

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

**МАТЕРІАЛИ
XXX МІЖНАРОДНОГО
МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ**

**РАДІОЕЛЕКТРОНІКА
ТА МОЛОДЬ
У ХХІ СТОЛІТТІ**



Том 7

Харків 2026

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

МАТЕРІАЛИ 30-го МІЖНАРОДНОГО
МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ
«РАДІОЕЛЕКТРОНІКА І МОЛОДЬ У ХХІ СТОЛІТТІ»

22-24 квітня 2026 р.
том 7

КОНФЕРЕНЦІЯ
«КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ
ТА МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ»

З нагоди 100-річчя від дня народження
академіка Національної академії наук України
Володимира Логвиновича Рвачова

Харків 2026

Заїка Д.В., 56
Заяць А.Р., 286
Збітнєв Д.С., 59
Зіма В.О., 62
Зозюк М.О., 328
Зуйко І.В., 65

К

Казаров Д.Ю., 68
Калініченко А.С., 289
Камишан П.С., 71
Каряка Н.В., 292
Кириченко К.Ю., 74
Кирюхін Б.А., 77
Кит М.О., 295
Кліменко Я.К., 80
Книш О.С., 298
Коваленко К.В., 300
Ковтун А.Д., 303
Кожин А.Ю., 305
Колісник О.В., 308
Колток Б.В., 310
Кондратюк Д.С., 313
Коржов С.О., 316
Косовський С.Б., 83
Котенко Д.А., 319
Кошель В.О., 86
Кошкін А.О., 322
Коштура Д.А., 325
Красюков М.С., 89
Крисенко П.І., 328
Кучеренко В.В., 331

Л

Лазаренко Т.Б., 92
Лазарева Д.Є., 94
Ламтюгов Д.О., 334
Левченко Н.С., 337
Лисенко І.А., 340
Литвин М.А., 97
Лі Н.Д., 100
Ліпатов І.А., 103
Луханін В.С., 343

М

Мазепа А.С., 284
Максімов Г.Р., 106
Мармур О.М., 109
Марюхна А.В., 111
Матвєєв Є.Є., 114
Матвієнко О.І., 352
Махотін А.С., 345
Мацько В.І., 347
Машков В.В., 117
Мелащенко О.П., 275
Мельник М.Г., 349
Мірошніченко О.О., 352
Молодняк Д.А., 119
Мороз Д.С., 355
Мякота В.В., 358

Н

Нестеренко В.В., 360
Новаковський А.В., 363

О

Овсянніков Д.О., 122
Ольховський Б.Д., 125
Осінська М.В., 366
Остапчук В.О., 127

П

Панчук В.О., 130
Пархоменко В.Г., 368
Пасемко І.С., 371
Педан Р.В., 373
Подгорний О.Р., 376
Полозов М.О., 133
Полозова О.О., 135
Потапов В.О., 138
Приймак Є.А., 141
Проць Б.О., 379

Р

Решетняк Є.С., 382
Резнікова С.О., 385

УДК 004.932.2:004.93'1

КЛАСИФІКАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА МАТРИЦЕЮ ВІДСТАНЕЙ ДЛЯ ХЕШ-КОДІВ ДАНИХ

Молодняк Д.А.

e-mail: danylo.molodniak@nure.ua

Науковий керівник – д-р техн. наук, проф. Гороховатський В.О.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ
м. Харків, Україна

The work is devoted to improving image classifiers using a distance matrix in the hash code space obtained by applying random hashing to 488-dimensional AKAZE descriptors. The proposed method uses an internal Hamming distance matrix, on the basis of which a histogram (distribution) is constructed. The use of distribution as a feature makes it possible to successfully classify images and ensures high accuracy.

Сьогочасні наукові напрямки Data Science та Big Data отримують все більше сфер впровадження, в тому числі і в системах комп'ютерного зору [1–3]. Актуальними темами новітніх досліджень є методи здобування даних у формі структур, створення адаптованих моделей чи ефективного простору даних для здійснення результативних прикладних рішень. У задачах класифікації зображень систему ознак часто формують як множину багатовимірних векторів, що у достатній мірі відображає класифікаційні властивості об'єкту. Застосування описів у вигляді набору бінарних дескрипторів є особливо ефективним для вбудованих систем: безпілотних літальних апаратів, мобільних пристроїв, роботизованих та супутникових систем.

Описом об'єкту є скінченна множина дескрипторів ключових точок (КТ) зображення. Дескриптор – це багатокомпонентний числовий вектор, що відображає властивості околиці кожної КТ. Для виділення ознак у розробленому методі застосовується детектор AKAZE. Він формує бінарні дескриптори у вигляді кодів розміром 61 байт, що розгортаються у 488 бітів. Такий підхід дозволяє швидко обчислювати відстань Геммінга та створює стійке математичне підґрунтя для детального зіставлення візуальних характеристик.

Як практична задача у цій роботі розглядається ідентифікація та класифікація зображень ножів. Візуальний аналіз таких об'єктів ускладнюється наявністю відблисків металу, складних текстур (наприклад, дамаської сталі) та різноманіттям форм руків'я (рис. 1).

Основою запропонованого методу є застосування формалізму матриць відстаней. Для відібраних s ключових точок зображення (наприклад, $s = 500$) розраховується внутрішня симетрична матриця розміром 500×500 , що містить значення метрики між кожною точкою та всіма іншими точками.



Рисунок 1 – Результат виділення ключових точок на зображенні

Матриця M відображає спектр значень відстаней для елементів всередині множини A , що може бути значимою ознакою для класифікації. Статистика відстаней навіть всередині однієї множини (опису) суттєво відображає властивості даних і самостійно може бути підставою для здійснення класифікації. Важлива відзнака матриці відстаней полягає в тому, що матриця M зберігає інваріантність до геометричних перетворень зображення. Фрагмент матриці показано на рис. 2.

0	154	254	194	144	222	134	151	217	272	215	162
154	0	234	202	148	218	194	173	245	250	219	146
254	234	0	308	212	290	226	223	287	70	307	228
194	202	308	0	174	96	218	217	149	296	35	234
144	148	212	174	0	168	96	85	209	228	195	194
222	218	290	96	168	0	184	193	137	276	105	222
134	194	226	218	96	184	0	83	221	220	231	190
151	173	223	217	85	193	83	0	194	227	222	197
217	245	287	149	209	137	221	194	0	269	142	227
272	250	70	296	228	276	220	227	269	0	289	224
215	219	307	35	195	105	231	222	142	289	0	253
162	146	228	234	194	222	190	197	227	224	253	0
226	220	316	104	184	106	210	205	95	290	101	234
215	229	309	127	197	117	213	202	62	287	120	237
150	200	222	214	120	196	56	77	203	204	221	196
173	199	243	219	223	211	205	210	242	225	224	121
165	225	259	215	197	187	163	166	222	241	218	159
137	197	205	279	197	239	165	184	250	207	300	149
240	264	254	196	192	184	192	211	239	254	205	316
155	209	221	213	147	201	91	104	178	213	210	197

Рисунок 2 – Фрагмент матриці відстаней

Побудова такої внутрішньої матриці дозволяє вирішити ряд завдань:

1. Знаходження центру опису: Застосуванням матриці відстаней є обчислення класифікаційних характеристик самого опису. Таким параметром є медоїд множини, що у задачі класифікації застосовується як деякий центр опису.

2. Редукція (оптимізація) множини: На основі значень критерію інформативності можна ефективно здійснити редукцію кожної множини, що суттєво скоротить обсяги еталонних описів задля зменшення обчислювальних витрат. Дескриптори з невисоким значенням критерію відсіюються як незначимі.

3. Формування інтегральних ознак: Значення матриці можуть бути подані як розподіли (гістограми), які описують загальну "скупченість" або "розкиданість" точок опису.

Після аналізу внутрішньої структури об'єкта алгоритм переходить до етапу розпізнавання. Значення міри релевантності для пари зображень оцінюють як близькість чи віддаленість між двома множинами векторів приблизно однакової потужності. Підґрунтям для визначення такої міри є зовнішня матриця відстаней $M[A, B]$, яка містить величину метрики між парами елементів двох множин.

Враховуючи, що на зображеннях ножів можуть бути схожі фонові елементи, у методі застосовано жорстку конкурентну систему голосування. Для кожної з 500 точок базового зображення шукається глобальний мінімум відстані серед усіх еталонів ножів у базі даних. Голос віддається лише одному класу з найменшим значенням метрики. Це гарантує, що сумарна кількість голосів завжди дорівнює кількості ключових точок базового фото, усуваючи проблему подвійного спрацьовування.

Таким чином, впровадження матриць відстаней є потужним інструментом для аналізу багатовимірних хеш-кодів дескрипторів. Внутрішня матриця відстаней дозволяє дослідити структурну топологію самого зображення, знайти його центри та провести ефективну редукцію опису, що прискорює класифікацію. Матрицю відстаней відносять до структурних метричних моделей даних, вона є похідною від набору значень даних і містить більш змістовну класифікаційну інформацію про відмінності даних, ніж самі значення елементів цих множин.

Список використаних джерел:

1. Y. I. Daradkeh, V. Gorokhovatskyi, I. Tvoroshenko and M. Zeghid (2022) Tools for Fast Metric Data Search in Structural Methods for Image Classification, *IEEE Access*, vol. 10, pp. 124738-124746.
2. Alcantarilla P. F., Nuevo J., Bartoli A. Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces. *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. Bristol, UK, 2013. P. 13.1–13.11.
3. 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.
4. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., and Hudáková M. (2026) Feature space quantization and application of metrics in structural methods of image recognition, *IEEE Access*, 14, 17812-17824, doi: 10.1109/ACCESS.2026.3659757.
5. 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.