

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МІНІСТЕРСТВО ВИЩОЇ ОСВІТИ, НАУКИ ТА ІННОВАЦІЙ
РЕСПУБЛІКИ УЗБЕКІСТАН
МІНІСТЕРСТВО НАУКИ ТА ОСВІТИ АЗЕРБАЙДЖАНСЬКОЇ
РЕСПУБЛІКИ
НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
"ХАРКІВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ"**

**ПРОБЛЕМИ
ІНФОРМАТИКИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ
(ПІМ-2025)**

**ТЕЗИ ДВАДЦЯТЬ П'ЯТОЇ МІЖНАРОДНОЇ
НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ
(25 – 28 вересня 2025 року)**

Харків

2025

УДК 004.9

Проблеми інформатики та моделювання (ПІМ-2025). Тези двадцять п'ятої міжнародної науково-технічної конференції. – Харків: НТУ "ХПІ", 2025. – 138 с.

ОРГАНІЗАТОРИ КОНФЕРЕНЦІЇ:

- Міністерство освіти і науки України;
- Національна Академія наук України;
- Національний технічний університет "ХПІ", Харків;
- Національний університет "Одеська політехніка", Одеса;
- Інститут проблем моделювання в енергетиці імені Г.Є. Пухова НАНУ, Київ;
- Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків;
- Донбаська державна машинобудівна академія, Краматорськ;
- Ташкентський інститут інженерів іригації і механізації сільського господарства, Ташкент, Узбекистан;
- Азербайджанський державний університет нафти і промисловості, Баку, Азербайджан;
- Грузинський технічний університет, Тбілісі, Грузія.

Електронна адреса сайту конференції: <https://web.kpi.kharkov.ua/pim/>



| | |
|--|----|
| О.А. Горносталь, В.В. Челақ, С.Ю. Гавриленко Використання метрик програмної складності для виявлення шкідливого коду засобами машинного навчання..... | 36 |
| В.О. Гороховатський, І.С. Творошенко Оцінювання значущості ознак для підвищення продуктивності структурних методів класифікації зображень | 38 |
| М. Hulevych An intelligent method for C++ test case synthesis based on a q-learning agent | 44 |
| В.В. Єсінов Розробка системи підтримки прийняття рішень на основі нейронних мереж для діагностики серцево-судинних захворювань | 45 |
| О.Ю. Заковоротний, О.С. Євтушенко Вплив коливань рухомого складу на проходження криволінійної ділянки шляху | 46 |
| О.Ю. Заковоротний, П.Е. Решетнікова Моделі, методи та програмні компоненти для комп'ютерної системи управління рухом поїзда | 47 |
| О.Ю. Заковоротний, Ю.В. Юрченко Дослідження можливості реалізації алгоритму за рівнянням беллмана в дискретній моделі за допомогою мови PL/SQL (ORACLE) | 50 |
| М.Й. Заповловський, М.В. Мезенцев, М.В. Оліфір Розробка комп'ютерних компонентів для системи керування електроприводом змінного струму дизель-поїзда | 52 |
| Y.S. Zarichnyi WEB service recommendation based on hybrid search | 53 |
| А.О. Каргін, Р.С. Кузьменко Моделювання ймовірностно-нечіткого актуатора в моделі м'якого управління автономними безлюдними системами | 54 |
| О.В. Касілов, К.С. Дмитрук Модель динамічного балансування автономних мереж | 55 |
| В.Д. Кассов, Р.А. Бородай, М.К. Шаповалов, Д.М. Григоренко Управління температурно-силовими параметрами процесу механообробки з застосуванням мехатроніки | 56 |
| О.А. Кобилін, В.О. Гороховатський, А.П. Запорожченко Нейромережа Хемінга для класифікації зображень за множиною дескрипторів | 57 |

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

**ТЕЗИ ДВАДЦЯТЬ П'ЯТОЇ МІЖНАРОДНОЇ
НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ
"ПРОБЛЕМИ ІНФОРМАТИКИ ТА МОДЕЛЮВАННЯ"
(ПІМ-2025)**

*Відповідальний за випуск лауреат Національної премії України
імені Бориса Патона, д.т.н., проф. О.Ю. Заковоротний*

Науковий редактор д.т.н. Леонов С.Ю.
Технічний редактор к.т.н. Мезенцев М.В.

Підп. до друку 03.09.2025 р. Формат 60x84 1/16. Папір Сору Рарер.
Гарнітура Таймс. Умов. друк. арк. 7,5.
Облік. вид. арк. 8,2. Наклад 120 прим.
Ціна договірна

Видавничий центр НТУ «ХП»
Свідоцтво про державну реєстрацію ДК № 5478 від 21.08.2017 р.
61002, Харків, вул. Кирпичова, 2.

Виготовлено у ТОВ ВПП "Контраст".
Україна, 61166, м. Харків, пр. Науки, 40, оф. 221.
Св-во: ДК №1778 від 05.05.2004

НЕЙРОМЕРЕЖА ХЕМІНГА ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА МНОЖИНОЮ ДЕСКРИПТОРІВ

*канд. техн. наук, доц., зав. каф. О.А. Кобилін, д-р техн. наук, проф.
В.О. Гороховатський, асп. А.П. Запорожченко, ХНУРЕ, м. Харків*

Сучасні технології комп'ютерного зору потребують високої точності в розпізнаванні об'єктів при допустимому навантаженні на обчислювальні ресурси. Через стрімке зростання обсягів візуальної інформації виникає необхідність у створенні класифікаторів, здатних ефективно працювати у реальному часі. Попри високу точність, методи на основі глибоких нейронних мереж потребують значних ресурсів для навчання та виконання класифікації. У зв'язку з цим пропонуємо альтернативний підхід, що поєднує застосування опису у формі множини дескрипторів ключових точок зображення та нейромережу Хемінга з механізмом латерального гальмування (MAXNET), що визначає найбільш схожий прототип у базі еталонів [1 – 3].

Для формування множини ознак обрано детектор BRISK, який демонструє інваріантність до змін масштабу та обертання. Його основою є швидкий детектор ключових точок, побудований частково на базі методу FAST (Features From Accelerated Segment Test), а також метод створення бінарних дескрипторів шляхом вибіркового порівняння інтенсивності пікселів у локальному оточенні точки [4 – 6].

BRISK генерує для кожної ключової точки бінарний вектор фіксованої довжини (зазвичай 512 біт) – унікальний "відбиток" оточення точки. Використання цього детектора є ефективним завдяки його здатності формувати масштабно- та обертально-інваріантні бінарні дескриптори [7]. Такі дескриптори добре відображають локальні особливості зображення та зберігають свої властивості навіть після геометричних деформацій. В рамках досліджень методів структурного аналізу зображень розрядність дескрипторів BRISK дає можливість не тільки ефективно зберігати інформацію, але й адаптувати її для побудови узагальнених ієрархічних ознак, зокрема у вигляді фрагментів або статистичних розподілів [8].

У задачі класифікації маємо K класів, для кожного з яких підготовлено еталонні зображення. Першим етапом є формування для всіх класів, що розпізнаються, множини бінарних дескрипторів $B^c = d_i^c$, де індекс c позначає клас, а i пробігає всю множину дескрипторів еталону цього класу. Далі для кожного класу набір дескрипторів перетворюється на єдиний вектор-прототип $p_c \in \{0,1\}^m$ – репрезентативний опис класу (1). Це досягається шляхом нормалізації за правилом більшості: для кожної позиції біту в бінарному векторі підраховується кількість одиниць серед усіх дескрипторів класу, і якщо їх більше половини, у відповідну позицію

вводиться 1, інакше – 0. В результаті отримуємо вектор, який зберігає статистичні характеристики класу та дозволяє значно зменшити обчислювальну складність під час класифікації [9, 10].

$$p_j^c = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \sum_{i=1}^{n_c} B_{ij}^{(c)} > \frac{n_c}{2}, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (1)$$

де $p_j^{(c)}$ – j -та компонента (біт) прототипу класу c ; $B_{ij}^{(c)}$ – значення j -го біта дескриптора, тобто елемент у i -го рядка j -го стовпчика матриці $B^{(c)}$; n_c – кількість дескрипторів у класі c .

Цей узагальнений вектор p_c називають центром бінарного опису еталонних зображень класу c [3]. Аналогічно обчислюються прототипи p_1, p_2, \dots, p_K для кожного з K класів. Для подальшого використання в мережі Хемінга доцільно конвертувати бінарні прототипи у біполярну форму, замінивши 0 на -1 і залишивши 1 без змін. Таким чином, кожен прототипний вектор представляємо як $p_c \in \{-1, 1\}^m$.

Мережа Хемінга – це модифікований варіант мережі Кохонена, призначений для ефективного розпізнавання бінарних або біполярних векторів за критерієм найменшої відстані Хемінга. Незважаючи на подібність структури, ці моделі відрізняються за математичним апаратом та цілями, а мережа Хемінга є вдосконаленням принципів самоорганізації, закладених у моделі Кохонена [1, 2].

Робота мережі організована таким чином. Нехай маємо K прототипів p_1, p_2, \dots, p_K , кожен з яких є вектором довжини n . Перший шар містить K нейронів, причому i -ий нейрон обчислює скалярний добуток між вектором прототипу p_i та вхідним x , який можна подати формулою:

$$S_i = \sum_{j=1}^n p_{ij} \cdot x_j, \quad (2)$$

де S_i – скалярний добуток між вхідним вектором і прототипом; n – довжина вхідного вектора ознак, тобто кількість бітів у дескрипторі (наприклад, $n = 512$ для BRISK); p – прототип класу; x – вхідний вектор ознак; i – індекс класу (нейрона) у шарі мережі; j – індекс елемента вектора, тобто позиція в ознаковому векторі.

Перший шар мережі Хемінга (рис. 1) обчислює активації нейронів для кожного класу $c = 1..K$ за формулою (2). Оскільки обидва вектори біполярні, скалярний добуток можна виразити через відстань Хемінга d_c між

відповідними бінарними векторами до конвертації: виконується співвідношення $p_c \cdot x = m - 2d_c$.

Тому активацію можна переписати як $a_c = m - d_c$. Таким чином, значення a_c чисельно рівне кількості біт, в яких опис Z збігається з прототипом класу c . Чим більша ця величина, тим ближче об'єкт до даного класу.

Другий шар реалізує латеральне гальмування (MAXNET), отримуючи вхідний вектор активацій $A = (a_1, a_2, \dots, a_K)$. З початкового вектора $A^0 = A$ мережа ітеративно обчислює оновлені активації $A^{t+1} = f(A^t)$ за правилом

$$a_i^{t+1} = \max \left\{ a_i^t - \epsilon \sum_{j \neq i} a_j^t, 0 \right\}, i = 1..K, \quad (3)$$

де a_i^t – активація i -го нейрона на t -ій ітерації; a_i^{t+1} – активація i -го нейрона на t -ій ітерації; ϵ – коефіцієнт гальмування (невелике додатне число, зазвичай від 0 до 1); $\sum_{j \neq i} a_j^t$ – сума активацій усіх нейронів, крім i -го, на поточній ітерації; K – загальна кількість нейронів (класів).

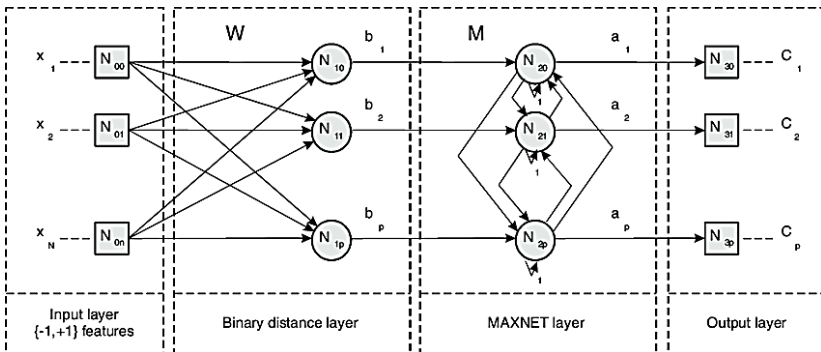


Рис. 1. Схема роботи двошарової мережі Хемінга

Формула (3) моделює конкуренцію між нейронами. На кожній ітерації кожен нейрон зменшує свою активацію пропорційно сумі активацій усіх інших.

Таким чином, нейрони з меншими активаціями «сповільнюються» швидше та поступово згасають, залишаючи активним найсильніший нейрон (той, що відповідає найбільш релевантному класу).

Для експериментальної перевірки було обрано задачу класифікації зображень собак за породами (рис. 2). Розглянуто $K = 5$ класів: бігль,

бульдог, далматин, хаскі та німецька вівчарка. До кожного зображення застосовано наступні геометричні трансформації: поворот 15° навколо центру зображення за годинниковою стрілкою; поворот 15° навколо центру зображення проти годинникової стрілки; масштабування 0,85, тобто зменшення розмірів зображення на 15% по обох осях; масштабування 1,15, збільшення розмірів зображення на 15%.

На основі 5 еталонів створено 20 модифікованих варіантів, що разом утворюють тестову вибірку з 25 зображень.

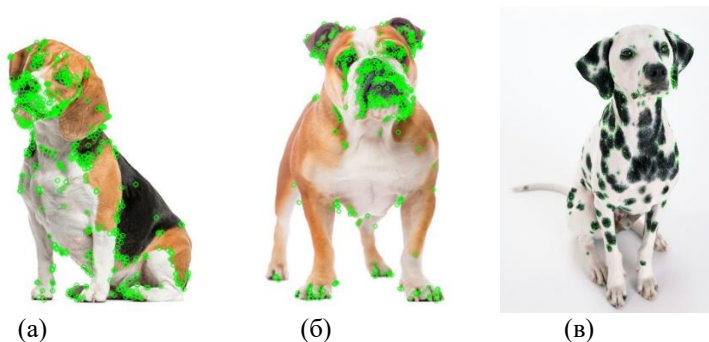


Рис. 2. Еталонні зображення із координатами ключових точок:
(а) бігль; (б) бульдог; (в) далматин

Для тестових зображень бігля і бульдога отримана точність класифікації 1,0. Для еталонів без перетворень точність також 1,0. Для решти зображень, особливо при дії геометричних перетворень, точність дещо нижче, загалом точність класифікації по всій вибірці з 25 зображень склала 0,8.

На основі проведеного аналізу можна виділити такі сильні сторони пропонованого методу:

- простота реалізації – відсутність необхідності у складному навчанні або великому обсязі даних;
- інтерпретованість – чітка логіка класифікації на основі метрик та голосування;
- швидкодія – придатність до роботи у режимі реального часу при невеликій кількості класів;
- гнучкість – можливість оновлення бази еталонів без перенавчання системи;
- висока точність на еталонах – доводить потенціал системи у контрольованих умовах.

Однак, попри достойну ефективність, запропонований підхід має певні обмеження:

- зниження точності при складних трансформаціях або зашумлених зображеннях;
- неможливість обробки зображень з великою варіативністю всередині класу без розширення кількості еталонів;
- відсутність навчання у класичному розумінні (градієнтного чи адаптивного) зменшує здатність до генералізації.

Найбільші помилки спостерігалися у класах з близькими візуальними характеристиками (наприклад, хаскі та вівчарка). Це свідчить про чутливість методу до змін форми зображення та вказує на перспективу подальшого удосконалення, зокрема, шляхом розширення навчальної бази чи детального підбору еталонів.

Таким чином, впровадження мережі Хемінга забезпечує компроміс між точністю та продуктивністю, дозволяючи досягати задовільних результатів з відносно низькими обчислювальними витратами. Проведені експерименти продемонстрували, що поєднання бінарних дескрипторів та мережі Хемінга є перспективним напрямом для створення простих систем класифікації. В умовах сучасної потреби у швидких, автономних і прозорих алгоритмах така архітектура виглядає доцільною, особливо для задач з обмеженими ресурсами. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на покращення адаптивності системи шляхом використання декількох центрів для кожного еталону.

Результати дослідження отримані в рамках міжнародного дослідницького проєкту ЄС "Горизонт Європа" – "INITIATE" (грант № 101136775).

Список літератури: 1. *Mezher L. S.* Hamming neural network application with FPGA device / *L. S. Mezher, A. A. Hasan* // International Journal of Reconfigurable and Embedded Systems. – 2021. – Vol. 10, No. 1. – P. 37–46. 2. *Jégou F.* Aggregating local descriptors into a compact image representation / *F. Jégou, M. Douze, C. Schmid, P. Pérez* // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2010. – P. 3304–3311. 3. *Gorokhovatskiy V.* Application a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set / *V. Gorokhovatskiy, I. Tvoroshenko, O. Yakovleva, M. Huddáková, O. Gorokhovatskiy* // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 73376–73385. 4. *Gorokhovatskiy O.* Explanation of CNN image classifiers with hiding parts / *O. Gorokhovatskiy, O. Peredrii, V. Gorokhovatskiy, N. Vlasenko* // Explainable Deep Learning Artificial Intelligence / Eds.: *J. Benois-Pineau, R. Bourqui, D. Petkovic, G. Quenot*. – Academic Press, 2023. – P. 125–146. – 346 p. 5. *Daradkeh Y. I.* Improving the effectiveness of image classification structural methods by compressing the description according to the information content criterion / *Y. I. Daradkeh, V. Gorokhovatskiy, I. Tvoroshenko, M. Zeghid* // Computers, Materials & Continua. – 2024. – Vol. 80, No. 2. – P. 3085–3106. 6. *Gorokhovatskiy V.* Image description compression in classification structural methods / *V. Gorokhovatskiy, I. Tvoroshenko, O. Yakovleva, M. Huddáková* // IEEE Access. – 2025. – Vol. 13. – P. 43631–43641. 7. *Gorokhovatskiy V.* Reducing computational costs by compressing the structural description in image classification methods / *V. Gorokhovatskiy, Y. Chmutov, I. Tvoroshenko, O. Kobylin* // Advanced Information Systems. – 2025. – Vol. 9, No. 1. – P. 5–12. 8. *Gorokhovatskiy V.* Image structural classification technologies based on

statistical analysis of descriptions in the form of bit descriptor set / V. Gorokhovatskyi, S. Gadetska, N. Stiahlyk // CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020). – 2020. – Vol. 2608. – P. 1027–1039. **9.** Gorokhovatsky V. A. Efficient estimation of visual object relevance during recognition through their vector descriptions / V. A. Gorokhovatskyi // Telecommunications and Radio Engineering. – 2016. – Vol. 75, No. 14. – P. 1271–1283. **10.** Gadetska S. Aggregate parametric representation of image structural description in statistical classification methods / S. Gadetska, V. Gorokhovatskyi, N. Stiahlyk, N. Vlasenko // CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022). – 2022. – Vol. 3137. – P. 68–77.