової ймовірності є важливою задачею, яка може вплинути на остаточні результати класифікування при застосуванні теорії свідчень. Проаналізовано різні методи визначення базової ймовірності. Розглянуто частотний метод для визначення базової ймовірності. Також детально описано числовий приклад. Запропоновано метод визначення базової ймовірності із використанням нечітких множин, оскільки теорія нечітких множин може працювати із невизначеними та неповними даними. Розглянуто метод визначення базових мас із використанням відстані між класифікованими даними та нормальним розподілом кожної характеристики для кожного еталонного класу. Зазначено, що не існує загального методу для визначення базової ймовірності. Розглянуті методи можуть бути застосовані для вирішення завдань дистанційного зондування, а саме: екологічних, сільськогосподарських, геологічних задач та для вирішення завдань у сфері радіолокаційного спостереження.

Ключові слова: *задачі дистанційного зондування Землі, задачі радіолокаційного спостереження, теорія свідчень Демпстера-Шейфера, неточні дані, базові ймовірності.*

Alpert S. I. The novel methods of processing imprecise data for solution of radar surveillance and remote sensing tasks

Nowadays solution of radar surveillance and Remote Sensing tasks require processing, analysis and classification of ambiguous, partial and contradictory information. One of the most important data processing procedures is the satellite image classification. The large volume of inaccurate data can cause a problem with the image classification procedure. It was noted, that Dempster-Shafer evidence theory can be applied for image classification in this case, because this theory can deal with imprecise and uncertain information. The Dempster's combination rule can be applied for combining data from different experts, spectral bands or surveillance radars. Dempster-Shafer evidence theory can simulate uncertainty. The surveillance radars integrate data from different sources for object coordinate determination. Surveillance radars can differ in their reliability, precision and completeness. Adaptations of various surveillance radars to the same environment are not the same. That's why, information fusion is one of most important and difficult procedures for radar surveillance tasks. A new data fusion approach based on Dempster-Shafer evidence theory gives a reliable complex assessment for object coordinates. It was noted, that the main aim of aggregation of information is to simplify data, whether the data is coming from different experts, sources, spectral bands or surveillance radars. Data fusion simplifies calculations. The determination of basic probability is an important problem which can influence final classification results, when we apply Dempster-Shafer evidence theory. Various methods to determine basic *probabilities were analyzed in this paper. It was considered frequency method to determine the basic probabilities. The numerical example was described in detail too. It also was proposed the method to determine basic probabilities using fuzzy sets, because fuzzy set theory can deal with ambiguous and incomplete data. It was considered the method to determine basic probabilities based on the distance measure between the test data and the normal distribution model of attribute categories. It was noted, that there is no general method to determine basic probabilities. These considered methods can be applied for remote sensing tasks, such as ecological, agriculture, geological problems and for solution of radar surveillance tasks.*

Key words: *remote sensing tasks, radar surveillance tasks, Dempster-Shafer evidence theory, imprecise data, basic probability assignment.*

Постановка проблеми. Досить часто при вирішенні задач радіолокаційного спостереження та задач дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) виникає потреба у проведенні аналізу, обробки та класифікування неповних та неточних даних.

На даний час відомі різні методи обробки неточної та неповної інформації для вирішення задач радіолокаційного спостереження, зокрема, для визначення координат об'єкта (цілі, повітряного судна, тощо), оскільки методи, що базуються на використанні та інтегруванні інформації, отриманої від декількох датчиків ще потребують значного вдосконалення. Тому на даний час досить актуальною залишається задача комплексного оцінювання координат об'єкта.

Теорія свідчень Демпстера-Шейфера дозволяє провести комплексне оцінювання координат об'єкта (цілі), об'єднуючи інформацію, отриману із різних датчиків (радіолокаційних станцій) [10].

Слід зазначити, що дана теорія є узагальненням класичної теорії ймовірностей, застосовується для об'єднання даних, отриманих із різних джерел за наявності неточних та суперечливих вхідних даних.

Також аналіз та класифікування неповної та суперечливої інформації є одним із найбільш важливих та складних етапів під час обробки супутникових даних, а саме гіперспектральних знімків, оскільки гіперспектральність спричинює проблему із процедурою класифікування. Різні спектральні діапазони можуть давати різні оцінки (ймовірності) приналежності одного і того ж самого об'єкту до певного класу при проведенні процедури класифікування гіперспектральних зображень. Тобто, гіперспектральність ставить перед нами багатоальтернативну задачу класифікування, яка, в свою чергу, дає багатоальтернативний розв'язок задачі у вигляді певного набору гіпотез [5].

Тому на даний момент досить актуальною залишається задача розробки нових методів обробки, зокрема, класифікування, саме гіперспектральних космічних зображень (ГКЗ), оскільки точність відомих методів обробки гіперспектральних зображень є недостатньою, особливо в умовах, коли вхідні дані є неповними, неточними та суперечливими.

У подібних умовах заслуговує на увагу підхід, що базується на використанні теорії свідчень Демпстера-Шейфера (ТСДШ) правилі комбінування Демпстера, яке дозволяє комбінувати дані, отримані від різних джерел (експертів), та яке надає багатоальтернативний розв'язок задачі (у вигляді набору гіпотез) за наявності неточних та суперечливих вхідних даних. Тобто за допомогою правила комбінування Демпстера можна опрацювати усі оцінки експертів та отримати інтегральну (узагальнену) оцінку.

Слід зазначити, що актуальність цієї роботи зумовлена необхідністю розробки науково обґрунтованих рекомендацій щодо вибору найбільш підходящих методів обробки даних для ефективного розв'язку задач у сфері радіолокаційно спостереження та завдань ДЗЗ.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У даній статті було розглянуто матеріали для проведення порівняльного аналізу сучасних методів обробки та інтегрування даних, отриманих із різних джерел (датчиків, радіолокаційних станцій, спектральних каналів, тощо) для вирішення задач класифікування у сфері радіолокаційного спостереження та дистанційного зондування.

У статтях Бездека Дж. К., Ерліха Р., Фулла В. та Олсона К. були розглянуті деякі методи неконтрольованої класифікації, а саме алгоритми кластеризації, що дозволяють об'єднувати елементи супутникового зображення у групи за подібністю їх спектральних характеристик [3, 9].

Також зазначалося, що кластеризація потребує мінімум навчальних даних для виділення кластерів та є добре автоматизованою. Але даний тип класифікації є не досить точним [6, 9].

У роботі Чанга С. були детально розглянуті переваги та недоліки сучасних методів дешифрування супутникових зображень, використовуючи інформацію, отриману із різних спектральних каналів [5].

У статтях Чандера Г. та Мюнга І. були розглянуті методи контрольованого класифікування та їх основні сфери застосування [4, 8]. Зазначено, що методи контрольованого класифікування потребують досить високої швидкодії та значних машинних ресурсів та є точнішими за методи неконтрольованого класифікування.

Слід зазначити, що розглянуті методи класифікування дають не досить точні результати за наявності неповних та неточних вихідних даних. Тому, у даній роботі пропонується застосовувати теорію свідчень Демпстера-Шейфера, яка може працювати в умовах невизначеної, неточної та суперечливої інформації.

Постановка завдання. Отже, мета дослідження полягає у проведенні модифікації методики Демпстера-Шейфера впровадженням новітніх методів визначення «базових ймовірностей» для вирішення задач радіолокаційного спостереження та задач ДЗЗ за наявності неповних та неточних даних.

Виклад основного матеріалу. У випадку, коли вхідні дані, що одержані із різних джерел інформації є неповними та суперечливими, слід використовувати метод класифікування, який базується на теорії свідчень Демпстера-Шейфера.

Теорія свідчень Демпстера-Шейфера є узагальненням теорії ймовірностей та може бути застосована для визначення комплексної оцінки координат об'єкта (повітряного судна, цілі), використовуючи та об'єднуючи інформацію, отриману від декількох радіолокаційних станцій. Також теорія свідчень може бути використана для класифікування супутникових зображень за наявності неповних та суперечливих вхідних даних. При цьому кожен піксель відноситься до того класу, до якого він належить із найбільшою базовою ймовірністю (базовою масою). Базова ймовірність є узагальненням класичного поняття ймовірності. Але на відміну від класичної ймовірності базова ймовірність може ефективно описати незнання та дозволяє розрізнити відсутність довіри та недовіри [2, 11].

Основа аналізу Ω – це сукупність вихідних вичерпних та взаємо виключних гіпотез відносно стану об'єкта та всіх їх можливих сполучень.

Ω містить 2^Q підмножин, де Q – число гіпотез.

Базова ймовірність (базова маса) – це така функція *m*, що задовольняє наступним умовам:

$$\begin{cases} m(\varnothing) = 0, \\ \sum\limits_{A_i \subseteq A_O} m(A_i) = 1, \ (i = 0, 1, 2, ...), \end{cases} \tag{1}$$

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

A_0 – обмежена множина.

Далі розглянемо основні відмінності між базовою ймовірністю та класичною ймовірністю:

Для базової ймовірності є необов'язковим, що $m(\Omega)$ дорівнює "1", а для класичної ймовірності обов'язково виконується рівність: $p(\Omega) = 1$.

Для базової ймовірності є справедливим наступне твердження: якщо $A \subset B$, то не обов'язково буде виконуватися нерівність: $m(A) \le m(B)$, а для класичної ймовірності обов'язково виконується твердження: якщо $A \subset B$, то $p(A) \le p(B)$.

Для базової ймовірності не вимагається взаємозв'язок між $m(A)$ та $m(\overline{A})$, де $\overline{A}$ – доповнення до A, а саме: $A \cup \overline{A} = \Omega$, $A \cap \overline{A} = \varnothing$. Для класичної ймовірності є обов'язковою рівність: $p(A) + p(\overline{A}) = 1$.

Частотний метод знаходження базових ймовірностей

Частотний метод побудови базових ймовірностей (базових мас) заснований на статистичному аналізі частот подій, які спостерігаються. У випадку невизначеності частотний метод автоматично розподіляє частину маси на весь простір Ω.

Нехай основа аналізу $\Omega = \{\theta_1, \theta_2, ..., \theta_n\}$ містить усі вихідні гіпотези та всі їх можливі сполучення.

D – множина спостережень, де кожне спостереження пов'язане із певною гіпотезою чи підмножиною гіпотез.

N – загальне число спостережень;

$N(A)$ – кількість разів, коли спостереження підтримували гіпотезу $A \subseteq \Omega$.

Тоді базова ймовірність розраховується за наступною формулою:

$$m(A) = \frac{N(A)}{N}, \tag{2}$$

A – підмножина гіпотез, що підтримуються спостереженням;

N – загальна кількість спостережень;

$N(A)$ – кількість спостережень, під час яких була зафіксована подія, що підтримує *A*.

При цьому базові маси повинні задовольняти умовам (1).

Частотний метод визначення базових ймовірностей може оперувати із реальними даними, враховує невизначеність вхідних даних, не потребує складних та громіздких обчислень. Слід зазначити, що даний метод є статистичним та потребує великого числа спостережень для отримання достовірних результатів.

Приклад

У даному прикладі розглянемо застосування частотного методу для знаходження базових ймовірностей.

Нехай основа аналізу Ω містить наступні гіпотези:

$$\Omega = \{A_1, A_2, A_3\}.$$

За умовою задачі маємо:

$$N(A_1) = 10;$$
$$N(A_2) = 10;$$
$$N(A_1, A_2) = 5;$$
$$N(A_3) = 10;$$
$$N(A_1, A_3) = 15;$$
$$N(A_2, A_3) = 20;$$
$$N(A_1, A_2, A_3) = 30.$$

Тепер розраховуємо загальне число спостережень:

$$N = 10 + 10 + 5 + 10 + 15 + 20 + 30 = 100.$$

Далі розраховуємо значення базових ймовірностей для усіх трьох гіпотез та їх комбінацій за формулою (2):

$$m(A_1) = \frac{N(A_1)}{N} = \frac{10}{100} = 0,1;$$
$$m(A_2) = \frac{N(A_2)}{N} = \frac{10}{100} = 0,1;$$
$$m(A_1, A_2) = \frac{N(A_1, A_2)}{N} = \frac{5}{100} = 0,05;$$
$$m(A_3) = \frac{N(A_3)}{N} = \frac{10}{100} = 0,1;$$

$$m(A_1, A_3) = \frac{N(A_1, A_3)}{N} = \frac{15}{100} = 0,15;$$
$$m(A_2, A_3) = \frac{N(A_2, A_3)}{N} = \frac{20}{100} = 0,2;$$
$$m(A_1, A_2, A_3) = \frac{N(A_1, A_2, A_3)}{N} = \frac{30}{100} = 0,3.$$

Слід зазначити, що сума отриманих базових ймовірностей гіпотез та усіх їх сполучень повинна дорівнювати “1”, тобто:

$$m(A_1) + m(A_2) + m(A_1, A_2) + m(A_3) + m(A_1, A_3) + m(A_2, A_3) + m(A_1, A_2, A_3) = 1.$$

Методи визначення базових ймовірностей із застосуванням теорії нечітких множин

Базові ймовірності можна розрахувати, використовуючи теорію нечітких множин, яка в свою чергу, широко застосовується для аналізу та обробки неточних та неповних даних.

Введемо основні поняття теорії нечітких множин.

Припустимо що, X – універсальна множина.

Нечітка підмножина $A \subset X$ описується за допомогою наступної характеристичної функції:

$$\mu_A : X \to [0,1] \tag{3}$$

Кожному елементу $x \in A$ ставиться у відповідність дійсне значення характеристичної функції $\mu_A(x)$, що належить інтервалу $[0,1]$. При цьому значення $\mu_A(x)$ відображає вагу (grade of membership) елемента x у множині A.

Тепер розглянемо нечітку множину $A \subset X$ та довільне дійсне число $\alpha \in [0,1]$. Тоді $\alpha -$зріз або $\alpha -$рівень, який відповідає множині A, позначається через ${}^{\alpha}A$. Слід зазначити, що даний $\alpha -$зріз є чіткою множиною та позначається наступним чином:

$${}^{\alpha}A = \left\{ x \in X : \mu_A(x) \geq \alpha \right\} \tag{4}$$

Трикутне нечітке число A описується за допомогою трійки чисел $[a, b, c]$. Характеристична функція трикутного числа розраховується за наступною формулою:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \dfrac{x-a}{b-a}, a \le x \le b \\ \dfrac{c-x}{c-b}, b \le x \le c \end{cases} \quad (5)$$

Центральний елемент визначається за допомогою $\alpha-$зрізу наступним чином:

$$^{\alpha}A_i = \{x : \mu_A(x) \ge \alpha_i\} = \left[{}^{\alpha}A_{i_{lower}}, {}^{\alpha}A_{i_{upper}}\right], \quad (i = 1, 2, 3, ..., n), \quad (6)$$

де $\alpha_0 = 1 > \alpha_1 > \alpha_2 > ... > \alpha_n = 0, \ \alpha \in [0,1]$.

Перший підхід до визначення базових ймовірностей

В даному випадку ми беремо інтеграл від характеристичної функції між двома різними $\alpha-$зрізами, отримуємо базову ймовірність $^{\alpha}A_i$ ($\alpha-$зрізу):

$$m(^{\alpha}A_i) = \frac{\int_{^{\alpha}A_{i_{lower}}}^{^{\alpha}A_{i_{upper}}} \mu_{(A)}(x)dx}{\sum_i \int_{^{\alpha}A_{i_{lower}}}^{^{\alpha}A_{i_{upper}}} \mu_{(A)}(x)dx} \quad (7)$$

Другий підхід до визначення базових ймовірностей

Базова ймовірність розраховується, використовуючи значення $\alpha-$зрізу, за наступною формулою:

$$m(^{\alpha}A_i) = \frac{\alpha_{i-1}(1-\alpha_i)}{\sum_i \alpha_{i-1}(1-\alpha_i)} \quad (8)$$

Третій підхід до визначення базових ймовірностей

$\alpha-$зріз розглядається як інтервал довіри з рівнем довіри: $1-\alpha$.

Базова ймовірність розраховується наступним чином:

$$m(^{\alpha}A_i) = \frac{1-\alpha_i}{\sum_i (1-\alpha_i)} \quad (9)$$

Запропоновані методи знаходження базових ймовірностей можуть бути застосовані при вирішенні задач класифікування за наявності невизначеної та неповної інформації [1,7].

Метод визначення базових ймовірностей із застосуванням міри відстані між класифікованими даними та еталонними даними

У даному методі застосовується міра відстані між класифікованими та еталонними даними. Проводиться розрахунок відстані між класифікованими об'єктами та нормальним розподілом кожної характеристики для кожного еталонного класу. При цьому класифіковані дані використовуються для побудови нормального розподілу еталонних даних для кожної із характеристик. Базові ймовірності розраховуються із використанням міри відстані між класифікованими даними та моделлю для кожної із характеристик для кожного еталонного класу.

Розглянемо *N* об'єктів та *n* класів. Кожен клас включає в себе *l* об'єктів. та має *k* характеристик. Нехай з першого класу обирається випадковим чином *m* об'єктів, розраховується середнє значення μ і середнє квадратичне відхилення δ для першої характеристики першого класу.

Далі аналогічно обираємо m об'єктів із інших класів та обчислюємо середнє значення та середнє квадратичне відхилення також для першої характеристики. Будуємо графік нормального розподілу для першої характеристики для кожного класу. Потім будуємо моделі нормального розподілу всіх інших характеристик для всіх класів.

Проводимо процедуру класифікування, а саме обираємо випадковим чином об'єкт з певними характеристиками, що класифікується, та аналізуємо взаємозв'язок між цим об'єктом та нормальним розподілом кожної характеристики кожного класу. Для цього обчислюємо міру відстані між класифікованими даними x_i та нормальним розподілом характеристики класу *A:*

$$d(A) = 2\int_{\mu}^{x_i} p[x|\mu]dx, \quad (10)$$

де $p\left[x|\mu\right]-$функція щільності нормального розподілу характеристики класу A, що розраховується за наступною формулою:

$$p\left[x|\mu\right]=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta}\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{x-\mu}{\delta}\right]^2\right\}, \tag{11}$$

де μ – середнє значення нормального розподілу характеристики класу *A,* δ – середнє квадратичне (стандартне) відхилення.

Далі обчислюємо функцію похибки:

$$erf(x)=\frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_0^x e^{-t^2}dt \tag{12}$$

Визначаємо міру відстані $d(A)$ як функцію похибки:

$$d(A)=erf\left[\frac{x_i-\mu}{\sqrt{2}\delta}\right] \tag{13}$$

Розраховане значення міри відстані $d(A)$ показує ступінь відхилення між класифікованими даними x_i та моделлю нормального розподілу певної характеристики певного класу *A*.

Зазначимо, що чим більше значення міри відстані, тим меншою буде значення ймовірності, з якою класифіковані об'єкти x_i належать класу *A*.

При цьому ймовірність належності об'єктів x_i класу *A* визначається наступним чином:

$$p(A)=1-d(A), \tag{14}$$

де $d(A)$ є мірою відстані між певною характеристикою класифікованого об'єкта та нормальним розподілом певної характеристики кожного класу.

Далі обчислюємо усі ймовірності належності класифікованих об'єктів різним класам за певною характеристикою, нормуємо розраховані ймовірності та отримуємо базові маси (базові ймовірності).

Аналогічним чином розраховуємо базові ймовірності приналежності об'єктів різним класам за іншими характеристиками. Використовуючи правило комбінації Демпстера, отримуємо результуючі комбіновані базові маси приналежності об'єктів класам.

Правило комбінації Демпстера

Досить часто гіпотези можуть одночасно формуватися кількома різними джерелами інформації (спектральними каналами, датчиками, радіолокаційними станціями). Якщо ці джерела даних є взаємно незалежними, то можна використовувати правило комбінації Демпстера [10].

Нехай, основа аналізу Ω містить *Q* гіпотез;

P – кількість незалежних джерел даних гіпотез;

p – те джерело надає оцінку ймовірності гіпотези A_n у вигляді відповідної базової маси $m_p(A_n)$ або оцінку ймовірності сполучення гіпотез *X* у вигляді $m_p(X)$. Тоді правило комбінації Демпстера задає нову комбіновану базову ймовірність, яка розраховується за наступною формулою:

$$m_D(X)=\frac{1}{1-C}\sum_{\substack{X_1\cap\ldots\cap X_R=X\\ \forall(X\neq\varnothing)\in 2^Q}}\prod_{1\le p\le P} m_p(X_r), \tag{15}$$

де *C* – коефіцієнт конфліктності, що розраховується наступним чином:

$$C=\sum_{\substack{X_1\cap\ldots\cap X_R=\varnothing\\ \forall(X\neq\varnothing)\in 2^Q}}\prod_{1\le p\le P} m_p(X_r). \tag{16}$$

Коефіцієнт конфліктності відображає ступінь протиріччя між гіпотезами. *C* приймає значення в інтервалі [0;1].

Якщо $C=0$, то протиріч в оцінках джерел немає.

Чим ближче значення коефіцієнту конфліктності *C* до «1», тим більш суперечливими є гіпотези.

Слід зазначити, що в розрахунках за правилом Демпстера (15) припускається, що $m_D(\varnothing)=0$.

Правило комбінації Демпстера може бути застосовано для комплексного оцінювання координат об'єкта (цілі чи повітряного судна), об'єднуючи інформацію, отриману із кількох датчиків чи радіолокаційних станцій.

Також дане правило Демпстера застосовується для класифікування супутникових, зокрема, гіперспектральних зображень, коли загальна кількість спектральних каналів досягає декількох сотень. При цьому різні спектральні діапазони надають різні оцінки (ймовірності) приналежності одного й того ж об'єкта до певного класу. Іншими словами, велика кількість спектральних каналів ставить перед нами багатоальтернативну задачу класифікування, що, в свою чергу, передбачає багатоальтернативний розв'язок у вигляді певного набору гіпотез. Саме теорія свідчень Демпстера-Шейфера може бути застосована для вирішення цієї багатоальтернативної задачі класифікування [5, 10].

Висновки. Зазвичай вирішення задач радіолокаційного спостереження та задач дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) потребують детального аналізу, обробки, класифікування та інтегрування даних, отриманих із різних джерел (датчиків, спектральних каналів, радіолокаційних станцій). Але досить часто ці дані є неповними, невизначеними та неточними, що, в свою чергу, спричинює певні труднощі під час їх обробки та аналізу. На сьогоднішній день методи, що засновані на інтегруванні інформації, отриманої від декількох датчиків ще потребують значного вдосконалення, особливо за наявності неповних та неточних даних. Тому було запропоновано використовувати методику Демпстера-Шейфера та новітні підходи до розрахунку базових ймовірностей для вирішення задач ДЗЗ, а саме класифікування супутникових знімків та для задач радіолокаційного спостереження, зокрема, визначення комплексної оцінки координат об'єкта (цілі).

У роботі було показано, що теорія свідчень Демпстера-Шейфера є певним узагальненням класичної теорії ймовірностей та може бути використана для інтегрування даних, одержаних із різних джерел за наявності неточних вхідних даних.

Були детально розглянуті новітні методи визначення базових ймовірностей. Зазначено, що частотний метод визначення базових ймовірностей враховує невизначеність та неточність вхідних даних, може оперувати із реальними даними, не потребує складних розрахунків та великих часових затрат, але вимагає наявності великого числа спостережень. Також було детально розглянуто числовий приклад розрахунку базових ймовірностей із використанням частотного методу.

У статті було розглянуто метод визначення базових ймовірностей із використанням теорії нечітких множин, оскільки при розв'язанні задач класифікування ми досить часто маємо обробляти та аналізувати неповні та невизначені дані. Розглядався метод знаходження базових мас із використанням міри відстані між класифікованими та еталонними даними.

Було розглянуто правило комбінування Демпстера, яке використовується для об'єднання оцінок (базових ймовірностей) різних експертів та дає інтегральну (узагальнену) оцінку. Зазначалося, що дане правило може бути застосовано для комплексного оцінювання координат об'єкта, інтегруючи дані, отримані із кількох датчиків та для класифікування супутникових знімків за наявності великої кількості спектральних каналів.

Запропонована методика Демпстера-Шейфера та новітні методи знаходження базових ймовірностей можуть бути широко застосовані при розв'язанні різноманітних екологічних, природоресурсних, геологічних та сільськогосподарських завдань та для вирішення численних задач у сфері радіолокаційно спостереження.

Список використаних джерел:

1. Alpert S. A new approach to applying the discount rule in hyperspectral satellite image classification. *Management of Development of Complex Systems*. 2020. Vol. 43. P. 76 – 82. dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2020.43.76–82.

2. 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.

3. Bezdek J. C, Ehrlich R., Full W. FCM: The Fuzzy C-Means clustering algorithm. Computers and Geosciences. 1984. Vol.10. P.191–203.

4. Chander G., Markham B. Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges Geoscience and Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2003. Vol. 41. P. 264 – 267.

5. Chang C. I. Hyperspectral data processing. Algorithm design and analysis. *Hoboken, N J: John Willey and Sons*. 2013. 1164 p.

6. Hartigan J. A., Wong M. A. A K-means clustering algorithm. *Applied Statistics.* 1979. Vol. 28(1). P. 100–108.

7. 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.

8. Myung I. J. Tutorial on maximum likelihood Estimation. *Journal of Mathematical Psychology*. 2003. Vol. 47 (1). P. 90–100. doi:10.1016/S0022-2496(02)00028-7.

9. Olson C. Parallel algorithms for hierarchical clustering. *Parallel Computing*. 1995. Vol. 21(8). P. 1313–1325.

10. Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence. *Princeton, NJ: Princeton University Press*. 1976. P. 875–883.

11. 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.

References:

1. Alpert, S. (2020). A new approach to applying the discount rule in hyperspectral satellite image classification. *Management of Development of Complex Systems*, 43, 76 – 82. dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2020.43.76–82.

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. Bezdek, J. C, Ehrlich, R., Full, W. (1984). FCM: The Fuzzy C-Means clustering algorithm. Computers and Geosciences, 10, 191–203.

4. Chander, G., Markham, B. (2003). Revised Landsat-5 TM radiometric calibration procedures and postcalibration dynamic ranges Geoscience and Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41, 2674 – 267.

5. Chang, C. I. (2013). Hyperspectral data processing: Algorithm design and analysis. *Hoboken, N J: John Willey and Sons*, 1164 p.

6. Hartigan, J. A., Wong, M. A. (1979). A K-means clustering algorithm. *Applied Statistics*, 28(1), 100–108.

7. 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.

8. Myung, I. J. (2003). Tutorial on maximum likelihood Estimation. *Journal of Mathematical Psychology*, 4 7 (1), 90–100. doi:10.1016/S0022-2496(02)00028-7.

9. Olson, C. (1995). Parallel algorithms for hierarchical clustering. *Parallel Computing*, 21(8), 1313–1325.

10. Shafer, G. A. (1976). Mathematical Theory of Evidence. *Princeton, NJ: Princeton University Press*, 875–883.

11. 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.