

УДК 004.93

DOI: 10.20998/2411-0558.2025.01.04

В. В. ФІЛАТОВ, асп., НТУ "ХПІ",

А. І. ПОВОРОЗНЮК, д-р техн. наук, проф., НТУ "ХПІ"

РОЗРОБКА КЛАСИФІКАТОРА ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ НОВИННИХ РЕСУРСІВ

Зростання обсягів інформації в Інтернеті актуалізує потребу в ефективній кластеризації новинного контенту, зокрема зображень, що супроводжують тексти. У статті представлено класифікатор зображень із низькою чутливістю до зростання баз даних, який дозволяє підвищити ефективність пошуку ідентичних зображень у масивах з щоденним приростом до 12000 одиниць. Використано методи математичного моделювання, обробки зображень і контентного пошуку. Результати експериментів підтверджують швидкість і економічність запропонованого підходу. Бібліогр.: 28 назв.

Ключові слова: кластеризація новинних ресурсів; класифікатор зображень; бази даних; обробка зображень..

Вступ. На сьогоднішній день значна увага приділяється процесам збору та аналізу інформації, зокрема у сфері новинних повідомлень, які масово поширюються в електронних засобах масової інформації (ЗМІ). Один із підходів до обробки такої інформації це її кластеризація на основі семантичного змісту [1]. Зазвичай новини класифікують з урахуванням морфологічного аналізу текстів, однак важливим є і візуальний супровід (більшість новин включає фотографії чи інші зображення). Це відкриває можливість групувати новини не лише за змістом тексту, а й за схожістю зображень, що створює так звану «візуальну основу» кластеризації. У певних випадках візуальний компонент може мати більший вплив на процес групування, ніж традиційні ключові слова або інші текстові параметри (такі як імена, географічні назви, тематика тощо). Зазначимо, що в одному тексті може бути кілька зображень, що має як переваги, так і недоліки. До недоліків можна віднести включення нерелевантних зображень, наприклад, логотипів. Натомість, відповідні зображення дозволяють формувати складніші зв'язки між новинами, що веде до створення більш глибоких та інформативних кластерів. На основі цього можна висунути припущення: чим унікальніше зображення, тим більша

ймовірність того, що супровідний текст має схожий зміст. У такому разі текстові елементи (заголовки, ключові слова тощо) доцільно розглядати як додаткові фактори кластеризації.

Отже, актуальним є завдання кластеризації зображень, які супроводжують тексти на веб-ресурсах, зокрема у новинних стрічках.

Аналіз літератури. На сьогодні існує чимало систем для розпізнавання зображень, серед яких найвідомішими є TinEye, Google Similar Images і AntiDupl.NET. Водночас ці системи мають спільне обмеження – вони не дозволяють користувачам завантажити власну галерею та сформувати персональну базу зображень для подальшої роботи [2]. Попри наявність різноманітних методів пошуку зображень із різним рівнем складності та продуктивності, не всі з них придатні для використання в умовах великих обсягів даних. Зокрема, у працях [3, 4] пропонуються інваріантна модель і метод швидкого пошуку цифрових зображень у сховищах. Проте запропонована в [3] модель має ряд обмежень: вона застосовується виключно до напівтонових зображень, фокусуючись лише на формі гістограми. Це не виключає ситуації, коли різні зображення матимуть подібні гістограми, що може спричинити помилки. Крім того, за даними [4], середній час пошуку одного зображення в базі, що містить понад 100 тисяч елементів, становить 1,7 секунди. Така продуктивність є неприйнятною для систем, у яких щоденно потрібно обробляти 10 – 12 тисяч зображень, адже це потребуватиме понад 5 годин лише на класифікацію.

Одним з ефективніших сучасних методів є пошук зображень на основі вмісту (CBIR), який дозволяє знаходити подібні зображення шляхом аналізу їхніх візуальних характеристик [5, 6]. Цей підхід ґрунтується на конвертації зображення у набір низькорівневих ознак, що формують його візуальне представлення та дають змогу виконувати точнішу і швидшу класифікацію [7, 8]. CBIR-система формує багатовимірні вектори ознак, які зіставляються з векторами зображень, що зберігаються в базі даних (БД). За типом обробки даних CBIR-система складається з двох підсистем – онлайн та офлайн, які мають спільний блок для вилучення ознак [7]. Порівняння векторів відбувається за допомогою різних метрик, серед яких найбільш поширені: евклідова відстань [9], манхеттенська метрика [10], косинусна подібність [11, 12], відстань

Махаланобіса [13], а також відстань Хеммінга [14]. Значення подібності, яке отримується в результаті порівняння, зіставляється з певним порогом, визначеним у CBIR-системі, що дозволяє робити висновок про ступінь схожості зображень. Ознаки зображень, які формують багатовимірні вектори для CBIR-систем, зазвичай поділяються на два типи – глобальні та локальні [15, 16]. Глобальні ознаки (наприклад, колір, текстура, форма, просторові ознаки) відображають загальну структуру зображення, що сприяє швидкому аналізу та обчисленню схожості. Хоча вони не дозволяють точно ідентифікувати об'єкти на зображенні, глобальні ознаки добре підходять для загальної класифікації. У свою чергу, локальні ознаки дозволяють виявляти та розпізнавати конкретні об'єкти, що особливо важливо для задач маркування або розпізнавання образів [17, 18].

Незважаючи на широке впровадження CBIR-систем, всі вони стикаються з так званим «семантичним розривом» – відмінністю між низькорівневими машинними ознаками (пікселями, кольорами тощо) та високорівневим людським сприйняттям, що часто призводить до нерелевантних результатів пошуку [19, 20]. Ще однією проблемою CBIR-систем є їх низька продуктивність. Це стосується як обчислювальної складності, так і потреб у пам'яті та часу обробки, що пояснюється використанням багатовимірних ознак і складних алгоритмів, таких як машинне навчання [21, 22] або генетичні методи [23, 24]. Як зауважено в [7], поширені алгоритми кластеризації, такі як метод k-середніх або ієрархічне групування за принципом найближчих сусідів [25, 26], є надто повільними для обробки великих обсягів цифрових зображень. Крім того, вони потребують попереднього задання кількості кластерів, що ускладнює їх використання в динамічних базах даних, які постійно оновлюються. На ефективність CBIR також впливає метод пошуку зображень у базі. Існують два основні підходи [7]: прямий пошук, коли вектор ознак є прямим індексом зображення [27], і пошук через трансформацію ознак, при якому багатовимірні вектори перетворюються в низькорівневі або двійкові, що значно знижує обчислювальне навантаження. Останній підхід часто базується на хешуванні [28], що дозволяє використовувати прості метрики на кшталт відстані Хеммінга. У практиці, як правило, комбінуються обидва методи для досягнення оптимального результату.

Загальний аналіз свідчить, що більшість сучасних методів пошуку зображень у БД є недостатньо ефективними для вирішення задач

кластеризації зображень, які супроводжують текст на різних веб-ресурсах. Це пов'язано з їх обмеженою швидкістю й масштабованістю при роботі з великими, постійно оновлюваними даними.

Постановка проблеми та мета дослідження. Основною метою дослідження є підвищення ефективності пошуку подібних зображень у великих динамічних базах даних, які щодня поповнюються на 10–12 тисяч зображень. Для реалізації цієї мети передбачено вирішення таких ключових завдань: створення класифікатора зображень, стійкого до постійного зростання обсягу даних у базі; дослідження характеристик та ефективності запропонованого класифікатора.

Розробка класифікатора зображень. Загальна модель класифікатора зображень може бути формалізована у вигляді кортежу

$$IC = \langle I, C, S, R, O \rangle, \quad (1)$$

де $I = \{I_1, I_2, \dots, I_p\}$ – множина зображень, що підлягають класифікації; $C = \{C_1, C_2, \dots, C_K\}$ – множина кластерів (класів зображень), при цьому $C_i \cap C_j = \emptyset \quad \forall i \neq j$; $S = \{\overline{S}_1, \overline{S}_2, \dots, \overline{S}_L\}$ – сукупність підписів зображень; $R \subset C \times S$ – зв'язок між кластерами та сигнатурами; $O: I \rightarrow C$ – операція кластеризації, яка полягає в перетворенні зображень, після чого або зображення $I_n \in I$ з підписом $\overline{S}_l \in S$ належить до існуючого кластера $C_k \in C$, або створюється новий кластер $C_{K+1} \in C$, до якого можна віднести це зображення, при цьому одне зображення можна віднести лише до одного кластера.

Під підписом зображення розуміється вектор ознак, які використовуються для однозначної класифікації зображення.

Відношення R має таку властивість: $\forall C_i \in C \exists \overline{S}_j \in S : (C_i, \overline{S}_j) \in R$.

Аналіз запропонованої моделі (1) дозволяє стверджувати, що ключовим чинником, який визначає швидкодію класифікатора, є обраний метод обчислення сигнатури зображення. У даній роботі пропонується застосування двовимірного дискретного косинусного перетворення (2D-DCT) для обчислення сигнатури зображення.

Загалом, 2D-DCT $F[u, v]$ ($0 \leq u \leq N-1$; $0 \leq v \leq N-1$) зображення A

(із розмірами $N \times N$ пікселів) визначається наступним чином:

$$F[u, v] = \frac{2}{N} \alpha[u] \alpha[v] \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left(A[x, y] \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2N} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right); \quad (2)$$

$$\alpha[u] = \begin{cases} 1/\sqrt{2}, & \text{якщо } u = 0; \\ 1, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (3)$$

де $F[u, v]$ – коефіцієнти 2D-DCT ($0 \leq k \leq N-1$; $0 \leq l \leq M-1$); $\alpha[u]$, $\alpha[v]$ – нормувальні коефіцієнти (3).

Зворотнє 2D-DCT можна розрахувати наступним чином

$$A[x, y] = \frac{2}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} \left(\alpha[u] \alpha[v] F[u, v] \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2N} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right). \quad (4)$$

Розглянемо властивості 2D-DCT, які можна використовувати під час розрахунку сигнатури зображення.

У процесі обчислення матриці **A** за допомогою 2D-DCT, компоненти з найнижчими просторовими частотами розташовуються у верхньому лівому куті матриці результату **F**, тоді як високочастотні – у нижньому правому. Оскільки низькочастотні елементи зазвичай мають більші амплітуди й несуть основну змістову інформацію зображення, саме ця ділянка матриці є найінформативнішою. Водночас високочастотні значення мають меншу амплітуду і переважно відповідають за деталі. З огляду на це, для підвищення продуктивності формування сигнатури зображення доцільно використовувати лише обмежену кількість низькочастотних коефіцієнтів із матриці **F**, що дозволяє значно скоротити обчислювальні витрати без втрати ключової інформації.

Якщо матриця **A_{my}** є дзеркальним відображенням матриці **A** відносно вертикальної осі, тобто $A_{my}[x, y] = A[x, N-1-y]$, то 2D-DCT дзеркального зображення **A_{my}** має такий вигляд:

$$F_{my}[u, v] = \frac{2}{N} \alpha[u] \alpha[v] \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left((-1)^y A[x, y] \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2N} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right).$$

Якщо матриця **A_{mx}** є дзеркальним відображенням матриці **A** відносно горизонтальної осі, тобто $A_{mx}[x, y] = A[N-1-x, y]$, то 2D-DCT

дзеркального зображення $\mathbf{A}_{mx}$ має такий вигляд:

$$F_{mx}[u, v] = \frac{2}{N} \alpha[u] \alpha[v] \times \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left((-1)^x A[x, y] \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2N} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right).$$

Обертання зображення на 90° еквівалентно одночасному транспонуванню і дзеркальному відображенню матриці $\mathbf{A}$ відносно горизонтальної осі, тобто $\mathbf{A}_{m90} = \mathbf{A}'_{mx}$, тоді $\mathbf{A}_{m90}$ має такий вигляд:

$$F_{m90}[u, v] = \frac{2}{N} \alpha[u] \alpha[v] \times \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \left((-1)^x A[y, x] \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2N} \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \right).$$

Отже, особливості повернутих та дзеркально відображених зображень можна узагальнити так

$$|F[u, v]| = |F_{mx}[u, v]| = |F_{my}[u, v]| = |F_{m90}[v, u]|. \quad (5)$$

Властивість (5) доцільно використовувати для генерації сигнатур, інваріантних до поворотів і дзеркальних відображень зображення вздовж будь-якої з осей.

Існують два основні підходи до реалізації 2D-DCT. Перший – це безпосереднє обчислення коефіцієнтів за формулами (2)–(4), однак цей підхід є ресурсоємним, особливо при роботі з великими зображеннями. Другий підхід передбачає використання спеціальної матриці дискретного косинусного перетворення $\mathbf{T}$, яка визначається наступним чином:

$$T[k, l] = \begin{cases} 1/\sqrt{N}, & \text{якщо } k = 0, 0 \leq l \leq N-1; \\ \sqrt{2/N} \cos(\pi(2l+1)k/2N), & \text{якщо } 1 \leq k \leq N-1, 0 \leq l \leq N-1. \end{cases} \quad (6)$$

Тоді 2D-DCT матриці $\mathbf{A}$ обчислюється так

$$\mathbf{F} = \mathbf{T} \times \mathbf{A} \times \mathbf{T}'. \quad (7)$$

Зворотнє 2D-DCT матриці $\mathbf{F}$ обчислюється як $\mathbf{A} = \mathbf{T}' \times \mathbf{F} \times \mathbf{T}$.

Головною перевагою цього способу обчислення 2D-DCT є висока швидкість виконання. Найбільш ресурсомісткою операцією вважається обчислення матриці $\mathbf{T}$ за формулою (6). Проте, якщо всі зображення мають однакові розміри, матрицю $\mathbf{T}$ потрібно розрахувати лише один раз, після чого множення матриць можна виконувати досить швидко. Отже, у даній роботі пропонується використовувати другий метод обчислення 2D-DCT

з використанням формул (6) та (7).

Оскільки в стрічках новин електронних медіа використовуються як кольорові, так і чорно-білі (відтінки сірого) зображення, у даній роботі запропоновано використовувати наступну модель зображення

$$Img = \langle \mathbf{A}_{gs}, \mathbf{A}_r, \mathbf{A}_g, \mathbf{A}_b \rangle, \quad (8)$$

де $\mathbf{A}_{gs}, \mathbf{A}_r, \mathbf{A}_g, \mathbf{A}_b$ – квадратні матриці відтінків сірого та кольорових компонентів зображення відповідно (кольорова модель RGB).

Для напівтонових зображень матриці $\mathbf{A}_r, \mathbf{A}_g, \mathbf{A}_b$ заповнюються нулями. Для кольорових зображень матриця $\mathbf{A}_{gs}$ обчислюється на основі матриць $\mathbf{A}_r, \mathbf{A}_g, \mathbf{A}_b$.

Позначимо 2D-DCT кожного компонента вихідного зображення як $\mathbf{F}_{gs}, \mathbf{F}_r, \mathbf{F}_g, \mathbf{F}_b$. З урахуванням наведених вище властивостей коефіцієнтів 2D-DCT у роботі запропоновано застосовувати квантування з метою аналізу лише тих частотних компонент, значення яких перевищують заданий поріг. Встановимо для кожного компонента $\mathbf{F}_{gs}, \mathbf{F}_r, \mathbf{F}_g, \mathbf{F}_b$ матриці квантування коефіцієнтів 2D-DCT $\mathbf{Q}_{gs}, \mathbf{Q}_r, \mathbf{Q}_g, \mathbf{Q}_b$, значення елементів яких зростають у міру віддалення від лівого верхнього кута і наближення до правого нижнього. Тоді $F_{(q)}[u, v] = F[u, v] / Q[u, v]$. Враховуючи розміщення частотних складових в матриці $\mathbf{F}_{(q)}$, перетворюємо кожен з матриць $\mathbf{F}_{(q)gs}, \mathbf{F}_{(q)r}, \mathbf{F}_{(q)g}, \mathbf{F}_{(q)b}$ у відповідні одновимірні вектори $\vec{f}_{gs}, \vec{f}_r, \vec{f}_g, \vec{f}_b$ (зигзагоподібне сканування матриці, починаючи з верхнього лівого кута).

З кожної частотної складової можна побудувати такий вектор $\vec{f}_i = (f_{gs}[i], f_r[i], f_g[i], f_b[i])$, $i = 0, M-1$, де $M \leq N^2$, тобто пропонується враховувати лише перші M квантованих частотних складових. Тоді довжина вектора $\vec{f}_i$ обчислюється як $|\vec{f}_i| = \sqrt{f_{gs}^2[i] + f_r^2[i] + f_g^2[i] + f_b^2[i]}$.

Оскільки орієнтація вихідного зображення невідома, то, з врахуванням властивості (5) для обчислення сигнатури, інваріантної до поворотів і дзеркальних відображень зображення вздовж будь-якої з осей, у статті пропонується вектор, $\vec{s} = (s_0, s_2, \dots, s_{M-1})$ елементи якого

обчислюються таким чином:

$$s_i = \frac{|\vec{f}_i| + |\vec{f}'_i|}{2}, \quad i = \overline{0, M-1}. \quad (9)$$

Тоді $\vec{S}_l = (S_{l0}, S_{l2}, \dots, S_{lM-1})$ сигнатуру зображення I_n з моделлю (8) можна розрахувати наступним чином

$$S_{li} = \text{round} \left(\frac{w_i S_i}{|\vec{S}|} \right), \quad i = \overline{0, M-1}, \quad (10)$$

де w_i – вагові коефіцієнти.

Пропонується використовувати метрику міських кварталів як міру подібності двох векторів $\vec{a}$ і $\vec{b}$

$$d(\vec{a}, \vec{b}) = \sum_i |a_i - b_i|. \quad (11)$$

Тоді вирішальне правило класифікатора має такий вигляд

$$I_n \in \begin{cases} C_k, & \text{якщо } \exists (C_k, \vec{S}_l) : d(\vec{S}_n, \vec{S}_l) = \min_{\substack{p \neq n, \\ p \in \overline{1, P}}} d(\vec{S}_n, \vec{S}_p) < \varepsilon_k, 1 \leq k \leq K; \\ C_{K+1}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (12)$$

Отже, нове зображення $I_n \in I$ з сигнатурою $\vec{S}_n \in S$ належить до існуючого кластера $C_k \in C$, якщо є така сигнатура $\vec{S}_l$, відстань до якої є мінімальною серед усіх сигнатур і меншою за заданий поріг ε_k . В іншому випадку створюється новий кластер C_{K+1} із зображенням $I_n \in I$.

Швидкий пошук у великих базах даних. Коли нове зображення надходить до інформаційної системи (наприклад, на новинний портал), процес його класифікації включає такі основні етапи:

- 1) зменшення розміру зображення до 64×64 ;
- 2) обчислення сигнатури за виразом (10) з урахуванням (6)-(9);
- 3) класифікація за вирішальним правилом (12) з урахуванням метрики (11).

4) збереження нового зображення до БД із прив'язкою до наявного кластера, якщо відповідність була знайдена, або створення нового кластера у разі, якщо зображення є унікальним.

Щоб перейти до кроку 3, першим завданням є спроба знайти існуючий кластер у БД. Розглянемо випадок, коли в вирішальному правилі (12) для всіх кластерів $\varepsilon_k = 0$. Сучасні системи управління реляційними БД дозволяють здійснювати швидкий пошук по індексованим полям. Тоді для реалізації швидкого пошуку необхідно виконати індексацію в реляційній БД за полем, що містить сигнатуру. Відповідно до запропонованої моделі класифікатора (1), сигнатура – це вектор, що містить кілька значень, тому необхідно перетворити цей вектор в одне поле, за яким буде здійснюватися індексація бази даних і подальший пошук. У роботі пропонується перетворити вектор $\overline{S}_l = (S_{l_0}, S_{l_2}, \dots, S_{l_{M-1}})$ у рядок такого вигляду $S_{l_0} : S_{l_2} : \dots : S_{l_{M-1}}$, тобто записати послідовно елементи вектора, розділивши їх двокрапкою. Таке представлення дає можливість записати підпис в одному полі, незалежно від значення M (кількості елементів у векторі). Тоді номер кластера $Nkcluster$ із зображеннями, чий підпис $imsig$ відповідає новому підпису зображення $newimsig$, можна отримати за допомогою простого запиту до таблиці *news_images*:

`SELECT Nkcluster FROM news_images WHERE imsig=newimsig`

Цей пошук буде завершено в найкоротші терміни для таблиць з полем індексу. Експерименти показали, що в середньому швидкість класифікатора становила 0,03 с/зображення. Таким чином, при надходженні до 10-12 тисяч зображень на добу на їх кластеризацію витрачається до 5-6 хвилин.

Висновки. Розроблено загальну модель контент-орієнтованого класифікатора зображень, яка базується на перетворенні зображення в його сигнатуру – вектор значень ознак, які використовуються для однозначної класифікації зображення. На основі запропонованої моделі показано, що на швидкість роботи класифікатора в першу чергу впливає метод розрахунку сигнатури зображення. У статті пропонується використовувати 2D-DCT для обчислення сигнатури зображення. На основі дослідження властивостей 2D-DCT при аналізі сірої та кольірної складових зображень (колірна модель RGB) отримано математичні вирази для обчислення компонентів сигнатури, інваріантних до поворотів і дзеркальних відображень зображення вздовж будь-якої з осей. Розроблено

метод класифікації зображень шляхом порівняння їхніх сигнатур із використанням метрики міських кварталів як міри подібності.

Проведено дослідження властивостей розробленого класифікатора зображень, в результаті якого обґрунтовано переведення всіх зображень в один розмір 64×64 пікселів. При цьому їх сигнатури зберігають здатність ідентифікувати конкретні зображення, а матриця коефіцієнтів 2D-DCT розраховується один раз для всіх зображень, що значно знижує складність методу. Експерименти показали, що кластеризація інформації із зображень виявилася досить швидкою та недорогою з точки зору обсягів інформації та вимог до обчислювальної потужності.

Подальші дослідження спрямовані на пошук оптимальних параметрів запропонованого класифікатора, а також вивчення можливості використання класифікатора для нечіткої кластеризації, а також нечіткого пошуку в базі даних.

Список літератури:

1. Амонс О.А. Кластеризація документів на основі статистичної близькості термів / О.А. Амонс, Ю.О. Янов, І.О. Безпалый // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка : збірник наукових праць. – 2008. – № 49. – С. 55–62.
2. Верес О.М. Вибір методів для пошуку однакових або схожих зображень / О.М. Верес, Я.П. Кісь, В.А. Кугівчак, І.В. Рішняк // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія : Інформаційні системи та мережі. – 2018. – № 887. – С. 43–50.
3. Смеляков К.С. Розробка інваріантної моделі цифрового зображення для швидкого пошуку у сховищах даних / К.С. Смеляков, А.С. Чуприна, Д.Л. Сандркін, Є.В. Вакулік, Є.М. Дроб // Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. – 2021. – № 2(68). – С. 108–115.
4. Смеляков К.С., Розробка методу швидкого пошуку цифрового зображення у сховищах даних / К.С. Смеляков, Д.Л. Сандркін, Д.О. Товчиречко, Є.В. Вакулік, Є.М. Дроб // Системи обробки інформації. – 2021. – № 2(165). – С. 54–63.
5. Ali F. Content Based Image Retrieval (CBIR) by statistical methods / F. Ali, A. Hashem // Baghdad Science Journal. – 2020. – Vol. 17(2 SI). – P. 694–700.
6. Salih F.A.A. An Efficient Two-layer based Technique for Content-based Image Retrieval / F.A.A. Salih, A.A. Abdulla // UHD Journal of Science and Technology. – 2021. – Vol. 5(1). – P. 28–40.
7. Xiaoqing Li. Recent developments of content-based image retrieval (CBIR) / Xiaoqing Li, Jiansheng Yang, Jinwen Ma // Neurocomputing. – 2021. – Vol. 452. – P. 675–689.
8. Salih S.F. An Improved Content Based Image Retrieval Technique by Exploiting Bi-layer Concept / S.F. Salih, A.A. Abdulla // UHD Journal of Science and Technology. – 2021. – Vol. 5(1). – P. 1–12.
9. Garg M. A novel content-based image retrieval approach for classification using GLCM

features and texture fused LBP variants / M. Garg, G. Dhiman // *Neural Computing and Applications*. – 2021. – Vol. 33. – P. 1311–1328.

10. Kenchappa Y.D. Content-based image retrieval using integrated features and multi-subspace randomization and collaboration / Y.D. Kenchappa, K. Kwadiki // *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. – 2022. – Vol. 13. – P. 2540–2550.

11. Mistry Y. Content based image retrieval using hybrid features and various distance metric / Y. Mistry, D.T. Ingole, M.D. Ingole // *Journal of Electrical Systems and Information Technology*. – 2018. – Vol. 5(3). – P. 874–888.

12. Lee K. A Study on the Channel Expansion VAE for Content-Based Image Retrieval / K. Lee, Y. Lee, H.-H. Ko, M. Kang, // *Applied Sciences*. – 2022. – Vol. 12(18), 9160.

13. Bu H.H. Content-based image retrieval using a fusion of global and local features / H.H. Bu, N.C. Kim, S.H. Kim // *ETRI Journal*. – 2023. – Vol. 45(3). – P. 505–518.

14. Abdullah Sura Mahmood. Deep learning for content-based image retrieval in FHE algorithms / Abdullah Sura Mahmood, Jaber Mustafa Musa // *Journal of Intelligent Systems*. – 2023. – Vol. 32(1), 20220222.

15. Datta R. Image retrieval / R. Datta, D. Joshi, J. Li, J.Z. Wang // *ACM Computing Surveys*. – 2008. – Vol. 40(2). – P. 1–60.

16. Залевська О. Удосконалення методу кластеризації зображення / О. Залевська, І. Мірошніченко, Д. Смаковський, О. Гагарін, І. Паламар // *Сучасні проблеми моделювання*. – 2023. – № 24. – С. 79–86.

17. Halawani A.H. Fundamentals and Applications of Image Retrieval: An Overview / A.H. Halawani, A. Teynor, L. Setia, G. Brunner, C.I. Retrieval // *Datenbank-Spektrum*. – 2006. – Vol. 18. – P. 14–23.

18. Bansal M. 2D object recognition techniques: State-of-the-art work / M. Bansal, M. Kumar, M. Kumar // *Archives of Computational Methods in Engineering*. – 2020. – Vol. 28(3). – P. 1147–1161.

19. Ibtihal M. Hameed. Content-based image retrieval: A review of recent trends / M. Hameed Ibtihal, H. Abdulhussain Sadiq, M. Mahmmod Basheera // *Cogent Engineering*. – 2021. – Vol. 8, 1927469.

20. Sikandar S. A Novel Hybrid Approach for a Content-Based Image Retrieval Using Feature Fusion / S. Sikandar, R. Mahum, A. Alsaman // *Applied Sciences*. – 2023. – Vol. 13(7). – 4581.

21. Tzelepi M. Deep convolutional learning for content based image retrieval / M. Tzelepi, A. Tefas // *Neurocomputing*. – 2018. – Vol. 275. – P. 2467–2478.

22. Sezavar A. Content-based image retrieval by combining convolutional neural networks and sparse representation/ A. Sezavar, H. Farsi, S. Mohamadzadeh // *Multimedia Tools and Applications*. – 2019. – Vol. 78(15). – P. 20895–20912.

23. Phadikar B.S. Content-based image retrieval in DCT compressed domain with MPEG-7 edge descriptor and genetic algorithm / B.S. Phadikar, A. Phadikar, G.K. Maity // *Pattern Analysis and Applications*. – 2018. – Vol. 21(2). – P. 469–489.

24. Alsmadi M.K. Content-based image retrieval using color, shape and texture descriptors and features / M.K. Alsmadi // *Arabian Journal for Science and Engineering*. – 2020. – Vol. 45(4). – P. 3317–3330.

25. Sampathila N. Computational approach for content-based image retrieval of K-similar

images from brain MR image database / N. Sampathila, R.J. Martis // *Expert Systems*. – 2022. – Vol. 39(7), e12652.

26. Monowar M.M. A Self-Supervised Spatial Recurrent Network for Content-Based Image Retrieval / M.M. Monowar, M.A. Hamid, A.Q. Ohi, M.O. Alassafi, M.F. Mridha // *Sensors*. – 2022. – Vol. 22(6): 2188.

27. Junjie Cai. Scalable Image Search with Multiple Index Tables / Junjie Cai, Qiong Liu, Francine Chen, Dhiraj Joshi and Qi Tian // in *Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval (ICMR '14)*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, (2014), pp. 407–410.

28. Cheng S. An Adaptive and Asymmetric Residual Hash for Fast Image Retrieval / S. Cheng, L. Wang, A. Du // in *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 78942–78953.

References:

1. Amons, O.A., Yanov, Yu.O. and Bezpalyi, I.O. (2008), "Clustering of documents based on statistical proximity of terms", *Bulletin of NTUU "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute". Series: Informatics, Control and Computer Science*, No 49, pp. 55–62.

2. Veres, O.M., Kis, Ya.P., Kuhivchak, V.A. and Rishniak I.V. (2018), "Choose methods to find new or similar images", *Bulletin of the National University "Lviv Polytechnic", Series: Information Systems and Networks*, No 887, p. 43–50.

3. Smeliakov, K.S., Chupryna, A.S., Sandrkin, D.L., Vakulik, Ye.V. and Drob, Ye.M. (2021), "Development of an invariant digital image model for quick search of data collections", *Collection of Scientific Papers of the Kharkiv National Air Force University*, No 2(68), pp. 108–115.

4. Smeliakov, K.S., Sandrkin, D.L., Tovchyrechko, D.O., Vakulik, Ye.V. and Drob, Ye.M. (2021), "Exploration of the method of quick search of digital images in the collections of data", *Information Processing Systems*, No 2(165), pp. 54–63.

5. Ali, F. and Hashem, A. (2020), "Content Based Image Retrieval (CBIR) by statistical methods", *Baghdad Science Journal*, vol. 17(2 SI), pp. 694–700.

6. Salih, F.A.A., and Abdulla, A.A. (2021), "An Efficient Two-layer based Technique for Content-based Image Retrieval", *UHD Journal of Science and Technology*, vol. 5(1), pp. 28–40.

7. Xiaoqing Li, Jiansheng Yang and Jinwen Ma (2021), "Recent developments of content-based image retrieval (CBIR)", *Neurocomputing*, vol. 452, pp. 675–689, DOI:

8. Salih, S.F., and Abdulla, A.A. (2021), "An Improved Content Based Image Retrieval Technique by Exploiting Bi-layer Concept", *UHD Journal of Science and Technology*, vol. 5(1), pp. 1–12.

9. Garg, M. and Dhiman, G. (2021), "A novel content-based image retrieval approach for classification using GLCM features and texture fused LBP variants", *Neural Computing and Applications*, vol. 33, pp. 1311–1328.

10. Kenchappa, Y.D. and Kwadiki, K. (2022), "Content-based image retrieval using integrated features and multi-subspace randomization and collaboration", *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, vol. 13, pp. 2540–2550.

11. Mistry, Y., Ingole, D.T. and Ingole, M.D. (2018), "Content based image retrieval using

hybrid features and various distance metric”, *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 5(3), pp. 874–888.

12. Lee, K., Lee, Y., Ko, H.-H. and Kang, M. (2022), “A Study on the Channel Expansion VAE for Content-Based Image Retrieval”, *Applied Sciences*, vol. 12(18), 9160.

13. Bu, H.H., Kim, N.C. and Kim, S.H. (2023), “Content-based image retrieval using a fusion of global and local features”, *ETRI Journal*, vol. 45(3), pp. 505–518.

14. Abdullah, Sura Mahmood and Jaber, Mustafa Musa (2023), “Deep learning for content-based image retrieval in FHE algorithms”, *Journal of Intelligent Systems*, vol. 32(1), 20220222.

15. Datta, R., Joshi, D., Li, J. and Wang, J. Z. (2008), “Image retrieval”, *ACM Computing Surveys*, 40(2), pp. 1–60.

16. Zalevska, O., Miroshnychenko, I., Smakovskiy, D., Haharin, O. and Palamar, I. (2023). “Improvement of the image clustering method”, *Modern Problems of Modeling*, vol. 24, pp. 79–86.

17. Halawani, A.H., Teynor, A., Setia, L., Brunner, G. and Retrieval, C.I. (2006), “Fundamentals and Applications of Image Retrieval: An Overview”, *Datenbank-Spektrum*, vol. 18, pp. 14–23.

18. Bansal, M., Kumar, M. and Kumar, M. (2020), “2D object recognition techniques: State-of-the-art work”, *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 28(3), pp. 1147–1161.

19. Ibtihal, M. Hameed, Sadiq, H. Abdulhussain and Basheera, M. Mahmmud (2021), “Content-based image retrieval: A review of recent trends”, *Cogent Engineering*, vol. 8, 1927469.

20. Sikandar, S., Mahum, R. and Als Salman, A. (2023), “A Novel Hybrid Approach for a Content-Based Image Retrieval Using Feature Fusion”, *Applied Sciences*, vol. 13(7), 4581.

21. Tzelepi, M. and Tefas, A. (2018), “Deep convolutional learning for content based image retrieval”, *Neurocomputing*, vol. 275, pp. 2467–2478.

22. Sezavar, A., Farsi, H. and Mohamadzadeh, S. (2019), “Content-based image retrieval by combining convolutional neural networks and sparse representation”, *Multimedia Tools and Applications*, vol. 78(15), pp. 20895–20912.

23. Phadikar, B.S., Phadikar, A. and Maity, G.K. (2018), “Content-based image retrieval in DCT compressed domain with MPEG-7 edge descriptor and genetic algorithm”, *Pattern Analysis and Applications*, vol. 21(2), pp. 469–489.

24. Alsmadi, M.K. (2020), “Content-based image retrieval using color, shape and texture descriptors and features”, *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 45(4), pp. 3317–3330.

25. Sampathila, N. and Martis, R.J. (2022), “Computational approach for content-based image retrieval of K-similar images from brain MR image database”, *Expert Systems*, vol. 39(7), e12652.

26. Monowar, M.M., Hamid, M.A., Ohi, A.Q., Alassafi, M.O. and Mridha, M.F. (2022), “A Self-Supervised Spatial Recurrent Network for Content-Based Image Retrieval”, *Sensors*, vol. 22(6): 2188.

27. Junjie Cai, Qiong Liu, Francine Chen, Dhiraj Joshi and Qi Tian (2014), “Scalable Image Search with Multiple Index Tables”, in *Proceedings of International Conference on Multimedia Retrieval (ICMR '14)*, Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, pp. 407–

410.

28. Cheng, S., Wang, L. and Du A. (2019), "An Adaptive and Asymmetric Residual Hash for Fast Image Retrieval", in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 78942–78953.

Статтю представив д.т.н., проф. Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут" С.Ю. Леонов.

Надійшла (received) 10.04.2025

Filatov Valerii, PhD Student
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpicheva, 2, Kharkiv, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (050) 866-11-44, e-mail: filatov@mail.com
ORCID ID: 0009-0007-7762-1517

Povoroznyuk Anatolii, Dr. Tech. Sci., Professor
National Technical University "Kharkiv Polytechnic Institute"
Str. Kirpicheva, 2, Kharkiv, Ukraine, 61002
Tel.: +38 (067) 902-13-72, e-mail: ai.povoroznjuk@gmail.com
ORCID ID: 0000-0003-2499-2350

УДК 004.93

Розробка класифікатора зображень для кластеризації новинних ресурсів / Філатов В.В., Поворознюк А.І. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2025. – № 1 (13). – С. 48 – 62.

Зростання обсягів інформації в Інтернеті актуалізує потребу в ефективній кластеризації новинного контенту, зокрема зображень, що супроводжують тексти. У статті представлено класифікатор зображень із низькою чутливістю до зростання баз даних, який дозволяє підвищити ефективність пошуку ідентичних зображень у масивах з щоденним приростом до 12000 одиниць. Використано методи математичного моделювання, обробки зображень і контентного пошуку. Результати експериментів підтверджують швидкість і економічність запропонованого підходу. Бібліогр.: 28 назв.

Ключові слова: кластеризація новинних ресурсів; класифікатор зображень; бази даних; обробка зображень.

UDC 004.93

Development of an Image Classifier for Clustering News Resources / V.V. Filatov, A.I. Povoroznyuk // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2025. – № 1 (13). – P. 48 – 62.

The growth of information volumes on the Internet emphasizes the need for effective clustering of news content, particularly the images accompanying texts. The article presents an image classifier with low sensitivity to the expansion of databases, which enables improved efficiency in searching for identical images within datasets growing daily by up to 12,000 items. The study employs methods of mathematical modeling, image processing, and content-based retrieval. Experimental results confirm the speed and cost-effectiveness of the proposed approach. Bibliogr.: 28 titles.

Keywords: clustering of news resources; image classifier; databases; image processing.