

**ДОСЛІДЖЕННЯ ТОЧНОСТІ ФОРМУВАННЯ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК У
СИМВОЛЬНОМУ ПРЕДСТАВЛЕННІ РАСТОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ
СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ**

Крохмаль А.В. (ORCID: 0009-0005-5309-8392),

Захожай О.І. (ORCID: 0000-0002-9078-3242)

Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля

**THE PRECISION FORMATION OF INFORMATIVE SIGNS RESEARCHING IN
THE SYMBOLIC REPRESENTATION OF RASTER IMAGES FOR PATTERN
RECOGNITION SYSTEMS**

Krokhmal A. V.; Zakhozhai O. I.;

Volodymyr Dahl East Ukrainian National University

Abstract. This paper explores the application of symbolic image representation, as a method of visual data transformation. By converting raster images into symbolic forms using ASCII characters, this approach reduces data dimensionality while preserving key informational features. This makes the method particularly attractive for retaining informative attributes needed to form a reference alphabet in pattern recognition systems. The study assesses the effectiveness of symbolic representation in transmitting visual information by quantitatively evaluating the similarity between original and transformed images. Four metrics—Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), Structural Similarity Index (SSIM), Feature Similarity Index (FSIM), and Signal-to-Reconstruction Error Ratio (SRE)—were employed for comprehensive analysis. A subset of the UTKFace dataset, consisting of 45 facial images, was used for the evaluation. Results indicate that while symbolic representations differ significantly from color images, they retain a high degree of informational similarity compared to binary and thinned images, confirming their potential for efficient visual data analysis and storage for pattern recognition systems.

Keywords: Pattern Recognition, Raster Image, Data Dimensionality Reduction, Symbolic Image Transformation, Image Similarity Metrics.

Вступ. Системи розпізнавання образів (СРО) відіграють важливу роль у вирішенні завдань класифікації та ідентифікації у різних сферах. Застосування таких систем охоплює широкий спектр галузей: від автоматизованого керування виробничими процесами до біометричної ідентифікації, медичної діагностики, комп'ютерного зору, систем відеоспостереження, супутникового моніторингу та ін. СРО дозволяють обробляти великі обсяги візуальної інформації — зображення, відео, фотографії, знімки з камер чи супутників з метою автоматичного виявлення та аналізу об'єктів, тексту, текстур або сцен. Водночас зростаючі обсяги візуальної інформації створюють нові виклики для таких систем. Ефективне зберігання, аналіз і інтерпретація цих даних вимагають постійного вдосконалення алгоритмів, зниження їх часової складності та підвищення точності розпізнавання [1, 2]. Метод співставлення з еталоном (або метод перебору та пошуку співпадінь) — це базовий і широко застосовуваний підхід у системах розпізнавання візуальної інформації. Його суть полягає в порівнянні ознак досліджуваного об'єкта з набором попередньо визначених еталонів. Ключовими особливостями даного методу є чутливість до змін зображення: масштаб, поворот, викривлення та шум можуть значно впливати на точність. З цим пов'язані такі виклики як великі обсяги пам'яті та висока часова складність. Зберігання повноцінних зображень потребує значних ресурсів, зі зростанням кількості еталонів зростає час на порівняння. Замість збереження повних зображень еталони представляються як набори інформативних ознак. Це дозволяє значно зменшити обсяг пам'яті, підвищити швидкість обробки та зробити систему менш чутливою до незначних змін зображення [3, 4].

Символьне представлення зображення, відоме також як ASCII-графіка, ґрунтується на використанні символів для представлення зображення. Відомий підхід застосування такої форми представлення зображення для формування алфавіту класів в системах розпізнавання образів [5]. Перетворення растрових графічних даних у символну форму розглядається як етап попередньої обробки, що забезпечує трансформацію візуального контенту з метою зменшення обсягу даних шляхом виокремлення найбільш інформативних ознак. У процесі символного перетворення фрагмент зображення, представлений матрицею пікселів фіксованого розміру, замінюється на символ, форма якого найбільш точно відображає просторову структуру відповідної області зображення. Надалі аналіз здійснюється не на рівні окремих пікселів, а на рівні символів, які репрезентують узагальнені ділянки зображення. Водночас розбиття зображення на фрагменти з наступною їх заміною символами можна розглядати як подальший розвиток методів сегментації зображень.

Методологія дослідження. На сьогоднішній день відомою є значна кількість методів перетворення растрових зображень у символне представлення. Ці методи класифікуються залежно від принципу встановлення відповідності між елементами растрової матриці та символами таблиці ASCII. Зокрема, виокремлюють підходи, в основі яких лежить врахування таких характеристик зображення, як тонова градація та структурні особливості [6].

До першої категорії методів перетворення належать ті, що використовують тон (яскравість або колір) пікселя для співставлення символу. У більшості таких методів одному пікселю відповідає один символ, який підбирається з таблиці пошуку на основі співвідношення чорного та білого кольорів у зображенні гліфу, що характеризує візуальні властивості відповідного символу. При цьому передбачаються варіанти як з темними символами на світлому фоні, так і зі світлими символами на темному фоні. У цьому випадку результат є подібним до перетворення зображення у відтінки сірого. За умови зіставлення кожного пікселя з одним символом та використання стандартного набору символів ASCII, розмірність даних залишається аналогічною — 8 біт на піксель. Хоча отримане символне зображення може втрачати або спотворювати інформацію про структурні особливості об'єктів, воно ефективно передає тональні характеристики, аналогічно до градацій сірого.

Методи другої групи ґрунтуються на принципі співставлення структурної конфігурації виділених підматриць пікселів растрового зображення із символами з таблиці ASCII [7]. У цьому підході одному символу зазвичай відповідає група пікселів, що утворюють підматрицю, і вибір відповідного символу здійснюється на основі подібності його графічної форми до структури цієї підматриці. Зображення, отримані за допомогою структурних методів, характеризуються меншою розмірністю, а отже і нижчим обсягом займаної пам'яті. Також вихідні зображення матимуть чіткіші контури, що забезпечує їх краще візуальне сприйняття, проте визначення тону об'єктів стає неможливим. Результат є подібним до бінарного зображення, утвореного виділенням країв чи інших локальних ознак растрового зображення. Приклади зображень, утворених за принципами співставлення тону та структури, наведені на рис. 1. У зв'язку з цим використання методів, заснованих на структурному зіставленні, є більш обґрунтованим для задач символного представлення зображень. Тому в подальшому дослідженні для символного перетворення буде використано саме такий метод.

Таким чином, дослідження ефективності застосування символного представлення в задачі формування репрезентативних ознак є актуальною науково-технічною задачею, особливо в контексті розвитку методів обробки та аналізу візуальної інформації. Важливим аспектом такого підходу є здатність забезпечити високу точність виділення інформативних ознак, що безпосередньо впливає на подальшу ефективність систем

розпізнавання візуальної інформації. У зв'язку з цим метою даного дослідження є проведення кількісної оцінки точності формування інформативних ознак растрових зображень на основі їх символного перетворення з урахуванням різних критеріїв відповідності.

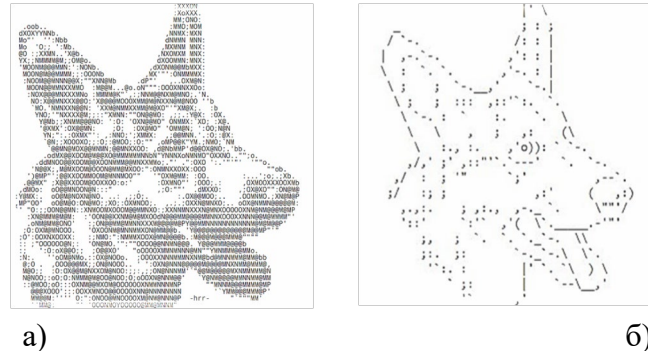


Рисунок 1 – Приклади символного представлення зображень, створених за методом: а) співставлення тону, б) співставлення структури

У роботі [5] авторами було представлено комбінований метод трансформації растрових зображень у символне представлення з використанням структурного підходу. Метою методу є виділення інформативних даних з растрових зображень задля зниження розмірності даних та уникнення їх надлишковості. Було окреслено область застосування, а саме використання символного представлення для зберігання та співставлення еталонів у системах розпізнавання образів. У роботі [8] було проаналізовано ключові властивості символного представлення зображень. Експериментальні результати показали його здатність до ефективного стиснення даних порівняно з традиційними форматами растрової графіки, було визначено переваги і обмеження цього підходу. Цим було підтверджено ефективність символного представлення для задач зниження розмірності та порівняння зображень. Візуальний аналіз показує схожість символного зображення до вхідного, особливо великою є схожість між бінарним та символним представленням. Тому можна висунути гіпотезу: якщо для деякої СРО прийнятним є використання бінарного представлення растрових зображень для формування алфавіту класів, то застосування символної форми дозволить покращити ефективність системи завдяки зниженню розмірності даних без значного впливу на точність класифікації. Отже, кількісна оцінка якості передачі репрезентативних ознак доповнить результати попередніх досліджень щодо доцільності використання даного методу в системах розпізнавання візуальної інформації.

Для оцінки схожості було обрано чотири поширених метрики [9], кожна з яких надає різносторонню інформацію про відмінності зображень, що дозволяє комплексно оцінити якість відтворення візуальних даних:

- *Пікове відношення сигнал/шум (PSNR)* – визначає співвідношення максимально можливої інтенсивності пікселя до середньої потужності шуму (помилки) і виражається в децибелах. PSNR є зручною метрикою для порівняння якості реконструкції, особливо у випадку порівняння бінарних зображень (що мають два рівня яскравості - 0 та 255). Значення PSNR розраховується за наступною формулою:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{R^2}{MSE} \right),$$

де R — максимальне можливе значення пікселя в зображенні (наприклад, 255 для 8-бітного зображення), MSE - середньоквадратична похибка:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [I_1(m, n) - I_2(m, n)]^2,$$

де M і N — це кількість рядків і стовпців у вхідних зображеннях, а I_1 і I_2 — значення пікселів порівнюваних зображень. Значення PSNR вимірюються в децибелах.

- *Індекс структурної подібності (SSIM)* – метрика, яка фокусується на структурній схожості зображень та враховує локальні відмінності в яскравості, контрасті та геометричній структурі, що дозволяє оцінити збереження форм контурів візуальних об'єктів. Значення SSIM знаходиться в межах від -1 до 1 , де 1 означає ідеальну структурну подібність. Оцінка подібності між двома областями x і y визначається за формулою:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + c_1)(\mu_y^2 + c_2)},$$

де μ_x і μ_y — середні значення областей x та y , σ_x і σ_y — дисперсія областей x та y , σ_{xy} — коваріація між областями x і y , c_1 і c_2 — стабілізаційні коефіцієнти - визначаються як $c_1 = (k_1 L)^2$, $c_2 = (k_2 L)^2$, де $L = 2^n - 1$, n — кількість бітів на піксель, $k_1 = 0.01$, $k_2 = 0.03$.

- *Індекс подібності ознак (FSIM)* – характеризує подібність візуальних ознак на основі фазової узгодженості та градієнту [10]. Дана метрика здатна оцінити збереження просторових особливостей зображення. Значення FSIM знаходиться в межах від 0 до 1 , де 1 відповідає ідеальній подібності ознак.

- *Відношення сигналу до похибки реконструкції (SRE)* – метрика, яка визначає відношення середнього значення пікселів до середньої квадратичної помилки [11]. На відміну від PSNR, вона враховує відносну яскравість зображення, що дозволяє отримувати більш стабільні результати при зміні освітлення сцени або контрасту об'єктів на зображенні. Значення метрики розраховується за наступною формулою:

$$SRE = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{\mu_x^2}{\frac{|\hat{x} - x|^2}{n}} \right),$$

де: μ_x — середнє значення області x , $\frac{|\hat{x} - x|^2}{n}$ — середньоквадратична похибка реконструкції. Значення SRE вимірюються в децибелах.

Результати дослідження та їхнє обговорення. Для експериментальної оцінки точності формування інформативних ознак використовувалися зображення людських обличчя з набору даних UTKFace [12]. Вибірка складається з 45 кольорових зображень шириною від 168 до 4000 пікселів збережених у форматі JPEG. Кожне з них було перетворено у відтінки сірого, стоншене бінарне та символічне представлення (рис. 2). Перетворення у відтінки сірого здійснено шляхом усереднення каналів кольорового простору RGB, бінарне стоншене зображення було отримане через послідовне

застосування бінаризації з адаптивним пороговим значенням за Гаусом та морфологічного стоншення. Для перетворення у символічне представлення було використано комбінований метод, описаний в [5].

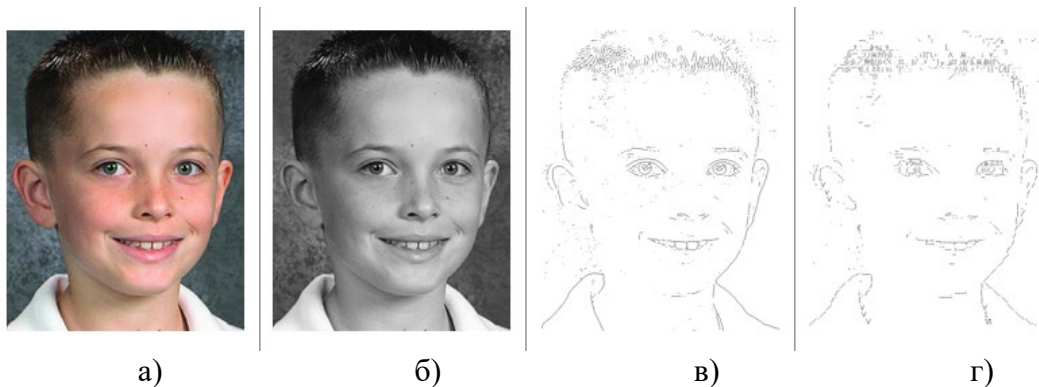


Рисунок 2 – Приклади тестових зображень: а) кольорове, б) у відтінках сірого, в) бінарне стоншене, г) символічне

При цьому для кожного зображення виконувалось шість порівнянь: кольорове і відтінки сірого, кольорове і стоншене, кольорове і символічне, відтінки сірого і стоншене, відтінки сірого і символічне, стоншене і символічне. При кожному порівнянні було обчислено значення чотирьох метрик подібності (PSNR, SSIM, FSIM та SRE). Результати оцінки точності при кожному порівнянні наведені на рис. 3-6.

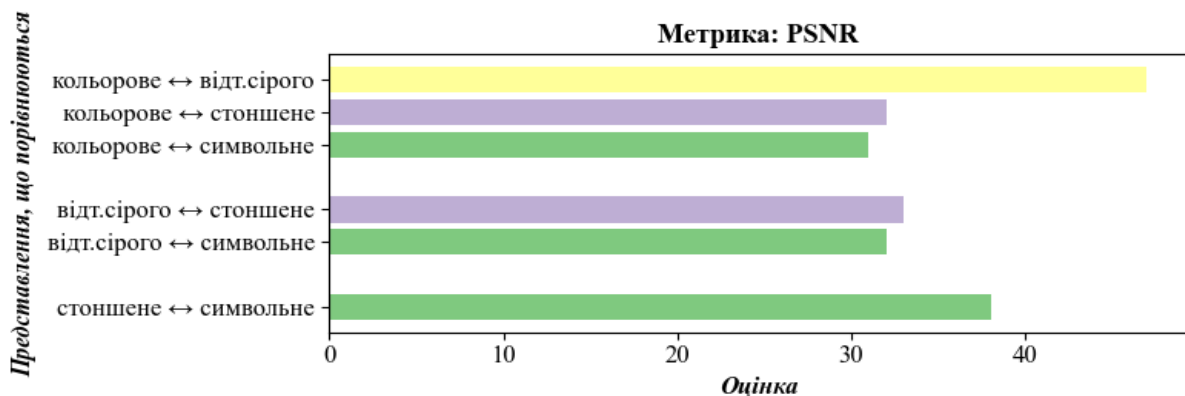


Рисунок 3 – Результати оцінки за метрикою: пікове відношення сигнал/шум (PSNR)

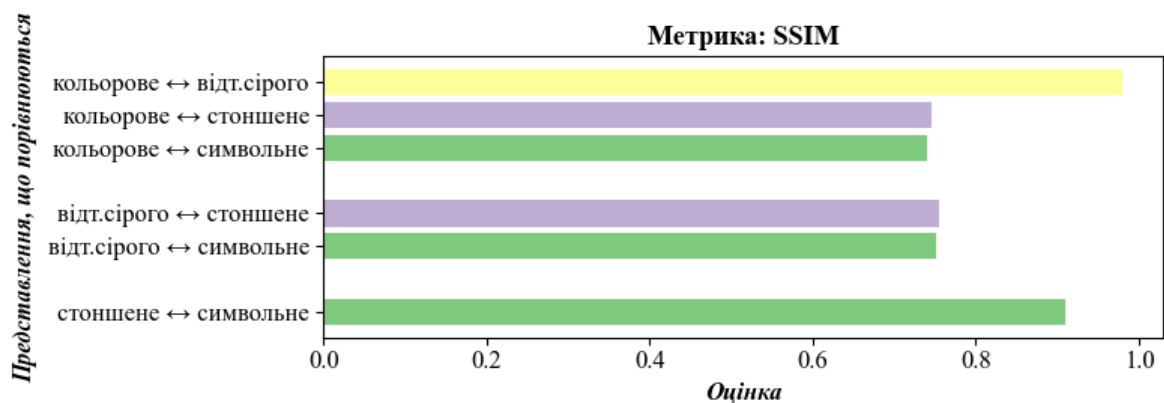


Рисунок 4 – Результати оцінки за метрикою: індекс структурної подібності (SSIM)

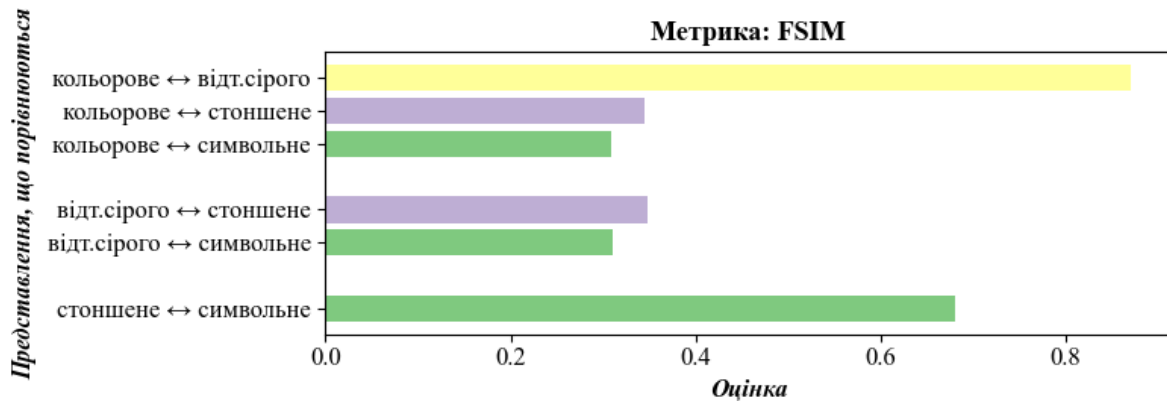


Рисунок 5 – Результати оцінки за метрикою: індекс подібності ознак (FSIM)

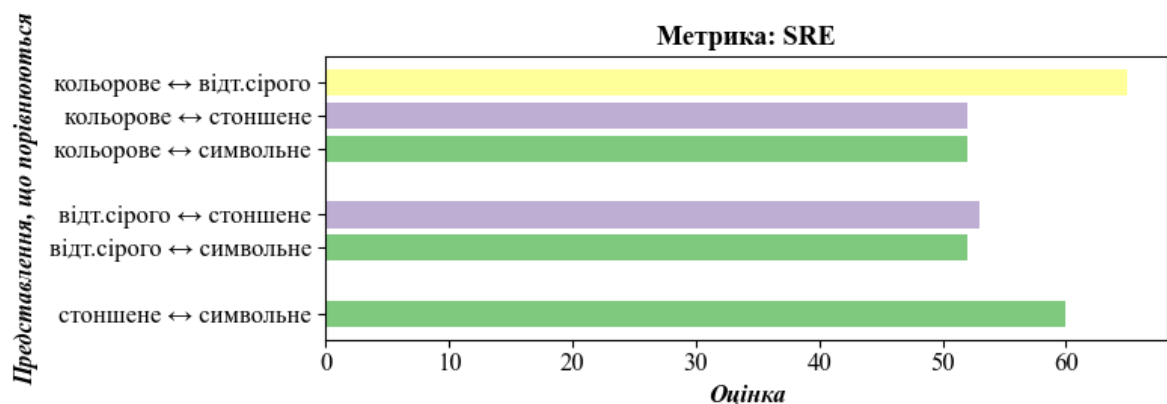


Рисунок 6 – Результати за метрикою: відношення сигналу до похибки реконструкції (SRE)

Результати експерименту з дослідження точності формування інформативних ознак символічного представлення растрових зображень свідчать про поступове зниження подібності між зображеннями зі зростанням рівня абстрагування їх представлення (та зниження розмірності даних). Найвищі значення всіх чотирьох метрик подібності спостерігаються при порівнянні кольорових зображень із їх варіантами у відтінках сірого. Це свідчить про незначну втрату інформації при даному перетворенні, що є очікуваним, оскільки така трансформація здебільшого зберігає просторову структуру та інтенсивність.

Порівняння між кольоровими зображеннями та їх бінарними або символічними представленнями демонструє суттєве зниження значень усіх метрик. Наприклад, FSIM для порівняння кольорового та символічного представлень становить лише 0.31, що вказує на значну втрату фазово-структурної інформації. Подібна тенденція спостерігається і для інших метрик: PSNR знижується до 31 дБ, а SRE — до 52 дБ. Це свідчить про те, що символічне представлення істотно відрізняється від кольорового як за структурною, так і за енергетичною ознакою, оскільки відбувається зниження розмірності даних із втратою первинної інформації.

Порівняння кольорових та стоншених зображень за показниками точності істотно не відрізняється від аналогічного порівняння з символічними представленнями. Зокрема, значення метрик FSIM (0.34), SSIM (0.75), PSNR (32 дБ) та SRE (52 дБ) демонструють близький рівень подібності. При порівнянні бінарного та символічного зображень метрики FSIM (0.68) та SSIM (0.91) демонструють помітно вищу подібність порівняно з

іншими порівняннями із символьним представленням. Це може свідчити про те, що бінарне стоншене зображення наближається за структурними особливостями до символьного і зберігає схожі топологічні риси, які є визначальними в символьному представленні. Перетворення із кольорового зображення в ці два представлення дають схожу точність репрезентації ознак, отже можуть бути замінними без істотної втрати точності.

Висновки. У даному дослідженні було визначено точність формування інформативних ознак символьного представлення растрових зображень. Головна мета дослідження виконана, гіпотеза дослідження цілком підтверджена. За результатами проведеного дослідження було отримано наступні основні висновки:

- Обґрунтовано актуальність вдосконалення та розробки нових методів зниження розмірності для використання в СРО на основі співставлення з еталоном.

- Експериментально визначено кількісну оцінку точності за чотирма метриками: PSNR, SSIM, FSIM та SRE.

- Аналіз результатів експерименту показав, що подібність символьного та кольорового зображень виявилася низькою, але у порівнянні з бінарним зображенням – досить високою. Це вказує на те, що символьне представлення зберігає частину ключових структурних характеристик, особливо на рівні об'єктного контуру.

- Подібність кольорового зображення зі стоншеним бінарним лише незначною мірою відрізняється від подібності до символьного, що вказує на відносно високу точність передачі інформативних ознак в задачах, де критичною є саме структурна абстракція.

- Результати дослідження продемонстрували ефективність символьного представлення для використання в задачах виділення інформативних ознак та формування алфавіту класів для систем розпізнавання образів.

Бібліографія

1. Рябенський В.М., Захожай О.І. Комбіновані системи розпізнавання образів. Вісник Херсонського державного технічного університету //– Х.: ХНТУ. – 2011. – № 01 (009). – с. 156-160.
2. Захожай О.І., Крохмаль А.В. Екстенціональний підхід до розпізнавання растрових зображень на основі їх символьних перетворень – Наукові вісті Далівського університету. №25. 2023р. DOI: 10.33216/2222-3428- 2023-25-2.
3. Swaroop, P., Sharma, N. An Overview of Various Template Matching Methodologies in Image Processing // International Journal of Computer Applications - Volume 153 - No 10 - November 2016, pp. 8-9. DOI: 10.5120/ijca2016912165.
4. Крохмаль А.В. Підходи до побудови систем розпізнавання образів в контексті обробки візуальної інформації – ЦІЛІ СТАЛОГО РОЗВИТКУ: проблеми і можливості досягнення в Україні та світі: матеріали VIII Всеукраїнської наук.-практ. конф. здобувачів вищої освіти та молодих вчених, 23-24 жовтня 2024 р., м. Київ. - Київ: [Східноукр. нац. ун-т ім.В. Даля], 2024. - 376 с.
5. Захожай О.І., Крохмаль А.В. Метод і програмне забезпечення символьного перетворення растрових зображень – Наукові вісті Далівського університету. №26. 2024р. DOI: 10.33216/2222-3428-2024-26-1.
6. Takeuchi Y., Takafuji D., Ito Y., Nakano K. ASCII Art Generation using the Local Exhaustive Search on the GPU. Conference: Proceedings of the 2013 First International Symposium on Computing and Networking //– Н.: Hiroshima University. – 2013 – DOI:10.1109/CANDAR.2013.35.
7. Xu X., Zhang L., Wong Tien-Tsin. Structure-based ASCII Art. ACM Transactions on Graphics // HK.: The Chinese University of Hong Kong. – 2010. – vol. 29. – Iss. 4.
8. Крохмаль А.В., Захожай О.І. Дослідження властивостей символьного представлення візуальної інформації – Майбутній науковець – 2024 : XV матеріали всеукр.наук.-практ. конф., 6 грудня 2024 р., м. Київ. / [укл. : Зубцов Є.І.]. – Київ : [Східноукр. нац. ун-т ім. В. Даля], 2024. – 242 с.
9. Niku Ekhtiari. Comparing ground truth with predictions using image similarity measures. Jan 18, 2021. URL: <https://up42.com/blog/image-similarity-measures> (дата звернення: 22.04.2025).
10. Zhang L., Zhang L., Mou X., Zhang D. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment // IEEE Transactions on Image Processing. — 2011. — Vol. 20, No. 8. — P. 2378–2386. — DOI: 10.1109/TIP.2011.2109730.

11. Lanaras C., Bioucas-Dias J., Galliani S., Baltsavias E., Schindler K. Super-resolution of Sentinel-2 images: Learning a globally applicable deep neural network // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. — 2018. — Vol. 146. — P. 305–319. — DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.018.
12. Age Progression/Regression by Conditional Adversarial Autoencoder. Zhifei Zhang, Yang Song, Hairong Qi. 2017. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017). DOI: 10.48550/arXiv.1702.08423.

References

1. Ryabenkiy V.M., Zakhozhay O.I. Combined systems of patterns recognition // Announcer of Kherson state technical university //– Kherson.: KhNTU. – 2011. – No. 01 (009). – pp. 156-160.
2. Zakhozhay O.I., Krohmal A. V. An extensional approach to the recognition of raster images based on their symbolic transformations – Scientific news of Dahl university. №25. 2023p. DOI: 10.33216/2222-3428- 2023-25-2.
3. Swaroop, P., Sharma, N. An Overview of Various Template Matching Methodologies in Image Processing // International Journal of Computer Applications - Volume 153 - No 10 - November 2016, pp. 8-9. DOI: 10.5120/ijca2016912165.
4. Krohmal A.V. Pidkhody do pobudovy system rozpiznavannia obraziv v konteksti obrobky vizualnoi informatsii – TsILI STALOHO ROZVYTKU: problemy i mozhlyvosti dosiahnennia v Ukraini ta sviti: materialy VIII Vseukrainskoi nauk.-prakt. konf. zdobuvachiv vyshchoi osvity ta molodykh vchenykh, 23-24 zhovtnia 2024 r., m. Kyiv. - Kyiv: [Skhidnoukr. nats. un-t im.V. Dalia], 2024. - 376 s.
5. Zakhozhay O.I., Krohmal A.V. Method and software for symbolic transformation of bitmap images – Scientific news of Dahl university. №26. 2024p. DOI: 10.33216/2222-3428-2024-26-1.
6. Takeuchi Y., Takafuji D., Ito Y., Nakano K. ASCII Art Generation using the Local Exhaustive Search on the GPU. Conference: Proceedings of the 2013 First International Symposium on Computing and Networking //– H.: Hiroshima University. – 2013 – DOI:10.1109/CANDAR.2013.35.
7. Xu X., Zhang L., Wong Tien-Tsin. Structure-based ASCII Art. ACM Transactions on Graphics // HK.: The Chinese University of Hong Kong. – 2010. – vol. 29. – Iss. 4.
8. Krohmal A.V., Zakhozhay O.I. Doslidzhennia vlastyvostei symvolnoho predstavlennia vizualnoi informatsii – Maibutnii naukoveds – 2024 : XV materialy vseukr.nauk.-prakt. konf., 6 hrudnia 2024 r., m. Kyiv. / [ukl. : Zubtsov Ye.I.]. – Kyiv : [Skhidnoukr. nats. un-t im. V. Dalia], 2024. – 242 s.
9. Niku Ekhtiari. Comparing ground truth with predictions using image similarity measures. Jan 18, 2021. URL: <https://up42.com/blog/image-similarity-measures> (дата звернення: 22.04.2025).
10. Zhang L., Zhang L., Mou X., Zhang D. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment // IEEE Transactions on Image Processing. — 2011. — Vol. 20, No. 8. — P. 2378–2386. — DOI: 10.1109/TIP.2011.2109730.
11. Lanaras C., Bioucas-Dias J., Galliani S., Baltsavias E., Schindler K. Super-resolution of Sentinel-2 images: Learning a globally applicable deep neural network // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. — 2018. — Vol. 146. — P. 305–319. — DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.09.018.
12. Age Progression/Regression by Conditional Adversarial Autoencoder. Zhifei Zhang, Yang Song, Hairong Qi. 2017. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017). DOI: 10.48550/arXiv.1702.08423.