DOI: 10.32347/2412-9933.2020.43.76-82
УДК 528.06

Альперт Софія Іоганівна
Кандидат технічних наук, молодший 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

НОВИЙ ПІДХІД ДО ЗАСТОСУВАННЯ ПРАВИЛА ДИСКОНТУВАННЯ ПРИ КЛАСИФІКУВАННІ ГІПЕРСПЕКТРАЛЬНИХ КОСМІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. *На сьогодні об'єднання інформації є однією із найбільш важливих процедур при класифікуванні гіперспектральних космічних зображень. Метою об'єднання інформації є спрощення даних, отриманих із різних джерел. Багато відомих методів об'єднання включають знаходження середнього арифметичного, середнього геометричного, максимального та мінімального значень. Правила комбінування є особливим типом методів об'єднання даних, отриманих із різних джерел. Ці джерела надають різні оцінки одним і тим же гіпотезам. Вимога щодо незалежності всіх джерел інформації є дуже важливим питанням. Опрацювання суперечливої інформації та комбінування суперечливих даних є дуже складною проблемою в задачах класифікування. Але багато відомих правил комбінування дають неправильні результати за наявності досить суперечливих частин свідчення. Відомі правила комбінування більше акцентують увагу на узгоджених джерелах інформації та ігнорують усі суперечливі частини свідчення. Ці правила не працюють за наявності досить суперечливих даних. Ось чому комбінування суперечливих частин свідчення є найбільш важливим питанням у дистанційному зондуванні Землі. У статті пропонується правило дисконтування для роботи із суперечливими джерелами інформації. Застосовуючи правило дисконтування, спочатку можна дисконтувати джерела, а потім скомбінувати результуючі базові маси за допомогою будь-якого відомого правила комбінування, використовуючи коефіцієнт дисконтування. Цей коефіцієнт дисконтування враховує абсолютну надійність джерел. Абсолютна надійність припускає, що ми можемо розрізняти джерела даних за надійністю і можемо виразити математично відмінності між різними джерелами. Також було зазначено, що правило дисконтування надає ненульову базову масу фрейму розрізнення. Ця процедура не змінює початкової інформації. Також розглянуто приклад застосування правила дисконтування для класифікування космічних зображень. Описане правило дисконтування може бути застосоване при класифікуванні лісів, при пошуку корисних копалин та розв'язку різноманітних екологічних і тематичних завдань.*

Ключові слова: гіперспектральне космічне зображення; правило дисконтування; класифікування зображень; базова маса

Вступ

Зазвичай розв'язання багатьох природоресурсних, екологічних та практичних задач із застосуванням методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) використовує вхідну інформацію, яка надходить від різних джерел. Тому актуальною задачею залишається розроблення методів класифікування супутникових зображень, які базуються на комбінуванні даних, отриманих від різних спектральних каналів [1; 2]. Інформація, отримана із різних джерел, може бути як і узгодженою, так і суперечливою. Але досить часто дані, отримані із різних спектральних каналів є суперечливими і неповними. Тому однією із найбільш складних задач є задача комбінування даних, коли експертні свідчення є повністю суперечливими. У такому випадку багато правил комбінування (у т. ч. правило комбінування Демпстера [3]) не може бути застосоване, оскільки повністю суперечливі джерела не можуть бути поєднані. Правило Демпстера не враховує надійність джерел інформації та дані, які отримані із ненадійних і суперечливих джерел, що своєю чергою може призвести до неправильних результатів класифікування. Отже, для того щоб можна було враховувати надійність джерел та поєднувати повністю суперечливі експертні свідчення, запропоновано правило дисконтування.

Мета статті

Мета статті полягає в аналізі застосування правила дисконтування для комбінування даних, коли усі свідчення, отримані із незалежних джерел, повністю суперечливі, а отже, коли коефіцієнт конфліктності досягає свого максимального значення – “1”. Також у статті описано приклад застосування правила комбінування.

Слід зауважити, що запропонований метод дисконтування можна використовувати при аналізі та класифікуванні гіперспектральних космічних зображень, при розв’язанні різноманітних природно-ресурсних, екологічних та сільськогосподарських завдань.

Викладення основного матеріалу

Основні положення теорії свідчень

Теорія свідчень є узагальненням теорії ймовірностей, де основним поняттям є поняття “маси”. Маса є узагальненням класичного поняття ймовірності. “Маса” – це міра довіри до пов’язаної з нею гіпотези [4; 5]. Підмножина A, для якої $m(A) > 0$, називається фокальним елементом або центральним елементом.

Ω – це “основа аналізу” (фрейм розрізнення), тобто сукупність вихідних гіпотез відносно стану об’єкта та всі можливі їх сполучення.

2^Q – загальна кількість підмножин у Ω включаючи пусту множину Ø і саму множину Ω, якщо число базових гіпотез дорівнює Q.

Припустимо, що A_0 – обмежена множина, $A_i\ (i = 1, 2, ...)$ – її підмножини, тоді базова маса визначається через функцію *m*:

$$\begin{cases} m(\varnothing) = 0, \\ \sum\limits_{A_i \subseteq A_0} m(A_i) = 1,\ (i = 0,1,2,...). \end{cases} \qquad (1)$$

Правило дисконтування

Правило дисконтування враховує надійність джерел (спектральних каналів), використовуючи процедуру дисконтування базових мас деяким коефіцієнтом $\alpha \in [0,1]$, який характеризує надійність джерела інформації (спектрального каналу). При цьому базові маси помножуються на коефіцієнт α. При цьому значення α визначається суб’єктивно [6; 7].

Зауважимо, що величина, що вказує на степінь дисконтування обчислюється за формулою (2):

$$\beta = 1 - \alpha. \qquad (2)$$

Застосовуючи правило дисконтування, ми для кожного фокального елемента A отримуємо нові базові маси:

$$m^{\alpha}(A) = (1-\alpha)m(A). \qquad (3)$$

Також слід зауважити, що, якщо коефіцієнт дисконтування дорівнює “1”, то згідно формули (3) маємо: $m^{\alpha}(A) = (1-\alpha)m(A) = (1-1)m(A) = 0,$ тобто джерело інформації є абсолютно ненадійним і нова базова маса $m^{\alpha}(A) = 0$.

Якщо коефіцієнт дисконтування дорівнює “0”, то згідно формули (3) маємо: $m^{\alpha}(A) = (1-\alpha)m(A) = (1-0)m(A) = m(A),$ тобто джерело інформації є абсолютно надійним і нова базова маса $m^{\alpha}(A) = m(A)$.

Для того щоб сума базових мас усіх фокальних елементів дорівнювала “1”, тобто, щоб виконувалася умова нормування базових мас, при дисконтуванні додається базова маса усієї підмножини Ω, отже:

$$m^{\alpha}(\Omega) = \alpha + (1-\alpha)m(\Omega). \qquad (4)$$

Тобто, якщо призначені основні базові маси підмножинам основи аналізу Ω і задано значення коефіцієнта α, то правило дисконтування можна записати так:

$$m^{\alpha}(A) = \begin{cases} (1-\alpha)m(A), & A \neq \Omega, \\ \alpha + (1-\alpha)m(\Omega), & A = \Omega. \end{cases} \qquad (5)$$

При цьому слід зауважити, що додавання ненульової базової маси Ω не змінює вихідну інформацію, оскільки твердження експерта, що “будь-який елемент основи аналізу Ω” може бути “справжнім” значенням випадкової величини не дає ніякої додаткової інформації. Отже, ненульова базова маса Ω розмиває кінцевий результат, роблячи його більш точним. Також завдяки цьому навіть при дуже малих значеннях коефіцієнта α коефіцієнт конфліктності у правилі комбінування Демпстера не буде дорівнювати “1”, що своєю чергою дає змогу знайти комбіновані базові маси незалежно від кількості суперечливої інформації (суперечливих джерел даних).

Тепер розглянемо застосування правила дисконтування на прикладі.

Приклад

Нехай маємо два спектральних канали та три гіпотези $\Omega = \{B, F, W\}$.

Гіпотеза *B* означає, що полігон належить до класу “Забудови”.

Гіпотеза *F* означає, що полігон належить до класу “Ліс”.

Гіпотеза *W* означає, що полігон належить до класу “Вода”.

Задача полягає у проведенні процедури класифікування, тобто треба визначити, використовуючи правило дисконтування, до якого із 3 класів *B, F, W* належить полігон. При цьому достатньо розглянути процедуру класифікування на прикладі одного пікселя π_n, який описується векторним сигналом $u_n = (u_{1n}, u_{2n})$.

Згідно умови супутникове зображення складається із двох зональних зображень S_k, що записується у такому вигляді:

$$\left\{ S_k \mid k=1,2\right\} = \left\{ \left(\pi_n, u_n\right) \mid n=1,2,...,N_\pi \right\}, \quad (6)$$

де S_k – k-те зональне зображення; K = 2 – загальна кількість зональних зображень (спектральних каналів); π_n – n-й піксель з повним (векторним) сигналом $u_n = \left(u_{1n}, u_{2n}\right)$; u_{kn} – величина сигналу пікселя π_n у k-му спектральному каналі (зоні); N_π – загальна кількість пікселів зображення.

Враховуємо, що кожен із класів: *B, F, W* може бути представленим у вигляді деякого інтервалу у просторі спектральних ознак розмірністю "2", оскільки в цьому прикладі ми розглядаємо випадок з двома зональними зображеннями. Число класів дорівнює кількості інтервалів у спектральному каналі, тому в такому випадку буде три інтервали.

При формуванні інтервалів використовуються значення сигналів пікселів навчальної вибірки. При цьому межі побудованих інтервалів визначаються величинами сигналів пікселів класу в спектральному каналі. Інтервали межують один з одним, але не перетинаються [8 – 10].

Для кожного класу положення інтервалу на осі спектральних значень задається середнім значенням сигналів пікселів цього класу у спектральному каналі. При цьому положення граничної точки $A_{l,l+1}$, що розділяє класи, визначається зі співвідношення

$$\frac{a_l}{a_{l+1}} = \frac{\sigma_{k,l}}{\sigma_{k,l+1}}, \quad (7)$$

де $\sigma_{k,l}$ і $\sigma_{k,l+1}$– середньоквадратичні відхилення сигналів пікселів відповідних *l* та *l+1*-го класів у k-му спектральному каналі [11]; a_l, a_{l+1} – довжини відповідних інтервалів.

Аналогічна процедура проводиться для всіх інших класів. Потім для першого і другого спектрального каналу визначаємо інтервал, на який проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{kn} пікселя π_n. Потім для цих інтервалів визначаємо внутрішньоінтервальні оцінки для класів, а саме – базову ймовірність власних піксельних об'єктів цього інтервалу і базову ймовірність піксельних об'єктів інших класів, які теж потрапили в цей інтервал, використовуючи частотний метод знаходження базових мас. При цьому ми використовуємо дані експертів щодо кількості власних піксельних об'єктів певного інтервалу, для яких цей інтервал є власним, (тобто пікселів, які породжують цей інтервал і належать до однойменного класу та кількості пікселів інших класів, тобто пікселів, які за даними експертів належать до інших класів).

Нехай ми маємо такі дані експертів: для i-го інтервалу, на який проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{1n} пікселя π_n першого спектрального каналу маємо: $M_i^{(1)} = 200$ – загальна кількість пікселів i-го інтервалу; $M_i^{(1)} = 120$ – кількість пікселів класу *F*, для яких цей i-й інтервал є власним; $M_i^{(2)} = 80$ – кількість пікселів іншого класу *B*, що потрапили в цей же i-й інтервал.

Тоді, використовуючи частотний метод, визначаємо внутрішньоінтервальні оцінки для класів (базові маси): $m_1(F) = \frac{M_1^{(1)}}{M_i^{(1)}} = \frac{120}{200} = 0,6$ – базова ймовірність піксельних об'єктів класу *F*, для яких цей i-й інтервал є власним; $m_1(B) = \frac{M_2^{(1)}}{M_i^{(1)}} = \frac{80}{200} = 0,4$ – базова ймовірність піксельних об'єктів класу *B*, що потрапили в цей же i-й інтервал.

Тепер розглянемо другий спектральний канал.

Нехай за даними експертів для j-го інтервалу, на який проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{2n} пікселя π_n другого спектрального каналу маємо: $M_j^{(2)} = 10$ – загальна кількість пікселів j-го інтервалу; $M_1^{(2)} = 10$ – кількість пікселів класу *W*, для яких цей j-й інтервал є власним.

Зауважимо, що в такому j-му інтервалі другого спектрального каналу відсутні пікселі інших класів.

Тоді, використовуючи частотний метод, визначаємо внутрішньоінтервальні оцінки для класів (базові маси): $m_2(W) = \frac{M_1^{(2)}}{M_j^{(2)}} = \frac{10}{10} = 1$ – базова ймовірність піксельних об'єктів класу *W*, для яких цей j-й інтервал є власним.

Далі всі можливі перетини фокальних елементів, отримані із двох спектральних каналів, запишемо у табл. 1.

Таблиця 1 – ***Дані, отримані із двох спектральних каналів та їх перетини***

Базові маси m_1 та m_2	$m_1\left(\{F\}\right)$ 0,6	$m_1\left(\{B\}\right)$ 0,4
$m_2\left(\{W\}\right)$ 1	$\varnothing$ 0,6	$\varnothing$ 0,4

Тепер покажемо, що в цьому прикладі правило комбінування Демпстера не можна застосовувати, оскільки всі свідчення, отримані із двох спектральних каналів, є суперечливими.

Нагадаємо правило комбінування Демпстера:

Нехай m_1 і m_2 – базові ймовірності гіпотези, отримані з незалежних джерел, A_{1i} та A_{2j} $(i, j = 0,1,2,...)$ – відповідні центральні елементи $(m(A_{1i}) > 0, m(A_{2j}) > 0)$.

Тоді правило комбінації Демпстера задає нову базову ймовірність, що обчислюється за формулою:

$$m(A_k) = \frac{\sum\limits_{A_{1i} \cap A_{2j} = A_k} m_1(A_{1i}) m_2(A_{2j})}{1 - K}, \qquad (8)$$

$$K = \sum_{A_{1i} \cap A_{2j} = \varnothing} m_1(A_{1i}) m_2(A_{2j}) \qquad (9)$$

K – коефіцієнт конфліктності.

Коефіцієнт конфліктності *K* вказує, наскільки суперечливими між собою є спектральні канали. *K* лежить в інтервалі [0;1], чим більші ці протиріччя, тим ближче до “1” стає величина *K*.

У такому випадку правило комбінування Демпстера застосовувати не можна, бо згідно табл. 1 та формули (9) коефіцієнт конфліктності буде:

$$K = m_1(\{F\}) \cdot m_2(\{W\}) +$$
$$+ m_1(\{B\}) \cdot m_2(\{W\}) = 0,6 \cdot 1 + 0,4 \cdot 1 = 1.$$

Тому будемо застосовувати правило дисконтування із врахуванням надійності джерел інформації.

Оскільки в нас немає ніякої додаткової інформації про надійність спектральних каналів, то розрахунок коефіцієнта дисконтування для першого спектрального каналу базується на розрахунку відношення кількості пікселів, що знаходяться у інтервалі першого спектрального каналу, на який проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{kn} пікселя π_n, до загальної суми пікселів із двох інтервалів першого і другого спектральних каналів відповідно, на які проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{kn} пікселя π_n.

Тобто, покладемо, що: $\alpha_1 = 1 - \frac{200}{210}$.

Тоді $\alpha_1 = 1 - \frac{200}{210} = 1 - 0,9523809 \approx 0,048$ – коефіцієнт дисконтування для першого спектрального каналу.

Аналогічним чином розрахуємо коефіцієнт дисконтування для другого спектрального каналу. При цьому коефіцієнт дисконтування для другого спектрального каналу базується на розрахунку відношення кількості пікселів, що знаходяться у інтервалі другого спектрального каналу, на який проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{kn} пікселя π_n, до загальної суми пікселів із двох інтервалів першого і другого спектральних каналів відповідно, на які проєктується відповідна компонента векторного сигналу u_{kn} пікселя π_n.

Маємо: $\alpha_2 = 1 - \frac{10}{210} = 1 - 0,047619 \approx 0,952$ – коефіцієнт дисконтування для другого спектрального каналу.

Тепер ми вже можемо розрахувати нові базові маси.

На основі першого спектрального каналу (першого джерела свідчень) маємо такі базові маси:

$$m_1^{\alpha_1}(\{F\}) = (1-\alpha_1) m_1(\{F\}) = (1 - 0,048) \cdot 0,6 \approx 0,571;$$

$$m_1^{\alpha_1}(\{B\}) = (1-\alpha_1) m_1(\{B\}) = (1 - 0,048) \cdot 0,4 \approx 0,381;$$

$$m_1^{\alpha_1}(\{\Omega\}) = \alpha_1 + (1-\alpha_1) m_1(\{\Omega\}) = \alpha_1 = 0,048,$$

оскільки із умови задачі маємо, що: $m_1(\{\Omega\}) = 0$.

На основі другого спектрального каналу (другого джерела свідчень) маємо такі базові маси:

$$m_2^{\alpha_2}(\{W\}) = (1-\alpha_2) m_2(\{W\}) = (1 - 0,952) \cdot 1 = 0,048;$$

$$m_2^{\alpha_2}(\{\Omega\}) = \alpha_2 + (1-\alpha_2) m_2(\{\Omega\}) = \alpha_2 = 0,952,$$

оскільки із умови задачі маємо, що: $m_2(\{\Omega\}) = 0$.

Тепер, використовуючи нові базові маси (ймовірності), ми можемо застосувати правило комбінування Демпстера [12; 13].

Спочатку всі можливі перетини даних фокальних елементів, отриманих із двох незалежних джерел, відобразимо у вигляді табл. 2.

*Таблиця 2 – **Комбінування за правилом Демпстера***

Базові маси m_1 та m_2	$m_1^{\alpha_1}(\{F\})$ 0,571	$m_1^{\alpha_1}(\{B\})$ 0,381	$m_1^{\alpha_1}(\{\Omega\})$ 0,048
$m_2^{\alpha_2}(\{W\})$ 0, 048	$\varnothing$	$\varnothing$	$\{W\}$
$m_2^{\alpha_2}(\{\Omega\})$ 0,952	$\{F\}$	$\{B\}$	$\{\Omega\}$

1. За правилом комбінування Демпстера розрахуємо комбіновані значення мас для перетинів фокальних елементів основи аналізу Ω і коефіцієнт конфліктності:

$K = 0,571 \cdot 0,048 + 0,381 \cdot 0,048 \approx 0,46$ – коефіцієнт конфліктності після процедури дисконтування;

$1 - K = 0,954304 \approx 0,954$.

$m_{12}(\{F\}) = \frac{0,952 \cdot 0,571}{0,954304} \approx 0,57$ – базова ймовірність того, що полігон належить до класу “Ліс”;

$m_{12}(\{B\}) = \frac{0,952 \cdot 0,381}{0,954304} \approx 0,38$ – базова ймовірність того, що полігон належить до класу “Забудівлі”;

$m_{12}\left(\{W\}\right)=\dfrac{0,048\cdot 0,048}{0,954304}\approx 0,002$ – базова ймовірність того, що полігон належить до класу “Вода”;

$$m_{12}\left(\{\Omega\}\right)=\frac{0,952\cdot 0,048}{0,954304}\approx 0,048.$$

Зазначимо, що сума отриманих комбінованих базових мас дорівнює “1”, тобто:

$$m_{12}\left(\{F\}\right)+m_{12}\left(\{B\}\right)+m_{12}\left(\{W\}\right)+m_{12}\left(\{\Omega\}\right)=1.$$

2. Тепер розрахуємо функції довіри (нижні ймовірності) та ступінь правдоподібності (верхні ймовірності) для цих гіпотез.

Нагадаємо означення функції довіри і міри правдоподібності.

Функція довіри (нижня ймовірність) являє суму базових ймовірностей, які замкнуті у підмножині *X* і не виходять з неї. Функція довіри *Bel(X)* визначає (сумарний) рівень впевненості, що надається підмножині $X\subseteq\Omega$.

$$Bel(X)=\sum_{A_i\subseteq X} m\left(A_i\right). \qquad (10)$$

Слід зауважити, що у випадку простої гіпотези, її функція довіри дорівнює базовій масі.

Отже, функції довіри для трьох гіпотез *{B, F, W}:*

$$Bel\left(\{F\}\right)\approx 0,57;$$

$$Bel\left(\{B\}\right)\approx 0,38;$$

$$Bel\left(\{W\}\right)\approx 0,002.$$

З отриманих результатів бачимо, що максимальне значення функції довіри буде для гіпотези *{F}*, а це означає, що полігон належить до класу “Ліс”.

Функція правдоподібності (верхня ймовірність) являє собою суму базових ймовірностей, що хоча б частково можуть увійти до підмножини *X*. Функція правдоподібності $Pls(X)$ визначає рівень розширення, до якого підмножина *X* ще може вважатися правдоподібною.

$$Pls(X)=\sum_{A_i\cap X\neq\varnothing} m\left(A_i\right). \qquad (11)$$

Обчислюємо функції правдоподібності для трьох гіпотез $\{B,F,W\}$:

$$Pls\left(\{F\}\right)=m_{12}\left(\{F\}\right)+m_{12}\left(\{\Omega\}\right)=0,57+0,048=0,618;$$

$$Pls\left(\{B\}\right)=m_{12}\left(\{B\}\right)+m_{12}\left(\{\Omega\}\right)=0,38+0,048=0,428;$$

$$Pls\left(\{W\}\right)=m_{12}\left(\{W\}\right)+m_{12}\left(\{\Omega\}\right)=0,002+0,048=0,05.$$

З отриманих результатів бачимо, що максимальне значення функції правдоподібності буде теж для гіпотези *{F}*, а це означає, що полігон належить до класу “Ліс”.

3. Слід зазначити, що невизначеність будь-якої гіпотези *A* представляється значеннями на відрізку $\left[Bel(A),\ Pls(A)\right]$, який називається “інтервалом довіри”. При цьому значення $Bel(X)$ та $Pls(X)$ дають нижню і верхню границі інтервалу, який містить точну оцінку значення можливості підмножини *X*.

У нашому випадку маємо, що невизначеність гіпотези *{F}* можна представити “інтервалом довіри”, тобто значеннями на відрізку $\left[Bel(F),\ Pls(F)\right]=\left[0,57;\ 0,618\right]$.

Аналогічним чином отримуємо “інтервал довіри” для гіпотези $\{B\}$:

$$\left[Bel(B),\ Pls(B)\right]=\left[0,38;\ 0,428\right].$$

Для гіпотези $\{W\}$ “інтервал довіри”:

$$\left[Bel(W),\ Pls(W)\right]=\left[0,002;\ 0,05\right].$$

За отриманими комбінованими значеннями базових мас, функцій довіри, функцій правдоподібності та інтервалів довіри для трьох гіпотез *{B, F, W}*, можна зробити висновок, що найбільш вірогідною є гіпотеза *{F}*, а це означає, що полігон належить до класу “Ліс”.

Висновки

На сьогодні розв’язання багатьох задач розпізнавання і класифікування гіперспектральних космічних зображень потребує вхідних даних, які надходять від різних спектральних каналів. Тому розроблення методів класифікування, які використовують комбінування інформації, отриманих від різних джерел інформації, залишається однією із найбільш важливих натепер. Часто виникає така ситуація, що дані, отримані із різних спектральних каналів, є суперечливими. У статті показано, що правило комбінування Демпстера не враховує надійність джерел інформації і не може бути застосоване при комбінуванні суперечливих даних, оскільки не може поєднувати повністю суперечливі джерела інформації.

Запропоновано новий підхід до застосування правила дисконтування при класифікуванні гіперспектральних космічних зображень за наявності повністю суперечливих експертних свідчень, тобто, коли коефіцієнт конфліктності дорівнює “1”. Також було наголошено на тому, що правило дисконтування враховує надійність спектральних каналів, використовуючи процедуру дисконтування базових мас спеціальним коефіцієнтом дисконтування, який характеризує надійність джерела інформації (спектрального каналу) та приймає значення від “0” до “1”. При цьому значення цього коефіцієнта дисконтування визначається суб’єктивно залежно від наявної вхідної інформації про надійність спектральних каналів.

Показано, що при застосуванні правила дисконтування при класифікуванні супутникових зображень, проводиться додавання ненульової базової маси основи аналізу (фрейму розрізнення). При цьому така процедура ніяк не впливає і не змінює вхідні дані, оскільки твердження експерта, що "будь-який елемент основи аналізу" може бути "справжнім" значенням випадкової величини не дає ніякої додаткової інформації. Тому завдяки застосуванню правила дисконтування ми можемо отримати нові значення базових мас і нове значення коефіцієнта конфліктності, яке вже не буде дорівнювати "1", що своєю чергою дає змогу вже застосувати відомі правила комбінування, як правило Демпстера та інші.

Також детально описано приклад застосування правила дисконтування при класифікуванні супутникових зображень. Для усіх гіпотез отримано нові базові маси і нове значення коефіцієнта конфліктності з використанням правила дисконтування, а також розраховані функції довіри, функції правдоподібності та визначені "інтервали довіри".

Слід зауважити, що запропонований метод дисконтування може бути використаним при класифікуванні лісів, сільськогосподарських земель, урбанізованих територій, при пошуку корисних копалин, нафти, газу, при оцінюванні екологічного стану навколишнього середовища та при розв'язанні численних природно-ресурсних і екологічних задач [14].

Список літератури

1. Alpert, M. I., Alpert, S. I. (2019, May). A new approach to the application of Jaccard coefficient and Cosine similarity in Hyperspectral Image Classification. Proceedings of the XVIII-th International Conference on Geoinformatics – Theoretical and Applied Aspects, 1 – 5, Kiev.

2. Alpert, M. I., Alpert, S. I. (2020, May). New methods to determine basic probability assignment and data fusion in Hyperspectral Image Classification. Proceedings of the XIX-th International Conference on Geoinformatics – Theoretical and Applied Aspects, 1 – 5, Kiev.

3. Inagaki, T. (1991). Interdependence between Safety-Control Policy and Multiple-Sensor Schemes Via Dempster-Shafer Theory. IEEE Transactions on Reliability, 40 (2), 182 – 188.

4. 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.

5. Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. Information Sciences, 41, 93–137.

6. Smets, P. (2007). Analyzing the Combination of Conflicting Belief Functions. Information Fusion, 8, 387 – 412.

7. Milisavljevic, N., Bloch, I., and Acheroy, M. (2002). Modeling, combining and discounting mine detection sensors within Dempster-Shafer framework. In Detection Technologies for Mines and Minelike Targets. SPIE Press, Orlando, USA, 4038, 1461 – 1472.

8. McCoy, R. M. (2005). Fields Methods in Remote Sensing. New York: Guilford Press, 150 – 160.

9. 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.

10. 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.

11. Gong, P. (1996). Integrated Analysis of Spatial Data from Multiple Sources: Using Evidential Reasoning and Artificial Neural Network Techniques for Geological Mapping. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 62(5), 513–523.

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. Bandos, T.V., Bruzzone, L., Camps-Valls, G. (2009). Classification of Hyperspectral Images with Regulized Linear Disctiminant Analysis. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47(3), 862 – 873.

14. Chang, C. I. (2013). Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis. Hoboken, NJ: John Willey & Sons, 1164.

Стаття надійшла до редколегії 03.09.2020

Альперт София Иогановна
Кандидат технических наук, младший научный сотрудник отдела геоинформационных технологий в дистанционном зондировании Земли (ГИТ в ДЗЗ), *orcid.org/0000-0002-7284-6502*
Научный центр аэрокосмических исследований Земли ИГН НАН Украины, Киев

НОВЫЙ ПОДХОД К ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ПРАВИЛА ДИСКОНТИРОВАНИЯ ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация. *В настоящее время объединение информации является одной из наиболее важных процедур при классификации гиперспектральных космических изображений. Целью объединения информации является упрощение данных, полученных из разных источников. Много известных методов объединения включают нахождения среднего* *арифметического, среднего геометрического, максимального и минимального значений. Правила комбинирования является особым типом методов объединения данных, полученных из различных источников. Эти источники дают разные оценки одним и тем же гипотезам. Требование относительно независимости всех источников информации является очень важным вопросом. Обработка противоречивой информации и комбинирование противоречивых данных является очень сложной проблемой в задачах классификации. Но много известных правил комбинирования дают неверные результаты при наличии достаточно противоречивых частей свидетельства. Известные правила комбинирования больше акцентируют внимание на согласованных источниках информации и игнорируют все противоречивые части свидетельства. Данные правила не работают при наличии достаточно противоречивых данных. Вот почему комбинирование противоречивых частей свидетельства являются наиболее важным вопросом в дистанционном зондировании Земли. В статье предлагается правило дисконтирования для работы с противоречивыми источниками информации. Применяя правило дисконтирования, сначала можна дисконтировать источники, а затем скомбинировать результирующие базовые массы с помощью любого известного правила комбинирования, используя коэффициент дисконтирования. Данный коэффициент дисконтирования учитывает абсолютную надежность источников. Абсолютная надежность предполагает, что мы можем различать источники данных по надежности и можем выразить математически различия между разными источниками. Также было отмечено, что правило дисконтирования дает ненулевую базовую массу фрейму различия. Данная процедура не меняет исходной информации. Также был рассмотрен пример применения правила дисконтирования для классификации космических изображений. Описанное правило дисконтирования может быть применено при классификации лесов, при поиске полезных ископаемых и решении различных экологических и тематических задач.*

Ключевые слова: гиперспектральное космическое изображение; правило дисконтирования; классификация изображений; базовая масса

Alpert Sofiia
PhD (Eng.), Junior 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

A NEW APPROACH TO APPLYING THE DISCOUNT RULE IN HYPERSPECTRAL SATELLITE IMAGE CLASSIFICATION

Abstract. *Nowadays information fusion is a one of most important procedures in hyperspectral satellite image classification. The purpose of aggregation of information is to simplify data from different sources. A lot of known aggrega-tion methods include arithmetic averages, geometric averages, maximum values or minimum values. Combination rules are the special types of aggregation methods for data obtained from different sources. These sources provide different assessments for the same hypotheses. The requirement for establishing the independence of all sources of information is a very important question. The processing of the conflicting information and combining of conflict-ing data is a very difficult problem in classification tasks. But a lot of known combination rules yield illogical results, when bodies of evidence highly conflict with each other. Known combination rules emphasizes the agree-ment between multiple sources of information and ignore all the conflicting bodies of evidence. These rules can't deal with significant conflict in the data. That's why the combination of conflicting bodies of evidence is the most important issue in remote sensing. In this paper Discount rule is proposed to deal with conflicting sources of information. Applying Discount rule, we can discount the sources first, and then combine the resulting basic proba-bility assignments with any known combination rule, using a discounting function. These discounting function ac-counts for the absolute reliability of the sources. Absolute reliability implies that we can make distinctions be-tween the reliability of sources of data and can express these distinctions between different sources mathematically. This procedure doesn't change initial information. It also was considered an example, where proposed Discount rule was used for satellite image classification. Described Discount rule can be applied in forest classification, in remote searching for minerals and solution of different ecological and thematic tasks.*

Keywords: hyperspectral satellite image, Discount rule, image classification, basic probability assignment

---

Посилання на публікацію

APA *Alpert, Sofiia. (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.*

ДСТУ *Альперт С. І. Новий підхід до застосування правила дисконтування при класифікуванні гіперспектральних космічних зображень [Текст] / С. І. Альперт // Управління розвитком складних систем. – 2020. – № 43. – С. 76 –82; dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2020.43.76-82.*