DOI: 10.32347/2412-9933.2022.49.33-39
УДК 528.8:528.7:528.4:528.06

Альперт Софія Іоганівна
Кандидат технічних наук, науковий співробітник відділу геоінформаційних технологій в дистанційному зондуванні Землі (ГІТ в ДЗЗ), *orcid.org/0000-0002-7284-6502*
Науковий Центр аерокосмічних досліджень Землі ІГН НАН України, Київ
Доцент факультету екологічної безпеки, інженерії та технологій
Національний авіаційний університет, Київ

НОВІТНІЙ ПІДХІД ДО ЗАСТОСУВАННЯ ТЕОРІЇ ДЕЗЕРА – СМАРАНДАКЕ ПРИ КЛАСИФІКУВАННІ ЗЕМЛЯНОГО ПОКРИВУ ПІД ЧАС ПРОВЕДЕННЯ ДИСТАНЦІЙНОГО ЗОНДУВАННЯ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

Анотація. *Нині дистанційне зондування з використанням БПЛА відкриває нові можливості для проведення наукових досліджень на значно вищому рівні. Класифікування є однією з найбільш важливих процедур у задачах дистанційного зондування. Така процедура може бути застосована для вирішення численних екологічних і практичних завдань, таких як: класифікування лісів, визначення типів ґрунтів, пошук нафти та газу. Класифікування неповних, неточних та значно суперечливих даних завжди було та є однією із найбільш важливих процедур дистанційного зондування. У статті запропоновано новий підхід до застосування теорії Дезера – Смарандаке в задачах дистанційного зондування з використанням БПЛА. Ця теорія може працювати із неточною і доволі суперечливою інформацією. Проведено порівняння теорії Дезера – Смарандаке та її основних положень із теорією Демпстера – Шейфера і теорією ймовірностей. Описано і проаналізовано основні переваги і недоліки цих теорій. Розвиток теорії Дезера – Смарандаке був зумовлений необхідністю уникнути обмеження, які притаманні теорії Демпстера – Шейфера і теорії ймовірностей. Теорія Демпстера – Шейфера працює тільки з вичерпними та взаємовиключними гіпотезами, що може іноді призводити до неправильних результатів класифікування. Але вичерпні гіпотези можуть потенційно перетинатися і не завжди можуть бути належним чином ідентифіковані та визначені. Теорія Дезера – Смарандаке може працювати із вичерпними та невзаємовиключними гіпотезами. Ця теорія працює з усіма гіпотезами та їх всеможливими перетинами і сполученнями. Засвідчено, що теорія Дезера – Смарандаке може вирішувати завдання класифікування більш ефективно, ніж теорія ймовірностей і теорія Демпстера – Шейфера при комбінуванні неточних та значно суперечливих даних. Описано класичне правило комбінування Дезера – Смарандаке, також розглянуто числовий приклад із застосуванням правила комбінування Дезера – Смарандаке для класифікування багатоспектральних аерокосмічних зображень. Запропонований підхід до застосування теорії Дезера – Смарандаке для класифікування земляного покриву може бути застосований в різних сільськогосподарських та практичних задачах, при проведенні екологічного моніторингу та для пошуку корисних копалин.*

Ключові слова: теорія Дезера – Смарандаке; теорія ймовірностей; теорія Демпстера – Шейфера; класифікування зображень; правило комбінування

Вступ

Нині процедура класифікування є однією з найбільш важливих і складних процедур, що застосовуються при розв’язанні задач дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). У ДЗЗ використовується багато різноманітних методів і підходів до класифікування. Але на сьогодні саме класифікування суперечливих, неповних і неточних даних є основною проблемою як з теоретичної, так і з практичної точки зору. При цьому інформація, яка надходить із різних спектральних каналів може бути неповною, суперечливою, невизначеною, неточною, нечіткою та невпорядкованою. Доволі часто свідчення, які отримані з різних джерел, можуть бути одночасно як невизначеними, так і неточними. Також свідчення можуть бути узгодженими між собою, об’єднуватися чи перетинатися між собою. Тому наразі однією з найбільш складних задач є саме задача комбінування даних, коли експертні свідчення є суперечливими, неповними, неточними та невзаємовиключними [1; 2]. На практиці не завжди вдається досягти взаємовиключності, тобто деякі свідчення можуть значною мірою перетинатися одне з одним, тому виокремити повністю відмінні між собою свідчення є неможливим.

У статті запропоновано новий підхід до застосування теорії Дезера – Самарандаке для класифікування зображень, який на відміну від теорії ймовірностей і теорії свідчень Демпстера – Шейфера враховує невзаємовиключність свідчень, які отримуються з різних джерел (спектральних каналів), а тому дає точніші результати класифікування [3]. Ця теорія з'явилася у XXI ст., а у 2004 р. було опубліковано перший збірник робіт, у якому детально викладено основи цієї теорії.

Слід зауважити, що запропонований підхід класифікування на основі теорії Демпстера – Шейфера може бути використаний для аналізу та класифікування зоражень, отриманих за допомогою БПЛА, при розв'язанні різноманітних природно-ресурсних, екологічних і сільськогосподарських задач, при пошуку родовищ корисних копалин, нафти та газу [3 – 5].

Також у пропонованій статті описано числовий приклад застосування правила комбінування Дезера – Самарандаке.

Мета статті

Мета – розгляд нового підходу до застосування теорії Дезера – Смарандаке для класифікування земляного покриву в задачах дистанційного зондування з використанням БПЛА за наявності неповної, неточної та суперечливої вихідної інформації.

Виклад основного матеріалу

Теорія Дезера – Самарандаке та її порівняльний аналіз із теорією ймовірностей та теорією Демпстера – Шейфера

Зазвичай для аналізу й оперування з невизначеностями застосовується теорія ймовірностей, яка працює з випадковими подіями та ймовірнісними оцінками, що надаються кожній випадковій події. При цьому всі події є вичерпні (усі можливі) та взаємно виключні (унікально визначені та відмінні одне від одного).

Для теорії ймовірностей виконуються такі умови:

1) $P(\Omega)=1,$

де $\Omega-$ простір елементарних подій.

2) Якщо $X\subset Y$, то обов'язково виконується умова: $P(X)\le P(Y).$

3) $P(X)+P(\bar{X})=1,$ де $\bar{X}-$ доповнення до множини X, тобто виконується: $X\cup\bar{X}=\Omega,$ $X\cap\bar{X}=\varnothing.$

Теорія свідчень Демпстера – Шейфера є певним узагальненням класичної теорії ймовірностей. Ця теорія може коректно оперувати не тільки з окремими подіями (гіпотезами), але й зі сполученнями подій (гіпотез). Кожне таке сполучення розглядається як окрема нерозкладна подія (гіпотеза) *A*. У теорії Демпстера – Шейфера застосовується поняття "маса" (mass), яке є узагальненням класичного поняття ймовірності. Маса дає змогу визначити ситуацію за наявності неповної та неточної інформації. Завдяки масі можна відокремити поняття відсутності довіри від недовіри. Масу можна розглядати як міру довіри до пов'язаної з нею гіпотези. Масу доволі часто називають базовою масою або базовою ймовірністю.

$\Omega-$ множина елементів, яка називається "основою аналізу" (Frame of Discernment), де як елементи можуть виступати події, гіпотези, об'єкти, явища тощо.

Іншими словами, сукупність вихідних гіпотез відносно стану об'єкта та всі можливі їх сполучення утворюють "основу аналізу" (множину Ω). Вважається, що всі гіпотези та їх сполучення з множини Ω є вичерпними та взаємно виключними. Якщо число базових гіпотез дорівнює Q, то загальна кількість підмножин у множині Ω буде 2^{Q}, включаючи пусту множину Ø та множину Ω.

Нехай, A_0 – обмежена множина, A_i $(i=1,2,\ldots)$ – її підмножини, тоді базова маса (базова ймовірність) m задовольняє таким умовам:

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

Слід зазначити, що для теорії Демпстера – Шейфера виконуються умови:

1) $m(\Omega)\ne 1.$

2) Якщо $X\subset Y$, то не обов'язково, щоб виконувалася умова: $m(X)\le m(Y).$

3) Не вимагається взаємозв'язок між $m(X)$ та $m(\bar{X}).$

Однак на практиці доволі часто виникають задачі, коли гіпотези (події) не є взаємовиключними. Тобто елементи можуть значною мірою перетинатися один з одним, а отже, виокремити повністю відмінні елементи не є можливим.

Отже, для того, щоб можна було оперувати з гіпотезами (подіями), які не є взаємно виключні, слід застосовувати теорію Дезера – Смарандаке (теорію правдоподібних та парадоксальних суджень). При цьому використовується поняття вільної моделі: $M^{f}(\Omega)$, де $\Omega-$ основа вичерпних елементів (гіпотез), які можуть перетинатися, тобто не є взаємновиключними. В основі цієї моделі лежить множина всіх можливих підмножин гіпермножини D^{Ω}. При цьому узагальнені основні маси впевненості надаються як і окремим елементам основи (гіпотезам), так і всеможливим об'єднанням та перетинам елементів (гіпотез) [6; 7].

У випадку, якщо основа аналізу Ω складається тільки з двох елементів (гіпотез), тобто $\Omega = \{e_1, e_2\}$, то виконується:

$$m(e_1)+m(e_2)+m(e_1 \cup e_2)+m(e_1 \cap e_2)=1.$$

Тобто підмножини основи Ω можуть включати об'єднання будь-якого числа елементів, перетини будь-якого числа елементів, усі можливі об'єднання перетинів елементів та всі можливі перетини об'єднань елементів основи Ω.

На відміну від теорії Дезера – Смарандаке для теорії ймовірностей виконується така рівність:

$$m(e_1)+m(e_2)=1.$$

А для теорії Демпстера – Шейфера є справедливою така рівність:

$$m(e_1)+m(e_2)+m(e_1 \cup e_2)=1.$$

Слід зазначити, що множина всіх можливих підмножин D^{Ω} на основі аналізу Ω у теорії Дезера – Смарандаке називається гіпермножиною та задовольняє таким правилам [7; 8]:

1) $\varnothing,\ e_1,\dots,e_n \in D^{\Omega}$.

2) Якщо множини $X, Y \subset D^{\Omega}$, тоді $X \cap Y \subset D^{\Omega}$ та $X \cup Y \subset D^{\Omega}$.

3) Крім елементів та підмножин, які перераховані у перших двох пунктах, більш ніякі елементи та підмножини не належать до гіпермножини D^{Ω}.

Тепер наведемо приклади гіпермножин D^{Ω} при малих значеннях n – кількості елементів (випадкових подій основи Ω).

Якщо $n=0$, то гіпермножина D^{Ω} складається тільки з одного елемента, тобто:

$$\left|D^{\Omega}\right|=1;$$

$$D^{\Omega}=\{X_0=\varnothing\}.$$

Якщо $n=1$, то гіпермножина D^{Ω} складається тільки з двох елементів, тобто:

$$\left|D^{\Omega}\right|=2;$$

$$D^{\Omega}=\{X_0=\varnothing,\ X_1=e_1\}.$$

Якщо $n=2$, то гіпермножина D^{Ω} складається тільки з п'яти елементів, тобто: $\left|D^{\Omega}\right|=5$;

$$D^{\Omega}=\{X_0=\varnothing,\ X_1=e_1 \cap e_2, X_2=e_1, X_3=e_2, X_4=e_1 \cup e_2\}.$$

Якщо $n=3$, то $\left|D^{\Omega}\right|=19$, тобто гіпермножина D^{Ω} складається із 19 підмножин X_i, $i=1,\dots,18$, які мають такий вигляд:

$$X_0=\varnothing;$$
$$X_1=e_1 \cap e_2 \cap e_3;$$
$$X_2=e_1 \cap e_2;$$
$$X_3=e_1 \cap e_3;$$
$$X_4=e_2 \cap e_3;$$
$$X_5=(e_1 \cup e_2) \cap e_3;$$
$$X_6=(e_1 \cup e_3) \cap e_2;$$
$$X_7=(e_2 \cup e_3) \cap e_1;$$
$$X_8=(e_1 \cap e_2) \cup (e_1 \cap e_3) \cup (e_2 \cap e_3);$$
$$X_9=e_1;$$
$$X_{10}=e_2;$$
$$X_{11}=e_3;$$
$$X_{12}=(e_1 \cap e_2) \cup e_3;$$
$$X_{13}=(e_1 \cap e_3) \cup e_2;$$
$$X_{14}=(e_2 \cap e_3) \cup e_1;$$
$$X_{15}=e_1 \cup e_2;$$
$$X_{16}=e_1 \cup e_3;$$
$$X_{17}=e_2 \cup e_3;$$
$$X_{18}=e_1 \cup e_2 \cup e_3.$$

Слід зауважити, що при розв'язанні задачі класифікування із застосуванням теорії Дезера – Смарандаке можна виокремити підмножини $X_i \subseteq D^{\Omega}$, $i=1,\dots,\overline{\left|D^{A}\right|}$, які задовольняють таким умовам:

1) $X_i=\{\varnothing\}$.

2) $X_i=\{e_i\}$ – випадок, коли експертом визначена одна гіпотеза $e_i \in \Omega$.

3) $X_i=\{e_i \mid i=1,\dots,p\}$, $p<n$ – випадок, коли експертом визначено p гіпотез $e_i \in \Omega$.

4) $X_i=\Omega=\{e_i \mid i=1,\dots,p\}$ – випадок, коли експерт не може обрати гіпотези із множини Ω, оскільки всі гіпотези рівноцінні та рівноймовірні.

5) Якщо $(X_i, X_j) \subset D^{A}$,

тоді перетин і об'єднання множин X_i та X_j теж належить D^{A}, тобто:

$$(X_i \cap X_j) \subset D^{A};$$
$$(X_i \cup X_j) \subset D^{A}.$$

Основні концептуальні положення теорії Дезера – Смарандаке

У теорії Дезера – Смарандаке застосовується поняття “маса впевненості” $m: D^{\Omega} \to [0,1]$, яка задовольняє умовам:

$$\begin{cases} m(\varnothing) = 0, \\ \sum_{A_i \subset D^{\Omega}} m(A) = 1. \end{cases} \qquad (2)$$

$A-$фокальний елемент, тобто $m(A) > 0$.

$\Omega-$ основа вичерпних елементів, які можуть перетинатися, тобто не є взаємовиключними.

Як і в теорії Демпстера – Шейфера “маса впевненості” є узагальненням класичного поняття ймовірності та виступає мірою довіри певної гіпотези. Маса впевненості дає змогу розрізнити поняття відсутності довіри від недовіри.

Теорія Дезера – Смарандаке дає можливість оперувати за наявності неповної та неточної інформації [8; 9].

Для представлення суб’єктивної ненадійності в теорії Дезера – Смарандаке так само, як і в теорії Демпстера [10 – 13], було введено такі поняття, як узагальнені нижня та верхня ймовірності (узагальнена функція довіри та узагальнена міра правдоподібності). Узагальнені функції довіри та міри правдоподібності розраховуються за такими формулами:

$$Bel(A) = \sum_{\substack{B \subset A \\ B \subset D^{\Omega}}} m\left(B\right); \qquad (3)$$

$$Pl(A) = \sum_{\substack{B \cap A \neq \varnothing \\ B \subset D^{\Omega}}} m\left(B\right). \qquad (4)$$

Узагальнена нижня ймовірність являє собою суму мас впевненості, які замкнуті у підмножині A і не виходять з неї. Верхня ймовірність являє собою суму мас впевненості, що хоча б частково можуть входити до підмножини A.

Узагальнена функція довіри $Bel(A)$ визначає сумарний рівень впевненості, що надається підмножині $A \subseteq \Omega$.

Узагальнена функція правдоподібності $Pl(A)$ визначає рівень розширення, до якого підмножина A ще може вважатися правдоподібною.

Правило комбінування Дезера – Смарандаке

Отже, маємо Ω – основу аналізу, яка складається із гіпотез та їх всеможливих об’єднань і перетинів, що виражаються через підмножини $X_i \subseteq D^{\Omega}$.

Кожній підмножині X_i надається маса впевненості $m_i(X_i)$. Для випадку двох мас впевненості правило комбінування Дезера – Смарандаке має такий вигляд:

$$m_{DS}(X) = \sum_{\substack{X_1, X_2 \subset D^{\Omega} \\ X_1 \cap X_2 = X}} m_1(X_1) m_2(X_2), \qquad (5)$$

де гіпермножина D^{Ω} складається тільки із двох елементів X_1 та X_2.

У даному випадку ми комбінуємо масу впевненості кожного фокального елемента, яка визначена на основі першої групи свідчень із масою впевненості кожного фокального елемента, яка визначена на основі другої групи свідчень.

Для загального випадку, коли гіпермножина D^{Ω} складається із m елементів, маємо таку формулу:

$$m_{DS}(X) = \sum_{\substack{X_1, \ldots, X_m \subset D^{\Omega} \\ X_1 \cap \ldots \cap X_m = X}} \prod_{i=1}^{m} m_i(X_i). \qquad (6)$$

Перевагою правила комбінування Дезера – Смарандаке є те, що його можна застосовувати для довільного числа незалежних груп свідчень (джерел інформації).

Недоліком правила комбінування Дезера – Смарандаке є те, що у випадку, якщо одна із мас впевненості дорівнює “0”, то при множенні її на інші маси впевненості, які отримані із інших джерел інформації та сумуванні цих добутків, отримуємо завжди “0”, що може призвести до неправильних результатів класифікування.

Слід зазначити, що основною перевагою теорії Дезера – Смарандаке є здатність опрацьовувати вкрай невизначену вихідну інформацію, а недоліком – доволі громіздкі обчислення, оскільки зі збільшенням числа n – кількості елементів (випадкових подій основи аналізу Ω), число усіх можливих підмножин D^{Ω} різко зростає, що своєю чергою ускладнює обчислення. Тому у даному випадку виникає потреба застосовувати відповідні спеціальні програми та програмні засоби для проведення розрахунків.

Приклад

Розглянемо приклад застосування вільної моделі Дезера – Смарандаке.

Нехай основа Ω складається із двох елементів (гіпотез) $\{A, B\}$, де гіпотеза “*A*” означає, що полігон належить до класу “Листяний ліс”;

гіпотеза “*B*” означає, що полігон належить до класу “Хвойний ліс”.

Також за умовою задачі маємо такі маси впевненості, які надаються двома групами експертних свідчень:

$$m_1(A)=0{,}3;\quad m_1(B)=0{,}4;\quad m_1(A\cap B)=0{,}2;\quad m_1(A\cup B)=0{,}1;$$
$$m_2(A)=0{,}1;\quad m_2(B)=0{,}4;\quad m_2(A\cap B)=0{,}2;\quad m_2(A\cup B)=0{,}3.$$

Нам потрібно скомбінувати ці маси впевненості, використовуючи правило комбінування Дезера – Смарандаке.

При цьому архітектура мережі вільної моделі для цього прикладу буде такою:

1) Масу впевненості $m_2(A)$ почергово множимо на маси впевненості: $m_1(A)$, $m_1(B)$, $m_1(A\cap B)$, $m_1(A\cup B)$. Далі визначаємо суму отриманих чотирьох добутків. Отже, отримуємо комбіновану масу впевненості для гіпотези A, тобто $m(A)$.

2) Аналогічно $m_2(B)$ почергово множимо на маси впевненості: $m_1(A)$, $m_1(B)$, $m_1(A\cap B)$, $m_1(A\cup B)$. Добутки сумуємо і знаходимо $m(B)$.

3) Далі масу впевненості $m_2(A\cap B)$ почергово множимо на маси впевненості: $m_1(A)$, $m_1(B)$, $m_1(A\cap B)$, $m_1(A\cup B)$. Знов сумуємо отримані добутки та знаходимо $m(A\cap B)$.

4) Аналогічним чином $m_2(A\cup B)$ почергово множимо на маси впевненості: $m_1(A)$, $m_1(B)$, $m_1(A\cap B)$, $m_1(A\cup B)$. Потім знов сумуємо отримані добутки і знаходимо $m(A\cup B)$.

Розрахуємо узагальнені комбіновані маси впевненості:

$$\begin{aligned}&m(A) = m_1(A)\cdot m_2(A) + m_1(B)\cdot m_2(A) +\\ &+m_1(A\cap B)\cdot m_2(A) + m_1(A\cup B)\cdot m_2(A) =\\ &= 0{,}3\cdot 0{,}1 + 0{,}4\cdot 0{,}1 + 0{,}2\cdot 0{,}1 + 0{,}1\cdot 0{,}1 =\\ &= 0{,}03 + 0{,}04 + 0{,}02 + 0{,}01 = 0{,}1;\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&m(B) = m_2(B)\cdot m_1(A) + m_2(B)\cdot m_1(B) +\\ &+m_1(A\cap B)\cdot m_2(B) + m_1(A\cup B)\cdot m_2(B) =\\ &= 0{,}4\cdot 0{,}3 + 0{,}4\cdot 0{,}4 + 0{,}2\cdot 0{,}4 + 0{,}1\cdot 0{,}4 =\\ &= 0{,}12 + 0{,}16 + 0{,}08 + 0{,}04 = 0{,}4;\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&m(A\cap B) = m_2(A\cap B)\cdot m_1(A) + m_1(B)\cdot m_2(A\cap B) +\\ &+m_2(A\cap B)\cdot m_1(A\cap B) + m_2(A\cap B)\cdot m_1(A\cup B) =\\ &= 0{,}2\cdot 0{,}3 + 0{,}2\cdot 0{,}4 + 0{,}2\cdot 0{,}2 + 0{,}2\cdot 0{,}1 =\\ &= 0{,}06 + 0{,}08 + 0{,}04 + 0{,}02 = 0{,}2;\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&m(A\cup B) = m_2(A\cup B)\cdot m_1(A) + m_2(A\cup B)\cdot m_1(B) +\\ &+m_2(A\cup B)\cdot m_1(A\cap B) + m_2(A\cup B)\cdot m_1(A\cup B) =\\ &= 0{,}3\cdot 0{,}3 + 0{,}3\cdot 0{,}4 + 0{,}3\cdot 0{,}2 + 0{,}3\cdot 0{,}1 =\\ &= 0{,}09 + 0{,}12 + 0{,}06 + 0{,}03 = 0{,}3.\end{aligned}$$

Слід зазначити, що сума отриманих узагальнених комбінованих мас впевненості дорівнює, як і має бути, “1”, тобто:

$$\begin{aligned}&m(A) + m(B) + m(A\cap B) + m(A\cup B) =\\ &= 0{,}1 + 0{,}4 + 0{,}2 + 0{,}3 = 1.\end{aligned}$$

Отже, з отриманих результатів можна зробити висновок, що полігон з найбільшою ймовірністю належить до класу “Хвойний ліс”.

Висновки

На сьогодні відомо багато різноманітних методів контрольованого класифікування для проведення обробки багатоспектральних аерокосмічних зображень, які отримуються із застосуванням супутників чи безпілотників [14; 15].

Доволі часто виникає проблема, пов’язана із проведенням процедури класифікування за наявності неповних та суперечливих даних, отриманих із різних спектральних каналів. Також, інформація, яка отримується із різних джерел може використовувати неточну та невзаємовиключну інформацію.

У статті запропоновано новий підхід до застосування теорії Дезера – Самарандаке для класифікування зображень, які отримані із використанням БПЛА. Проведено порівняльну характеристику теорії ймовірностей, теорії свідчень Демпстера – Шейфера та теорії Дезера – Смарандаке. Наголошувалося на тому, що на відміну від теорії ймовірностей та теорії свідчень Демпстера – Шейфера, теорія Дезера – Смарандаке враховує невзаємовиключність свідчень (гіпотез), які отримуються із різних джерел (спектральних каналів), а отже, дає більш надійні та точні результати класифікування. У роботі наведено основні положення цієї теорії та правило комбінування Дезера – Смарандаке.

Також у пропонованій роботі проаналізовано та детально описано числовий приклад проведення класифікування із застосуванням теорії Дезера – Смарандаке за наявності двох джерел даних (двох спектральних каналів).

Слід зауважити, що запропонований новий підхід на основі теорії Дезера – Смарандаке для класифікування багатоспектральних зображень, отриманих із застосуванням БПЛА, може бути використаний для класифікування лісів, урабанізованих територій, розв’язання сільсько-господарських задач, пошуку корисних копалин, родовищ нафти, газу та проведення екологічного моніторингу [15 – 17].

Список літератури / References

1. Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. *Information Sciences*, 41, 93–137.
2. McCoy, R. M. (2005). Fields Methods in Remote Sensing. New York: Guilford Press, 150–160.
3. Smarandache, F., Dezert, J. (2005). A Simple Proportional Conflict Redistribution Rule. *International Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 3, J05, 1–36.
4. Smets, Ph. (1990). The combination of evidence in the Transferable Belief Model. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12, 5, 447–458.
5. Dezert, J. (2002). Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning. *Information and Security*, 9, 13–57.
6. Smarandache, F., Dezert, J. (2006). Proportional conflict redistribution rules for information fusion. *American Research Press*, 2, 61–103.
7. Smarandache, F., Dezert, J. (2004). Applications and advances of DSmT for Information Fusion. *American Research Press, Rehoboth,* 1, 3–35.
8. Smarandache, F., Dezert, J. (2006). Advances and applications of DSmT for information fusion. *Rehoboth: American Research Press,* 1, 461.
9. Smets, P., Henrion, M., Shachter, R. D., Kanal, L. N., Lemmer, J. F. (1990). Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. *Uncertainty in Artificial Intelligence. North Holland, Amsterdam,* 5, 29–40.
10. 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.
11. Popov, M. A., Alpert, S. I., Podorvan, V. N. (2017). Satellite image classification method using the Dempster-Shafer approach. *Izvestiya, atmospheric and oceanic. Physics*, 53(9), 1112–1122.
12. Zhang, L., Yager, R.R., Kacprzyk J., Fedrizzi, M. (1994). Representation, independence, and combination of evidence in the Dempster-Shafer theory. Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence. New York: John Wiley and Sons, Inc., 51–69.
13. 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. URL: https://doi.org/10.36023/ujrs.2021.8.3.201.
14. Popov, M., Zaitsev, O., Alpert, S., Alpert, M., Stambirska, R. (2020). A method to ranking reliability of sensors of multisensor system: interval-valued number case. *The IEEE 2nd International Conference on Advanced Trends in Information Theory,* 395–398.
15. Smets, P. (2007). Analyzing the Combination of Conflicting Belief Functions. *Information Fusion*, 8, 387–412.
16. Alpert, M. I., Alpert, S. I. (2021). A new approach to accuracy assessment of land-cover classification in UAV-based Remote Sensing. *XXth International Conference "Geoinformatics: Theoretical and Applied Aspects", Kyiv,* 1–5.
17. Popov, M. O., Zaitsev, O. V., Stambirska, R. G., Alpert, S. I., & Kondratov, O. M. (2021). A Correlative Method to Rank Sensors with Information Reliability: Interval-Valued Numbers Case. *Reliability Engineering and Computational Intelligence (Studies in Computational Intelligence book series). Springer International Publishing,* 275-291, doi 10.1007/978-3-030-74556-1.

Стаття надійшла до редколегії 20.02.2022

Alpert Sofiia
PhG (Eng.), Researcher of Department of geoinformation technologies in remote sensing of the Earth,
orcid.org/0000-0002-7284-6502
"Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth of the Institute of Geological Science of the National Academy of Sciences of Ukraine", Kyiv
Assistant professor of Faculty environmental safety, engineering and technology
National Aviation University, Kyiv

THE NEW APPROACH TO APPLYING THE DEZERT-SMARANDACHE THEORY IN LAND-COVER CLASSIFICATION IN UAV-BASED REMOTE SENSING

Abstract. *Nowadays UAV-based Remote Sensing gives a new opportunities for conducting scientific research in a much more detail way. Classification is one of the most important procedures in Remote Sensing tasks. This procedure can be applied in solution of numerous ecological and practical tasks, such as: forest classification, determing of soil types, exploring of oil and gas. Classification of incomplete, imprecise and high conflicting data has always been and still remains the one of most important procedures of remote sensing. In this paper the new approach to applying Dezert-Smarandache Theory in UAV-based remote sensing problems is proposed. This theory can deal with imprecise and highly conflicting information.*

Dezert-Smarandache Theory and its main concepts are compared with Dempster-Shafer Theory and Probability Theory. Main advantages and disadvantages of these theories were described and analyzed in this paper. The development of Dezert-Smarandache Theory arises from the necessity to overcome the limitations of Dempster-Shafer Theory and Probability Theory. Dempster-Shafer Theory deals only with exhaustive and exclusive hypotheses, that can sometimes provide wrong results of classification. But exhaustive hypotheses can potentially overlap, they can not properly identified and defined. Dezert-Smarandache Theory deals with exhaustive and not mutually exclusive hypotheses. This theory deals with all hypotheses, all intersections and unions of these hypotheses. It is shown, that Dezert-Smarandache Theory can solve classification tasks more efficiently than Probability Theory and Dempster-Shafer Theory, when we combine imprecise and high conflicting data. It is described classical Dezert-Smarandache fusion rule in this paper. It is also considered numerical example with applying Dezert-Smarandache fusion rule for classification of multispectral aerospace images. The proposed approach to applying the Dezert-Smarandache Theory in land-cover classification can be applied in different agriculture and practical tasks, ecological monitoring and searching for minerals.

Keywords: Dezert – Smarandache Theory; Probability Theory; Dempster – Shafer Theory; image classification; combination rule

---

Посилання на публікацію

APA Alpert, Sofiia. (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.

ДСТУ Альперт С. І. Новітній підхід до застосування теорії Дезера – Смарандаке при класифікуванні земляного покриву під час проведення дистанційного зондування із використанням безпілотних літальних апаратів. *Управління розвитком складних систем.* Київ, 2022. № 49. С. 33 – 39, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2022.49.33-39.