

# СТИСНЕННЯ ОПИСУ У СТРУКТУРНИХ МЕТОДАХ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Чмутов Ю. В.

Кафедра інформатики,  
Харківський національний університет радіоелектроніки,  
Україна

E-mail: [yurii.chmutov@nure.ua](mailto:yurii.chmutov@nure.ua)

## Abstract

*The research focuses on methods for reducing the volume of analyzed data in image classification methods within computer vision systems. The goal is to develop approaches for reducing the dimensionality of the vector description of the reference base using metric granulation, which lowers computational costs and speeds up the classification process while maintaining a sufficient level of accuracy. Applied methods: keypoint descriptors, metric data granulation, classification and image processing theory, and software modeling. Obtained results: a formalism for granulated representation was developed, and experimental modeling using five-level granulation was carried out, which reduced time costs significantly while maintaining high classification accuracy. In a comparative aspect, methods for reducing the volume of vector descriptions based on data rejection were studied, and the influence of the granulation level on classification accuracy and time was investigated. The practical significance lies in increasing the performance of structural image classification methods by implementing granulation, which provides much faster data processing without significant loss of classification effectiveness.*

На сьогодні однією із вагомих проблем у системах комп'ютерного зору є забезпечення необхідних показників їх прикладного функціонування, зокрема, точності та швидкодії оброблення даних. Особливо актуальним це є для задач класифікації візуальних об'єктів, де використовуються значні кількості прототипів класів. Такі задачі традиційно відносяться до сфери «big data» і потребують здійснення об'ємного лінійного пошуку у багатовимірному просторі даних [1-3].

Ефективною альтернативою сучасним нейромережам є структурні методи класифікації, що базуються на поданні образу у формі множини дескрипторів ключових точок (КТ). На відміну від нейромереж, вони не потребують довготривалого навчання, базуються на безпосередньому узгодженні з описом еталонів та дозволяють оперативну зміну складу бази. Вагомою перевагою є можливість прийняття рішення за окремими частинами опису візуального об'єкту. Проте, ключовим фактором, що стримує їх продуктивність, є велика розмірність описів (наприклад, 500 і більше дескрипторів на еталон), яка потребує значних обчислювальних затрат на пошук відповідностей [4-6].

Метою дослідження є розвинення підходів щодо скорочення розмірності векторного опису бази еталонів. Це завдання вирішується шляхом впровадження апарату метричної грануляції даних, що дозволяє знизити обчислювальні витрати та прискорити процес класифікації при збереженні достатнього рівня точності.

Для формалізації методу пропонується представити структурний опис  $Z = \{z_{ii} = 1\}$  як сукупність  $F(Z)$  трансформованих описів  $fr$ , отриманих на  $R$  різних рівнях ієрархічного подання. Ієрархії формуються послідовно рекурсивним шляхом  $fr+1 = T\{fr\}$ , де  $T$  – процедура трансформації, що зменшує потужність опису при переході до наступного рівня, що суттєво зменшує потужність опису  $s(r+1) \ll s(r)$  [7, 8].

У роботі детально вивчаються та порівнюються два основні способи стиснення описів зображень.

Спосіб 1 – метрична грануляція. Підхід, що базується на інтелектуальному аналізі даних. Він передбачає виявлення пар найбільш подібних (метрично близьких) дескрипторів та їх подальше

виключення або узагальнення. Це дозволяє формувати ієрархічне подання описів, де на кожному рівні зменшується обсяг даних, але зберігаються інформативні ознаки. Розглянемо варіанти:

- грануляція за порогом еквівалентності. Для дескриптора  $edkEk$  шукається найближчий  $e^*k$ , і якщо відстань ( $edk, e^*k$ ), елементи вважаються еквівалентними, і один з них виключається. Це дозволяє керувати ступенем розрізненості даних [7, 8];

- грануляція із відсіюванням за найменшою відстанню [2]. Базується на аналізі матриці відстаней між усіма дескрипторами та послідовному формуванні скороченого опису з елементів, що мають найбільші мінімальні відстані до інших.

Спосіб 2 – відкидання елементів. Спрощений механічний підхід, що полягає у виключенні дескрипторів за фіксованим кроком (наприклад, видалення кожного другого елемента). Цей спосіб значно простіший та швидший у виконанні, оскільки не потребує аналізу відстаней. Однак він має суттєві недоліки: відсутність урахування значимості елементів може призвести до втрати критично важливої інформації та, як наслідок, до зниження точності класифікації.

Запропоновані підходи стиснення застосовуються лише до бази еталонів  $E^*=Ek^*$ , тоді як опис аналізованого об'єкту  $Z$  залишається повним  $card(Z)card(Ek^*)$  [10,11]. Процес класифікації будується у два етапи.

Етап 1 – етап голосування. Кожен дескриптор  $z_i$  з повного опису об'єкта  $Z$  шукає найближчий відповідник у скороченій базі еталонів  $Ek^*$ . Якщо мінімальна відстань (\*) не перевищує поріг (предикат  $Q(z_i, Ek^*)=1$ , то відповідний клас  $k$  отримує голос [2, 9].

Етап 2 – прийняття рішення. Клас об'єкту визначається як аргумент максимуму  $k=argi=1, \dots, N_{hi}$ , за умови, що максимальне число голосів  $h_k$  перевищує поріг відмови  $h$ .

Для експериментального моделювання було використано програмну бібліотеку OpenCV та алгоритм ORB для виявлення та опису КТ. Повні описи еталонних і тестових зображень включали 500 дескрипторів. Тестовий набір склав 72 зображення і включав 5 еталонних логотипів футбольних клубів (база класифікації) та 3 зображення поза базою, до яких застосовувались геометричні перетворення (масштаб  $\pm 10\%$ , поворот  $\pm 30^\circ$ ).



Рис. 1. Зображення з еталонного набору



Рис. 2. Зображення поза базою еталонного набору



Рис. 3. Приклади тестових зображень з ключовими точками

Аналіз результатів ієрархічної грануляції (табл. 1) показав пряму залежність між ступенем стиснення та швидкодією.

Табл. 1. Результати класифікації з використанням грануляції (на еталонних даних)

Рівень грануляції	Час, сек	Число дескрипторів бази	Число голосів за клас (Мін/Макс)
Повний опис	29,45	2492	495 / 500
I	15,19	1279	409 / 451
II	10,05	830	304 / 417
III	7,27	586	242 / 390
IV	5,55	449	212 / 368
V	4,48	376	213 / 343

Як видно з табл. 1, застосування п'ятирівневої метричної грануляції за порогом (37,5%) дозволило скоротити загальну кількість дескрипторів бази еталонів у 6,6 разів (з 2492 до 376). Це, у свою чергу, призвело до пропорційного зниження часу класифікації у 6,57 разів (з 29,45 до 4,48 секунд). При цьому точність розпізнавання ( $pr$ ) на повному тестовому наборі (72 зображення) для 5-го рівня грануляції залишилась на найвищому рівні ( $pr=1$ ).

У порівняльному аспекті вивчалось радикальне стиснення описів (до 15 дескрипторів, тобто у ~33 рази) різними способами.

Табл. 2. Показники точності та достовірності для різних способів стиснення

Спосіб	Точність, $pr$	Достовірність, $pr$
1. Детектор ORB (15КТ)	0,63	0,57
2. Відкидання (кожен 33-й)	0,95	0,63
3. Грануляція (5 рівень, з порогом)	0,75	0,48
4. Фільтрування шляхом відкидання кожного іншого дескриптора 5 разів, доки в кожному описі не залишиться 15 дескрипторів.	0,85	0,62
5. Грануляція (5 рівень, без порогу)	0,63	0,6
6. Вибір перших 15 КТ	0,5	0,72
7. Традиційний (повний опис)	1,0	0,20

Як видно з даних, традиційний метод (7) має найкращі показники, але є найбільш затратним. Серед методів стиснення, метрична грануляція з порогом (3) показала найкращий баланс між точністю (75%) та достовірністю (0.48). Методи відкидання (2, 4), хоч і показали високу точність, мали значно гіршу достовірність, що підкреслює їх нестабільність та залежність від порядку слідування даних.

За результатами дослідження можна зробити висновок, що для складних задач класифікації, де потрібна висока надійність, доцільно застосовувати обчислювально більш затратну метричну грануляцію. Методи грануляції здійснюють формування скороченого опису однократно за

фіксованою процедурою, що не збільшує час класифікації та забезпечує стабільніші результати у порівнянні зі схемами відкидання.

## Література

1. Tymchyshyn R., Volkov O., et al. (2018), *Modern Approaches to Computer Vision, Control systems and computers*, 6, 46-73.
2. Putyatin, E.P., Averin, S. I. *Image processing in robotics*, Moscow, Mashinostroeniye, 1990, 320p.
3. 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, DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3404371, <https://ieeexplore.ieee.org/document/10536893>.
4. S. V. Gadetska, V. O. Gorokhovatskyi, N. I. Stiahlyk, and N. V. Vlasenko, *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*, no. 4, pp. 58–68, Jan. 2022, DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-4-6>.
5. Гороховатський В.О., Творошенко І.С. (2025) Оцінювання значущості ознак для підвищення продуктивності структурних методів класифікації зображень. Проблеми інформатики та моделювання (ПІМ-2025). Тези 25-ї міжнародної науково-технічної конференції (25 – 28 вересня 2025). Харків: НТУ «ХПІ», с. 38-43.
6. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., and Bradski G., ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, in *Proc. Int. Conf. Comput. Vis.*, Nov. 2011, pp. 2564–2571, Barcelona, Spain (2011), DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544>.
7. Y. Fang and L. Liu, “Angular quantization online hashing for image retrieval,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 72577–72589, 2022.
8. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2025) Image description compression in classification structural methods, *IEEE Access*, vol. 13, pp. 43631-43641, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3548910.
9. Vorobel, R.A. *Logarithmic image processing*, Kyiv, Naukova Dumka, 2012, 232 p.
10. 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, DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.051709>.
11. Gorokhovatskyi, O., Peredrii, O., Gorokhovatskyi, V., Vlasenko, N. (2023) Explanation of CNN Image Classifiers with Hiding Parts. In: J. Benois-Pineau, R. Bourqui, D. Petkovic, G. Quenot (eds), *Explainable Deep Learning Artificial Intelligence*, pp. 125-146, Academic Press, 346 p.