

Міністерство освіти та науки України
Національна академія наук України
Координаційна рада НАН України з питань штучного інтелекту
Харківський національний університет радіоелектроніки
Харківський національний університет імені В.Н.Каразіна
Карпатський національний університет імені Василя Стефаника
Північного-Східний координаційний науковий центр з питань штучного інтелекту
Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України
Університет технологій в Лодзі
Університет Павла Йозефа Шафарика в Кошице

СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ MIT&AIS-2026

**Матеріали
2-ї Міжнародної науково-практичної конференції**

Частина 2

**27-29 квітня 2026 р.
Харків - Яремче, Україна**

Харків 2026

СТАТИСТИЧНЕ ПОДАННЯ МНОЖИНИ ДЕСКРИПТОРІВ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ТОКЕНІЗАЦІЇ

Оченашко М. О.¹, Гороховатський В.О.¹

¹ Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, пр. Науки 14

Анотація

У цій роботі запропоновано метод представлення зображень, заснований на статистичній моделі для множини бінарних дескрипторів із використанням токенізації Byte-Pair Encoding. Дескриптори ORB перетворюються на послідовності символічних токенів у рамках спільного словника, що дозволяє побудувати частотний вектор, що є оцінкою емпіричного розподілу. Схожість зображень тепер оцінюється за допомогою косинусної міри подібності, а подальша інтерпретація здійснюється за допомогою нечітких функцій належності. Цей підхід замінює пряме зіставлення дескрипторів порівнянням розподілів, забезпечуючи компактну та математично обґрунтовану основу для оцінки схожості зображень та їх класифікації.

Ключові слова: класифікація зображень; бінарні дескриптори; токенізація; розподіли

Сучасні методи класифікації та пошуку зображень широко спираються на дескриптори локальних ознак, такі як ORB та BRISK. Ці дескриптори кодуєть локальну структуру зображення у компактній бінарній формі. Зазвичай описи у формі множини дескрипторів порівнюються за допомогою мір відстані для множин [1,2].

Однак такі підходи працюють на рівні попарного зіставлення окремих дескрипторів за метрикою Хемінга і не моделюють явно статистичну структуру їхніх сукупностей, пов'язаних із зображенням. Це обмежує здатність методів виявляти закономірності вищого рівня та повторювані структурні патерни.

Альтернативним підходом є розгляд зображення як реалізації випадкового процесу, що генерує локальні структурні закономірності. У цьому випадку порівняння зображень можна сформулювати як задачу порівняння емпіричних розподілів. Для цього необхідно побудувати спільне символічне представлення дескрипторів. У цій роботі це досягається за допомогою кодування пар байтів (Byte-Pair Encoding) [1].

Нехай зображення I (рис.1) представлено набором бінарних дескрипторів:

$$D(I) = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}, \quad d_i \in \{0,1\}^{256}$$



Рисунок 1 – Вхідне зображення і координати ключових точок

Традиційні підходи визначають схожість шляхом попарного зіставлення в просторі дескрипторів. Такі методи [3–6]:

- чутливі до локальних перешкод та нестабільності ключових точок;
- не формують глобального статистичного представлення;
- вимагають явного зіставлення дескрипторів.

Альтернативою є побудова представлення на рівні зображення:

$$D(I) \rightarrow \text{statistical model}$$

Основна складність полягає в тому, що бінарні дескриптори не мають заздалегідь визначеної символічної структури, придатної для статистичного моделювання. Тому необхідне їх перетворення в дискретний символічний простір.

Метою дослідження є розробка методу перетворення наборів бінарних дескрипторів у представлення, придатне для статистичного аналізу на основі спільної символічної лексики.

Формально, завдання полягає у побудові відображення:

$$D(I) \rightarrow \Phi(I) \rightarrow x(I)$$

де $\Phi(I)$ - мультимножина токенів, $x(I)$ - вектор їх частот. Такий підхід дозволяє застосовувати статистичні міри схожості для порівняння описів зображень.

Запропонований метод перетворює набір бінарних дескрипторів у статистичне представлення у спільному символічному просторі. Алгоритм включає три основні етапи: побудову послідовностей, формування словника та агрегування токенів.

На першому етапі кожен дескриптор трактується як послідовність байтів:

$$b(d_i) = (b_{i1}, \dots, b_{iL}), \quad b_{ij} \in \{0, \dots, 255\}, \quad L = 32$$

Кожна ключова точка відповідає локальному дескриптору, який у подальшому перетворюється у послідовність байтів. Таким чином, дескриптори переходять із простору бінарних векторів $\{0,1\}^{256}$ у простір послідовностей над алфавітом $\Sigma_0 = \{0, \dots, 255\}$, що робить можливим застосування методів символічної обробки.

На другому етапі формується спільний словник токенів із використанням ВРЕ. Алгоритм ітеративно об'єднує найчастіші сусідні символи:

$$(x_t, y_t) = \arg \max_{(x,y)} f_t(x, y)$$

У результаті формується V - словник токенів, що містить як початкові байтові символи, так і їхні об'єднання, отримані в процесі ВРЕ. Ці токени можна трактувати як структурні елементи вищого порядку локальних шаблонів зображення. Це визначає відображення:

$$\phi: \Sigma_0^L \rightarrow V^*$$

Таким чином, дескриптори відображаються у послідовність токенів зі спільного словника, що забезпечує узгоджене представлення для різних зображень.

На третьому етапі всі токени агрегуються у мультимножину [5,6]:

$$\Phi(I) = \bigcup_{d \in D(I)} \phi(b(d))$$

На цьому етапі зображення вже не представляється у вигляді набору векторів, а як сукупність символічних елементів. Зображення стає «документом», що складається з токенів, виведених із локальних структур.

Частоти токенів визначають векторне представлення:

$$x_k(I) = \sum_{t \in \Phi(I)} 1[t = v_k]$$

Схожість зображень може обчислюватися за допомогою косинусної міри подібності:

$$S(I_a, I_b) = \frac{x(I_a) \cdot x(I_b)}{|x(I_a)| |x(I_b)|}$$

Таким чином, запропонований метод замінює попарне зіставлення дескрипторів порівнянням векторів частот токенів у спільному символічному просторі:

$$D(I) \rightarrow \Phi(I) \rightarrow x(I).$$

Це дає можливість сформулювати просту та масштабовану статистичну модель при визначенні схожості зображень.

Запропонований метод було застосовано до набору даних із зображеннями мотоциклів. На підмножині зображень, що представляють один і той самий клас об'єктів, було навчено спільний словник ВРЕ.

Отримані результати показують, що:

- перехід до токенізованого представлення дозволяє здійснювати більш стабільне зіставлення зображень порівняно з попарним обробленням дескрипторів;
- використання частот токенів забезпечує достатню розрізнявальну здатність;
- наявність спільного словника є необхідною умовою коректного порівняння.

Розроблений метод забезпечує перехід від порівняння окремих дескрипторів шляхом лінійного пошуку до статистичного порівняння їх розподілів:

$$I_a \sim I_b \Leftrightarrow x(I_a) \approx x(I_b)$$

Це дає можливість розглядати зображення як статистичні об'єкти та створює основу для подальшого застосування методів статистичної та нечіткої класифікації.

Перелік використаних джерел

1. Sennrich, R., Haddow, B., & Birch, Neural Machine Translation of Rare Words with Subword Units, 2016. URL: <https://arxiv.org/pdf/1508.07909> (дата звернення 09.04.2026).
2. Gorokhovatsky V.A. Efficient Estimation of Visual Object Relevance during Recognition through their Vector Descriptions. Telecommunications and Radio Engineering. – 2016, Vol. 75, No 14. – P. 1271–1283.
3. Гороховатський В. О., Творошенко І. С. Продуктивні моделі аналізу даних у методах розпізнавання зображень: монографія. Харків: ХНУРЕ, 2026. 152 с.
4. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I. et al. Feature space quantization and application of metrics in structural methods of image recognition. IEEE Access, vol. 14, 2026.
5. Gorokhovatskyi, V., Chmutov, Y., Tvoroshenko, I., & Kobylin, O. (2025). Reducing computational costs by compressing the structural description in image classification methods. Advanced Information Systems, 9(1), 5–12.
6. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2025) Image description compression in classification structural methods, IEEE Access, vol. 13, pp. 43631-43641.

Зміст | Contents

Секція 1 Сучасні інформаційні технології: прикладні аспекти, проблеми і рішення	5
Section 1 Modern information technologies: applied aspects, problems and solutions	5
INTEGRATED INFORMATION TECHNOLOGY FOR MULTI-PARADIGM MULTI-MODAL HIERARCHICAL TRAFFIC SIGNAL CONTROL	6
Lytvynenko Mykhailo, Rebezyuk Leonid	
HARDWARE AND SOFTWARE SYSTEM FOR PARKING AUTOMATION IN BUSINESS CENTER WITH RETAIL SPACES	9
Alina A. Lutsenko, Olga I. Roznovets	
CAUSAL EFFECTS OF DIGITAL TAX ADVISORY PLATFORMS ON SME COMPLIANCE	11
Akmalkhon Akbarov	
ІНТЕГРАЦІЯ МІКРОКОНТРОЛЕРНИХ ПРОТОКОЛІВ UART, SPI ТА I2C У МІКРОСЕРВІСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ	13
Сазонов О.Д., Аксак Н.Г.	
ГЕНЕРАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ В ТЕХНОЛОГІЯХ СИСТЕМОГО ПРОЄКТУВАННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОЦЕДУРИ ДИФУЗІЙНОГО МОДЕЛЮВАННЯ	15
Цепочко М.Г., Безкоровайний В.В.	
МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА АЛГОРИТМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПОДІЛУ ЗАДАЧ У ДИЗАЙН-ПРОЕКТАХ	18
Гонтарева А. В., Міщеряков А.Ю.	
КВАНТУВАННЯ ОПИСУ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ У СИСТЕМАХ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ	20
Чмутов Ю. В., Гороховатський В. О.	
ОПТИМІЗАЦІЯ ВИТРАТ НА АРІ ЗАПИТИ ДО ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ В КОМЕРЦІЙНИХ СИСТЕМАХ	22
Зінченко М.С., Пономарьов І.В.	
МОДЕРНІЗАЦІЯ КРИПТОГРАФІЧНОГО ЗАХИСТУ ТА ЗАВАДОСТІЙКОСТІ ТРАФІКУ В ПРОТОКОЛАХ LORAWAN НОВОГО ПОКОЛІННЯ	25
Гончаренко С.О., Янко А.С.	
СТАТИСТИЧНЕ ПОДАННЯ МНОЖИНИ ДЕСКРИПТОРІВ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ТОКЕНІЗАЦІЇ	28
Оченашко М. О., Гороховатський В.О.	
ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ СПІЛЬНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ ДЛЯ ПЕРСОНАЛІЗОВАНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ В ЕЛЕКТРОННІЙ КОМЕРЦІЇ ОПТИЧНОЇ ПРОДУКЦІЇ	31
Віталій Шатоха, Антон Міщеряков	
МОДУЛЬНИЙ АЛГОРИТМ ГЕНЕРАЦІЇ РІВНІВ НА ОСНОВІ КЛІТИННИХ АВТОМАТІВ	34
Антоняк В.С., Іляш Ю.Ю.	
ОЦІНКА ЧАСТОТИ ТА ТРИВАЛОСТІ ВТРАТИ ЗВ'ЯЗКУ У СИСТЕМАХ МОНІТОРИНГУ ТЕПЛОВОЗІВ	36
Іващев Д. В., Король А. В., Герасимов В. В.	