DOI: 10.32347/2412-9933.2021.45.82-88
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

НОВІТНІЙ МЕТОД ОЦІНКИ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ, ОТРИМАНИХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ ЗВАЖЕНОЇ МАТРИЦІ ПОМИЛОК ТА ЇЇ КОЕФІЦІЄНТІВ ТОЧНОСТІ

Анотація. *Запропоновано новий метод для оцінки точності класифікування зображень, отриманих із застосуванням дистанційного зондування Землі на основі безпілотних літальних апаратів, який може бути застосований для вирішення різноманітних екологічних та практичних завдань. На сьогодні тематичні карти відіграють важливу роль у вирішенні різних завдань дистанційного зондування Землі. Тематичні карти застосовуються при класифікуванні лісів, для визначення типів та властивостей ґрунтів, для екологічного моніторингу, при пошуку нафти та газу. Тому оцінка точності є необхідною для оцінки якості тематичних карт. Важливо знати точність тематичних карт, перш ніж вони будуть використані для подальших наукових досліджень. Користувачі і виробники карт порівнюють декілька карт, щоб вибрати кращу, або перевіряють, наскільки вони збігаються. Для оцінювання точності тематичних карт запропоновано використовувати зважену матрицю помилок. Запропонована зважена матриця була порівняна з матрицею помилок. Відзначено, що матриця помилок потребує великих вибірок та не враховує "серйозність" помилок. Наведено основні переваги зваженої матриці помилок, а також зауважено, що зважена матриця помилок надає різну вагу різним помилкам класифікування. Ця властивість зваженої матриці помилок є дуже важливою, коли не усі помилки є однаково серйозними та грубими для користувача. Запропонований метод використовує вагову матрицю для матриці помилок, яка надає вагу кожному елементу матриці помилок. У роботі описано коефіцієнти точності зваженої матриці помилок, такі як: загальна точність, точність користувача, точність виробника та усереднені вагові функції для кожного класу та їх основні властивості. Також розглянуто числовий приклад розрахунку коефіцієнтів точності зваженої матриці помилок. Запропонований новий метод для оцінки точності класифікування зображень можна застосувати для класифікування земляного покриву, для моніторингу навколишнього середовища, для пошуку корисних копалин та вирішення чисельних сільськогосподарських завдань.*

Ключові слова: зважена матриця помилок; оцінка точності; коефіцієнти точності; моніторинг навколишнього середовища

Вступ

Нині дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) становить інформаційну основу для дослідження, моніторингу, оцінювання стану навколишнього середовища та прогнозу змін, які в ньому відбуваються. Слід зазначити, що вдале розв'язання численних природоресурсних та екологічних задач ДЗЗ залежить від якості і точності класифікування зображень, що отримуються з використанням супутників чи безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Тому розроблення нових методів та підходів до оцінювання точності класифікування зображень є однією із найважливіших задач. Слід зауважити, що на сьогодні відомі різноманітні методи для оцінювання точності класифікування аерокосмічних зображень [1].

У статті запропоновано метод оцінки точності класифікування знімків, що отримуються із застосуванням БПЛА, який використовує зважену матрицю помилок (Weighted confusion matrix) та коефіцієнти точності класифікування, що отримуються з цієї матриц

Мета статті

Метою статті є аналіз зваженої матриці помилок, її характеристик та основних переваг у порівнянні із відомою матрицею помилок (Confusion matrix). В роботі наголошено на тому, що зважена матриця помилок, на відміну від звичайної матриці помилок, враховує відмінності між помилками класифікування, а саме надає різну вагу різним помилкам класифікування.

Також в роботі розглянуто коефіцієнти точності, що отримуються із зваженої матриці помилок, як-от: повна точність класифікування (overall accuracy), точність виробника (producer's accuracy), точність споживача (user's accuracy), усереднені вагові функції для кожного класу (Weighted averages) та їхні основні властивості. Також у статті розглянуто числовий приклад застосування правила комбінування.

Слід зауважити, що запропонований метод оцінювання точності класифікування зображень, отриманих із використанням БПЛА, може бути застосований для екологічної оцінки територій, для розв'язання різноманітних сільськогосподарських завдань, для вирішення задач класифікування, для побудови топографічних і тематичних карт.

Виклад основного матеріалу

Матриця помилок і коефіцієнти точності

Матриця помилок є інформативною основою для оцінювання точності класифікування аерокосмічних зображень. Елементами матриці помилок є статистичні результати проведеного класифікування n об'єктів за наявності r класів. При цьому кожен із n об'єктів при проведенні процедури класифікування має бути віднесеним до відповідного класу (категорії). Кожен рядок позначається індексом i, а кожен стовпчик – індексом j. Рядки відображають класифіковані дані, а стовпчики – завіркові дані.

Матриця помилок має вигляд:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{r1} & \cdots & x_{rr} \end{pmatrix}, \qquad (1)$$

де x_{ij} – елемент *i*-го рядка та *j*-го стовпчика цієї матриці помилок, що відображає кількість об'єктів, які помилково віднесені до класу (категорії) C_i, хоча в дійсності вони мають належати до класу (категорії) C_j, $i, j = 1, 2, ..., r; r$ – загальна кількість класів.

При застосуванні матриці помилок припускається, що результат класифікування, який перевіряється, є неточним, а завіркові дані відображають реальну ситуацію. У задачах, коли завіркові дані також є неточними, ми вже не можемо говорити про "помилку", а говоримо про "різницю" між двома наборами даних [1; 2].

Елементи головної діагоналі матриці помилок вказують на випадки, де класифіковані дані та завіркові дані збігаються (випадок правильного класифікування). При цьому сума діагональних елементів вказує на загальну кількість правильно класифікованих об'єктів (пікселів зображення). Недіагональні елементи вказують на випадки розбіжності між класифікованими та завірковими даними (помилки класифікування).

Надалі будемо використовувати такі позначення:

$$\sum_{j=1}^{r} x_{ij} \equiv x_{i+} \text{ – кількість об'єктів } n_i \qquad (2)$$

з категорії C_i (сума елементів і-го рядка);

$$\sum_{i=1}^{r} x_{ij} \equiv x_{+j} \text{ – кількість об'єктів, віднесених} \qquad (3)$$

при класифікації до категорії C_j (сума елементів *j*-го стовпчика);

$$n = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} x_{ij} \text{ – кількість усіх об'єктів.} \qquad (4)$$

З матриці помилок отримуються коефіцієнти для оцінки точності, а саме:

1) $A_0 = \sum_{i=1}^{r} x_{ii} / n$ – загальна точність (5)

класифікування (overall accuracy).

При цьому загальна точність класифікування визначається так: відношення кількості правильно класифікованих пікселів до загальної кількості пікселів у матриці та відображається у відсотках.

2) $O_j = \dfrac{x_{jj}}{x_{+j}}$ – точність виробника (6)

(producer's accuracy).

Точність виробника використовується для визначення точності певного розрахункового класу і розраховується як відношення кількісті правильно класифікованих пікселів цього класу до загальної кількості у ньому пікселів згідно з перевіреними даними. Точність виробника показує, наскільки точно результат класифікування для цього класу збігається з даними, що були перевірені.

3) $C_i = \dfrac{x_{ii}}{x_{i+}}$ – точність користувача (7)

(user's accuracy).

Також можемо обчислити аналогічний показник – точність користувача для завіркових даних, якщо розділити кількість правильно класифікованих пікселів класу на загальну кількість пікселів у ньому згідно з даними, що підлягають перевірці. Цей показник показує, наскільки ймовірно, що цей клас збігається з результатами класифікування.

Але у метода, що використовує матрицю помилок, є певні недоліки: потреба у великих статистичних вибірках та неможливість врахувати різний ступінь серйозності помилок [2].

Зважена матриця помилок

Основним недоліком звичайної матриці помилок є припущення, що всі помилки є однакові, мають однакову вагу, тобто однаково серйозні. В дійсності помилки, які відображає матриця помилок, не всі є однаково "грубими", а мають різний ступінь "серйозності", тобто різну вагу для користувача. Неврахування цього факту може призводити до помилок. Тому при оцінюванні точності класифікування зображення треба враховувати міру "серйозності" помилок.

При цьому крім звичайної матриці помилок *X* будується вагова матриця, елементами якої виступають вагові функції, що виражають ступінь (міру) "грубості" для кожного елемента матриці помилок відповідно. Не вимагається, щоб вагова матриця була симетричною [3–7].

Вагова матриця має вигляд:

$$W=\begin{pmatrix} 1 & w_{12} & \dots & w_{1r} \\ w_{21} & 1 & w_{23} & w_{2r} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{r1} & w_{r2} & \dots & 1 \end{pmatrix}, \qquad (8)$$

де елементи по головній діагоналі – вагові функції, які завжди приймають значення "1", а недіагональні елементи приймають значення від "0" до "1", тобто:

$$w_{ii}=1, \quad \forall i;$$

$$w_{ij}\in[0,...,1], \quad \forall i\neq j.$$

При цьому вагові функції помилок (недіагональні елементи вагової матриці) надаються експертом.

Якщо недіагональний елемент вагової матриці $w_{ij}=0,$ то це вказує на найбільший рівень (міру) "серйозності" "грубості" помилки, що виражається відповідним елементом x_{ij} матриці помилок *X*, що вказує, своєю чергою, на кількість об'єктів, які були помилково віднесені до класу $C_i,$ хоча насправді вони належать класу C_j.

Також слід зазначити, що чим ближче значення недіагонального елемента вагової матриці w_{ij} до "1", тим помилка, що виражається відповідним елементом x_{ij} буде менш серйозною (менш "грубою").

Окремий випадок, коли всі недіагональні елементи w_{ij} вагової матриці *W* приймають значення "0", вказує на те, що усі помилки матриці помилок *X*, що виражається елементами x_{ij}, є однакові, тобто мають однакову найбільшу міру "серйозності" ("грубості"). У такому разі нема потреби у використанні додаткової вагової матриці помилок, оскільки у цьому випадку достатньо використовувати тільки одну матрицю помилок.

Із зваженої матриці помилок можна отримати такі коефіцієнти точності:

1) $A_{0w}=\sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r}w_{ij}\cdot p_{ij}$ – загальна (9)

точність класифікування, де $p_{ij}=x_{ij}/n,\ i\neq j$ – частота помилок, що вказують на кількість об'єктів, які були помилково віднесені до класу $C_i,$ хоча в дійсності вони належать класу C_j,

$i,j=1,2,...,r.$ (10)

2) $C_{iw}=\frac{1}{p_{i+}}\sum_{j=1}^{r}w_{ij}\cdot p_{ij},$ – точність (11)

користувача, де $p_{i+}=x_{i+}/n=\sum_{j=1}^{r}p_{ij}$ – частина (12) класифікованих даних у *i*-му рядку;

3) $O_{jw}=\frac{1}{p_{+j}}\sum_{i=1}^{r}w_{ij}\cdot p_{ij}$ – точність (13)

виробника, де $p_{+j}=x_{+j}/n=\sum_{i=1}^{r}p_{ij}$ – частина (14) завіркових даних у *j*-му стовпчику.

Із наведених формул (9) – (14) видно, що чим ближче значення недіагонального елемента вагової матриці w_{ij} до "1", тим помилка, що виражається відповідним елементом x_{ij}, буде менш "грубою", а значення загальної точності класифікування, точності користувача та точності виробника – більшими.

Також, використовуючи зважену матрицю помилок, можна отримати всереднені вагові функції: $\overline{w}_{i+}$ та $\overline{w}_{+j}$, що виражають частину об'єктів кожного класу серед класифікованих та завіркових даних відповідно.

Усереднені вагові функції розраховуються за такими формулами:

$\overline{w}_{i+}=\sum_{j=1}^{r}w_{ij}\cdot p_{+j}$ – усереднена вагова (15)

функція для *i*-го рядка;

$\overline{w}_{+j}=\sum_{i=1}^{r}w_{ij}\cdot p_{i+}$ – усереднена вагова (16)

функція для *j*-го стовпчика.

Слід зауважити, що сума усереднених вагових функцій приймає значення від "1" до "*r*", де $r-$ кількість класів. Тобто, коли вагові функції (недіагональні елементи вагової матриці *W*) $w_{ij}=1,\quad i\neq j,$ то сума усереднених вагових функцій буде приймати значення "*r*", що, своєю чергою, відповідає випадку, коли помилки у матриці помилок *X* є "негрубими" та ними можна знехтувати.

Якщо значення вагових функцій $w_{ij}=0,\quad i\neq j,$ то сума усереднених вагових функцій буде приймати значення "1", що, своєю чергою, відповідає випадку, коли усі помилки у матриці помилок X є однаково "грубими". При цьому зникає потреба у використанні вагової матриці W (unweighted case). Цей випадок зводиться просто до застосування звичайної матриці помилок X.

Тепер розглянемо на числовому прикладі, як визначаються коефіцієнти точності для зваженої матриці помилок.

Приклад 1

Розглянемо приклад класифікування 100 ділянок за умови, що ми маємо 3 класи: клас "А"–"Ліс", клас "В"–"Вода", клас "С"–"Забудови", тобто $n = 100,\ r = 3$.

Покладемо, що матриця помилок має вигляд:

$$X = \begin{pmatrix} 20 & 12 & 10 \\ 8 & 15 & 7 \\ 10 & 14 & 4 \end{pmatrix}.$$

1) Розрахуємо суму елементів кожного i-го рядка зваженої матриці помилок X:

$$\sum_{j=1}^{r} x_{ij} \equiv x_{i+};$$

$$x_{1+} = 20 + 12 + 10 = 42;$$

$$x_{2+} = 8 + 15 + 7 = 30;$$

$$x_{3+} = 10 + 14 + 4 = 28.$$

2) Розрахуємо суму елементів кожного j-го стовпчика зваженої матриці помилок X:

$$\sum_{i=1}^{r} x_{ij} \equiv x_{+j};$$

$$x_{+1} = 20 + 8 + 10 = 38;$$

$$x_{+2} = 12 + 15 + 14 = 41;$$

$$x_{+3} = 10 + 7 + 4 = 21.$$

3) Визначаємо наступні відношення-частоти помилок: $p_{ij} = \frac{x_{ij}}{n};$

*Таблиця 1 – **Зважена матриця помилок***

		Завіркові дані		
		Клас A	Клас B	Клас C
Класифіковані дані	Клас A	0,2 *1*	0,12 *0*	0,1 *1*
	Клас B	0,08 *0*	0,15 *1*	0,07 *0*
	Клас C	0,1 *0*	0,14 *0,75*	0,04 *1*

$$p_{11} = \frac{20}{100} = 0,2; \quad p_{21} = \frac{8}{100} = 0,08; \quad p_{31} = \frac{10}{100} = 0,1;$$

$$p_{12} = \frac{12}{100} = 0,12; \quad p_{22} = \frac{15}{100} = 0,15; \quad p_{32} = \frac{14}{100} = 0,14;$$

$$p_{13} = \frac{10}{100} = 0,1; \quad p_{23} = \frac{7}{100} = 0,07; \quad p_{33} = \frac{4}{100} = 0,04.$$

4) Складемо матрицю P із співвідношень p_{ij} :

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,2 & 0,12 & 0,1 \\ 0,08 & 0,15 & 0,07 \\ 0,1 & 0,14 & 0,04 \end{pmatrix}.$$

5) Розраховуємо суму елементів кожного i-го рядка матриці P:

$$p_{i+} = \sum_{j=1}^{r} p_{ij};$$

$$p_{1+} = 0,2 + 0,12 + 0,1 = 0,42;$$

$$p_{2+} = 0,08 + 0,15 + 0,07 = 0,3;$$

$$p_{3+} = 0,1 + 0,14 + 0,04 = 0,28.$$

6) Розраховуємо суму елементів кожного j-го стовпчика матриці P:

$$p_{+j} = \sum_{i=1}^{r} p_{ij};$$

$$p_{+1} = 0,2 + 0,08 + 0,1 = 0,38;$$

$$p_{+2} = 0,12 + 0,15 + 0,14 = 0,41$$

$$p_{+3} = 0,1 + 0,07 + 0,04 = 0,21.$$

7) Припустимо, що ми маємо таку вагову матрицю:

$$W = \begin{pmatrix} 1 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 1 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0,75 & 1 \end{pmatrix}.$$

Для зручності, використовуючи розраховані співвідношення p_{ij} та елементи матриці W, побудуємо таблицю 1.

З таблиці 1 ми бачимо, що вагова функція, що відповідає помилці, яка вказує на кількість об'єктів із класу "С"–"Забудови", що були помилково віднесені до класу "А"–"Ліс", становить "1". А вагова функція, що відповідає помилці, яка вказує на кількість об'єктів із класу "В"–"Вода", що були помилково віднесені до класу "С"–"Забудови", становить "0,75".

8) Розрахуємо загальну точність для зваженої матриці помилок за формулою (9):

$$A_{0w} = \sum_{i=1}^{r}\sum_{j=1}^{r} w_{ij} \cdot p_{ij} = 0,2 \cdot 1 + 0,1 \cdot 1 + 1 \cdot 0,15 +$$
$$+ 0,75 \cdot 0,14 + 1 \cdot 0,04 = 0,595 \approx 0,6.$$

9) Розрахуємо точність користувача для зваженої матриці помилок для кожного класу за формулою (11):

$$C_{1w} = \frac{1}{0,42}(0,2 \cdot 1 + 0,12 \cdot 0 + 0,1 \cdot 1) = 0,7142 \approx 0,71$$ –

точність користувача для класу "А"–"Ліс";

$$C_{2w}=\frac{1}{0,3}(0,08\cdot 0+0,15\cdot 1+0,07\cdot 0)=0,5 -$$

точність користувача для класу “B”–“Вода”;

$$C_{3w}=\frac{1}{0,28}(0,1\cdot 0+0,14\cdot 0,75+0,04\cdot 1)\approx 0,52 -$$

точність користувача для класу “C” – “Забудови”.

10) Розрахуємо точність виробника для зваженої матриці помилок для кожного класу за формулою (13):

$$O_{1w}=\frac{1}{0,38}(0,2\cdot 1+0,08\cdot 0+0,1\cdot 0)=0,53 -$$

точність виробника для класу “A”–“Ліс”;

$$O_{2w}=\frac{1}{0,41}(0,12\cdot 0+0,15\cdot 1+0,14\cdot 0,75)=0,62 -$$

точність виробника для класу “B”–“Вода”;

$$O_{3w}=\frac{1}{0,21}(0,1\cdot 1+0,07\cdot 0+0,04\cdot 1)=0,67 -$$

точність виробника для класу “C” – “Забудови”.

З отриманих результатів можна зробити такі висновки: загальна користь карти для користувача оцінюється за допомогою загальної точності, яка у цьому прикладі становить:

$A_{0w}\approx 60\%$.

Точність користувача для зваженої матриці помилок приймає значення від 50% для класу “B”–“Вода” до 71% для класу “A”–“Ліс”.

Точність виробника для зваженої матриці помилок приймає значення від 53% для класу “A”–“Ліс” до 67% для класу “C”–“Забудови”.

11) Знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{i+}$ для кожного класу, яка виражає частину об’єктів кожного класу серед класифікованих даних за формулою (15):

$$\bar{w}_{1+}=(w_{11}\cdot p_{+1})+(w_{12}\cdot p_{+2})+(w_{13}\cdot p_{+3})=1\cdot 0,38+0\cdot 0,41+1\cdot 0,21=0,59$$

– частина об’єктів класу “A” – “Ліс” серед класифікованих даних;

$$\bar{w}_{2+}=(w_{21}\cdot p_{+1})+(w_{22}\cdot p_{+2})+(w_{23}\cdot p_{+3})=0\cdot 0,38+1\cdot 0,41+0\cdot 0,21=0,41$$

– частина об’єктів класу “B” – “Вода” серед класифікованих даних;

$$\bar{w}_{3+}=(w_{31}\cdot p_{+1})+(w_{32}\cdot p_{+2})+(w_{33}\cdot p_{+3})=0\cdot 0,38+0,75\cdot 0,41+1\cdot 0,21=0,5175$$

– частина об’єктів класу “C” – “Забудови” серед класифікованих даних.

12) Знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{+j}$ для кожного класу, що виражає частину об’єктів кожного класу серед завіркових даних за формулою (16):

$$\bar{w}_{+1}=(w_{11}\cdot p_{1+})+(w_{21}\cdot p_{2+})+(w_{31}\cdot p_{3+})=1\cdot 0,42+0\cdot 0,3+0\cdot 0,28=0,42$$

– частина об’єктів класу “A” – “Ліс” серед завіркових даних;

$$\bar{w}_{+2}=(w_{12}\cdot p_{1+})+(w_{22}\cdot p_{2+})+(w_{32}\cdot p_{3+})=0\cdot 0,42+1\cdot 0,3+0,75\cdot 0,28=0,51$$

– частина об’єктів класу “B” – “Вода” серед завіркових даних;

$$\bar{w}_{+3}=(w_{13}\cdot p_{1+})+(w_{23}\cdot p_{2+})+(w_{33}\cdot p_{3+})=1\cdot 0,42+0\cdot 0,3+1\cdot 0,28=0,7 -$$

частина об’єктів класу “C” – “Забудови” серед завіркових даних.

Приклад 2

У пропонованому прикладі розглянемо частковий випадок, коли матриця помилок та ж сама, як у першому прикладі, тобто: $X=\begin{pmatrix}20 & 12 & 10\\ 8 & 15 & 7\\ 10 & 14 & 4\end{pmatrix}$, а вагова матриця W має такий вигляд:

$$W=\begin{pmatrix}1 & w_{12} & w_{13}\\ w_{21} & 1 & w_{23}\\ w_{31} & w_{32} & 1\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}1 & 1 & 1\\ 1 & 1 & 1\\ 1 & 1 & 1\end{pmatrix},$$

тобто, усі вагові функції (недіагональні елементи вагової матриці W) $w_{ij}=1,\quad i\neq j$.

Покажемо, що у такому випадку сума усереднених вагових функцій буде дорівнювати “r”, тобто кількості класів (категорій). У нашому випадку ми маємо 3 класи.

Знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{i+}$ для кожного класу, яка виражає частину об’єктів кожного класу серед класифікованих даних за формулою (15):

$$\bar{w}_{1+}=(w_{11}\cdot p_{+1})+(w_{12}\cdot p_{+2})+(w_{13}\cdot p_{+3})=1\cdot 0,38+1\cdot 0,41+1\cdot 0,21=1 -$$

частина об’єктів класу “A” – “Ліс” серед класифікованих даних;

$$\bar{w}_{2+}=(w_{21}\cdot p_{+1})+(w_{22}\cdot p_{+2})+(w_{23}\cdot p_{+3})=1\cdot 0,38+1\cdot 0,41+1\cdot 0,21=1 -$$

частина об’єктів класу “B” – “Вода” серед класифікованих даних;

$$\bar{w}_{3+}=(w_{31}\cdot p_{+1})+(w_{32}\cdot p_{+2})+(w_{33}\cdot p_{+3})=1\cdot 0,38+1\cdot 0,41+1\cdot 0,21=1 -$$

частина об’єктів класу “C” – “Забудови” серед класифікованих даних.

Звідси маємо: $\bar{w}_{1+}+\bar{w}_{2+}+\bar{w}_{3+}=1+1+1=3,$ тобто ми показали, що сума усереднених вагових функцій дорівнює кількості класів у цьому випадку.

Аналогічним чином знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{+j}$ для кожного класу, що виражає частину об’єктів кожного класу серед завіркових даних за формулою (16):

$$\bar{w}_{+1}=(w_{11}\cdot p_{1+})+(w_{21}\cdot p_{2+})+(w_{31}\cdot p_{3+})=1\cdot 0,42+1\cdot 0,3+1\cdot 0,28=1$$

– частина об’єктів класу “A” – “Ліс” серед завіркових даних; $\bar{w}_{+2}=(w_{12}\cdot p_{1+})+(w_{22}\cdot p_{2+})+(w_{32}\cdot p_{3+})=1\cdot 0,42+1\cdot 0,3+1\cdot 0,28=1$

– частина об’єктів класу “B” – “Вода” серед завіркових даних;

$$\bar{w}_{+3}=(w_{13}\cdot p_{1+})+(w_{23}\cdot p_{2+})+(w_{33}\cdot p_{3+})=1\cdot 0,42+1\cdot 0,3+1\cdot 0,28=1$$

– частина об’єктів класу “C” – “Забудови” серед завіркових даних.

Аналогічно маємо: $\bar{w}_{+1}+\bar{w}_{+2}+\bar{w}_{+3}=1+1+1=3,$ тобто сума усереднених вагових функцій дорівнює кількості класів.

Слід зауважити, у цьому випадку всі помилки в матриці помилок *X* є "негрубими", тобто ними можна знехтувати.

Приклад 3

Тепер розглянемо частковий випадок, коли матриця помилок та ж сама, як у попередніх прикладах, тобто: $X = \begin{pmatrix} 20 & 12 & 10 \\ 8 & 15 & 7 \\ 10 & 14 & 4 \end{pmatrix}$, а вагова матриця *W* має такий вигляд:

$$W = \begin{pmatrix} 1 & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & 1 & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

тобто, усі вагові функції (недіагональні елементи вагової матриці *W*) $w_{ij} = 0, \quad i \neq j.$

Покажемо, що у такому випадку сума усереднених вагових функцій буде дорівнювати "1", що, своєю чергою, відповідає випадку, коли усі помилки у матриці помилок *X* є однаково "грубими".

Знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{i+}$ для кожного класу, яка виражає частину об'єктів кожного класу серед класифікованих даних за формулою (15):

$\bar{w}_{1+} = (w_{11} \cdot p_{+1}) + (w_{12} \cdot p_{+2}) + (w_{13} \cdot p_{+3}) = 1 \cdot 0,38 + 0 + 0 = 0,38$ – частина об'єктів класу "А" – "Ліс" серед класифікованих даних;

$\bar{w}_{2+} = (w_{21} \cdot p_{+1}) + (w_{22} \cdot p_{+2}) + (w_{23} \cdot p_{+3}) = 0 + 1 \cdot 0,41 + 0 = 0,41$ – доля об'єктів класу "В"–"Вода" серед класифікованих даних; $\bar{w}_{3+} = (w_{31} \cdot p_{+1}) + (w_{32} \cdot p_{+2}) + (w_{33} \cdot p_{+3}) = 0 + 0 + 1 \cdot 0,21 = 0,21$ – частина об'єктів класу "С" – "Забудови" серед класифікованих даних.

Звідси маємо: $\bar{w}_{1+} + \bar{w}_{2+} + \bar{w}_{3+} = 0,38 + 0,41 + 0,21 = 1,$ тобто ми показали, що сума усереднених вагових функцій дорівнює "1".

Аналогічним чином знаходимо усереднену вагову функцію $\bar{w}_{+j}$ для кожного класу, що виражає частину об'єктів кожного класу серед завіркових даних за формулою (16):

$\bar{w}_{+1} = (w_{11} \cdot p_{1+}) + (w_{21} \cdot p_{2+}) + (w_{31} \cdot p_{3+}) = 1 \cdot 0,42 + 0 + 0 = 0,42$ – частина об'єктів класу "А" – "Ліс" серед завіркових даних;

$\bar{w}_{+2} = (w_{12} \cdot p_{1+}) + (w_{22} \cdot p_{2+}) + (w_{32} \cdot p_{3+}) = 0 + 1 \cdot 0,3 + 0 = 0,3$ – частина об'єктів класу "В" – "Вода" серед завіркових даних;

$\bar{w}_{+3} = (w_{13} \cdot p_{1+}) + (w_{23} \cdot p_{2+}) + (w_{33} \cdot p_{3+}) = 0 + 0 + 0,28 = 0,28$ – частина об'єктів класу "С" – "Забудови" серед завіркових даних.

Аналогічно маємо: $\bar{w}_{+1} + \bar{w}_{+2} + \bar{w}_{+3} = 0,42 + 0,3 + 0,28 = 1,$ тобто сума усереднених вагових функцій дорівнює "1".

Також слід зауважити, що у такому випадку зникає потреба у використанні вагової матриці *W*, оскільки він зводиться до випадку із використанням звичайної матриці помилок *X* (unweighted case).

Висновки

У статті запропоновано новий метод для оцінки точності класифікування зображень, отриманих за допомогою БПЛА, із застосуванням зваженої матриці помилок. При цьому проведено порівняння запропонованої зваженої матриці помилок із відомою матрицею помилок. У роботі були зазначені деякі недоліки відомої матриці помилок, а саме: потреба у великих вибірках та неврахування "грубості" помилок. Також були показані основні переваги зваженої матриці помилок. Зазначалося, що зважена матриця помилок надає різну вагу різним помилкам класифікування, що є дуже важливим для задач класифікування, коли не усі помилки є однаково серйозними та грубими. При цьому будується вагова матриця для матриці помилок, яка надає вагу кожному елементу матриці. В статті описано коефіцієнти точності зваженої матриці помилок, а саме: загальна точність, точність користувача, точність виробника та усереднені вагові функції для кожного класу. Також було розглянуто числовий приклад розрахунку коефіцієнтів точності зваженої матриці помилок та показано основні властивості усереднених вагових функцій. Запропонований новий метод для оцінки точності класифікування зображень із застосуванням дистанційного зондування із використанням БПЛА може бути застосований при класифікуванні лісів, сільськогосподарських земель, для моніторингу навколишнього середовища, при пошуку корисних копалин та при вирішенні екологічних завдань [8 – 12].

Список літератури

1. Story, M., & Congalton, R. G., (1986). Accuracy assessment: A user's perspective. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 52, 397–399.

2. Hardin, P. J., & Shumway, J. M., (1997). Statistical significance and normalized confusion matrices. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 63, 735–740.

3. Congalton, R. G., (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37, 35–46.

4. Cohen, J., (1968). Weighted kappa: Nominal scale agreement with provision for scaled disagreement or partial credit. *Psychological Bulletin*, 70, 426–443.

5. Alpert, M. I., & Alpert, S. I., (2020). 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*, Kyiv, pp. 1–5.

6. 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.

7. Cochran, W. G., (1977). Sampling Techniques. New York: John Wiley and Sons, 421–428.

8. 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.

9. 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.

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

11. Congalton, R. G., (1999). Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices. CRC Press: Taylor & Francis Group, 130–137.

12. Congalton, R. G., Oderwald, R. G., & Mead, R. A. (1983). Assessing Landsat classification accuracy using discrete multivariate analysis statistical techniques. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 1, 1671–1678.

Стаття надійшла до редколегії 12.02.2021

Alpert Sofiia
PhD (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

THE NEW METHOD FOR ACCURACY ASSESSMENT OF IMAGE CLASSIFICATION OBTAINED USING UNMANNED AERIAL VEHICLES BASED ON A WEIGHTED CONFUSION MATRIX AND ITS ACCURACY COEFFICIENTS

Abstract. *The proposed new method for accuracy assessment of image classification in UAV-based Remote Sensing can be applied in solution of different ecological and practical tasks. Nowadays thematic maps play an important role in solution of different remote sensing tasks. Thematic maps are applied for forest classification, determing of soil types and properties, environmental monitoring, exploring of oil and gas. That's why the accuracy assessment is necessary to evaluate the quality of thematic maps. It is important to know the accuracy of thematic maps before they are used for further scientific investigations. Users and producers of maps compare several maps to see which is best, or to check how well they agree. It was proposed to use Weighted confusion matrix for accuracy assessment of thematic maps. Proposed Weighted confusion matrix was considered with Confusion matrix. It was noted, that Confusion matrix needs in large samples and can not take into account the "seriousness" of errors. It also were shown main advantages of Weighted confusion matrix. It was noted, that Weighted confusion matrix gives different weights for different mistakes of classification. Proposed Weighted confusion matrix gives a partial credit for classification results. This property of the Weighted confusion matrix is very important, when not all mistakes are equally serious and rough for user. Proposed method uses the Weights matrix for Confusion matrix that contains weights for each element in the Confusion matrix. Accuracy coefficient of the Weighted confusion matrix, such as: Overall accuracy, User's accuracy, Producer's accuracy and Weighted average of the weights for each class and their main properties were described in this work too. It was also considered a numerical example of calculation of accuracy coefficients of Weighted confusion matrix. This proposed new method for accuracy assessment of image classification can be applied in land-cover classification, environmental monitoring, exploring for minerals, numerous agricultural tasks.*

Keywords: Weighted confusion matrix; accuracy assessment; accuracy coefficients; environmental monitoring

---

Посилання на публікацію

APA Alpert, Sofiia, (2020). The new method for accuracy assessment of image classification obtained using unmanned aerial vehicles based on a weighted confusion matrix and its accuracy coefficients. *Management of Development of Complex Systems*, 45, 82–88, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2021.45.82-88.

ДСТУ Альперт С. І. Новітній метод оцінки точності класифікування зображень, отриманих із використанням безпілотних літальних апаратів на основі зваженої матриці помилок та її коефіцієнтів точності. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2021. № 45. С. 82 – 88, dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2021.45.82-88.