

Фізико-математичне моделювання та інформаційні технології. – 2007. – Вип. 5. – С. 146–157.
б. Гладун С., Притула Н., Землянський Б., Химко О. Розрахунок гідродинамічних параметрів стану об'єктів транспорту газу // Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка": Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – 2008. – С. 174–201.

УДК 004.93'14

Р. Мельник, Ю. Каличак

Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра програмного забезпечення

ПОШУК ОБРАЗІВ ЗА ІНДЕКСАМИ КЛАСТЕРІВ ФРАГМЕНТІВ ЗОБРАЖЕНЬ

© Мельник Р., Каличак Ю., 2011

Наведено методику отримання розподілених структурних властивостей образів на основі алгоритму кластеризації об'єму інтенсивності під час фрагментації зображення. Показано застосування отриманих результатів для пошуку зображень за вмістом.

Ключові слова: зображення, образ, простір інтенсивності, об'єм інтенсивності, фрагментація, кластеризація, розподілені ознаки.

An extraction method of distributed structural features of patterns based on the clustering algorithm of intensity volume in the fragmentation of an image is presented.

Keywords: image, pattern, intensity space, intensity volume, fragmentation, clustering, distributed features.

Вступ

Системи знаходження зображень за їх вмістом (Content-based image retrieval – CBIR) [1] працюють у два етапи: індексування та пошук. На етапі індексування кожний образ у базі даних представляється вектором властивостей. Існуючі універсальні системи CBIR належать до однієї із трьох категорій залежно від підходу отримання властивостей образу: гістограма, кольорове розташування і пошук за регіонами. Такими властивостями зокрема є: колір [2 – 3], форма [4 – 5], структура [6] і розташування [7]. Отримані властивості зберігаються в окремій базі даних візуальних властивостей. На етапі пошуку обчислюються властивості із образу-запиту користувача. Використовуючи критерії подібності, отриманий вектор властивостей порівнюється з векторами у базі даних візуальних властивостей. Користувач у відповідь отримує образи, які максимально відповідають запиту.

Системи пошуку за регіонами використовують локальні властивості регіонів (ідеальних об'єктів) на протигагу глобальним властивостям повного зображення. Прикладом такої системи є SIMPLIcity [8]. Якщо об'єкти в межах зображення сегментовані і кожному властивість об'єкта отримано автоматично, то такі особливості роблять можливою систему пошуку зображень за регіонами [9]. Представлення візуального образу адекватним числом кластерів (об'єкти у зображенні) може краще відобразити його вміст, однак цей підхід є часозалежним.

Процес кластеризації використовують для розпізнавання образів під час згортання характеристик зображень у процесі пошуку [14], знаходження оптимального рівня сегментації [15].

Запропоновано методику отримання структурних властивостей образу на основі кластеризації об'ємів інтенсивності зображення під час його фрагментації.

1. Визначення об'єму інтенсивності зображення

Для отримання тривимірної поверхні зображення спочатку кольорове зображення перетворюється на відтінки сірого. Кожна елементарна клітинка – піксель – набуває значення від чорного до білого кольору, яке позначимо як b -яскравість. Діапазон всіх можливих значень яскравості знаходиться в межах $0 \div 255$.

Для перетворення використовуємо алгоритм BT709 з такими коефіцієнтами R, G, B :

$$R = 0,2125; G = 0,7154; B = 0,0721 \quad (1)$$

Значення яскравості пікселів обчислюється з рівняння відносного заповнення клітинки у відсотках від чорного кольору:

$$b = (256 - c_i) \times 100 / 256, \quad (2)$$

або у відсотках від білого кольору:

$$b = c_i \times 100 / 256, \quad (3)$$

де c_i ($i = 1, 2, 3$) – значення компоненти R (G або B) сірого кольору пікселя.

На рис. 1а показано тестове зображення, відтінки сірого (рис.1б), поверхню інтенсивності у тривимірному просторі (рис. 1в) та фронтальну проекцію у двовимірному просторі (рис. 1г).

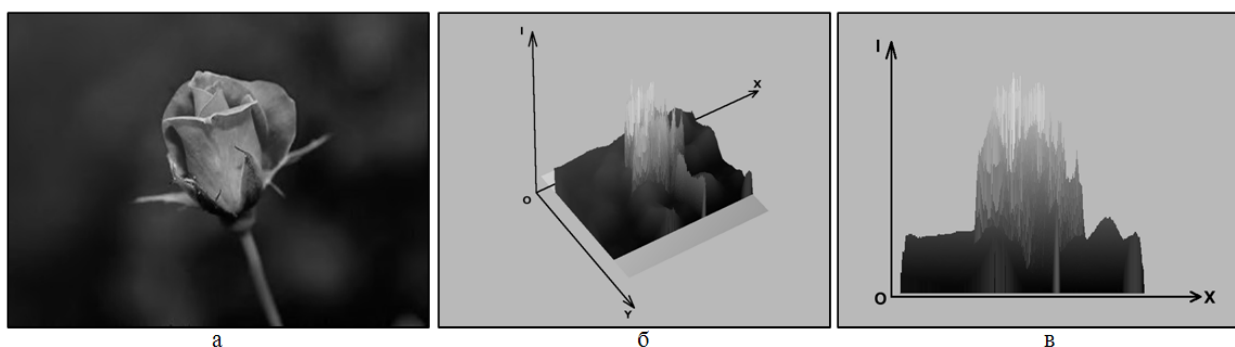


Рис. 1. Тестове зображення (а), тривимірне представлення його інтенсивності (б) та фронтальне зображення інтенсивності у двовимірному просторі (в)

Проведемо фрагментацію образу на площині XOY . Розділимо площину на фрагменти прямокутної форми горизонтальними та вертикальними лініями перерізу. Отримуємо плоске зображення, розділене на прямокутники R_s , (рис. 2а).

Переріз також фрагментує тривимірний простір представлення інтенсивності зображення на парямокутні паралелепіеди P_s (рис. 3).

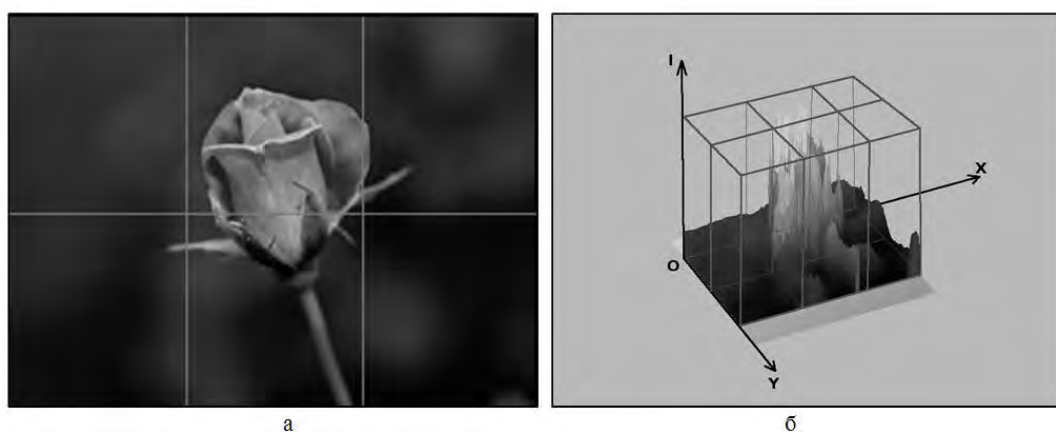


Рис. 2. Фрагментація образу на площині XOY (а) та у просторі інтенсивності (б)

Площі основ паралелепіедів P_s задаємо однаковими.

Фрагментація на прямокутні паралелепіеди дає змогу визначити ряд розподілених ознак, що характеризують образ. Основною з них є об'єм інтенсивності фрагментів. Для визначення об'ємів дискретного зображення використовуємо наступну формулу:

$$V_{P_i} = \sum_{x \in X(P_i)} \sum_{y \in Y(P_i)} B(x,y), \quad (4)$$

де $X(P_i)$, $Y(P_i)$ – підмножини координат зображення, що відповідають i -му паралелепіпеду, $B(x,y)$ – інтенсивність пікселя з координатами (x,y) , V_{P_i} – об'єм i -го фрагмента (паралелепіпеда).

2. Алгоритм кластеризації фрагментів об'ємів інтенсивності

Для розв'язання поставленої задачі застосуємо відомий підхід ієрархічної кластеризації даних. Функцію F утворимо як зважену суму модулів різниць (манхеттенської відстані):

$$F_{ij} = \{w_1|a_i - a_j| + w_2|b_i - b_j| + w_3|c_i - c_j| + \dots\} / k \cdot r, \quad (6)$$

або як зважену суму квадратів (евклідова відстань):

$$F_{ij} = \{w_1[a_i - a_j]^2 + w_2[b_i - b_j]^2 + w_3[c_i - c_j]^2 + \dots\} / N, \quad (5)$$

де a , b , c – характеристики властивостей, що формують точку чи кластер у просторі і виражаються числом; k , r – кількість точок в i -му та j -му кластерах дерева згортання, w_i – ваговий коефіцієнт. Сумування йде по всіх точках, N – кількість вхідних точок.

Традиційний ієрархічний алгоритм для кластеризації даних має такі кроки:

S0. Для всіх точок вхідної множини $x_i, x_j \in X$.

S1. Пошук пар кандидатів за функцією подібності:

$$\forall (x_i, x_j (j > i)) \text{ підрахунок } F(x_i, x_j).$$

S2. Пошук пар, що мають найменше значення відстані

$$F^*(x_i, x_j) = \min F(x_i, x_j), \quad i, j \in I,$$

та об'єднання точок x_i, x_j , створення нової точки (кластера) x_{n+1} .

S3. Видалення точок x_i, x_j зі списку кандидатів.

S4. Кінець (для всіх $x_i, x_j \in X$).

За алгоритмом будувється бінарне ієрархічне дерево згортання (дендограма) точок у кластери за функцією близькості. Для зменшення алгоритмічної складності на кроці S3 класичного алгоритму об'єднуються ті пари вершин (кластерів), що задовольняють умову:

$$F(x_i, x_j) \geq F_0(1 - k_v), \quad (6)$$

де F_0 – мінімальне значення відстані на рівні згортання, k_v ($k_v < 1$) – коефіцієнт допуску, що вказує на відстань між кандидатами для об'єднання на поточному рівні дерева (назвемо k_v коефіцієнтом швидкості та точності).

Додатковою модифікацією алгоритму є дозвіл згортання чисел, які на осі розташовані як сусіди. Наприклад, у послідовності 1,2,3,4,5 об'єднуватись можуть пари 1–2, 2–3, 3–4, 4–5 і т.д. на вищих рівнях дерева згортання. Не визначаються функції близькості для пар типу 1–3, 1–4, 1–5, 2–4 і т.д. Отже, вони і не об'єднуються. Це обмеження введено з міркувань формування неперервних відрізків з координатами шуканих сегментів на осі інтенсивності.

3. Кластеризація фрагментів об'ємів інтенсивності

Вхідне зображення (рис. 3а) ділимо заданою кількістю горизонтальних і вертикальних ліній. Для кожного з утворених фрагментів обчислюємо відносне значення об'єму (відносно загального об'єму інтенсивності зображення) (рис. 4б). Отримані значення використовуються як властивості, що формують кластери у процесі кластеризації.

Отже, після процесу згортання ми отримуємо ще одну характеристику фрагмента: належність до певного кластера. При цьому зміна кількості кластерів не приводить до зміни розміру ключа образу. На рис. 4а показано результати застосування кластеризації за об'ємом інтенсивності із результуючими чотирма кластерами. Тут кожен кластер позначений відповідним кольором в градації сірого. Кластери, котрі містять фрагменти із більшим об'ємом, зафарбовані у світліший тон. Рис.4б ілюструє дендограму співвідношення між кластерами для зазначених вище параметрів.



а

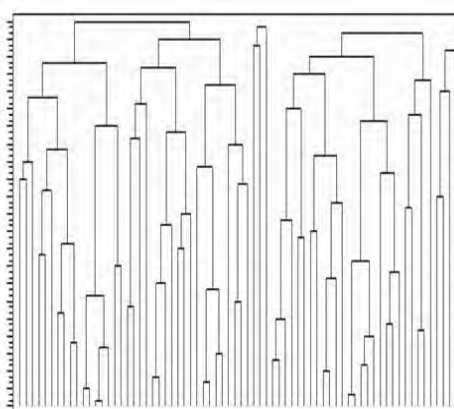
№/№	1	2	3	4	5	6	7
1	0,0319	0,0260	0,0127	0,0066	0,0078	0,0185	0,0311
2	0,0264	0,0045	0,0030	0,0025	0,0019	0,0021	0,0151
3	0,0149	0,0043	0,0081	0,0059	0,0075	0,0044	0,0051
4	0,0132	0,0156	0,0190	0,0183	0,0171	0,0137	0,0048
5	0,0164	0,0152	0,0068	0,0136	0,0064	0,0076	0,0097
6	0,0204	0,0183	0,0136	0,0168	0,0116	0,0133	0,0138
7	0,0231	0,0192	0,0147	0,0123	0,0108	0,0145	0,0176
8	0,0291	0,0181	0,0151	0,0127	0,0109	0,0129	0,0237
9	0,0289	0,0201	0,0172	0,0166	0,0142	0,0120	0,0242
10	0,0281	0,0208	0,0104	0,0083	0,0075	0,0103	0,0209

б

Рис. 3. Тестове зображення обличчя (а) та розбиття на фрагменти (б)

№/№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	VI.0,01667 cId.2	VI.0,01661 cId.3	VI.0,01776 cId.3	VI.0,01788 cId.1	VI.0,01792 cId.3	VI.0,01776 cId.3	VI.0,01595 cId.3	VI.0,01199 cId.4	VI.0,02011 cId.4	VI.0,02579 cId.4
2	VI.0,01452 cId.2	VI.0,01501 cId.3	VI.0,01785 cId.2	VI.0,0187 cId.1	VI.0,03092 cId.3	VI.0,02948 cId.3	VI.0,02202 cId.3	VI.0,01079 cId.4	VI.0,0118 cId.4	VI.0,01342 cId.4
3	VI.0,01375 cId.4	VI.0,01485 cId.3	VI.0,01691 cId.2	VI.0,02071 cId.2	VI.0,01398 cId.2	VI.0,03715 cId.3	VI.0,02727 cId.3	VI.0,01179 cId.4	VI.0,0123 cId.4	VI.0,0184 cId.4
4	VI.0,01264 cId.3	VI.0,01305 cId.5	VI.0,01085 cId.2	VI.0,0183 cId.3	VI.0,03073 cId.2	VI.0,0498 cId.3	VI.0,02096 cId.2	VI.0,005997 cId.4	VI.0,007615 cId.4	VI.0,006792 cId.4
5	VI.0,01225 cId.3	VI.0,01088 cId.2	VI.0,009132 cId.2	VI.0,02094 cId.3	VI.0,01824 cId.1	VI.0,0184 cId.2	VI.0,01009 cId.3	VI.0,006194 cId.4	VI.0,003397 cId.4	VI.0,003298 cId.4
6	VI.0,007527 cId.3	VI.0,009224 cId.2	VI.0,006018 cId.2	VI.0,01432 cId.2	VI.0,008807 cId.2	VI.0,01022 cId.3	VI.0,01191 cId.2	VI.0,01804 cId.4	VI.0,006278 cId.4	VI.0,008114 cId.4
7	VI.0,004775 cId.3	VI.0,003798 cId.2	VI.0,004604 cId.2	VI.0,01515 cId.1	VI.0,01079 cId.3	VI.0,005069 cId.2	VI.0,01079 cId.3	VI.0,006892 cId.4	VI.0,003027 cId.4	VI.0,005205 cId.4

а



б

Рис. 4. Результати кластеризації фрагментів із рис. 1а

Збільшення кількості фрагментів, а також кількості результуючих кластерів дає змогу підвищити точність представлення зображення отриманими характеристиками.

Рис. 5 ілюструє співвідношення між кластерами та фрагментами із збільшенням кількості результуючих кластерів до 10:

№/№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	VI.0,0169 cId.6	VI.0,0168 cId.7	VI.0,0178 cId.8	VI.0,0179 cId.3	VI.0,0179 cId.7	VI.0,0178 cId.7	VI.0,0160 cId.9	VI.0,0120 cId.10	VI.0,0201 cId.10	VI.0,0158 cId.10
2	VI.0,0145 cId.6	VI.0,0150 cId.7	VI.0,0179 cId.6	VI.0,0187 cId.4	VI.0,0310 cId.3	VI.0,0295 cId.7	VI.0,0220 cId.8	VI.0,0108 cId.10	VI.0,0118 cId.10	VI.0,0134 cId.10
3	VI.0,0138 cId.7	VI.0,0148 cId.9	VI.0,0169 cId.6	VI.0,0207 cId.6	VI.0,0340 cId.6	VI.0,0371 cId.8	VI.0,0273 cId.9	VI.0,0118 cId.10	VI.0,0125 cId.10	VI.0,0166 cId.10
4	VI.0,0126 cId.7	VI.0,0131 cId.9	VI.0,0109 cId.5	VI.0,0183 cId.8	VI.0,0307 cId.5	VI.0,0408 cId.8	VI.0,0201 cId.6	VI.0,0060 cId.10	VI.0,0076 cId.10	VI.0,0067 cId.10
5	VI.0,0123 cId.7	VI.0,0109 cId.6	VI.0,0081 cId.6	VI.0,0209 cId.7	VI.0,0182 cId.4	VI.0,0184 cId.6	VI.0,0101 cId.7	VI.0,0061 cId.10	VI.0,0034 cId.10	VI.0,0038 cId.10
6	VI.0,0075 cId.8	VI.0,0052 cId.6	VI.0,0060 cId.5	VI.0,0143 cId.6	VI.0,0088 cId.5	VI.0,0102 cId.8	VI.0,0119 cId.6	VI.0,0150 cId.10	VI.0,0063 cId.10	VI.0,0051 cId.10
7	VI.0,0048 cId.9	VI.0,0037 cId.6	VI.0,0066 cId.6	VI.0,0152 cId.4	VI.0,0108 cId.7	VI.0,0051 cId.5	VI.0,0107 cId.8	VI.0,0069 cId.10	VI.0,0030 cId.10	VI.0,0052 cId.10

Рис. 5. Результати кластеризації фрагментів із рис. 1а (10 результуючих кластерів)

На рис. 6 подано тестові зображення із бази даних Ванга розміром 256×384 пікселів. Для цих зображень на рис.7-9 проілюстровано відношення між об'ємами та кластерами за кількості фрагментів 100 (10x10) (а), 400 (20x20) (б), 900 (30x30) (в) та 1600 (40x40) (г) відповідно. Кількість результуючих кластерів – 7.

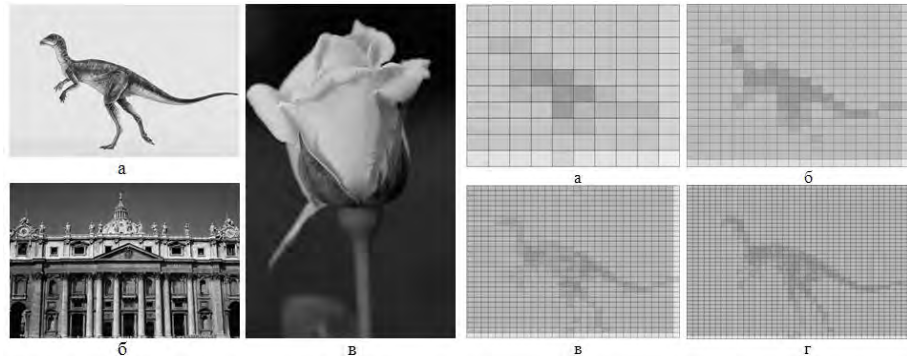


Рис. 6. Тестові зображення

Рис. 7. Розподіл кластерів об'ємів інтенсивності фрагментів образу на рис. 6а

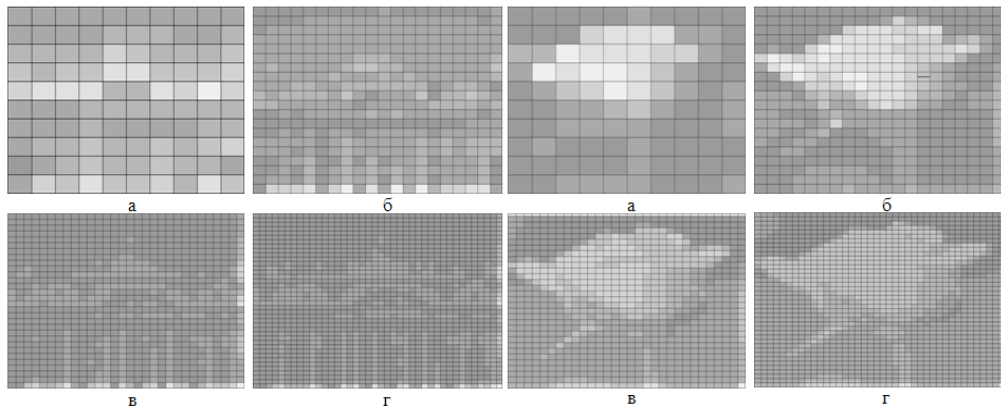


Рис. 8. Розподіл кластерів об'ємів інтенсивності фрагментів образу на рис. 6б

Рис. 9. Розподіл кластерів об'ємів інтенсивності фрагментів образу на рис. 6в

4. Пошук зображень за індексами кластерів

Під час пошуку зображень за індексами кластерів, тобто на етапі індексації отримані співвідношення фрагментів та кластерів формують ключі образів. До ключа образу входить позиція фрагмента та його відношення до певного кластера (індекс кластера). На етапі пошуку отриманий так само ключ образу-запиту використовується як еталон для пошуку. Схема порівняння ключів передбачає порівняння індексів кластерів відповідних фрагментів (рис. 11).

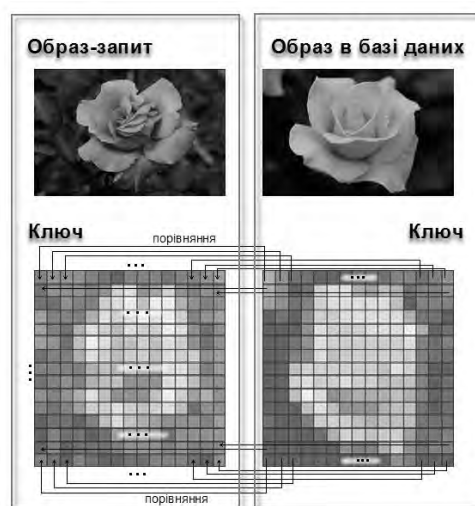


Рис. 11. Схема порівняння ключів образів

Найпростішим критерієм порівняння образів є середньоквадратична похибка різниці індексів кожного з фрагментів. Обмеженням під час пошуку є деяке максимальне її значення.

5. Експериментальні результати

Для ілюстрації результатів виконання пошуку з різними параметрами використано три тестові зображення із різних категорій (пляжі – відсутність чітких об'єктів на зображенні, динозаври – чіткий об'єкт на однорідному фоні, коні – чіткий об'єкт на неоднорідному фоні). Порівняння проводили із середньоквадратичною похибкою різниці індексів 0,47.

На рис. 12–14 подано результати пошуку під час фрагментації зображень 15x15 фрагментів із кількістю кластерів 6.



Рис. 12. Результати пошуку (14 відповідають, 27 – ні, час пошуку – 0,038с)

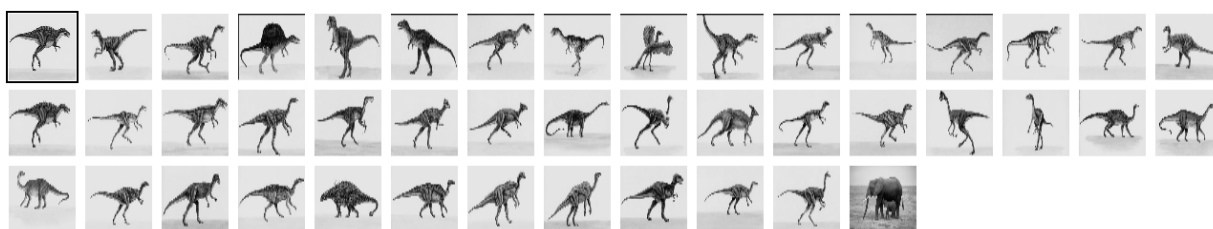


Рис. 13. Результати пошуку (42 відповідають, 1 не відповідає, час пошуку – 0,037с)



Рис. 14. Результати пошуку (26 відповідають, 21 не відповідають, час пошуку – 0,038с)

На рис. 15–17 подано результати пошуку під час фрагментації зображень 15x15 фрагментів із кількістю кластерів 10.



Рис. 15. Результати пошуку (22 відповідають, 22 – ні, час пошуку – 0,044с)

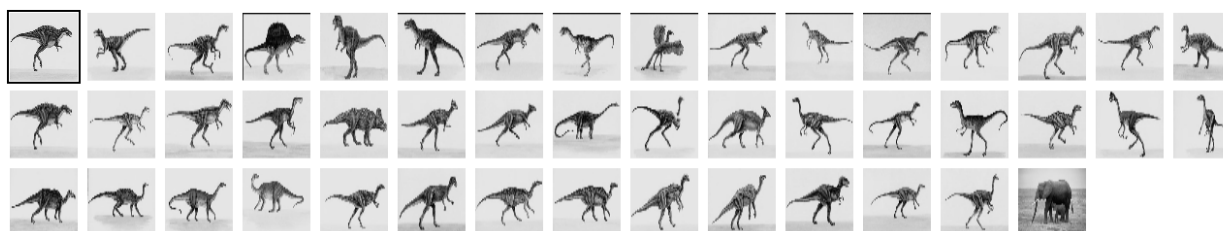


Рис. 16. Результати пошуку (44 відповідають, 1 не відповідає, час пошуку – 0,044с)



Рис. 17. Результати пошуку (32 відповідають, 15 не відповідають, час пошуку – 0,045с)

На рис. 15–17 подано результати пошуку під час фрагментації зображень 7x7 фрагментів із кількістю кластерів 7.



Рис. 15. Результати пошуку (21 відповідають, 26 – ні, час пошуку – 0,013с)

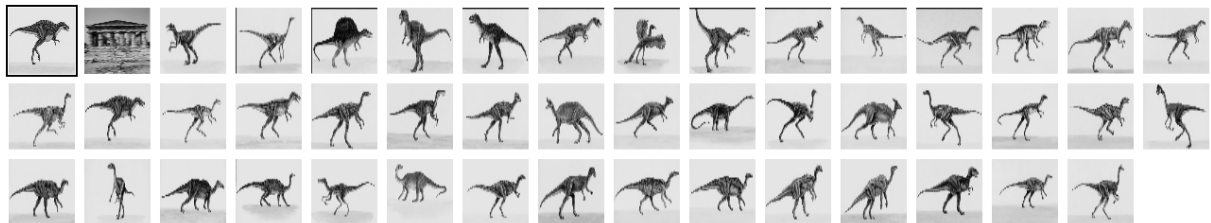


Рис. 16. Результати пошуку (45 відповідають, 1 не відповідає, час пошуку – 0,014с)



Рис. 17. Результати пошуку (23 відповідають, 24 не відповідають, час пошуку – 0,014с)

Висновки

Запропоновано підхід до формування ключів графічних образів на основі кластеризації фрагментів об'єму інтенсивності зображення у тривимірному просторі. Запропоновано використання відношення фрагментів та кластерів як коефіцієнтів для індексації та пошуку зображень в СВІР-системах. Наведено експериментальні результати проведення такого пошуку.

1. Vailaya, A.K. Jain, H.J. Zhang, "On image classification: city vs. landscape", *Pattern Recognition*, vol. 31, p. 1921-1935, 1998.
2. M.J. Swain, D.H. Ballard, "Color indexing", *International journal of Computer Vision*, vol. 7, n. 1, p. 11-32, 1991.
3. H. Nezamabadi-pour, E. Kabir, "Image retrieval using histograms of unicolor and bicolor blocas and direccional changes in intensity gradient", *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, n. 14, p. 1547-1557, 2004.
4. F. Mokhtarian, S. Abbasi, "Shape similitaty retrieval under affine transforms", *Pattern Recognition*, vol. 35, p. 31-41, 2002.
5. A.K. Jain, A. Vailaya, "Image retrieval using color and shape", *Pattern Recognition*, vol. 29, n. 8, p. 1233-1244, 1996.
6. B.S. Manjunath, W.Y. Ma, "Texture feature for browsing and retrieval of image data", *IEEE PAMI*, vol. 8, n. 18, p. 837-842, 1996.
7. J.R. Smith, C.S. Li, "Image classification and quering using composite region templates", *Academic Press, Computer Vision and Understanding*, vol. 75, p. 165-174, 1999.
8. J.Z. Wang, J. Li, G. Wiederhold, "SIMPLIcity: semantic sensitive integrated matching for picture libraries", *IEEE*

Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, n. 9, p. 947-963, 2001. 9. H.W. Yoo, S.H. Jung, D.H. Jang, Y.K. Na, "Extraction of major object features using VQ clustering for content-based image retrieval", *Pattern Recognition*, vol. 35, p. 1115-1126, 2002. 10. M. Szummer, R.W. Picard, "Indoor-outdoor image classification", *IEEE International Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database (ICCV'98)*, p. 42-51, 1998. 11. T.P. Minka, R.W. Picard, "Interactive learning using a society of models", *Pattern Recognition*, vol. 30, n. 3, p. 565, 1997. 12. M.C. Burl, M. Weber, P. Perona, "A probabilistic approach to object recognition using local photometry and global geometry", *Proc. European Conf. Computer Vision*, p. 628-641, 1998. 13. J.Z. Wang, M.A. Fishler, "Visual similarity, judgmental certainty and stereo correspondence", *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, 1998. 14. R. Melnyk, R. Tushnytskyy, "Decomposition of Visual Patterns", *Proc. of 9th Intern. Conf. CADSM-2007*, p. 278-279, 2007. 15. A. Z. Arifin, A. Asano "Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis", *Pattern Recognition Letters*, vol. 27 (2006) 1515-1521

УДК 681.14

F. Geche¹, V. Kotsovsky¹, A. Batyuk²

¹Uzhgorod National University,

²Lviv National University "Львівська політехніка"

THE RECOGNITION OF DISCRETE PATTERNS AND SIGNALS IN THE NEURAL BASIS

© Geche F., Kotsovsky V., Batyuk A., 2011

The method of real time synthesis of four-layered neural schemes for the recognition of Boolean vectors is studied in the paper. Also studied is the efficiency of the working of these schemes dependent upon the values of the tolerance matrix indices used in the recognition schemes synthesis.

Key Words: Tolerance matrix, p -cover, threshold element, neural basis, learning sample.

Запропоновано метод синтезу чотирьохшарової нейромережі для розпізнавання об'єктів, закодованих бульовими векторами. В основі цього метода є p -розклад множин бульових векторів і синтез нейроелементів методом матриць толерантності.

Ключові слова: матриця толерантності, p -покриття, нейроелемент, нейробазис, навчальна вибірка.

Introduction

The methods of the neural technologies are very powerful and useful for solving different applied tasks in information theory, time series forecasting and pattern recognition. The synthesis procedure consists of two main levels. In the first level we must elaborate efficient methods of the synthesis of one threshold device with many inputs. The number of inputs depends on actual task conditions. The second level is connecting the neural elements into one logical schema. The configuration of this schema must provide the realization of needed mapping.

The classical threshold synthesis methods (approximation methods, iterative methods) aren't efficient in practice if the neuron have large numbers of inputs. So the development of new methods of synthesis of threshold elements of neural schemas is a very important task nowadays.

In the given investigation we proposed the method of tolerance matrices for the synthesis of one threshold element. We also proposed the Boolean vectors p -cover method for the synthesis of the logical schemas of threshold devices.