

## **Тема доповіді**

**“Огляд оцінок точності і неточності та їх властивостей при класифікації земляного покриву”**

**Спеціальність: 05.07.12- Дистанційні аерокосмічні дослідження**

**Галузь науки: технічна**

**Аспірантка третього року навчання: Альперт С.І.**

**Науковий керівник:**

**доктор технічних наук,**

**професор М.О. Попов**

## 1. Матриця помилок і коефіцієнти точності: вихідні положення

Матриця помилок заповнюється статистичними результатами проведеної класифікації  $n$  об'єктів при наявності  $K$  класів [1-2]. Кожен рядок нумерується індексом  $i$ , а кожен стовпчик нумерується індексом  $j$ . При цьому  $i, j = 1, 2, \dots, K$ . Елемент матриці помилок  $n_{ij}$  відображає число об'єктів, що помилково були віднесені при класифікації до класу  $i$ , хоча в дійсності вони належать класу  $j$ .

Матриця помилок має наступний вигляд [3-7]:

$$X = \begin{pmatrix} n_{11} & \dots & n_{12} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ n_{21} & \dots & n_{22} \end{pmatrix}.$$

Введемо наступні позначення:

$$n_{i+} = \sum_{j=1}^K n_{ij}; \quad n_{+j} = \sum_{i=1}^K n_{ij}. \quad (1)$$

- загальна точність класифікації (Overall Accuracy)

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^K n_{ii}}{n}; \quad (2)$$

- точність виробника (Producer's Accuracy)

$$PA = \frac{N_{ii}}{N_{i+}}; \quad (3)$$

- точність користувача (User's Accuracy)

$$UA = \frac{N_{ii}}{N_{+i}}. \quad (4)$$

## Приклад 1

Наведемо приклад класифікації 700 ділянок, якщо ми маємо дві категорії: "Поле" та "Ліс". Припустимо, що у нас є дві класифікації даних ділянок. Одна з цих класифікацій створена на базі даних AVHRR, а друга-MODIS. Результат накладання двох класифікацій буде:

- 1) два джерела визначили територію як ліс;
- 2) AVHRR визначив територію як поле, MODIS-як ліс;
- 3) MODIS визначив територію як поле, AVHRR-як ліс;
- 4) два джерела визначили територію як поле;

Таблиця 1. Результат класифікації 700 ділянок за двома категоріями

		MODIS		
		Поле	Ліс	$\Sigma$
AVHRR	Поле	121	87	208
	Ліс	17	475	492
	$\Sigma$	138	562	700

Overall Accuracy -  $\frac{121+475}{700} = 0,85$  - загальна точність класифікації;

В даному прикладі загальна точність становить 85%. Ми отримали таке високе значення загальної точності завдяки територіям, які були класифіковані як ліси обома джерелами

Тепер підрахуємо точності виробника та точності користувача і встановимо їх взаємозв'язок з помилками omission та помилками commission. Фізичний зміст помилок omission полягає в невірній класифікації, тобто, коли пікселі, які в дійсності

мають належати до певного конкретного класу, не були віднесені до цього класу. Фізичний зміст помилок commission полягає в невірній класифікації, коли піксель з одного класу був помилково віднесений до іншого класу, хоча в дійсності він до цього класу не належить [8-9].

$Producer's Accuracy = \frac{121}{138} = 0,88$  - точність виробника для класу полів;

Точність виробника для класу полів становить 88%. Висока точність виробника означає, що під час даної класифікації ми отримали мало помилок omission (omission errors), тобто було пропущено мало пікселів, що відносяться до класу полів. Було встановлено, що невелика кількість пікселів, які насправді відносяться до полів, були помилково віднесені до лісів.

$User's Accuracy = \frac{121}{208} = 0,59$  - точність користувача для класу полів.

Ми підраховували, що точність користувача для класу полів складає 59%. Зауважимо, що низька точність користувача означає, що при проведенні даної класифікації ми маємо багато помилок commission (commission errors), тобто маємо багато пікселів, які насправді відносяться до лісу, але були помилково віднесені до полів.

Розрахуємо точність виробника та точність користувача для класу лісів:

$\text{Producer's Accuracy} = \frac{475}{362} = 0.85$  -точність виробника для класу лісів;

$\text{User's Accuracy} = \frac{475}{492} = 0.97$  -точність користувача для класу лісів;

Тепер проаналізуємо отримані результати для класу Поля. Для цього класу точність виробника є набагато кращою за точність користувача. Тобто “краще, щоб усі ділянки, які насправді належать до класу Поля, були класифіковані як ті, що належать до класу Поля”, а не “краще, щоб ділянок, що належать до класу Поля було менше, але усі вони точно належали до класу Поля”.

З даного прикладу випливає, що помилки *commission* та помилки *omission* для одного класу є протилежними. Високе значення однієї з них часто пов'язане з низьким значенням іншої. Тракткування та інтерпретація якості класифікації залежить від конкретних задач. Також слід зауважити, що однією з найпоширеніших задач є знаходження максимального значення обох типів помилок [10-11].

## 2. Ризик Баєса та його основні властивості

Розглянемо ризик Баєса, що може бути використаний як оцінка неточності класифікації.

$$R = \sum_{i=1}^r \pi_i \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} P_{ji}, \quad (5)$$

де  $\gamma_{ij}$  - величина, яка надається тому випадку, коли ділянка з категорії  $C_i$  віднесена до  $C_j$  ( $i, j = 1, \dots, r$ );  $\pi_i$  - апіорні ймовірності категорій  $C_i$ ;

$P_{ji}$  - імовірність того, що ділянка з категорії  $C_i$  віднесена до  $C_j$ .

Зауважимо, при вірному розташуванні ділянки величина  $\gamma_{ij} = 0$ . Квадратна матриця  $\Gamma = (\gamma_{ij})$  порядку  $r$  називається Ціною матрицею. Оцінка ризику  $R$  має вигляд:

$$R(X | \Gamma) = \sum_{i=1}^r \frac{\pi_i}{n_i} \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij}. \quad (6)$$

Розглянемо два випадки:  $\pi_i = \frac{1}{r}$  (однакові апіорні ймовірності) та  $\pi_i = \frac{n_i}{N}$  (пропорційні апіорні ймовірності). Підставляючи ці значення у вираз (6),

$$R_{\text{од}}(X | \Gamma) = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij};$$

маємо:

$$R_{\text{пр}}(X | \Gamma) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij}. \quad (7)$$

$R(X|\Gamma)$  задовольняє наступним властивостям:

1)  $R(X|\Gamma)$  монотонно спадає, коли хоча б один діагональний елемент  $x_{ii}$  зростає у незначному діапазоні;

2)  $R(X|\Gamma) \geq 0$ ,

$R(X|\Gamma) = 0$  виконується тоді, коли всі ділянки правильно класифіковані;

(у випадку, якщо  $\gamma_{ij} \geq 0$  для  $\forall i \neq j$ , вираз “тоді” замінюється на “тоді і тільки тоді”);

3)  $R(X|\Gamma) \leq \sum_{i=1}^r \pi_i \max \{ \gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ir} \}$ ,

$R(X|\Gamma) = \sum_{i=1}^r \pi_i \max \{ \gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ir} \} \Leftrightarrow$  коли всі ділянки

невірно віднесені до тих категорій, які при невірній класифікації дають найбільш грубі помилки;

4)  $R_{\text{min}}(X|\Gamma) = R_{\text{min}}(X^T|\Gamma^T)$ .

## Приклад 2

Надалі, для зручності, будемо використовувати матрицю помилок у наступному вигляді:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \dots & x_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \dots & x_{nr} \end{pmatrix}.$$

Позначимо через  $x_{ij}$  кількість об’єктів, які були класифіковані на зображенні як такі, що належать до



категорії  $C_j$ , хоча в дійсності вони належать до категорії  $C_i$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, r$ ;  $r$  – загальна кількість класів (категорій).

Наведемо 2 Цінові матриці, за допомогою яких оцінюється неточність матриці помилок

$$X_1 = \begin{pmatrix} 90 & 10 \\ 200 & 1800 \end{pmatrix}; \quad \Gamma_1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \Gamma_2 = \begin{pmatrix} 0 & 10 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

$$\begin{aligned} R_{uni}(X_1 | \Gamma_1) &= \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij} = \\ &= \frac{1}{2} \left[ \frac{1}{100} (0 \cdot 90 + 1 \cdot 10) + \frac{1}{2000} (200 \cdot 1 + 1800 \cdot 0) \right] = 0,1; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_{uni}(X_1 | \Gamma_2) &= \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij} = \\ &= \frac{1}{2} \left[ \frac{1}{100} (0 \cdot 90 + 10 \cdot 10) + \frac{1}{2000} (200 \cdot 1 + 1800 \cdot 0) \right] = 0,55; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_{pro}(X_1 | \Gamma_1) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij} = \\ &= \frac{1}{2100} [90 \cdot 0 + 10 \cdot 1 + 1 \cdot 200 + 0 \cdot 1800] = 0,1; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_{pro}(X_1 | \Gamma_2) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r \gamma_{ij} x_{ij} = \\ &= \frac{1}{2100} [90 \cdot 0 + 10 \cdot 10 + 1 \cdot 200 + 0 \cdot 1800] \approx 0,1429. \end{aligned}$$

### 3. Висновки

В даній роботі був розглянутий та проаналізований метод оцінки точності класифікації, який використовує матрицю помилок. Також були розглянуті коефіцієнти точності класифікації, а саме: повна точність класифікації (overall accuracy), точність виробника (producer's accuracy), точність споживача (user's accuracy) та ризик Баєса. Також було встановлено зв'язок між точністю виробника та помилками omission (omission errors) і зв'язок між точністю користувача та помилками commission (commission errors). В роботі ми розглянули приклад класифікації ділянок по двом категоріям: "Поле" та "Ліс". Також встановили взаємозв'язок між помилками omission та commission для певного класу. Враховуючи результати прикладів, встановили, що високе значення помилки commission пов'язане з низьким значенням помилки omission і навпаки. Також було запропоноване використання ризику Баєса для оцінки неточності класифікації. Було показано, що ризик Баєса, на відміну від інших коефіцієнтів, може бути застосований для визначення типів неправильних класифікацій [12-14].

## ЛІТЕРАТУРА

1. Congalton R.G., Green K. Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices / Congalton R.G., Green K. - CRC Press, Taylor & Francis Group, 1999. - P.130-137.
2. Janssen L.L.F., van derWel F.J.M. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: A review/ Janssen L.L.F., van derWel F.J.M. // Photogramm. Eng. Remote Sensing. -1994. - Vol. 60. - P. 419-426.
3. Альперт С. Оцінка точності класифікації космічних зображень на основі теорії Демпстера-Шафера/ С. Альперт // Збірник праць XI Міжнародної молодіжної науково-практичної конференції "Історія розвитку науки, техніки та освіти" за темою "Розбудова дослідницького університету": Київ, 2013. - С.242-245.
4. Cochran W.G. Sampling Techniques / Cochran W.G. - New York: John Wiley and Sons, 1977.-P. 421-428.
5. Story M and Congalton R. G. Accuracy assessment: A user's perspective/ Story M. and Congalton R.G. // Photogramm. Eng. Remote Sensing -1986.- Vol. 52.-P. 397-399.
6. Hardin P.J. and Shumway J.M. Statistical significance and normalized confusion matrices/ Hardin P.J. and Shumway J.M. //Photogramm.Eng. Remote Sensing - 1997.- Vol. 63.-P. 735-740.
7. Hegarat-Masclé S., Bloch I. and Vidal-Madjar D. Application of Dempster-Shafer Evidence Theory to

Unsupervised Classification in Multisource Remote Sensing/ Hegarat-Masle S., Bloch I. and Vidal-Madjar D. // IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING. -1997.- Vol.35, №4. -P. 1018-1031.

8. Rosenfield G.H. and Fitzpartrick-Lins K. A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy/ Rosenfield G.H. and Fitzpartrick-Lins K. // Photogramm.Eng. Remote Sensing.- 1986.- Vol. 52.-P. 223-227.

9. McCoy R.M Fields Methods in Remote Sensing/ McCoy R.M -New York: Guilford Press, 2005.- P. 150-160.

10. Abidi M.A. and Gonzalez R.C. Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence/ Abidi M.A. and Gonzalez R.C. - New York: Academic, 1992.-P. 562-569.

11. Brownlee K.A. Statistical theory and methodology in science and engineering/ Brownlee K.A. -New York: John Wiley and Sons, 1965. -P. 580-590.

12. Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence/ Shafer G.-Princeton, NY: Princeton University Press, 1976.- P.875-883.

13. Попов М. Методология оценки точности классификации объектов на космических изображениях/М. Попов // Проблемы управления и информатики. -2007.-№1.- С. 97-103.

14. Альперт С. Сучасні критерії оцінки точності класифікації аерокосмічних зображень/С. Альперт // Математичні машини і системи. -2013.-№4.-С. 187-197.