International Science Group

ISG-KONF.COM

XII
INTERNATIONAL SCIENTIFIC AND PRACTICAL CONFERENCE "CURRENT CHALLENGES, TRENDS AND TRANSFORMATIONS"

Boston, USA
December 13 - 16, 2022

ISBN 979-8-88862-829-4

DOI 10.46299/ISG.2022.2.12

CURRENT CHALLENGES, TRENDS AND TRANSFORMATIONS

Proceedings of the XII International Scientific and Practical Conference

Boston, USA
December 13 – 16, 2022

UDC 01.1

The 12th International scientific and practical conference “Current challenges, trends and transformations” (December 13 - 16, 2022) Boston, USA. International Science Group. 2022. 673 p.

ISBN – 979-8-88862-829-4
DOI – 10.46299/ISG.2022.2.12

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ІЗ ВПРОВАДЖЕННЯМ МОДЕЛЕЙ ФУНКЦІЇ ЗНАЧУЩОСТІ ДЛЯ СТРУКТУРНИХ ОЗНАК

Оченашко Максим,
аспірант кафедри інформатики
Харківський національний університет радіоелектроніки

Класифікація зображень у комп'ютерному зорі – фундаментальна задача аналізу та оброблення багатовимірних даних [1–10]. Ґрунтовна основа для класифікації чи визначення змісту зображення – це створення відповідних моделей і структур даних, на основі яких можна результативно зробити висновок, чи є на вхідному зображенні візуальний об'єкт, що належить до визначеної категорії.

У структурних методах класифікації дескриптор ключової точки – це характеристика фрагменту об'єкта, що використовується для визначення його класу на підставі опису як множини дескрипторів [11–15]. Важлива особливість дескриптору – це інваріантність до геометричних перетворень візуальних об'єктів.

Розглянемо окремий дескриптор як кортеж байтів [1, 15, 16–24]. Зважаючи на бітову природу дескриптору, діапазон можливих значень елемента відомий заздалегідь і може бути визначений як $0 \le \beta \le 255$. Дескриптор можна відобразити бінарним вектором із простору B^n (n – ступінь двійки).

Множина бінарних векторів, або опис об'єкту Z, – це сформована послідовність s дескрипторів у вигляді бінарної матриці даних

$$D = \left\{ \left\{ d_{i,j} \right\}_{i=1}^{S} \right\}_{j=1}^{n}.$$

Визначимо кожен рядок матриці D як кортеж із m непересічних послідовних блоків. Опис об'єкту Z подається у вигляді m блоків та має структуру $z_v = z_v^1 \,\&\, z_v^1 \,\&\, \ldots \,\&\, z_v^m$ і складається з однотипних елементів, де z_v^k – k-й блок z_v [1, 14].

Важливо зазначити, що параметр значущості може бути прораховано як загалом для цілісного дескриптора, так і окремо для кожного з його складових блоків.

У той же час для обчислення значущості усього дескриптора можна використати суму усіх значень блоку z_v як $\sum_{i=0}^{m} z_v^i = (z_v^1 + z_v^1 + \ldots + z_v^m)$, де m – це розмір дескриптору.

Іншим способом обчислення значущості чи блоку дескриптора ключової точки є використання статистичних показників класифікаційної значущості або отримання інформації для оцінки внеску кожного елемента в загальний дескриптор. Наприклад, якщо дескриптор ключової точки є вектором числових

значень, значущість кожного елемента можна обчислити, дивлячись на величину або мінливість значень у кожному елементі [7, 10, 13, 22]. Елементи з найбільшими або найбільш змінюваними значеннями, імовірно, будуть важливішими, оскільки вони вносять більший об'єм інформації у зміст дескриптора. Подібним чином, якщо дескриптор ключової точки є набором бінарних значень, значущість кожного елемента можна оцінити та обчислити за допомогою статистичних тестів, таких як хі-квадрат або взаємної інформації, щоб визначити внесок кожного елемента в загальний висновок [15, 24–26].

Використання значущості може бути визначальним у задачах класифікації, оскільки дозволяє класифікатору зосередитися на найбільш інформативних або дискримінаційних аспектах дескриптора, що може суттєво покращити кінцеву результативність методу чи алгоритму.

Кожній ознаці z_v^k еталонного опису значущість можна також призначити експертним способом, статистично чи шляхом навчання, отримавши деякий ваговий коефіцієнт $0 \leq \lambda \leq 1$. Цей коефіцієнт відображає класифікаційну значимість, відносну важливість, «вагу» фіксованої ознаки у порівнянні з іншими ознаками складу опису.

Обчислення вагових коефіцієнтів для ознак передбачають оцінювання ступеня впливу ознаки на результат класифікації. У процесі класифікації, як правило, визначається деякий інтегральний показник значимості опису на основі вагових коефіцієнтів складових елементів [8, 10, 15, 25].

Таким чином, кожен елемент z_v^k опису чи його блоку отримує деякий показник інформативності, який можна визначити на сукупній множині елементів свого та інших класів. Інформативність можна оцінити як різницю відстаней від елемента до власного та решти еталонних описів [13].

Виходячи з цього, для множини із N еталонних описів, кожний потужністю в s елементів, можна побудувати матрицю

$$\Lambda = \begin{Bmatrix} \lambda_{1,1} & \dots, & \lambda_{1,s} \\ \lambda_{2,1} & \dots, & \lambda_{2,s} \\ & \dots, & \\ \lambda_{N,1} & \dots, & \lambda_{N,s} \end{Bmatrix}.$$

Матриця Λ містить значення інформативності, обчислені для усіх елементів бази еталонів і відображає класифікаційну значущість кожного із $N \times s$ базових дескрипторів.

Значущість окремого дескриптора можна також трактувати як величину деякої функції належності φ на множині класів [9, 11, 22, 26]. За визначенням функція належності – це суб'єктивно чи об'єктивно сформована міра нечіткості, що визначає ступінь відповідності компонента даних поняттю, що формалізується нечіткою множиною. Функція належності для окремої компоненти структурного опису зображення – це вектор $\varphi = (\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N)$ з цілими чи дійсними елементами, що відображають ступінь релевантності дескриптора для спектру класів. Як правило, приймають умову $\sum_{i=0}^{N} \varphi_i = 1$.

Маючи базу еталонних описів, для них можна визначити масиви ключових точок та побудувати матрицю класифікаційної значущості для сформованої множини дескрипторів. Застосовуючи аналогічний підхід для вхідного зображення, порівнюємо дескриптори об'єкта з еталонними із врахуванням класифікаційної значущості. Чим більше схожі дескриптори, тим більш впливовішою вважається ключова точка. Після призначення вагових коефіцієнтів «зважений» дескриптор ключових точок можна використовувати так само, як і звичайний дескриптор, використовуючи вагову характеристику еталонного дескриптора, до якого він оптимально схожий у процесі класифікації. Потім класифікатор використовуватиме «зважені» значення дескрипторів для визначення схожості зображень.

Є кілька сучасних методів для реалізації класифікатора. Одним із поширених підходів є використання методів зменшення розмірності, таких як аналіз головних компонент (PCA) або лінійний дискримінантний аналіз (LDA), щоб зменшити розмірність простору дескрипторів, зберігаючи при цьому характеристики розрізненості даних.

Інший підхід полягає у використанні метрики для зіставлення дескрипторів. Алгоритм ORB зазвичай використовує відстань Хеммінга, яка є кількістю бітових позицій, у яких бінарні дані відрізняються.

Враховуючи наявність вагових коефіцієнтів, можна впровадити зважену евклідову відстань

$$\partial(x, y) = \sqrt{\sum_{j=0}^{J} \lambda_j (x_j - y_j)^2},$$

де λ_j – ваговий коефіцієнт дескриптора з матриці Λ.

Евклідова відстань обчислюється для зіставлення дескриптору із еталонними дескрипторами для кожного із класів. А далі традиційним шляхом визначається клас, що набрав найбільшу кількість голосів чи найбільшу агреговану значущість на множині класів. Тут можливі інші варіанти класифікатора, що базуються на логічному обробленні величин значущості чи метрики, або на застосуванні інтегрального критерію на основі цих двох параметрів.

Список літератури:

1. Gorokhovatskyi V., Gadetska S., Ponomarenko R. (2020) Recognition of Visual Objects Based on Statistical Distributions for Blocks of Structural Description of Image. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. Proceedings of the XV International Scientific Conference "Intellectual Systems of Decision Making and Problems of Computational Intelligence" (ISDMCI'2019)*, Ukraine, May 21–25, 2019, pp. 501–512.

2. Gorokhovatsky V.A. Putyatin Y.P. (2009) Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities. *Telecommunications and Radio Engineering*, 68 (9), p. 763–778.

3. Гороховатський, В.О., Творошенко, І.С., Чмутов, Ю.В. (2022) Застосування систем ортогональних функцій для формування простору ознак у методах класифікації зображень. *Сучасні інформаційні системи*, 6 (3), С. 5–12.

4. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. (2020) Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 4, С. 85–94.

5. Gorokhovatsky, V.O. and Gadetska, S.V. (2019) Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions, *Telecommunications and Radio Engineering*, 78 (3), pp. 211–220.

6. Gadetska, S.V., Gorokhovatskyi, V.O., Stiahlyk, N.I., Vlasenko, N.V. (2021) Statistical data analysis tools in image classification methods based on the description as a set of binary descriptors of key points. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, № 4, pp. 58–68.

7. Gorokhovatskyi, V., Stiahlyk, N., Tsarevska, V. (2021). Combination method of accelerated metric data search in image classification problems. *Advanced Information Systems*, 5 (3), pp. 5–12.

8. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Al-Dhaifallah M. (2022) Classification of Images Based on a System of Hierarchical Features, *Computers, Materials & Continua*, 72 (1), pp. 1785–1797.

9. Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2022) The Application of Hybrid Intelligence Systems for Dynamic Data Analysis, *International Journal of Engineering and Information Systems*, 6 (2), pp. 40–48.

10. Gadetska S., Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Vlasenko N. (2022) Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods. *In CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, 3137, pp. 68-77.

11. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2022) Cluster representation of the structural description of images for effective classification, *Computers, Materials & Continua*, 73 (3), pp. 6069–6084.

12. Gorokhovatskyi, V., Vlasenko, N. (2021). Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. *Advanced Information Systems*, 5 (4), pp. 10–16.

13. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. Аналіз багатовимірних даних за описом у формі множини компонент: монографія. Харків, ХНУРЕ, 2022. 124 с.

14. Гороховатский В.А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография, Харьков, Компания СМИТ, 2014. 316 с.

15. Гороховатський, В.О., Гадецька, С.В. Статистичне оброблення та аналіз даних у структурних методах класифікації зображень (монографія), Харків, ФОП Панов А.Н., 2020, 128 с.

16. Gorokhovatskyi, V., Rusakova, N., Tvoroshenko, I. (2020) The application of image analysis methods and predicate logic in applied problems of magnetic monitoring. *Telecommunications and Radio Engineering*, 79 (20), pp. 1801–1811.

17. Кобилін О.А., Творошенко І.С. (2021) Методи цифрової обробки зображень: навч. посібник. Харків: ХНУРЕ, 124 с.

18. Ahmad M.A., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Vlasenko N., Mustafa S.K. (2021) The Research of Image Classification Methods Based on the Introducing Cluster Representation Parameters for the Structural Description, *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 69 (10), pp. 186–192.

19. Gorokhovatskyi V.A. (2018) Image Classification Methods in the Space of Descriptions in the Form of a Set of the Key Point Descriptors. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77 (9), pp. 787–797.

20. Гороховатський В.О., Пупченко Д.В., Солодченко К.Г. (2018) Аналіз властивостей, характеристик та результатів застосування новітніх детекторів для визначення особливих точок зображення. *Системи управління, навігації та зв'язку*. С. 93–98.

21. Гороховатский В.А., Передрий Е.О. (2009) Корреляционные методы распознавания изображений путем голосования систем фрагментов. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 1 (20), С.74–81.

22. Gorokhovatskyi V.A., Zamula A.A. (2016) Employment of Intelligent Technologies in Multiparametric Control Systems. *Telecommunications and Radio Engineering*. 75 (19), pp. 1775–1785.

23. Gorokhovatskyi O., Gorokhovatskyi V., Peredrii O. (2018) Analysis of Application of Cluster Descriptions in Space of Characteristic Image Features. *Data*, 3 (4), p. 52.

24. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І. (2019) Вивчення статистичних властивостей моделі блочного подання для множини дескрипторів ключових точок зображень. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 2, С. 100–107.

25. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Zeghid, M. (2022) Tools for Fast Metric Data Search in Structural Methods for Image Classification, *IEEE Access*, 10, pp. 124738–124746.

26. Tvoroshenko, I.S., and Gorokhovatsky, V.O. (2019) Modification of the branch and bound method to determine the extremes of membership functions in fuzzy intelligent systems. *Telecommunications and Radio Engineering*. 78 (20). pp. 1857–1868.