



<https://doi.org/10.36023/ujrs.2024.11.2.260>

УДК 528.8:528.7:528.4:528.06

Застосування новітніх методів обробки космічних зображень для вирішення задач екологічного моніторингу

С. І. Альперт*

ДУ “Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі ІГН НАН України”, вул. Олеся Гончара, 55-Б, Київ, 01054, Україна
Національний авіаційний університет, проспект Любомира Гузара, 1, Київ, 03058, Україна

Сучасні методи та підходи дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) відкривають нові можливості для проведення більш детальних наукових досліджень. На цей час у ДЗЗ застосовується багато методів обробки космічних зображень (ГКЗ). Відбір спектральних каналів та процедура класифікування є одними із найбільш важливих та складних процедур обробки космічних зображень. У статті пропонується застосовувати метод відбору спектральних каналів на основі кореляційного аналізу, правило комбінування Ягера та нормалізований диференційний вегетаційний індекс (*NDVI*) для проведення обробки супутникових даних. На першому кроці обробки космічного зображення застосовано *NDVI*. *NDVI* використовується для оцінки густоти зеленої рослинності. Різним класам об’єктів, таким як пісок, ґрунт, водойми, зелена рослинність, дороги та місця нафтозабруднень, відповідають різні значення вегетаційного індексу. Використовуючи *NDVI*, можна обрати саме ті класи, що потрібні саме для розв’язання конкретної задачі. На другому кроці обробки космічного зображення застосовано метод контрольованого класифікування. Але багато методів контрольованого класифікування не можуть працювати із суперечливими даними, оскільки дають нелогічні та невірні результати. Ось чому слід використовувати теорію свідчень Демпстера–Шейфера та правило комбінування Ягера. Правило Ягера може обробляти неточні та неповні дані, отримані з різних спектральних каналів. У цій статті описані та проаналізовані основні переваги теорії свідчень Демпстера–Шейфера та правила комбінування Ягера. Теорія свідчень Демпстера–Шейфера набула розвитку через необхідність обійти обмеження теорії ймовірностей. Зазначено, що правило комбінування Ягера дає змогу швидко та легко обробляти інформацію. У статті наведена формула правила комбінування Ягера. Розглянуто числовий приклад, де *NDVI* та правило комбінування Ягера використовувалися для виявлення та картографування місць нафтозабруднень. Описані методи обробки космічних зображень можна застосовувати для вирішення різних сільськогосподарських і практичних завдань, для пошуку корисних копалин та для проведення екологічного моніторингу.

Ключові слова: класифікування зображень, нормалізований диференційний вегетаційний індекс, теорія свідчень, правило комбінування Ягера, екологічний моніторинг

© С. І. Альперт. 2024

Вступ

Як відомо, стрімке збільшення впливу антропогенних факторів на навколишнє середовище призводить до незворотних негативних наслідків, запобігти яким можна лише за умови знання всіх процесів, що відбуваються на рівні екологічних систем. Тому саме проведення екологічного моніторингу є однією із найбільш важливих та актуальних задач. Екологічний моніторинг – це комплексна система спостережень, оцінювання та прогнозування змін стану навколишнього середовища під впливом різноманітних антропогенних факторів. Зокрема, нафтова галузь є одним з найбільш інтенсивних джерел забруднення навколишнього середовища, а саме для водних та наземних екосистем, оскільки у наш час почастишали випадки забруднення рослинного покриву, підземних, поверхневих вод, атмосфери та ґрунтів нафтопродуктами. Це явище зумовлено збільшенням

видобутку та обсягів переробки і транспортування нафти, оскільки на підприємствах видобутку, зберігання та переробки нафти та нафтопродуктів досить часто спостерігаються витіки та розливи сировини в результаті проривів трубопроводів та інших аварій, що призводить до забруднення довкілля. При цьому хімічні речовини у складі нафти та нафтопродуктів змінюють склад об’єктів довкілля, перетворюючи природні комплекси на токсичні форми. Тому постає задача визначення місць нафтозабруднень та ліквідації їх наслідків.

Слід зазначити, що із усіх складових наземних екосистем саме ґрунти зазнають найбільшого забруднення нафтопродуктами через високу адсорбувальну здатність. Нафта, зберігаючись у ґрунті протягом тривалого часу, спричинює деградацію земель, оскільки нафта являє собою рідкий природний розчин, який містить велику кількість вуглеводнів та високомолекулярних смолисто-асфальтенових речовин (Anjana, S., 2014).

*E-mail: sonyasonet87@gmail.com

Головними нафтоутворювальними компонентами є: вуглець, азот, сірка, водень та кисень.

Задача визначення місць нафтозабруднень може бути вирішена наземними способами, за допомогою БПЛА та супутникових знімків, що було детально описано вітчизняними та зарубіжними вченими, такими як Адам Г., Бенкс М., Хентаті О., Бешлей З., Терек О., Цзяо З., Фінгас М.

Мета статті

Розгляд нового методу обробки космічних зображень (ГКЗ), що базується на процедурі відбору знімків, застосовуючи кореляційний аналіз, використанні вегетаційного індексу *NDVI* та на правилі комбінування Ягера з метою пошуку нафтозабруднених територій (Porov, M. et al., 2021; Porov, M. et al., 2015).

Наземні методи визначення нафтозабруднених територій

Наземні методи визначення місць нафтозабруднень поділяються на:

- 1) польові, що ґрунтуються на аналізі проб ґрунтів та біоіндикаторних ознак рослин;
- 2) лабораторні, що включають морфо-фізіологічні, біохімічні методи, спектрофотометрію, мікробіологічні та хімічні методи;
- 3) методи математично-статистичної обробки результатів досліджень.

Слід зазначити, що наземні методи ґрунтуються на тому, що при забрудненні нафтопродуктами порушується структура та функції усієї ґрунтової системи, порушується баланс ґрунтових бактерій, змінюється вміст і співвідношення мікро- і макроелементів у ґрунті, зменшується концентрація азоту, змінюються морфологічні, біологічні та фізико-хімічні характеристики та властивості ґрунтів, знижується продуктивність земель. Для оцінювання забруднених ґрунтів часто використовуються рослини-індикатори (Adam G. et al., 2003), оскільки нафта та нафтопродукти значно впливають на ріст та розвиток рослин. Сорбція нафти на частинках ґрунту перешкоджає міграції рухомих форм поживних елементів, а саме: фосфору, азоту та калію у розчині, чим зменшує доступність для рослин елементів мінерального живлення (Dzhura, N. et al., 2008). Також ґрунти, насичені нафтопродуктами, втрачають здатність вбирати та утримувати вологу, що, своєю чергою, впливає на ріст рослин (Banks, M. et al., 2005). Нафтове забруднення на рослини впливає двома шляхами: безпосередньо, внаслідок проникнення компонентів нафти через кореневу систему або продири листків і включення їх в метаболізм, та опосередковано, через зміни фізико-хімічного складу ґрунту і, відповідно, порушення його біотичних властивостей.

Слід зазначити, що нафтове забруднення впливає і на концентрацію ґрунтових мікроорганізмів. Нафтопродукти можуть сприяти одночасно зростанню певних видів мікроорганізмів та пригнічувати розвиток інших.

Крім наземних методів пошуку місць нафтозабруднень ще використовуються БПЛА, які допомагають проводити моніторинг стану об'єктів нафтогазового комплексу, зокрема контролювати та оцінювати стан навколишнього середовища в місцях видобутку чи транспортування нафти, виявляти появу пошкоджень трубопроводів та витоків і розливів нафти (Jiao, Z. et al., 2019; Fingas, M., et al., 2018).

Сучасний екологічний моніторинг при нафтовому забрудненні має включати не лише наземні дослідження, що ґрунтуються на аналізі змін фізико-хімічних властивостей ґрунтів, рослинного покриву, інспектуванні забруднених територій за допомогою БПЛА, а й на використанні методів дистанційного зондування Землі (ДЗЗ), зокрема, супутникових знімків. Саме сучасні методи та технології ДЗЗ дають змогу своєчасно не тільки виявляти, а й запобігати нафтовим забрудненням. Також враховуючи, що наземні дослідження потребують багато часу, людських ресурсів, а час польоту БПЛА обмежений та залежить від розмірів і ємності акумуляторів, то для пошуку нафтозабруднених територій доцільно використовувати супутникові знімки. Використання супутникових даних є досить економічним, достовірним, дає змогу оптимізувати людські ресурси, фінансові витрати та час.

Процедура класифікування за допомогою індексу *NDVI* для визначення місць нафтозабруднень

У наш час із розвитком науки та техніки з'явилися нові удосконалені методи обробки та класифікування аерокосмічних зображень (Alpert S., 2020; Alpert S. 2022). Досить часто для проведення класифікування з метою вирішення екологічних задач, зокрема для моніторингу екологічного стану територій, де розташовані об'єкти нафтогазової галузі, використовуються вегетаційні індекси.

Слід зазначити, що виявлення нафтових забруднень методами ДЗЗ базується на використанні таких фізичних ефектів, які виявляються у змінах електромагнітного випромінювання оптичних даних; саме в тих місцях, де стався прорив трубопроводу та з'явилися забруднювальні компоненти, виникають теплові контрасти, що реєструються інфрачервоним та тепловим спектрами випромінювання. Нафтові забруднення на траві та відкритому ґрунті мають відмінні спектральні характеристики від незабруднених нафтою ділянок. Цей факт лежить в основі застосування індексу *NDVI* з метою пошуку місць нафтозабруднень, оскільки такий вегетаційний індекс розраховується як нормована різниця інтенсивностей відбитого світла у видимому та ближньому інфрачервоному діапазоні.

У роботі пропонується застосовувати *NDVI* як перший етап алгоритму класифікування місцевості для визначення місць нафтозабруднень. За допомогою індексу *NDVI* ми можемо виділити саме проблемні ділянки. Експериментально встановлено, що значенням індексу *NDVI* від “-0,25” до “0,15” відповідають місця нафтозабруднень (Okrobiri O. et al., 2022). Ми обираємо саме такі класи об'єктів, які

нам потрібні, та відкидаємо зайві класи, що, своєю чергою, полегшує подальші обчислення та підвищує точність класифікування. На наступному етапі пропонується використовувати правило Ягера, яке може працювати за наявності неточної, суперечливої та неповної інформації, що отримується з різних джерел.

NDVI вказує на кількість фотосинтетичної активної біомаси та розраховується за формулою:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (1)$$

де *NIR* – відбиття в ближній інфрачервоній області спектра, *RED* – відбиття в червоній області спектра (Сгіппен Р. Е., 1999).

NDVI приймає значення від “–1” до “1” у відсотках. Зазвичай, значення *NDVI* зростають із збільшенням зеленої біомаси, а з її всиханням зменшуються. *NDVI* приймає тільки фіксовані значення для об’єктів, що ніяк не пов’язані з рослинним покривом.

Слід зауважити, що *NDVI* приймає максимальні значення для зеленої вегетуючої рослинності, близькі до нуля та додатні значення – для сухої рослинності та ґрунтів, від’ємні значення – для різноманітних водних об’єктів. *NDVI* дає змогу розрізняти та відокремлювати рослинні об’єкти на знімках.

Досить часто для розрахунку *NDVI* застосовують різночасові знімки із певною періодичністю, що, своєю чергою, дає змогу проаналізувати процес зміни меж рослинного покриву на певній території. Далі на основі аналізу цих знімків отримуються прогнозні оцінки.

На цей час *NDVI* широко застосовується для розв’язання різноманітних актуальних задач, а саме: моніторинг сільськогосподарських посівів, вивчення видового складу лісів, контроль посухи, картографування рослинного покриву, розрахунок вологовмісту ґрунтів, оцінювання збитків та наслідків від стихійних лих.

Для розв’язання цієї задачі будемо використовувати *NDVI* оскільки за допомогою цього індексу ми можемо відібрати тільки ті класи, що нас цікавлять. Це, своєю чергою, суттєво зменшує об’єм даних та час на їх обробку.

Далі проаналізуємо цей алгоритм на наступній задачі, яка полягає у встановленні місць нафтозабруднень на конкретній території, використовуючи знімки та методи дистанційного зондування Землі.

Процес класифікування складається з таких кроків:

На першому кроці застосовуємо кореляційний аналіз для відбору найбільш інформативних зображень (Habermann M. et al., 2017; Gong M. et al., 2015; Camps-Valls G. et al., 2010).

При цьому вважаємо, що кожен піксел на зображенні розглядається як *n*-вимірний вектор спектральних яскравостей, а саме: $\bar{x} = (x_1, \dots, x_n)$,

де *n* – число спектральних каналів (спектральних діапазонів), x_i – значення яскравості піксела у *i*-му

спектральному каналі (спектральному діапазоні), $i = 1, \dots, n$.

Далі обчислюємо коефіцієнт кореляції між кожною парою спектральних каналів.

$$\rho_{jk} = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N [(x_{ij} - m_j)(x_{ik} - m_k)]}{\delta_j \delta_k}, \quad (2)$$

де m_j, m_k – середні значення яскравості у *j*-му та *k*-му спектральному каналах, δ_j, δ_k – стандартні відхилення значень яскравості у *j*-му та *k*-му спектральному каналах.

Завдяки цій процедурі відбирається підмножина найменш корельованих спектральних каналів, що дає змогу значно зменшити об’єм інформації, що обробляється, та відібрати найбільш ефективні та інформативні спектральні діапазони (Alpert S., 2023; Du Q. et al., 2008; Keshava N., 2004).

На другому кроці проводимо попередню обробку знімків (атмосферна корекція, геометрична корекція, калібровка тощо).

На третьому кроці виділяємо місця нафтозабруднень за допомогою алгоритму, що базується на застосуванні контрольованого методу класифікування.

Для вихідного зображення розраховуємо значення *NDVI* (Окробіри О. et al., 2022).

Маємо:

інтервалу значень –0,25–0,15 відповідають місця нафтозабруднень;

інтервалу значень 0,2–0,8 відповідає вегетуюча рослинність;

інтервалу значень –0,3–0,2 відповідають пісок, техногенні об’єкти та відкритий ґрунт;

значенням меншим за –0,3 відповідають водоймища.

Далі за допомогою маски виключаємо всі ділянки лісу, чагарників, трави, водоймищ на зображенні, для яких значення індексу *NDVI* знаходяться поза інтервалом [–0,25, 0,15]. Отримуємо три класи: місця нафтозабруднень, заболочені водойми, забудови.

Потім проводимо контрольоване класифікування знімка, маскованого за індексом *NDVI*. Існує дуже багато методів контрольованого класифікування: метод мінімальної відстані, метод паралелепедів, метод максимальної правдоподібності тощо. Однак, класифікуючи саме космічні зображення, за наявності неточних та невизначених даних, отриманих з різних спектральних каналів, слід застосовувати методи контрольованого класифікування, які базуються на теорії свідчень Демпстера–Шейфера, зокрема, правило Ягера.

Правило комбінування Ягера

Вважається, що теорія свідчень є узагальненням теорії ймовірностей. У теорії свідчень основним поняттям є поняття “маси”, яке є узагальненням класичного поняття ймовірності. “Маса” широко використовується для опису незнання та є мірою довіри гіпотези (Smets P., 1990). Також завдяки “масі” можна розрізняти повну відсутність довіри від недовіри.

Далі позначимо через Ω – “основу аналізу” або фрейм розрізнення (frame of discernment). Ω містить усі вихідні гіпотези щодо стану об’єкта та усі можливі сполучення цих гіпотез.

За умови, якщо число усіх базових гіпотез дорівнює Q , то загальна кількість підмножин у Ω становить 2^Q .

Припустимо, що множина A_0 – обмежена, а $A_i (i = 1, 2, \dots)$ – її підмножини, тоді базова маса (базова ймовірність) обчислюється так:

$$\begin{cases} m(\emptyset) = 0, \\ \sum_{A_i \subseteq A_0} m(A_i) = 1, (i = 0, 1, 2, \dots). \end{cases} \quad (3)$$

При цьому, будь-яка підмножина A , для якої базова маса $m(A) > 0$, називається фокальним елементом (focal set).

Розглянемо правило комбінування Ягера (Yager R., 1987).

Базова маса (базова ймовірність) визначається за такою формулою:

$$m(A) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i), \quad (4)$$

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

де Ω – основа аналізу.

$$m(\Omega) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \Omega} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i) + K, \quad (5)$$

де

$$K = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(B_i). \quad (6)$$

K (коефіцієнт конфліктності) – маса, що надається базовій множині після процедури комбінування. Тобто, основна суть правила комбінування Ягера полягає в наданні маси перетинів конфліктних множин, що в перетині дають пусту множину базовій множині. При цьому ненульова маса пустої множини розподіляється серед елементів базової множини.

Слід зазначити, що правило комбінування Ягера враховує, що $m(\emptyset) = 0$.

Перевагою правила Ягера є те, що воно може працювати з суперечливими джерелами інформації (спектральними каналами).

Результати класифікування за правилом Ягера з метою визначення місць нафтозабруднень

Метою процедури класифікування є визначення до якого із 3 класів (“Місця нафтозабруднень”, “Забудови та дороги”, “Заболочені водойми”) належить полігон.

Оскільки ми маємо 3 класи, то основа аналізу буде містити 3 гіпотези, тобто $\Omega = \{B, F, W\}$.

Гіпотеза B стверджує, що полігон належить до класу “Місця нафтозабруднень”;

F стверджує, що полігон належить до класу “Забудови та дороги”;

W стверджує, що полігон належить до класу “Заболочені водойми”.

У цій задачі припускаємо, що ми маємо 2 джерела свідчень, тобто два спектральних канали, які, призначають різні базові маси гіпотезам B, F, W .

Нашим завданням є об’єднати базові маси, отримані із 2 незалежних спектральних каналів,

застосовуючи правило комбінування Ягера, та отримати комбіновані базові маси для всіх гіпотез B, F, W .

На основі 1-го джерела свідчень (1-го спектрального каналу) призначені наступні базові маси (базові ймовірності) підмножинам Ω :

$$m_1(\{B\}) = 0,6; m_1(\{W\}) = 0,2; m_1(\{B, F\}) = 0,2.$$

На основі 2-го джерела свідчень (2-го спектрального каналу) призначені такі базові маси (базові ймовірності) підмножинам Ω :

$$m_2(\{W\}) = 0,1; m_2(\{B, F\}) = 0,5; m_2(\{B, W\}) = 0,4.$$

Усі можливі перетини даних фокальних елементів, отриманих із 2 джерел свідчень, занесемо в Табл. 1.

Таблиця 1. Комбінування базових мас за правилом комбінування Ягера

Базові маси m_1 та m_2	$m_1(\{B\})$	$m_1(\{W\})$	$m_1(\{B, F\})$
$m_2(\{W\})$ 0,1	\emptyset 0,06	$\{W\}$ 0,02	\emptyset 0,02
$m_2(\{B, F\})$ 0,5	$\{B\}$ 0,3	\emptyset 0,1	$\{B, F\}$ 0,1
$m_2(\{B, W\})$ 0,4	$\{B\}$ 0,24	$\{W\}$ 0,08	$\{B\}$ 0,08

Далі розраховуємо комбіновані значення базових мас (базових ймовірностей) для перетинів фокальних елементів основи аналізу Ω :

$$m(\{B\}) = 0,6 \cdot 0,5 + 0,6 \cdot 0,4 + 0,2 \cdot 0,4 = 0,62$$

– базова маса того, що полігон належить класу “Місця нафтозабруднень”;

$$m(\{W\}) = 0,2 \cdot 0,1 + 0,2 \cdot 0,4 = 0,1$$

– базова ймовірність того, що полігон належить класу “Заболочені водойми”;

$$m(\{B, F\}) = 0,2 \cdot 0,5 = 0,1$$

– базова ймовірність того, що полігон належить до класу “Місця нафтозабруднень” або до класу “Забудови та дороги”;

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

Оскільки базова маса належності полігона до класу “Місця нафтозабруднень” є максимальною, то можна зробити висновок, що найбільш вірогідним є те, що полігон належить до класу “Місця нафтозабруднень” (Yager R., Alpert S., 2020, Smets P., 1990).

Висновки

Нині відомо багато різноманітних алгоритмів обробки та класифікування космічних зображень. Зокрема, у статті було зазначено, що методи класифікування, які базуються на використанні теорії ймовірностей, мають певні недоліки, а саме: їх не можна застосовувати за наявності неповної та суперечливої інформації. Тому у цій статті запропоновано використовувати для проведення класифікування правило комбінування Ягера, яке може працювати із суперечливими даними.

При цьому на першому етапі було застосовано кореляційний аналіз для відбору найбільш інформативних зображень, що дало змогу відібрати найбільш інформативні та ефективні знімки і значно спростити надалі обчислення.

На другому етапі, застосовуючи індекс *NDVI*, були виділені саме проблемні ділянки з імовірними місцями нафтозабруднень та відкинуті зайві класи, що теж значно полегшило подальшу процедуру класифікування. Також було обґрунтовано застосування цього вегетаційного індексу для пошуку місць нафтозабруднень. Було наголошено на тому, що на ділянках, де з'явилися нафтопродукти, виникають теплові контрасти, що фіксуються інфрачервоним та тепловим спектрами випромінювання. Нафтозабруднені ділянки характеризуються іншими спектральними характеристиками, ніж незабруднені ділянки, що, своєю чергою, лежить в основі застосування вегетаційного індексу для пошуку місць нафтозабруднень. За допомогою індексу *NDVI* ми можемо виділити саме проблемні ділянки, використовуючи той факт, що значенням індексу *NDVI* від “-0,25” до “0,15” відповідають місця нафтозабруднень.

На третьому етапі для проведення класифікування було запропоновано використовувати правило комбінування Ягера, яке працює за наявності суперечливих та неточних даних, які отримуються з різних спектральних каналів.

У статті наведений числовий приклад застосування правила комбінування Ягера за наявності 2 спектральних каналів та 3 класів для пошуку місць розливів нафти на супутникових знімках.

Слід зауважити, що описані методи обробки супутникових знімків можуть бути використані для розв'язання численних екологічних та природно-ресурсних задач.

Література

- Adam, G., Duncan, H. (2003). The effect of diesel fuel on common vetch (*Vicia sativa* L.) plants. *Environ. Geochem. Hlth*, 25, 123–130.
- 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. doi: 10.32347/2412-9933.2020.43.76-82.
- Alpert, S. (2023). A new band selection method for multispectral data based on criterion function of information capability. *Management of Development of Complex Systems*, 53, 23–29. doi: 10.32347/2412-9933.2023.53.23-29.
- Alpert, S. (2022). The new approach to applying the Dezert – Smarandache theory in land-cover classification in uav-based remote sensing. *Management of Development of Complex Systems*, 49, 33–39. doi: 10.32347/2412-9933.2022.49.33-39.
- Anjana, S., Poonam, K., Meenal, B. R. (2014). Biodegradation of diesel hydrocarbon in soil by bioaugmentation of *Pseudomonas aeruginosa*: a laboratory scale study. *International Journal of Environmental Bioremediation & Biodegradation*, 2(4), 202–212.

- Banks, M. K., Schultz, K. E. (2005). Comparison of plants for germination toxicity tests in petroleum contaminated soil. *Water, Air, and Soil Pollution*, 167, 211–219.
- Camps-Valls, G., Mooij, J., Scholkopf, B. (2010). Remote Sensing Feature Selection by Kernel Dependence Measures. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(3), 587–591.
- Crippen, R. E. (1999). Calculating the Vegetation Index Faster. *Remote Sensing of Environment*, 34, 71–73.
- Du, Q., Yang, H. (2008). Similarity-Based Unsupervised Band Selection for Hyperspectral Image Analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(4), 564–568.
- Dzhura, N., Romanyuk, O., Oshchapovsky, I. et. al. (2008). Using plants for recultivation of oil-polluted soils. *Environmental protection and ecology*. 9(1), 55–59.
- Fingas, M., Brown, C. E. (2018). A review of oil spill remote sensing. *Sensors*, 18(1), 91.
- Gong, M., Zhang, M., Yuan, Y. (2015). Unsupervised band selection based on evolutionary multiobjective optimization for hyperspectral images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*, 54, 544–557.
- Habermann, M., Fremont, V., Shiguemori, E. H. (2017). Problem-based band selection for hyperspectral images. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 1800–1803.
- Jiao, Z., Jia, G., Cai, Y. (2019). A new approach to oil spill detection that combines deep learning with unmanned aerial vehicles. *Computers & Industrial Engineering*, 135, 1300–1311.
- Keshava, N. (2004). Distance metrics and band selection in hyperspectral processing with applications to material identification and spectral libraries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(7), 1552–1565.
- Okpobiri, O., Harry, A. A. (2022). Monitoring and Detecting the Impact of Oil Sabotage on Land Using Multispectral Imagery. *International Journal of Multidisciplinary Research and Publications (IJMRAP)*, 4(9), 66–74.
- 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.
- 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.
- Smets, Ph. (1990). The combination of evidence in the Transferable Belief Model. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(5), 447–458.
- Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Inf. Sci.*, 41, 93–137.

References

- Adam, G., Duncan, H. (2003). The effect of diesel fuel on common vetch (*Vicia sativa* L.) plants. *Environ. Geochem. Hlth*, 25, 123–130.
- 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. doi: 10.32347/2412-9933.2020.43.76-82.
- Alpert, S. (2023). A new band selection method for multispectral data based on criterion function of information capability. *Management of Development of Complex Systems*, 53, 23–29. doi: 10.32347/2412-9933.2023.53.23-29.

- Alpert, S. (2022). The new approach to applying the Dezert – Smarandache theory in land-cover classification in uav-based remote sensing. *Management of Development of Complex Systems*, 49, 33–39. doi: 10.32347/2412-9933.2022.49.33-39.
- Anjana, S., Poonam, K., Meenal, B. R. (2014). Biodegradation of diesel hydrocarbon in soil by bioaugmentation of *Pseudomonas aeruginosa*: a laboratory scale study. *International Journal of Environmental Bioremediation & Biodegradation*, 2(4), 202–212.
- Banks, M. K., Schultz, K. E. (2005). Comparison of plants for germination toxicity tests in petroleum contaminated soil. *Water, Air, and Soil Pollution*, 167, 211–219.
- Camps-Valls, G., Mooij, J., Scholkopf, B. (2010). Remote Sensing Feature Selection by Kernel Dependence Measures. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(3), 587–591.
- Crippen, R. E. (1999). Calculating the Vegetation Index Faster. *Remote Sensing of Environment*, 34, 71–73.
- Du, Q., Yang, H. (2008). Similarity-Based Unsupervised Band Selection for Hyperspectral Image Analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(4), 564–568.
- Dzhura, N., Romanyuk, O., Oshchapovsky, I. et. al. (2008). Using plants for recultivation of oil-polluted soils. *Environmental protection and ecology*. 9(1), 55–59.
- Fingas, M., Brown, C. E. (2018). A review of oil spill remote sensing. *Sensors*, 18(1), 91.
- Gong, M., Zhang, M., Yuan, Y. (2015). Unsupervised band selection based on evolutionary multiobjective optimization for hyperspectral images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 54, 544–557.
- Habermann, M., Fremont, V., Shiguemori, E. H. (2017). Problem-based band selection for hyperspectral images. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 1800–1803.
- Jiao, Z., Jia, G., Cai, Y. (2019). A new approach to oil spill detection that combines deep learning with unmanned aerial vehicles. *Computers & Industrial Engineering*, 135, 1300–1311.
- Keshava, N. (2004). Distance metrics and band selection in hyperspectral processing with applications to material identification and spectral libraries. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(7), 1552–1565.
- Okpobiri, O., Harry, A. A. (2022). Monitoring and Detecting the Impact of Oil Sabotage on Land Using Multispectral Imagery. *International Journal of Multidisciplinary Research and Publications (IJMRAP)*, 4(9), 66–74.
- 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.
- 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.
- Smets, Ph. (1990). The combination of evidence in the Transferable Belief Model. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(5), 447–458.
- Yager, R. (1987). On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Inf. Sci.*, 41, 93–137.

AN APPLICATION OF THE MODERN METHODS FOR SATELLITE IMAGE PROCESSING FOR SOLUTION OF PROBLEMS OF ENVIRONMENTAL MONITORING

S. I. Alpert

Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth of the Institute of Geological Sciences of the National Academy of Sciences of Ukraine, Olesia Honchara Str., 55-b, Kyiv, 01054, Ukraine

National Aviation University, Kyiv, 1, Liubomyra Huzara ave, 03058, Ukraine

Modern Remote Sensing methods and approaches gives a new opportunities for conducting scientific research in a much more detail way. Nowadays many methods for satellite image processing are applied in remote sensing. Band selection and classification procedure are one of most serious and complex procedures of satellite image processing. Band selection method based on correlation analysis, Yager's combination rule and Normalized Difference Vegetation Index (*NDVI*) for satellite data processing were proposed in this paper. Application of *NDVI* is the first step of classification. The *NDVI* can be applied to evaluate the density of green vegetation. Different values of Vegetation Index correspond to different classes of objects, such as: sand, soil, reservoirs, green vegetation, roads and petroleum pollutions. Using *NDVI*, we can select special classes, that we need. Control classification is the second step of satellite image processing. But a lot of classification methods can not deal with conflicting data and can provide illogical and wrong results of classification. That's why we should use the Dempster-Shafer evidence theory and Yager's combination rule. Yager's rule can process ambiguous and incomplete data from different spectral bands. Main advantages of the Dempster-Shafer evidence theory and Yager's combination rule were described and analyzed in this work. The development of Dempster-Shafer evidence theory arises from the necessity to overcome the limitations of Probability Theory. It was noted, that Yager's combination rule can quickly and easy process information. It was given a formula of Yager's combination rule in this paper. Yager's rule can combine imprecise and high conflicting information. It was considered a numerical example, where *NDVI* and Yager's combination rule were used for detection and mapping of petroleum pollution. Described methods for satellite image processing can be applied in different agriculture and practical tasks, searching for minerals, ecological monitoring, mapping of petroleum pollutions.

Keywords: image classification, Normalized Difference Vegetation Index, evidence theory, Yager's combination rule, ecological monitoring.

*Рукопис статті отримано 16.05.2024
Надходження остаточної версії: 27.06.2024
Публікація статті: 30.06.2024*