УДК 004.932.2:004.93’1

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ КВАНТУВАННЯ ОЗНАК

Мазур Є.В.
e-mail: yehor.mazur@nure.ua
Науковий керівник– д.т.н., проф., Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ
м. Харків, Україна

The results of an experimental study of a high-speed image classification method that performs classification using cluster representation weights for a reference database are presented. The BRISK detector was used to obtain keypoint descriptors. Offline and online versions of the classifier were developed. The results showed a significant acceleration of classification compared to the traditional method based on linear search.

Швидкодія програмних засобів для класифікації зображень часто є важливим фактором у сфері комп’ютерного зору. Метою дослідження є підвищення швидкодії класифікатора зображень на основі вагових коефіцієнтів з використанням кластеризації. На рис. 1 зображений один з еталонів та координати ключових точок, отримані детектором BRISK. Під час класифікації зображення традиційним методом кожен дескриптор вхідного зображення $z_v \in Z$ порівнюється з кожним дескриптором $e_v(\mathrm{k})$ еталонів за відстанню Геммінга та відноситься до класу дескриптора з мінімальною відстанню

$$R_1 : k = \arg \min_{i=1,\ldots,N;\ \mathrm{d}=1,\ldots,s} \rho(\mathrm{z}_v, e_d(\mathrm{i})). \qquad (1)$$

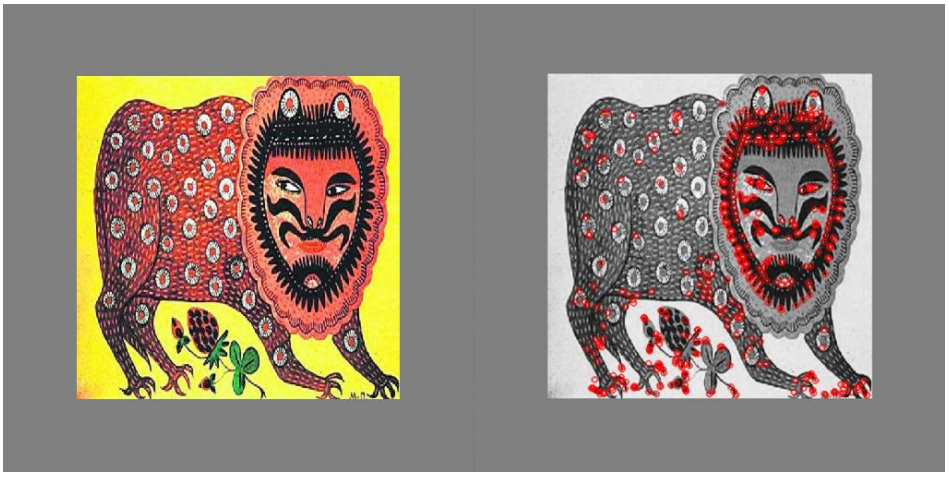

Рисунок 1 – Еталон і координати ключових точок

Голоси за кожен клас накопичуються відповідно до кількості дескрипторів вхідного зображення, які були віднесені до відповідного класу. Результатом класифікації є номер класу k, який набрав найбільшу кількість голосів.

Метод класифікації на основі вагових коефіцієнтів полягає у знаходженні розбиття сукупного числа голосів еталонів на кластери та використання цієї інформації для визначення класу зображення. Спочатку проводиться кластерування множини дескрипторів еталонних зображень, після чого отримані центри кластерів використовуються для голосування за них еталонів за ідентичним до традиційного методу способом. Вектор голосів еталонів для кожного кластеру зберігається для подальшого розрахунку вагових коефіцієнтів. На рис. 2 показано діаграму голосів для одного із еталонів.

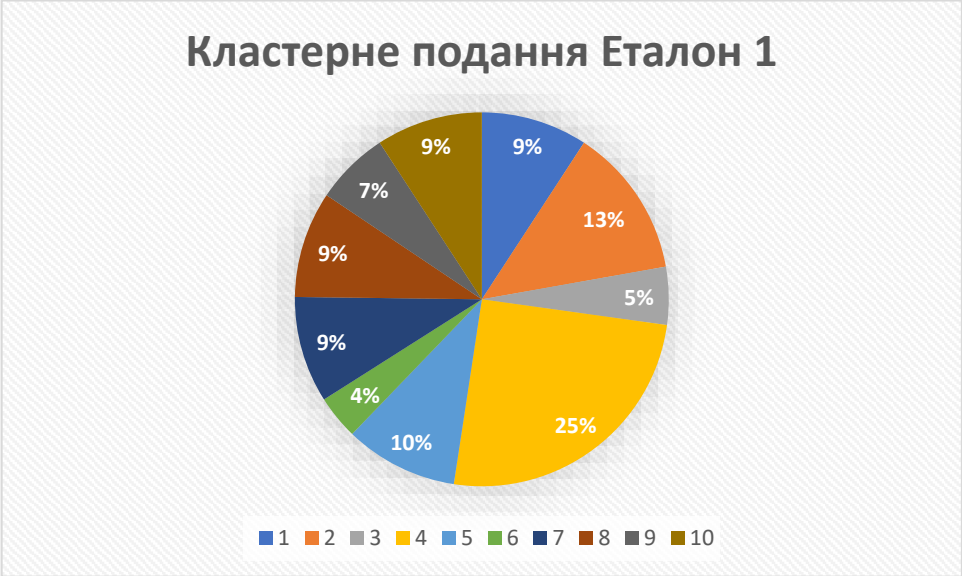

Рисунок 2 – Діаграма розподілу голосів еталону за кластерами

Додаткова попередня інформація, яка необхідна для здійснення класифікації – вагові коефіцієнти еталонних зображень за власний клас $w_e(k)$. Розроблено два варіанти функціонування класифікатора – онлайн, де кожного разу, як дескриптор відноситься до найближчого до нього кластеру, до вектору ваг класів додаються голоси кожного еталона за цей кластер, а також офлайн, де спочатку відбувається голосування кожного дескриптора зображення за кластери, після чого ці голоси множаться на відповідні голоси за кластери еталонів та додаються до вектору ваг класів. Слід зазначити, що обидва варіанти дають однакові результати класифікації, тобто це не впливає на точність.

Зображення отримує номер класу з найбільшим ваговим коефіцієнтом, якщо він знаходиться у межах $w_e(k) \pm \delta$, де δ – поріг, що є відсотком від відповідного $w(k)$

$$R_2 = \max w_z(k)\,,\ \text{якщо}\ w_z(k) \in [w_e(k) - \delta; w_e(k) + \delta]. \qquad (2)$$

Робота проводилась з базою із 5 еталонних зображень. Використано дескриптори ключових точок, що є 512-бітовими векторами, отриманими детектором BRISK, по 500 дескрипторів для кожного зображення.

Використано модифікований метод k-середніх, який розраховує центри на кожній ітерації так, що кожен відповідний біт дорівнює значенню, яке зустрічається на цій позиції найчастіше серед усіх дескрипторів з кластеру.

З експериментів по класифікації видно, що класифікатор на основі вагових коефіцієнтів точно класифікував еталонні зображення, попри спрощення вхідних даних. Значної різниці у швидкодії між онлайн та офлайн варіантом методу не помічено (різниця у 0.2 мс), а отже методи можна використовувати змінно. У порівнянні з традиційним методом модифікація з ваговими коефіцієнтами продемонструвала значне пришвидшення класифікації – у 219 разів. Середні швидкості класифікації зображень склали 6802 мс традиційним методом та 31 мс методом з ваговими коефіцієнтами, що підтверджує доцільність використання розробленого методу у задачах, де час класифікації грає ключову роль.

Список використаних джерел:

1. Daradkeh, Y.I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., and AlDhaifallah, M. (2023) Statistical data analysis models for determining the relevance of structural image descriptions, IEEE Access, 11, 126938-126949.

2. 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.

3. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O. (2024) Transforming image descriptions as a set of descriptors to construct classification features, Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 33 (1), 113-125.

4. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2024) Improving the effectiveness of image classification structural methods by compressing the description according to the information content criterion, Computers, Materials & Continua, vol. 80, no. 2, pp. 3085-3106.

5. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., Hudáková M., and Gorokhovatskyi O. (2024) Application a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set, IEEE Access, vol. 12, pp. 73376-73385.