

**КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ
МЕРЕЖІ ХЕМІНГА**

Чиж А.О.

email: artem.chizg@gmail.com

Науковий керівник – д.т.н., проф., Гороховатський В.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ
м. Харків, Україна

In this work, a methodology for image classification is proposed, which combines BRISK extraction of binary descriptors, medoid-based aggregation, and a Hamming network with lateral inhibition. The keypoint descriptors are sorted by significance, enabling the formation of a single class prototype based on a majority rule. The activation of the Hamming network is calculated via the dot product, while lateral inhibition ensures the competitive selection of the most relevant neurons. Descriptor voting enhances the stability of the system when processing noisy data.

Сучасні системи комп'ютерного зору вимагають високої точності розпізнавання об'єктів при мінімальних обчислювальних витратах. Алгоритм BRISK дозволяє швидко отримувати бінарні дескриптори, що значно знижує складність обчислень завдяки використанню бітових операцій. Додатково застосування мережі Хемінга із алгоритмом латерального гальмування сприяє конкурентному відбору найбільш релевантного прототипу, що покращує стабільність системи при роботі з шумовими та неповними даними. Агрегування опису як множини дескрипторів шляхом визначення медоїду для множини дозволяє отримати компактне представлення класу, що враховує інформацію від великої кількості зразків.

Мета дослідження – розробити інтегровану методологію для класифікації зображень, що поєднує:

- 1) Екстракцію бінарних дескрипторів із зображень за допомогою алгоритму BRISK [1].
- 2) Формування представлення класу (медоїдів) через нормалізацію набору дескрипторів [2–4].
- 3) Розпізнавання вхідних зображень із застосуванням мережі Хеммінга з алгоритмом латерального гальмування.

Для вхідного зображення виконується алгоритм BRISK, що дозволяє отримати набір дескрипторів: $D = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$, $d_i \in \{0, 1\}^m$.

Отримані ключові точки сортуються за показником значущості (response), після чого обираються $N_{sel} = \{N, N_{descriptors}\}$ найрелевантніших дескрипторів. У випадку недостатньої кількості дескрипторів застосовується нульове заповнення (padding), що забезпечує уніфікований розмір вхідного вектору.

Для кожного класу еталонних зображень формується матриця дескрипторів $B \in \{0,1\}^{n \times d}$, де n – кількість дескрипторів, а d – їх довжина. Представлення класу визначається шляхом обчислення вектору, де кожен біт обирається за правилом більшості.

$$v_i = \{1, \text{якщо } \sum_{j=1}^n b_{j,i} > \frac{n}{2}, 0, \text{інакше}, \quad i = 1, \dots, d.$$

Далі отриманий вектор v задля застосування мережі Хемінга перетворюється у біполярний шляхом застосування перетворення $p_i = 2v_i - 1$, що дає змогу отримати єдиний прототип (медоїд) для класу.

Вхідне зображення перетворюється у бінарний, а потім у біполярний вектор x . Для кожного прототипу p обчислюється активація за формулою $a = \frac{d}{2} + \frac{1}{2}(p \cdot x)$, де $p \cdot x$ позначає скалярний добуток, а d – розмірність векторів. Далі застосовується алгоритм латерального гальмування (maxnet):

$$y_i^{(t+1)} = \max \left\{ y_i^{(t)} - \epsilon \left(\sum_{j=1}^N y_j^{(t)} - y_i^{(t)} \right), 0 \right\},$$

який ітеративно знижує активність менш релевантних нейронів до досягнення збіжності. Остаточний вибір класу визначається за принципом максимального значення результуючого вектору активацій.

Для підвищення надійності класифікації результати, отримані для кожного дескриптора тестового зображення, агрегуються через голосування [3–6]. Кожен дескриптор «голосує» за певний клас, а остаточне рішення приймається на основі більшості голосів. При цьому може бути встановлений поріг впевненості, нижче якого система відмовляється від класифікації.

Розроблена система поєднує декілька модулів. BRISK-екстракція забезпечує швидке отримання ключових точок та дескрипторів із зображення. Застосування правила більшості для агрегації дескрипторів дозволяє отримати надійне представлення класу, що зменшує вплив окремих шумових даних. Обчислення активацій мережі Хемінга із застосуванням латерального гальмування забезпечує ефективну конкурентну селекцію, що критично для точного розпізнавання. Голосування агрегує рішення окремих дескрипторів для підвищення стабільності системи.

Розроблена методика, що об'єднує BRISK-екстракцію бінарних дескрипторів, формування інтегрованого представлення класу через медоїди та класифікацію із застосуванням мережі Хемінга, демонструє результативний функціонал для аналізу чи класифікації зображень.

Список використаних джерел:

1. Leutenegger, S., Chli, M., & Siegwart, R. Y. (2011). BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV).
2. 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), 58–68.
3. Daradkeh, Y. I., Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Gadetska, S., & Al-Dhaifallah, M. (2023). Statistical data analysis models for determining the relevance of structural image descriptions. *IEEE Access*, 11, 126938–126949.
4. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Yakovleva, O., Hudáková, M., & Gorokhovatskyi, O. (2024). Application of a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set. *IEEE Access*, 12, 73376–73385.
5. Gorokhovatskyi, V., & Vlasenko, N. (2021). Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. *Advanced Information Systems*, 5(4), 10–16.
6. 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.