

Системи штучного інтелекту

УДК 004.932.2

DOI: 10.30748/soi.2018.153.19

О.В. Гороховатський, О.О. Передрій

Харківський національний економічний університет ім. С. Кузнеця, Харків

МЕТОД ПОШУКУ ПОДІБНИХ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННІ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Статтю присвячено розробці методу аналізу зображень із метою детектування подібних (однакових) об'єктів в умовах відсутності інформації про структуру шуканих об'єктів, їх характеристики та інформації про їх наявність. Запропоновано послідовність операцій обробки зображення, що включає масштабування, визначення основних кольорів та квантування, пошук схожих в сенсі геометричних ознак зв'язних компонентів. Проведено експериментальне моделювання, яке довело ефективність застосування методу для аналізу спеціально створеної тестової бази даних зображень. Метод може бути корисним при обробці зображень технологічного процесу, наприклад, із метою знаходження однакових об'єктів та оцінювання їх кількості та місць розташування.

Ключові слова: аналіз зображення, зв'язні компоненти, квантування, *k-means*, геометричні ознаки, схожі регіони, розмітка, схожі об'єкти.

Вступ

Системи комп'ютерного зору та інтелектуальної обробки зображень створюються для вирішення різноманітних проблем, таких як розпізнавання чи ідентифікація образів, пошук окремих об'єктів на зображенні, аналіз зображення та автоматична сегментація сцени, відстежування траєкторій руху різних об'єктів, оцінювання розмірів, підрахунок кількості предметів тощо.

Пошук об'єктів чи предметів на зображенні є популярною задачею, при цьому якась початкова інформація про об'єкт пошуку є відомою – наприклад, зображення об'єкта чи його опис. Зазвичай такі задачі вирішуються із використанням відомих детекторів характерних ознак, таких, як SIFT, SURF чи інших [1–2], ознак форми [3–6] чи використанням нейронних мереж [7–8].

Цікавою є задача пошуку однакових об'єктів на зображенні із метою автоматичного аналізу сцени при відсутності інформації про об'єкт. В цьому випадку ми не можемо знайти ключові точки або будь-які інші ознаки та аналізувати зображення в пошуку цих ознак, навчання нейронної мережі також виглядає проблематичним через обмежену кількість інформації.

Метою статті є розробка методу пошуку подібних (однакових) об'єктів на зображенні в умовах відсутності інформації про наявність таких об'єктів, їх кількість та ознаки. Під подібними (однаковими) об'єктами будемо розуміти такі об'єкти, що мають близький колір та геометричні параметри форми.

Попередня обробка зображення

Методи попередньої обробки зображення зазвичай можуть включати покращення зображення (зміна яскравості, контрасту), масштабування, бінаризацію та інші. Така обробка має на меті загальне збільшення швидкодії завдяки зменшенню кількості інформації чи покращення ефективності роботи методу завдяки якісному покращенню ознак.

Залежно від складності зображення та знаходження великої кількості схожих регіонів (під «регіоном» тут і в подальшій частині статті ми маємо на увазі прямокутну неорієнтовану частину зображення, що може містити шукані однакові об'єкти) обробка може займати значний час. У цих випадках доцільно зменшувати зображення, що, в той самий час, може негативно відбитися на якості пошуку (частішим є пропущення подібних об'єктів, ніж ідентифікація різних як подібних). Визначити необхідний ефективний коефіцієнт масштабування S видається можливим лише апостеріорі через значне різноманіття розмірів об'єктів навіть на одному й тому самому зображенні.

З огляду на те, що на будь-якому зображенні може бути присутня значна кількість дуже схожих регіонів маленького (3×3 , 5×5 , 7×7 пікселів) розміру, які, вочевидь, не є шуканими об'єктами, доцільним є обмеження мінімального розміру регіонів, який можна вважати достатньо вагомим. Цей параметр також можна оцінити лише з практичної точки зору або попередньої інформації про розмір шуканих об'єктів.

Обробка кольорової інформації

Колір містить дуже важливу інформацію з точки зору схожості об'єктів, хоча й приймати рішення лише за кольором зазвичай дуже важко. Зображення реального світу містять багато відтінків кольорів, значна частка яких є дуже близькими, аналізувати всі наявні відтінки немає сенсу, оскільки пікселі, що належать навіть єдиному об'єкту, часто відрізняються за показниками кольору, хоча це є непомітним для людського ока.

Першим та найважливішим кроком методу, що розглядається, є визначення основних кольорів зображення. В [9] наведено одну з можливих реалізацій кластеризації кольорів зображення із використанням *k-means*. Серед недоліків цього підходу можна відзначити необхідність знати кількість сегментованих кольорів, традиційну випадкову ініціалізацію початкових кольорів, яка не дозволяє отримати стабільне повторення результатів, а також використання Евклідової метрики для порівняння кольорових значень *R*, *G* та *B*.

Задля отримання потрібної стабільності повторення результатів на одному й тому самому зображенні розглянемо ініціалізацію не випадковими кольорами, а фіксованим їх переліком, наприклад, зазначеним у [10]. Недоліком цього підходу є те, що для кольору, який є зовсім не схожим ні на один з початкових, буде знайдено відповідний початковий.

Релевантне порівняння кольорів є відомою проблемою [11–13], яку потрібно розв'язувати під час кластеризації. Однією з найбільш вдалих мір схожості для порівняння кольорів вважають CIE L*a*b* (CIE76) [14]:

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(L_2^* - L_1^*)^2 + (a_2^* - a_1^*)^2 + (b_2^* - b_1^*)^2}, \quad (1)$$

де (L_1^*, a_1^*, b_1^*) та (L_2^*, a_2^*, b_2^*) – кольори простору $L^* a^* b^*$ [14].

На наступному етапі виконаємо квантування кольорів зображення в простір кольорів, що були знайдені в результаті кластеризації. Під час цього також використано міру (1) для порівняння кольорів.

Останнім етапом обробки кольорової інформації є медіанна фільтрація. Оскільки вона виконується для вже квантованого кольору без значної варіативності кольорових значень *R*, *G*, *B*, порівнювати кольори можна у спрощеному вигляді, наприклад, тільки за значенням відтінку (hue).

Пошук об'єктів всередині кожного кольору

Кожний з кольорів, отриманий після квантування, можна аналізувати незалежно, що дає змогу

реалізувати обробку всіх кольорів у паралельному режимі.

Першим кроком обробки інформації кожного кольору є бінаризація з універсальним фіксованим порогом, оскільки колір є відомим.

Після цього виконується пошук зв'язних компонентів на бінарному зображенні, який було реалізовано традиційним рекурсивним алгоритмом маркування за одну ітерацію по зображенню. Під час кожного кроку алгоритму мітку отримує виявляється один бінарний компонент з огляду на 8-зв'язне сусідство.

Процес пошуку зв'язних компонентів супроводжується їх фільтрацією за ознаками розміру (відкидаються компоненти незначного розміру, наприклад, зі сторонами регіону до 20 пікселів) та щільності (відкидаються компоненти, в яких кількість точок сегментованого кольору складає менш, ніж 50% від загальної площі).

Всі компоненти, що були знайдені, порівнюються між собою за ознаками форми. При цьому розглянемо врахування низки наступних геометричних параметрів форми [15]:

– центр ваг (центроїд) :

$$C_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad C_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i,$$

де (x_i, y_i) , $i = \overline{1, N}$ – координати точок, що формують компонент;

– параметри орієнтованого прямокутника, описаного навколо компонента. Пошук його координат відбувається із використанням матриці коваріації, власних значень та власних векторів, що дозволяє нормалізувати орієнтацію компонента. Результатом обчислень є також нормалізовані з урахуванням кута повороту ширина та висота кожного компонента w_n , h_n відповідно;

– площа фігури *A*, що обраховується за точками периметру, які були знайдені скануванням Грехема;

– ексцентриситет *E_c* (відношення власних значень матриці коваріації);

– еліптичність, що обраховується за формулами:

$$E = \frac{\sigma_R}{\mu_R}, \quad \mu_R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} d_i, \quad \sigma_R = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} (d_i - \mu_R)^2},$$

$$d_i = \sqrt{(x_i - C_x)^2 + (y_i - C_y)^2}.$$

Два компоненти будемо вважати близькими за формою, якщо різниця між всіма вказаними вище параметрами форми одночасно є нижчою за деяке порогове значення δ , при проведенні експериментів було використане значення $\delta = 30\%$.

Наведені вище параметри форми не є вичерпним переліком та можуть варіюватися в залежності від

задачі. Цікавою виглядає можливість застосування інваріантних функціоналів різних типів із метою знаходження об'єктів, що викривлені перетвореннями афінної чи проєктивної групи. В даному дослідженні ми хочемо відрізнити об'єкти однакової форми та кольору, але різного розміру, тож використовуються ознаки, що не є інваріантними до змін масштабу.

Тестовий набір даних та порівняння розміток

Тестування запропонованого методу було виконане на базі зображень елементів конструктора Blocks dataset, яку було створено власноруч. Вона являє собою 160 зображень розміру 1872×3328 (або навпаки 3329×1872) пікселів на різній відстані до об'єктів, задньому фоні, варіаціями освітлення та якістю, кожне зображення містить кубики різного кольору у різних положеннях. На зображенні можуть бути присутні декілька класів об'єктів (рис. 1, верхній рядок), в даному випадку під класом ми розуміємо сукупність однакових об'єктів, або не містити жодного класу взагалі (відсутні однакові об'єкти, рис. 1 нижній рядок).

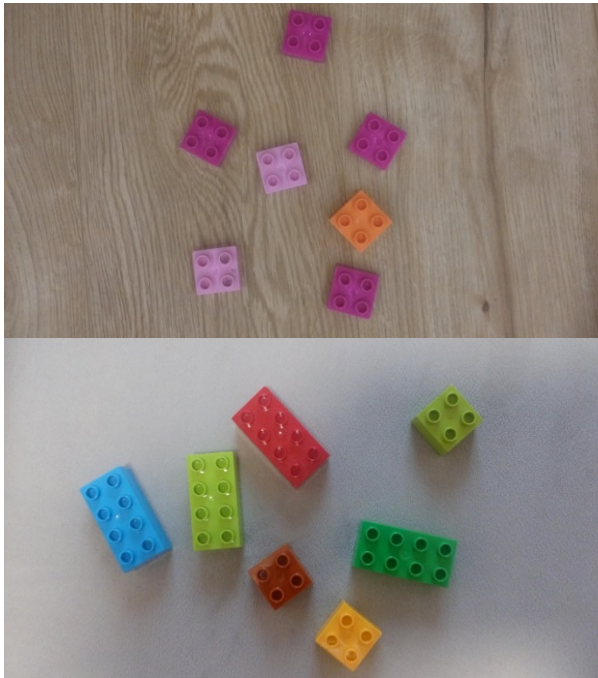


Рис. 1. Приклади зображень тестового набору із двома класами різних об'єктів (верхній рядок) та без однакових об'єктів (нижній рядок) із різними умовами фотографування

Еталонну розмітку (ground-truth) було створено в ручному режимі, навколо однакових об'єктів було визначено прямокутні неорієнтовані області. На рис. 2 наведено приклад одного з зображень тестового набору та еталонну розмітку для нього. Дане зображення містить 2 класи однакових об'єктів (по 2 об'єкти в кожному класі).

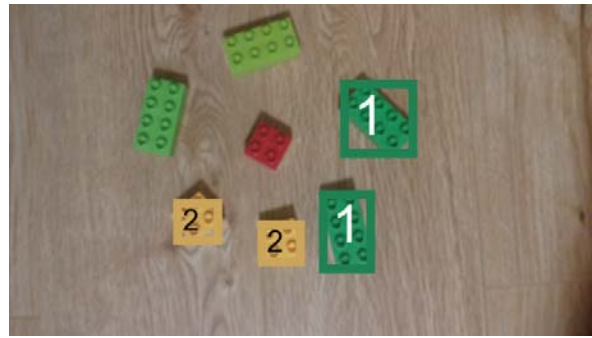


Рис. 2. Приклад еталонної розмітки різних класів на зображенні

Оцінка загальної якості роботи запропонованого методу була виконана на основі порівняння еталонної та знайденої розміток для двох зображень з урахуванням міри схожості F2 [16]:

$$F2 = \frac{5 \times \text{precision} \times \text{recall}}{4 \times \text{precision} + \text{recall}},$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2)$$

де TP (true positive) – кількість (незалежно від класу) прямокутних компонентів, що були правильно (з урахуванням класів) ідентифіковані в межах одного зображення, FP (false positive) – кількість (незалежно від класу) компонентів в межах одного зображення, які були знайдені додатково, FN (false negative) – кількість (незалежно від класу) компонентів, які присутні на розмітці для еталонного зображення, але відсутні на знайденої розмітці.

Результати експериментів

Під час проведення експериментів було перевірено ефективність роботи різних комбінацій наборів ознак w_n , h_n , A, Ec, E, результати зведено в табл. 1. Сума значень мір схожості F2 (2) для всіх зображень тестової бази була використана в якості загального показника, відповідне максимальне значення якого складає 160.

Таблиця 1

Результати розмітки тестового набору для різних сукупностей ознак форми

#	Сукупність ознак	Показник якості
1	w_n, h_n, A, Ec, E	129,2738
2	w_n, h_n, A, Ec	129,2738
3	w_n, h_n, A	132,2696
4	w_n, h_n, Ec	128,9015
5	w_n, h_n	132,2370
6	w_n, h_n, Ec, E	128,9015

Як можна побачити з табл. 1, найкращий результат було досягнуто із використанням таких ознак, як розміри та площа об'єкту (табл. 1, експеримент №3). Слід також відзначити, що значення еліптичності E не

дає жодних переваг і не впливає на результат (порівняння експериментів 1 і 2, та 4 і 6). Водночас, використання лише розмірів компонентів (без урахування площі) є також достатньо ефективним (експерименти 3 та 5). Відсутність ефективності використання площі та коефіцієнту еліптичності може бути пояснено специфікою тестового набору зображень, оскільки шукані об'єкти (до речі, як і взагалі всі об'єкти значного розміру на тестових зображеннях) мають прямокутну форму.

На рис. 3 наведено повний перелік усіх етапів обробки зображення.

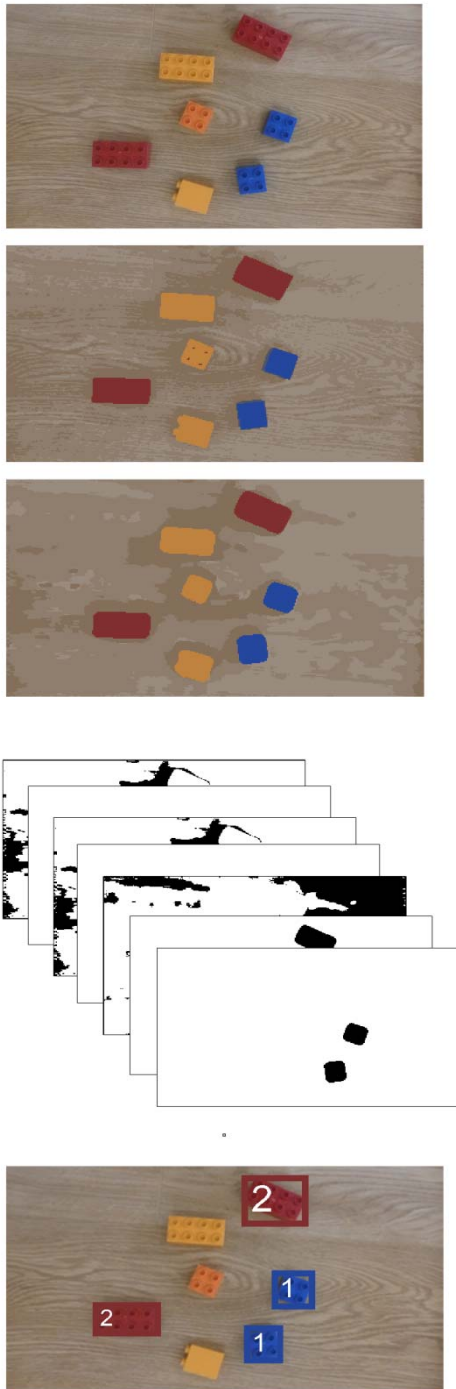


Рис. 3. Графічна демонстрація всіх етапів обробки зображення

На рис. 3 в першому рядку наведено початкове зображення, нижче – квантоване та оброблене медіанним фільтром відповідно, далі наведено зображення бінарних зрізів за кожним знайденим кольором та в останньому рядку зображення міститься результат порівняння ознак компонентів та знайдені класи.

На рис. 4 наведено приклади вдалої обробки зображень тестового набору та пошуку однакових об'єктів. На рис. 4 в першому рядку наведено знайдені 2 класи (регіони відзначено мітками 1 та 2), клас із міткою 1 містить 2 об'єкта, клас із міткою 2 – 3 об'єкта. На рис. 4 в другому рядку наведено результати, що містять 3 класи, при цьому об'єкти першого та другого класу (із мітками 1 та 2 відповідно) відрізняються лише розмірами та мають однаковий колір.

Значення міри $F2$ при порівнянні наведених розміток із відповідними еталонними дорівнює 1.



Рис. 4. Приклади вдалого пошуку всіх подібних об'єктів різних класів

На рис. 5 наведено приклади типових помилок розмітки. В першому рядку різні об'єкти схожого кольору ідентифіковано як однакові (міра $F2 = 0$), в другому рядку наведено зображення, на якому пропущено однакові об'єкти через нерівномірне освітлення (міра $F2 = 0$). Також типовими помилками є знаходження однакових частин фону та пропущення однакових об'єктів через різницю у розмірах.

На рис. 6–8 наведено візуалізацію результатів обробки інших зображень, які не належать тестовому набору. На рис. 6 в результаті пошуку однакових об'єктів знайдено лимони (відповідні регіони позначені міткою 1). На рис. 7 наведено деякі класи, до яких віднесено шахові фігури: класом із міткою 1

помічені чорні тури, класом із міткою 2 помічені чорні пішаки, із міткою 25 – білі пішаки, мітку 3 присвоєно фрагментам зображення, що містять чорних коней, класом із міткою 28 – білих коней. На рис. 8 наведено результат застосування запропонованого методу, на якому класом із міткою 7 позначено всіх людей із чорними елементами одягу, класом із міткою 15 в центральній частині зображення позначено людей у блакитному одязі. Початкові зображення, наведені на рис. 6 та рис. 8, використано з люб'язного дозволу автора Миколи Баженова.

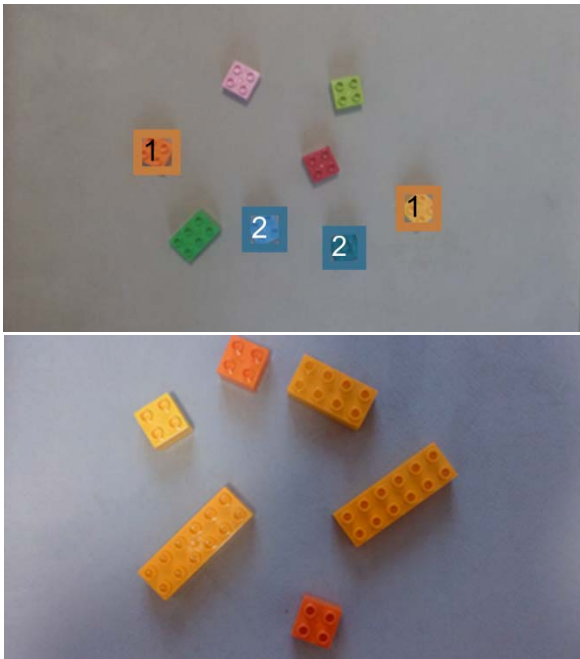


Рис. 5. Приклади помилок при роботі запропонованого методу



Рис. 6. Результати пошуку однакових об'єктів на зображенні тарілки

Висновки

В роботі запропоновано метод, який дозволяє знайти подібні (однакові) об'єкти на зображенні в умовах відсутності апріорної інформації про наявність таких об'єктів. Основу методу складає послідовність операцій попередньої обробки (масштабування), визначення базових кольорів із використан-

ням модифікованого методу k-means, квантування кольорів, пошук близьких за геометричними ознаками зв'язних компонентів для кожного кольору окремо у паралельному режимі та компіляція цих результатів у загальний висновок.

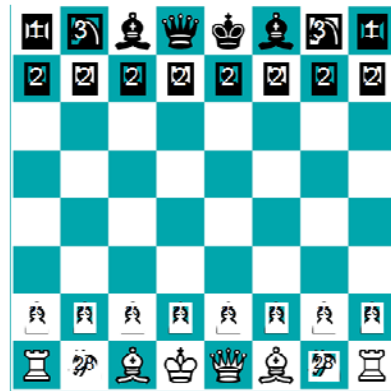


Рис. 7. Результати пошуку шахових фігур



Рис. 8. Зображення сцени та результати пошуку об'єктів однакового кольору

Ефективність роботи методу залежить від обрання наступних параметрів: коефіцієнт зменшення зображення S , який дозволяє пришвидшити обробку; мінімальний розмір прямокутних регіонів, які можуть бути ідентифіковані як однакові; значення похибки порівняння δ ; набір ознак для порівняння. Всі ці параметри відносяться до тих, які видається доцільним визначати лише як результат експериментальних досліджень.

Серед недоліків запропонованого методу можна вказати також його обмеженість: об'єкти повинні знаходитися повністю у полі зору та повинні бути візуально роздільними у двовимірній площині зображення. Слід також відзначити, що метод не опрацьовує іншу інформацію, окрім візуальної, це означає, що різні за природою об'єкти однакового кольору та форми на зображенні будуть ідентифіковані як однакові. Стабільність методу також залежить від однорідності кольору шуканих об'єктів (об'єкти однорідного кольору визначаються краще), а також завад, наприклад, тіней біля об'єктів, які часто визначаються як окремий клас об'єктів, чи умов освітлення, які не дозволяють коректно оціни-

ти кольори під час квантування та обробки кольорової інформації.

Метод може бути корисним при обробці зображень технологічного процесу, наприклад, із метою знаходження однакових об'єктів та оцінювання їх кількості та місць розташування. Можливе також

створення адаптованих модифікацій методу, наприклад, для пошуку однакових за розміром чи кольором об'єктів, так само як і використання інваріантних ознак для пошуку об'єктів, що знаходяться під впливом перетворень проективної або афінної групи.

Список літератури

1. Sivic J. Video Google: a text retrieval approach to object matching in videos / J. Sivic, A. Zisserman // *Proceedings of Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003. – Vol. 2. – P. 1470. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2003.1238663>.
2. Karami E. Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images [Електронний ресурс] / E. Karami, S. Prasad, M. Shehata. – Режим доступу: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1710/1710.02726.pdf>. – Назва з екрану (04.01.2018).
3. Hussin R. Digital Image Processing Techniques for Object Detection From Complex Background Image / R. Hussin, M.R. Juhari, N.W. Kang, R.C. Ismail, A. Kamarudin // *Procedia Engineering*. – 2012. – Volume 41. – P. 340-344. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.07.182>.
4. Zakaria M.F. Object Shape Recognition in Image for Machine Vision Application / M.F. Zakaria, H.S. Choon, S.A. Suandi // *International Journal of Computer Theory and Engineering*. – February 2012. – Vol. 4, No. 1. – P. 76-80.
5. Rege S. 2D geometric shape and color recognition using digital image processing / S. Rege, R. Memane, M. Phatak, P. Agarwal // *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*. – June 2013. – Vol. 2, Issue 6. – P. 2479-2487.
6. Belongie S. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts / S. Belongie, J. Malik, J. Puzicha // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – April 2002. – Vol. 24, No. 4. – P. 509-522. – <https://doi.org/10.1109/34.993558>.
7. Krizhevsky A. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton // *NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*. – Vol. 1. – P. 1097-1105.
8. Saikia S. Object Detection for Crime Scene Evidence Analysis using Deep Learning / S. Saikia, E. Fidalgo, E. Alegre, L. Fernandez-Robles // *International Conference on Image Analysis and Processing ICIAP 2017: Image Analysis and Processing*. 2017. – P. 14-24. https://doi.org/10.1007/978-3-319-68548-9_2.
9. Finding Dominant Colours in Images [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://michaeldavidson.me/technology/2015/10/06/finding-dominant-colours-in-images.html>. – Назва з екрану (04.01.2018).
10. List of 20 Simple, Distinct Colors Images [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://sashat.me/2017/01/11/list-of-20-simple-distinct-colors>. – Назва з екрану (04.01.2018).
11. Colour metric [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.compuphase.com/cmetric.htm>. – Назва з екрану (04.01.2018).
12. Ditya J.B. Comparing the Performance of L*A*B* and HSV Color Spaces with Respect to Color Image Segmentation / J.B. Ditya, A.K. Gupta, F.A. Khan // *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*. – February 2015. – Volume 5, Issue 2. – P. 192-203.
13. Zucconi A. The incredibly challenging task of sorting colours [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.alanzucconi.com/2015/09/30/colour-sorting/>. – Назва з екрану (04.01.2018).
14. Color difference [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://en.wikipedia.org/wiki/Color_difference#CIE76. – Назва з екрану (04.01.2018).
15. Yang M. A Survey of Shape Feature Extraction Techniques / M. Yan, K. Kpalma, J. Ronsin // [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00446037/document>. – Назва з екрану (04.01.2018).
16. F2-Score // [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://clusteval.sdu.dk/1/clustering_quality_measures/ 5. – Назва з екрану (04.01.2018).

References

1. Sivic, J. and Zisserman, A. (2003), Video Google: a text retrieval approach to object matching in videos, *Proceedings of Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, October 13-16, 2003, Nice, France, Vol. 2, pp. 1470, <https://doi.org/10.1109/ICCV.2003.1238663>.
2. Karami, E., Prasad, S. and Shehata, M. (2017), *Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images*, <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1710/1710.02726.pdf> (accessed 04 January 2018).
3. Hussin, R., Juhari, M.R., Kang, N.W., Ismail, R.C. and Kamarudin, A. (2012), Digital Image Processing Techniques for Object Detection From Complex Background Image, *Procedia Engineering*, Vol. 41, pp. 340-344, <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.07.182>.
4. Zakaria, M.F., Choon, H.S. and Suandi, S.A. (2012), Object Shape Recognition in Image for Machine Vision Application, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 4, No. 1, pp. 76-80.
5. Rege, S., Memane, R., Phatak, M. and Agarwal, P. (2013), 2D geometric shape and color recognition using digital image processing, *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, Vol. 2, Issue 6, pp. 2479-2487.
6. Belongie, S., Malik, J. and Puzicha, J. (2002), Shape Matching and Object Recognition Using Shape, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 4, pp. 509-522, <https://doi.org/10.1109/34.993558>.

7. Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G.E. (2012), ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *NIPS'12 Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Vol. 1, pp. 1097-1105.
8. Saikia, S., Fidalgo, E., Alegre, E. and Fernandez-Robles, L. (2017), Object Detection for Crime Scene Evidence Analysis using Deep Learning, *International Conference on Image Analysis and Processing ICIAP 2017: Image Analysis and Processing*, Catania, Italy, pp. 14-24, https://doi.org/10.1007/978-3-319-68548-9_2.
9. (2015), *Finding Dominant Colours in Images*, www.michaeldavidson.me/technology/2015/10/06/finding-dominant-colours-in-images.html (accessed 04 January 2018).
10. (2017), *List of 20 Simple, Distinct Colors Images*, <https://sashat.me/2017/01/11/list-of-20-simple-distinct-colors/> (accessed 04 January 2018).
11. (2012), *Colour metric*, <https://www.compuphase.com/cmtric.htm> (accessed 04 January 2018).
12. Ditya, J.B., Gupta, A.K. and Khan, F.A. (2015), Comparing the Performance of L*A*B* and HSV Color Spaces with Respect to Color Image Segmentatio, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Vol. 5, Issue 2, pp. 192-203.
13. Zucconi, A. (2015), *The incredibly challenging task of sorting colours*, www.alanzucconi.com/2015/09/30/colour-sorting/ (accessed 04 January 2018).
14. (2018), *Color difference*, https://en.wikipedia.org/wiki/Color_difference#CIE76 (accessed 04 January 2018).
15. Yang, M., Kpalma, K. and Ronsin, J. (2008), A Survey of Shape Feature Extraction Techniques, *Pattern Recognition, IN-TECH*, pp. 43-90.
16. (2016), *F2-Score*, https://clusteval.sdu.dk/1/clustering_quality_measures/5 (accessed 04 January 2018).

Надійшла до редколегії 17.05.2018

Схвалена до друку 19.06.2018

Відомості про авторів:

Гороховатський Олексій Володимирович

кандидат технічних наук доцент
доцент кафедри Харківського національного економічного університету ім. С. Кузнеця,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-3477-2132>

Передрій Олена Олегівна

кандидат технічних наук
старший викладач кафедри Харківського національного економічного університету ім. С. Кузнеця,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0003-0390-1931>

Information about the authors:

Oleksii Gorokhovatskyi

Candidate of Technical Sciences Associate Professor
Associate Professor of Department of Simon Kuznets
Kharkiv National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-3477-2132>

Olena Peredrii

Candidate of Technical Sciences
Senior Lecturer of Department of Simon Kuznets
Kharkiv National University of Economics,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0003-0390-1931>

МЕТОД ПОИСКА ПОХОЖИХ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

А.В. Гороховатский, Е.О. Передрий

Статья посвящена разработке метода анализа изображений с целью детектирования похожих (одинаковых) объектов в условиях отсутствия информации о структуре искомых объектов, их характеристик и информации об их наличии. Предложена последовательность операций обработки изображения, включающая масштабирование, определение основных цветов и квантование, поиск похожих в смысле геометрических признаков связанных компонентов. Проведено экспериментальное моделирование, которое доказало эффективность применения метода для анализа специально созданной тестовой базы данных изображений. Метод может быть полезным при обработке изображений технологического процесса, например, с целью нахождения одинаковых объектов и оценки их количества и места расположения.

Ключевые слова: анализ изображения, связанные компоненты, квантование, k-means, геометрические признаки, похожие регионы, разметка, похожие объекты.

METHOD FOR SEARCH OF SIMILAR OBJECTS IN AN IMAGE UNDER UNCERTAINTY

O. Gorokhovatskyi, O. Peredrii

Method for image analysis for the purpose of detecting similar (same) objects under conditions of lack of information about the structure of the objects, their characteristics and information about their presence was proposed. Analysis of existing methods shows, that they are based mostly on visual features from existing etalon image to search for. The sequence of image processing operations including downscaling, detection of main colors, based on k-means clustering modification method, followed by color quantification and binarization, search for similar connected components in sense of the geometric properties was proposed. Accuracy, provided by sets of different geometric features to be used during confirmation of area's identity was investigated. An experimental simulation was done for Blocks dataset, which was created (under different scaling, background and illumination conditions) and labeled specially to cover usage examples and possible problematic cases. Testing confirmed the effectiveness of proposed method for search of the same objects without etalon image with accuracy of about 82%. Limitations of the method include: the objects should be completely in the field of vision and should be visually separated in a two-dimensional mapping plane. It should also be noted that the method does not process other information except visual, which means that different objects of the same color and form in the image will be identically identical in the image. The proposed method may be used to analyze images (both natural and artificial) of technological lines and processes, related to search for visually similar or same objects, analysis of theirs' positions and quantity.

Keywords: image analysis, connected components, quantization, k-means, geometric features, similar regions, markup, similar objects.