



DOI: 10.36023/ujrs.2019.23.158

УДК 528.06

Аналіз правил комбінування, заснованих на усередненні основних призначень ймовірностей та правило комбінування Сметса

С. І. Альперт *

ДУ “Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі ІГН НАН України”, вул. Олесь Гончара 55-Б, 01054, Київ, Україна

Процес розв’язку різноманітних практичних та екологічних задач із використанням гіперспектральних космічних зображень зазвичай містить процедуру класифікування. Класифікування є однією із найбільш складних та важливих процедур. В даній роботі розглянуто та проаналізовано декілька методів класифікування зображень. Дані методи засновані на теорії свідчень (Weupon et al., 2000). Теорія свідчень може моделювати невизначеність та обробляти неточну та неповну інформацію. В даній статті були розглянуті такі правила комбінування: правило комбінування, засноване на усередненні основних призначень ймовірностей, правило х-згортаючого усереднення (с-усереднення) та правило комбінування Сметса. Було показано, що дані методи можуть обробляти дані, отримані із різних джерел чи спектральних каналів, які надають гіпотезам різні оцінки. Було зазначено, що мета об’єднання інформації — це спрощення даних, які надходять із різних джерел чи спектральних каналів. Було показано, що правило Сметса — ненормований варіант правила Демпстера, яке застосовується у моделі довіри Сметса. Воно також обробляє неточні та неповні дані. Правило комбінування Сметса надає трішки інше формулювання теорії Демпстера-Шейфера. Також у даній статті було розглянуто правило комбінування, засноване на усередненні основних призначень ймовірностей. Це операція усереднення, що використовується для розподілів ймовірностей. Дане правило використовує базові маси, отримані із різних джерел (спектральних каналів) та коефіцієнти, що характеризують надійність джерел. Правило х-згортаючого усереднення (с-усереднення) також було розглянуто у даній статті. Це правило комбінування є узагальненням усереднення для скалярних величин. Дане правило – комутативне, але не асоціативне. Наголошувалося на тому, що правило х-згортаючого усереднення (с-усереднення) може містити довільне число базових мас. Також було розглянуто приклади із застосуванням наведених правил комбінування. Правило комбінування, засноване на усередненні основних призначень ймовірностей, правило х-згортаючого усереднення (с-усереднення) та правило комбінування Сметса можуть бути застосовані при аналізі гіперспектральних космічних зображень, при пошуку корисних копалин та нафти, вирішенні різноманітних екологічних та тематичних завдань (Gong, 1996; Lein, 2003).

Ключові слова: гіперспектральне космічне зображення, теорія свідчень, класифікування зображень, правила комбінування

© С. І. Альперт. 2019

1. Вступ

Зазвичай гіперспектральні та багатоспектральні космічні зображення містять досить великий об’єм інформації, що, в свою чергу, є дуже важливим для розвитку методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). Процедура класифікування гіперспектральних зображень із використанням даних, які отримані за допомогою дистанційного зондування Землі є найбільш надійним методом для отримання достовірної інформації про основні характеристики об’єктів дослідження (Chang, 2013).

На даний час однією із актуальних задач залишається розробка методів класифікування гіперспектральних космічних зображень із використанням правил комбінування даних, оскільки досить часто вхідна інформація, яка необхідна для проведення класифікування, є неточною, неповною, суперечливою і надходить від різних джерел (спектральних каналів). Тому актуальною задачею залишається розробка методів комбінування даних, отриманих від різних джерел інформації (McCoу, 2015; Shafer, 1990; Smets et al., 1990).

Мета даної статті полягає в аналізі таких правил комбінування даних, як правило комбінування Сметса, правило комбінування, засноване на усередненні основних призначень ймовірностей та правило х-згортаючого усереднення (с-усереднення). У даній статті будуть детально описані числові приклади застосування даних правил комбінування.

2. Основні положення

Теорія свідчень є узагальненням теорії ймовірностей. У теорії свідчень основним поняттям є поняття “маси”, яке є узагальненням класичного поняття ймовірності. “Маса” може ефективно описати незнання та відокремити поняття відсутності довіри від недовіри, тобто “маса” є мірою довіри до пов’язаної з нею гіпотези (Mertikas, Zervakis, 2001; Popov et al., 2015).

Сукупність вихідних гіпотез відносно стану об’єкта та всі можливі їх сполучення утворюють множину Ω , яка називається “основою аналізу” (*frame of discernment*).

Якщо число базових гіпотез рівно Q то загальна кількість підмножин у Ω складає величину 2^Q (сюди входять пуста множина \emptyset і сама множина Ω).

Нехай A_0 обмежена множина, а A_i ($i = 1, 2, \dots$) — її підмножини, тоді базова маса (базова ймовірність) визначається через функцію m :

* E-mail: sonyasonet87@gmail.com. ORCID.ORG/0000-0002-7284-6502.

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0, \\ \sum_{A_i \in \mathcal{A}_0} m(A_i) = 1, \quad (i = 0, 1, 2, \dots). \end{cases} \quad (1)$$

Слід зауважити, що будь-яка підмножина A , для якої $m(A) > 0$ називається фокальним елементом (*focal set*) (Smets, 1992).

3. Правило комбінування Сметса

Правило комбінування Сметса (Smarandache, 2006; Smets, 1993) являє собою ненормовану версію правила комбінування Демпстера. Правило комбінування Демпстера задається наступним чином: припустимо, ми маємо множини — основу аналізу Ω з числом свідчень (гіпотез) Q , а також маємо P незалежних джерел ID_p ($1 \leq p \leq P$) цих свідчень. При цьому p -те джерело дає свою оцінку ймовірності (можливості) свідчення A_n у вигляді відповідної маси $m_p(A_n)$ або оцінку ймовірності (можливості) сполучення свідчень X у вигляді $m_p(X)$. Тоді об'єднання свідчень, або отримання комбінованого свідчення здійснюється за допомогою правила Демпстера:

$$m_D(X) = \frac{1}{1-K} = \sum_{\substack{X_1 \cap \dots \cap X_p = X \\ \forall (X \neq \emptyset) \in \Omega}} \prod_{1 \leq p \leq P} m_p(X_p), \quad (2)$$

де K — коефіцієнт конфліктності,

$$K = \sum_{\substack{X_1 \cap \dots \cap X_p = \emptyset \\ \forall (X \neq \emptyset) \in \Omega}} \prod_{1 \leq p \leq P} m_p(X_p). \quad (3)$$

Коефіцієнт конфліктності K вказує, наскільки протилежними між собою є спектральні канали. Область значень коефіцієнта K лежить в інтервалі $[0; 1]$, при цьому нульове значення свідчить про відсутність протиріч в оцінках джерел, а чим сильніше ці протиріччя, тим ближче до одиниці стає величина K .

Ще слід врахувати, що в розрахунках за правилом Демпстера (2) приймається, що

$$m_D(\emptyset) = 0. \quad (4)$$

У правилі комбінування Сметса комбіновані маси довіри фокальних елементів, які перетинаються, при умові, що $\forall (X \neq \emptyset) \in \Omega$, визначаються за допомогою наступного виразу:

$$m_s(X) = \sum_{\substack{X_1, X_2 \in \Omega \\ X_1 \cap X_2 = X}} m_1(X_1) m_2(X_2), \quad (5)$$

де значення $m_s(\emptyset)$ відповідає значенню сумарної базової маси, що пов'язана із пустими перетинами маргінальних фокальних елементів та визначається наступним чином:

$$m_s(\emptyset) \equiv k_{12} = \sum_{\substack{X_1, X_2 \in \Omega \\ X_1 \cap X_2 = \emptyset}} m_1(X_1) m_2(X_2). \quad (6)$$

Сметс надає масу пустій множині, при цьому $m_s(\emptyset) > 0$ означає, що є ймовірність існування у фреймі розрізнення (основі аналізу) інших гіпотез, про які ми не знаємо.

Також слід зауважити, що правило Сметса має певний недолік: при досить великих значеннях коефіцієнту конфлікт-

ності правило Сметса дає не досить точні результати, оскільки пустій множині надається більше значення маси, ніж потрібно. При цьому пуста множина розглядається як множина відсутніх гіпотез.

Приклад

Тепер розглянемо на прикладі застосування методу комбінування Сметса. Нехай в нас є два джерела свідчень, тобто ми маємо два спектральних канали та три гіпотези $\Omega = \{C, D, E\}$:

- гіпотеза C означає, що полігон належить до класу “Поле”;
- гіпотеза D означає, що полігон належить до класу “Вода”;
- гіпотеза E означає, що полігон належить до класу “Ліс”.

В даному випадку основа аналізу містить три елементи $\Omega = \{C, D, E\}$. На основі першого джерела свідчень призначені наступні базові маси підмножинам Ω :

$$m_1(\{C\}) = 0.1; \quad m_1(\{C, D\}) = 0.3; \quad m_1(\{E\}) = 0.6.$$

На основі другого джерела свідчень призначені такі базові маси підмножинам Ω :

$$m_2(\{C, D\}) = 0.2; \quad m_2(\{D, E\}) = 0.3; \quad m_2(\{E\}) = 0.5.$$

Далі всі можливі перетини фокальних елементів, отриманих із двох незалежних джерел, відобразимо у вигляді Таблиці 1.

Таблиця 1
Комбінування за правилом Сметса

Базові маси	$m_1(\{C\})$	$m_1(\{C, D\})$	$m_1(\{E\})$
m_1 та m_2	0.1	0.3	0.6
$m_2(\{C, D\})$	$\{C\}$	$\{C, D\}$	\emptyset
0.2	0.02	0.06	0.12
$m_2(\{D, E\})$	\emptyset	$\{D\}$	$\{E\}$
0.3	0.03	0.09	0.18
$m_2(\{E\})$	\emptyset	\emptyset	$\{E\}$
0.5	0.05	0.15	0.3

А зараз розраховуємо за правилом комбінування Сметса комбіновані значення мас для перетинів фокальних елементів основи аналізу Ω :

$m(\{C\}) = 0.1 \cdot 0.2 = 0.02$ — базова ймовірність того, що полігон належить класу “Поле”;

$m(\{C, D\}) = 0.3 \cdot 0.2 = 0.06$ — базова ймовірність того, що полігон належить класу “Поле” або “Вода”;

$m(\{D\}) = 0.3 \cdot 0.3 = 0.09$ — базова ймовірність того, що полігон належить до класу “Вода”;

$m(\{E\}) = 0.6 \cdot 0.3 + 0.6 \cdot 0.5 = 0.48$ — базова ймовірність того, що полігон належить класу “Ліс”;

$$m(\{\emptyset\}) = 0.6 \cdot 0.2 + 0.1 \cdot 0.3 + 0.1 \cdot 0.5 + 0.3 \cdot 0.5 = 0.12 + 0.03 + 0.05 + 0.15 = 0.35.$$

Таким чином, застосовуючи правило комбінування Сметса, ми отримуємо результат, де найбільш вірогідним є те, що полігон належить класу “Ліс”, оскільки базова ймовірність приналежності саме до цього класу є найбільшою.

4. Правила комбінування засновані на усередненні основних призначень ймовірностей

4.1. Правило r -усереднення

В даному пункті розглянемо правило комбінування, яке базується на усередненні основних мас фокальних елементів (Ferson, Kreinovich, 2002). Правило r -усереднення є узагальненням усереднення розподілів ймовірностей. Дане правило описує частоту різних значень розподілів в інтервалі можливих значень у неперервному випадку, або всеможливі прості події у дискретному випадку.

Правило r -усереднення задається наступним чином:

$$m_{1..n}(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \omega_i m_i(X), \quad (7)$$

де ω_i — коефіцієнт, який характеризує степінь надійності i -тої групи свідчень (джерел інформації); $m_i(X)$ — основна базова маса i -тої групи свідчень підмножини X , $X \subset \Omega$, $i = 1, \dots, n$; n — кількість груп свідчень підмножини X .

4.2. Правило x -згортаючогося усереднення

Правило x -згортаючогося усереднення (s -усереднення) — це узагальнення усереднення для скалярних величин. Дане правило задається наступною формулою:

$$m_{12}(A) = \sum_{\frac{B+C}{2}=A} m_1(B) m_2(C).$$

Аналогічно правилу комбінування, яке засноване на усередненні основних призначень ймовірностей, правило x -згортаючогося усереднення (Ferson, Kreinovich, 2002) може бути переформульоване для будь-якого числа базових мас (джерел інформації):

$$m_{1..n}(X) = \sum_{\frac{X_1+\dots+X_n}{n}=X} \prod_{i=1}^n m_i(X_i).$$

Приклад

Основа аналізу містить 5 елементів: $\Omega = \{M, N, R, T, S\}$:

- гіпотеза M означає, що полігон належить до класу “Вода”;
 - гіпотеза N означає, що полігон належить до класу “Поле”;
 - гіпотеза R означає, що полігон належить до класу “Забудови”;
 - гіпотеза T означає, що полігон належить до класу “Ліс”;
 - гіпотеза S означає, що полігон належить до класу “Зелені насадження”.
- 1) На основі першого джерела свідчень маємо наступні базові маси для підмножин Ω :
 $m_1(\{M\}) = 0.2$; $m_1(\{M, N\}) = 0.3$; $m_1(\{N, R\}) = 0.1$;
 $m_1(\{R\}) = 0.2$; $m_1(\{T, S\}) = 0.2$.
 - 2) На основі другого джерела свідчень маємо наступні базові маси для підмножин Ω :
 $m_2(\{N\}) = 0.1$; $m_2(\{M, N\}) = 0.1$; $m_2(\{T\}) = 0.3$; $m_2(\{R, T\}) = 0.2$; $m_2(\{T, S\}) = 0.3$.

- 3) На основі третього джерела свідчень маємо наступні базові маси для підмножин Ω :

$$m_3(\{M\}) = 0.15; m_3(\{N\}) = 0.2; m_3(\{T\}) = 0.15; m_3(\{R, T\}) = 0.3; m_3(\{S\}) = 0.2.$$

Шляхом усереднення скомбінуємо основні призначення ймовірностей експертів (базові маси) при наступних значеннях надійності висновків експертів (спектральних каналів): $\omega_1 = 0.4$; $\omega_2 = 0.5$; $\omega_3 = 0.3$.

Тепер розраховуємо результуючі комбіновані базові маси за формулою (7):

$$1) m_{1..3}(\{M\}) = \frac{1}{3}(0.2 \cdot 0.4 + 0.3 \cdot 0.15) = 0.042;$$

$$2) m_{1..3}(\{M, N\}) = \frac{1}{3}(0.3 \cdot 0.4 + 0.5 \cdot 0.1) = 0.057;$$

$$3) m_{1..3}(\{N, R\}) = \frac{1}{3}(0.1 \cdot 0.4) = 0.013;$$

$$4) m_{1..3}(\{R\}) = \frac{1}{3}(0.2 \cdot 0.4) = 0.267;$$

$$5) m_{1..3}(\{T, S\}) = \frac{1}{3}(0.2 \cdot 0.4 + 0.5 \cdot 0.3) = 0.077;$$

$$6) m_{1..3}(\{N\}) = \frac{1}{3}(0.1 \cdot 0.5 + 0.3 \cdot 0.2) = 0.037;$$

$$7) m_{1..3}(\{T\}) = \frac{1}{3}(0.3 \cdot 0.5 + 0.15 \cdot 0.3) = 0.065;$$

$$8) m_{1..3}(\{R, T\}) = \frac{1}{3}(0.2 \cdot 0.5 + 0.3 \cdot 0.3) = 0.063;$$

$$9) m_{1..3}(\{S\}) = \frac{1}{3}(0.2 \cdot 0.3) = 0.02.$$

Висновки

В наш час дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) грає основну роль у вивченні стану рослинного покриву, класифікуванні лісів, сільськогосподарських територій, вирішенні численних природно-ресурсних та екологічних задач. Класифікування гіперспектральних зображень із використанням даних, які отримані за допомогою ДЗЗ є однією із найбільш важливих процедур для отримання інформації про характеристики об'єктів, що досліджуються. При вирішенні задач ДЗЗ використовується багато різноманітних методів класифікування (Alpert M., Alpert S., 2019; Yager, 1987).

В даній статті були розглянуті такі правила комбінування даних: правило комбінування, засноване на усередненні основних призначень ймовірностей, правило x -згортаючогося усереднення (s -усереднення) та правило комбінування Сметса. Також наголошувалося на тому, що дані методи засновані на теорії свідчень, яка може працювати з неповними, неточними та суперечливими даними, які отримуються з різних спектральних каналів.

В статті було зазначено, що правило комбінування Сметса — це ненормований варіант правила Демпстера, яке також працює із неточними та неповними даними. В роботі було розглянуто правило комбінування, яке засноване на усередненні основних призначень ймовірностей, яке використовує базові маси, отримані із різних джерел (спектральних каналів) та коефіцієнти, що характеризують надійність джерел. Також було розглянуто правило x -згортаючогося усереднення (s -усереднення). Дане правило комбінування є узагальненням усереднення для скалярних величин. Зазначалося, що для даного правила виконується властивість комутативності. Правило x -згортаючогося усереднення (s -усереднення) може містити довільне число базових мас. Також у роботі було розглянуто приклади із застосуванням наведених правил комбінування.

Розглянуті методи можуть бути використані при розв'язанні різноманітних природноресурсних задач таких як: класифікування лісів, урбанізованих територій, сільськогосподарських земель, при пошуку корисних копалин, родовищ нафти та газу, вирішенні численних екологічних задач (Zhang et al., 1994).

Література

- Alpert M. I., Alpert S. I. A new approach to the application of Jaccard coefficient and Cosine similarity in Hyperspectral Image Classification. *XVIII-th International Conference on Geoinformatics — Theoretical and Applied Aspects* (Kiev, 13–16 May 2019). Kiev. 2019. P. 1–5.
- Beynon M. J., Curry B., Morgan P. The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling. *Omega: Int. Journal of Management Science*. 2000. Vol. 28, № 1. P. 37–50.
- Chang C. I. *Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2013. 1164 p.
- Ferson S., Kreinovich V. *Representation, Propagation, and Aggregation of Uncertainty*. SAND Report, 2002.
- Gong P. *Integrated Analysis of Spatial Data from Multiple Sources: Using Evidential Reasoning and Artificial Neural Network Techniques for Geological Mapping*. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1996. Vol. 62, № 5. P. 513–523.
- Lein J. K. Applying evidential reasoning methods to agricultural land cover classification. *Int. Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol. 24, № 21. P. 4161–4180.
- McCoy R. M. *Fields Methods in Remote Sensing*. New York: Guilford Press, 2005. P. 150–160.
- 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.
- 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.
- Shafer G. Perspectives in the theory and practice of belief functions. *Int. J. Approx. Reasoning*. 1990. № 4. P. 323–362.
- Smarandache F. *An In-Depth Look at Information Fusion Rules and the Unification of Fusion Theories*. The University of New Mexico 200 College Road Gallup, 2006. NM 87301, USA. URL: smarand@unm.edu www.gallup.unm.edu/~smarandache/DST.htm.
- Smets P. The transferable belief model and random sets. *Int. J. Intell. Syst.* 1992. № 7. P. 37–46.
- Smets P. Belief functions: the disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem. *Int. J. Approximate Reasoning*. 1993. № 9. P. 1–35.
- Smets P., Henrion M., Shachter R.D., Kanal L.N., Lemmer J. F. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. *Uncertainty in Artificial Intelligence*. North Holland, Amsterdam. 1990. Vol. 5. P. 29–40.

- Yager R. On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. *Information Sciences*. 1987. № 41. P. 93–137.
- Zhang L., Yager R.R., Kacprzyk J., Fedrizzi M. 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., 1994. P. 51–69.

References

- Alpert, M. I., Alpert, S. I. (2019). A new approach to the application of Jaccard coefficient and Cosine similarity in Hyperspectral Image Classification. XVIII-th International Conference on Geoinformatics — Theoretical and Applied Aspects. 1–5, Kiev.
- Beynon, M. J., Curry, B., Morgan, P. (2000). The Dempster-Shafer theory of evidence: an alternative approach to multicriteria decision modeling. *Omega: Int. Journal of Management Science*, 28 (1), 37–50.
- Chang, C. I. (2013). *Hyperspectral Data Processing: Algorithm Design and Analysis*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
- Ferson, S., Kreinovich, V. (2002). *Representation, Propagation, and Aggregation of Uncertainty*. SAND Report.
- 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.
- Lein, J. K. (2003). Applying evidential reasoning methods to agricultural land cover classification. *Int. Journal of Remote Sensing*, 24 (21), 4161–4180.
- McCoy, R. M. (2005). *Fields Methods in Remote Sensing*, 150–160, New York: Guilford Press.
- 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.
- 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.
- Shafer, G. (1990). Perspectives in the theory and practice of belief functions. *Int. J. Approx. Reasoning*, 4, 323–362.
- Smarandache, F. (2006). *An In-Depth Look at Information Fusion Rules and the Unification of Fusion Theories*. The University of New Mexico 200 College Road Gallup, NM 87301, USA. Retrieved from: smarand@unm.edu www.gallup.unm.edu/~smarandache/DST.htm
- Smets, P. (1992). The transferable belief model and random sets. *Int. J. Intell. Syst.* 7, 37–46.
- Smets, P. (1993). Belief functions: the disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem. *Int. J. Approximate Reasoning*, 9, 1–35.
- 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.
- Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer Framework and New Combination Rules. *Information Sciences*, 41, 93–137.
- 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*, 51–69, New York: John Wiley and Sons. Inc.

АНАЛІЗ ПРАВИЛ КОМБІНУВАННЯ, ОСНОВАННИХ НА УСРЕДНЕННІ ОСНОВНИХ НАЗНАЧЕНІЙ ВІРОЯТНОСТЕЙ І ПРАВИЛО КОМБІНУВАННЯ СМЕТСА

С. І. Альперт

ГУ “Научный центр аэрокосмических исследований Земли ИГН НАН Украины”, ул. О. Гончара 55-Б, 01054, Киев, Украина. E-mail: sonyasonet87@gmail.com. ORCID.ORG/0000-0002-7284-6502

Обычно процес рішення різних практичних і екологічних задач з використанням гіперспектральних космічних зображень включає в себе процедуру класифікації. Класифікація являється однією з найбільш складних і важливих процедур. В даній роботі було розглянуто і проаналізовано декілька методів класифікації зображень. Дані методи ґрунтуються на теорії свідчень. Теорія свідчень може моделювати неопределенність і обробляти неточну і неповну інформацію. В даній статті були

рассмотрены такие правила комбинирования: правило комбинирования, основанное на усреднении основных назначений вероятностей, правило x -свертывающегося усреднения (c -усреднения) и правило комбинирования Сметса. Было показано, что данные методы могут обрабатывать данные, полученные из различных источников или спектральных каналов, которые присваивают гипотезам разные оценки. Было отмечено, что цель объединения информации — это упрощение данных, которые поступают из различных источников или спектральных каналов. Было показано, что правило Сметса — ненормированный вариант правила Демпстера, которое используется в модели доверия Сметса. Оно также обрабатывает неточные и неполные данные. Правило комбинирования Сметса дает немного другую формулировку теории Демпстера-Шейфера. Также в данной статье было рассмотрено правило комбинирования, основанное на усреднении основных назначений вероятностей. Данное правило использует базовые массы, полученные из различных источников (спектральных каналов) и коэффициенты, что характеризуют надежность источников. Правило x -свертывающегося усреднения (c -усреднения) также было рассмотрено в данной статье. Это правило комбинирования является обобщением усреднения для скалярных величин. Данное правило — коммутативное, но не ассоциативное. Акцентировалось на том, что правило x -свертывающегося усреднения (c -усреднения) может включать произвольное число базовых масс. Также были рассмотрены примеры с использованием приведенных правил комбинирования. Правило комбинирования, основанное на усреднении основных назначений вероятностей, правило x -свертывающегося усреднения (c -усреднения) и правило комбинирования Сметса могут быть использованы при анализе гиперспектральных космических изображений, при поиске полезных ископаемых и нефти, решении различных экологических и тематических заданий.

Ключевые слова: гиперспектральное космическое изображение, теория свидетельств, классификация изображений, правила комбинирования

ANALYSIS OF “MIXING” COMBINATION RULES AND SMET’S COMBINATION RULE

S. I. Alpert

Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth, National Academy of Sciences of Ukraine, O. Gonchar st. 55-B, 01054, Kyiv, Ukraine. E-mail: sonyasonet87@gmail.com. ORCID.ORG/0000-0002-7284-6502

The process of solution of different practical and ecological problems, using hyperspectral satellite images usually includes a procedure of classification. Classification is one of the most difficult and important procedures. Some image classification methods were considered and analyzed in this work. These methods are based on the theory of evidence. Evidence theory can simulate uncertainty and process imprecise and incomplete information. It were considered such combination rules in this paper: “mixing” combination rule (or averaging), convolutive x -averaging (or c -averaging) and Smet’s combination rule. It was shown, that these methods can process the data from multiple sources or spectral bands, that provide different assessments for the same hypotheses. It was noted, that the purpose of aggregation of information is to simplify data, whether the data is coming from multiple sources or different spectral bands. It was shown, that Smet’s rule is unnormalized version of Dempster rule, that applied in Smet’s Transferable Belief Model. It also processes imprecise and incomplete data. Smet’s combination rule entails a slightly different formulation of Dempster-Shafer theory. Mixing (or averaging) rule was considered in this paper too. It is the averaging operation that is used for probability distributions. This rule uses basic probability assignments from different sources (spectral bands) and weighs assigned according to the reliability of the sources. Convolutive x -averaging (or c -averaging) rule was considered in this paper too. This combination rule is a generalization of the average for scalar numbers. This rule is commutative and not associative. It also was noted, that convolutive x -averaging (c -averaging) rule can include any number of basic probability assignments. It were also considered examples, where these proposed combination rules were used. Mixing, convolutive x -averaging (c -averaging) rule and Smet’s combination rule can be applied for analysis of hyperspectral satellite images, in remote searching for minerals and oil, solving different environmental and thematic problems.

Keywords: hyperspectral satellite images, evidence theory, image classification, combination rules

Рукопис статті отримано 25.10.2019