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

Зміст | Contents

Секція 1 Сучасні інформаційні технології: прикладні аспекти, проблеми і рішення
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 СИСТЕМНОГО 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
Гонтарєва 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 API 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.

КВАНТУВАННЯ ОПИСУ ЗОБРАЖЕНЬ ЗАДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ У СИСТЕМАХ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Чмутов Ю. В.[1], Гороховатський В. О.[1]

[1] *Харківський національний університет радіоелектроніки, просп. Науки, 14, Харків, 61166, Україна*

Анотація

У роботі досліджено метод скорочення розмірності структурних описів візуальних об'єктів шляхом їх інтелектуального квантування за допомогою самоорганізованих карт Кохонена. Запропоновано використання архітектури комітету нейронних мереж для формування компактного простору ознак у формі центроїдів кластерів для еталонної множини дескрипторів опису. Експериментально доведено, що такий підхід забезпечує суттєве прискорення процесу класифікації при збереженні високої точності розпізнавання. Отримані результати дозволяють удосконалити функціонування систем комп'ютерного зору у реальному часі.

Ключові слова: комп'ютерний зір; дескриптор ключової точки; мережа Кохонена; квантування простору; метод структурної класифікації.

Розвиток сучасних систем комп'ютерного зору вимагає впровадження методів, здатних оперативно опрацьовувати великі масиви візуальних даних. Структурні підходи до класифікації, засновані на зіставленні множин дескрипторів ключових точок (КТ), мають суттєві переваги перед глибокими нейромережами завдяки прозорості логіки прийняття рішень та можливості миттєвого оновлення бази еталонів без перенавчання всієї системи. Проте висока розмірність описів, що часто перевищує 500 дескрипторів на один образ, створює проблему обчислювальної надмірності при лінійному пошуку відповідностей у багатовимірному просторі ознак.

Ключовою перешкодою на шляху широкого впровадження структурних методів є так зване «прокляття розмірності». Традиційні методи стиснення описів, як-от механічне відкидання даних або грануляція за порогом, часто ігнорують внутрішню топологічну структуру розподілу дескрипторів. Це призводить до втрати унікальних характеристик об'єкта та зниження надійності класифікації за умов завад. Натомість інтелектуальне квантування векторного простору за допомогою самоорганізованих карт (SOM) дозволяє сформувати простір продуктивних ознак, де кожен вектор-центроїд є статистично обґрунтованим представником цілої групи дескрипторів [1].

Метою дослідження є розроблення методу формування компактного простору продуктивних ознак на основі комітету нейронних мереж Кохонена та аналіз впливу параметрів квантування на показники швидкодії та точності класифікації [2, 3].

Запропонований підхід базується на архітектурі багатомодульного комітету мереж Кохонена, де кожному еталонному класу відповідає окрема мережа. Процес формування ознак включає ініціалізацію нейронів на основі найбільш інформативних дескрипторів та конкурентне навчання за принципом «переможець отримує все» [1, 4, 5]. Вагові вектори нейронів w_j адаптуються до вхідних даних $z(t)$ за правилом:

$$w_j(t+1)=w_j(t)+\alpha(t)\left(z(t)-w_j(t)\right)$$

Важливою особливістю реалізації нейромережевого квантування є забезпечення двостадійного характеру навчання для досягнення глобальної та локальної стабілізації значень центроїдів. На першій стадії (грубе налаштування) використовується висока швидкість навчання α та широкий радіус функції сусідства, що дозволяє нейронам швидко розподілитися по всій області існування дескрипторів еталона. На другій стадії ці параметри експоненціально зменшуються, що забезпечує уточнення положення центроїдів у центрах найбільш густих кластерів. Це гарантує, що сформований простір продуктивних ознак відображає найбільш стійкі статистичні властивості образу [1, 5].

Перевага використання архітектури комітету над єдиною мережею полягає у запобіганні ефекту «усереднення» ознак різних класів. Оскільки структурні описи різних об'єктів можуть містити подібні фрагменти, навчання однієї мережі на спільній базі призводить до того, що нейрони налаштовуються на спільні ознаки, втрачаючи здатність до тонкої дискримінації. Спеціалізація кожної мережі M_k виключно на дескрипторах свого еталона забезпечує формування простору ознак, де вектори ваг максимально точно апроксимують унікальну геометрію конкретного класу.

Експериментальне моделювання проводилося на базі 360 тестових зображень із застосуванням дескрипторів ORB (256 біт) [2]. Досліджувалася залежність точності класифікації (pr) та швидкодії від кількості центроїдів (M) у кожній мережі комітету.

Таблиця 1. Результати класифікації з використанням комітету мереж Кохонена

Кількість нейронів (M)	**Ступінь стиснення**	**Відносний час обробки**	**Точність (pr)**
Повний опис (500 КТ)	1	1.0	1.0
M=25	20 разів	0,042	0.94
M=10	50 разів	0,018	0.92
M=3	166 разів	0,006	0.89

Аналіз даних таблиці 1 свідчить, що впровадження комітету мереж навіть за мінімальної кількості нейронів (M=3) дозволяє прискорити процес класифікації більш ніж у 150 разів, зберігаючи при цьому прийнятний рівень точності (89%). Встановлено, що оптимальним з точки зору балансу «швидкість/якість» є використання 25 нейронів на клас, що забезпечує точність 94% при 20-кратному зниженні обчислювальних витрат. Також було виявлено, що збільшення кількості епох навчання з 5 до 50 дозволяє підвищити достовірність розпізнавання на 4–6% за рахунок точнішої стабілізації центроїдів у центрах кластерів.

Застосування комітету нейронних мереж Кохонена для навчання класифікатора дає можливість перейти від надлишкового в інформативному сенсі структурного опису до компактного простору ознак. Це забезпечує значне скорочення часу оброблення даних, що є вирішальним фактором для систем комп'ютерного зору, які функціонують у режимі реального часу. Нейромережеве квантування демонструє вищу стабільність до шумів порівняно з методами простого відкидання даних, оскільки сформовані центроїди інтегрують інформацію про всю сукупність дескрипторів еталона.

Перелік використаних джерел

1. Kohonen T. Self-Organizing Maps. Springer Series in Information Sciences, vol. 30. Berlin: Springer, 2001. 501 p.
2. Гороховатський В. О., Творошенко І. С. Продуктивні моделі аналізу даних у методах розпізнавання зображень: монографія. Харків: ХНУРЕ, 2026. 152 с.
3. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I. et al. Application a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set. IEEE Access, vol. 12, 2024.
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, 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.