

УДК 519.6/518.14

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДУ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ЗОБРАЖЕННЯ

Залевська О.В., к.т.н.,

o.zalevska@kpi.ua, ORCID: 0000-0002-3163-1695

Мірошниченко І.В.,

goodgod@ukr.net, ORCID: 0000-0001-7383-8013

Смаковський Д.С.,

smakovskiy@ukr.net, ORCID: 0000-0003-1180-9334

Гагарін О.О., к.т.н.,

gagarin.info@gmail.com, ORCID: 0000-0001-5130-7043

Паламар І.О.,

palamarinna951@gmail.com, ORCID: 000-0002-6184-1917

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (Україна)

В роботі розглядаються алгоритми кластеризації зображення та можливе їх удосконалення. Більшість алгоритмів сегментації зображення орієнтується на певний обмежений клас зображень, що призводить до зменшення сфери їх застосування. До проблем існуючих алгоритмів можна віднести автоматизацію процесу розбиття зображення на домени-блоки, сповільнення стискання, обмеження на розмір зображення та складність алгоритму. Це пов'язано з визначенням мінімальної кількості образів, що мають спільні ознаки з еталоном розбиття. Безпосередній вплив шуму, співпадіння елементів в структурі представників класів, призводять до значного збільшення площі покриття зображення, що приводить до зниження точності кластеризації. Кластери зображення формуються на основі таких критеріїв, як колір, текстура та форма. Застосування фрактальної розмірності зображення як критерію кластеризації та для встановлення кількості блоків розбиття, дозволяє розширити коло застосування алгоритму та збільшити швидкість обробки даних без втрати точності алгоритмів. Наведений алгоритм для сегментації зображення не прив'язується до конкретного зображення та не вимагає повної подібності з еталоном. В якості форми пропонується використовувати детермінований фрактал отриманий за допомогою фрактальної апроксимації зображення.

Такий алгоритм має і свої недоліки, до яких можна віднести обмеженість груп вже досліджених фракталів. Проте стрімкий розвиток методів фрактальної геометрії дозволить позбутись наведеного недоліку. Роботу алгоритму було апробовано для фрактального стиснення зображення, для розбиття зображення на доменні блоки.

Запропонований алгоритм дозволяє використовувати наведене удосконалення не лише для кластеризації зображення, а й для кластеризації будь-якого об'єкту та фрактального стиснення зображення.

Ключові слова: кластеризація, зображення, фрактальна апроксимація, доменні блоки, фрактальна розмірність, детермінований фрактал.

Постановка проблеми. Більшість методів кластеризації зображення використовують нейронні мережі. Пошук зображень відповідного класу базується на вже раніше досліджуваних об'єктах та їх схожостю з еталоном. Проблема розпізнавання образу є спільною для задач розпізнавання фігур, цифр, звуків, діагностування захворювання та інших. Під розпізнаванням образу розуміють наявність у досліджуваного об'єкту певних ознак, що його характеризують. Відповідно клас образів є підмножиною, що володіє загальною для всіх його елементів ознакою. Еталон - це компактна множина в просторі ознак, що володіє всіма загальними ознаками називають еталоном. Набір, що відображає властивості зображення в просторі ознак називають вектором ознак. Задання метрики в просторі ознак дозволяє порівнювати зображення за довжиною діапазонів характеристик. Вектор досліджуемого об'єкту порівнюється з векторами бази зображень, що значно сповільнює процес пошуку ознак. Для зображення такими ознаками може бути колір, текстура, форми, границі малюнку. Всі ці ознаки є досить індивідуальні для кожного об'єкту, тому якість алгоритмів пошуку ознак та швидкість їх роботи потребують постійного удосконалення.

Аналіз останніх досліджень. В методах кластеризації можна виділити дві групи: математичні методи та нейромережеві [1].

Процес кластеризації умовно поділяють на п'ять етапів, до яких відносять [2]:

1. Відбір елементів вибірки для кластеризації.
2. Визначення множини характеристик, для оцінки об'єктів у вибірці.
3. Обчислення значень критеріїв, що відповідають за схожість між об'єктами.
4. Застосування алгоритму вибраного методу кластерного аналізу.
5. Перевірка достовірності результатів кластеризації.

Вибірка не потребує коригування лише у випадку, коли кластерному аналізу передують факторний - тобто вкладені вимоги виконуються автоматично, як частина факторного моделювання.

Додатково розглядають відношення між кластерами, наприклад ієрархічну вкладеність кластерів. Наявні відношення можуть слугувати критерієм для встановлення одного з типів кластеризації:

– якщо можливо однозначно визначити належність об'єкту

кластеру то маємо жорстку кластеризацію;

– якщо існує ймовірність належності об'єкту кожному кластеру, то маємо м'яку або нечітку кластеризацію.

Такі алгоритми К-середніх, статистичні, графові та просіювання відносять до математичних методів кластеризації. Мережу базових векторів та мережу Кохонена відповідно відносять до нейромережових методів. Розглянемо переваги та недоліки існуючих методів кластеризації.

Одним з найпопулярніших методів кластеризації є метод к-середніх. Основою методу є розподіл отриманих результатів спостереження на кластери за допомогою суми квадратів відстаней між кожним спостереженням та центром його кластера [2]. Простота та швидкість виконання є головною перевагою методу. До недоліків алгоритму відносять наступне [3]:

- кількість кластерів має бути відома заздалегіть,
- результат змінюється в залежності від початкових позицій центрів кластерів.

Наведені недоліки вказують на нерелевантне використання цього методу при роботі з графічними зображеннями, особливо при необхідності виявлення об'єктів одного типу. Для знаходження характеристик форм використовують такі методи кластеризації як DBSCAN та OPTICS [4]. Дані алгоритми кластеризації заснованими на щільності точок зображення. Найбільш щільно розташовані пікселі відносять до однієї групи, а точки, що мають велику щільність розподілу вважають викидами [5].

Головними перевагами методів DBSCAN та OPTICS є [6]:

- відсутність наперед визначеної кількості кластерів;
- дозволяють знаходити кластери довільної форми або кластери оточені (не лінійно) іншими кластерами;
- виявляє аномалії та шум;
- не чутливі до впорядкування точок.

Недоліками методів є недетерміністичність, вплив функції відстані на якість кластеризації, неспроможність кластеризувати набори даних зі зміною щільністю [7].

Нейромережові методи класифікації зводяться до використання класів моделей, що базуються на алгоритмах навчання зі вчителем. Їх об'єднує спільний недолік – вимога розмітки даних для навчання. Для кожної нової задачі кластеризації зображення необхідно в ручному режимі розмічати дані, що потребує додаткових затрат. Алгоритми, що базуються на неконтрольованому навчанні, орієнтовані на кластеризацію невеликих за об'ємом даних, а робота із зображенням – це обробка великих за об'ємом даних. Алгоритми, що знижують розмірність простору ознак не забезпечують необхідної якості кластеризації. В зв'язку з чим виникає необхідність побудови

відображення, що діє з простору зображень в простір ознак цих зображень. Простір ознак має спрощувати алгоритми кластеризації та пошуку відстані між візуально найближчими елементами.

Одним з розповсюджених методів зменшення розмірності є метод головних елементів, що застосовується лише для лінійних елементів зображення. Для об'єктів великої розмірності, ймовірність якісного розбиття є досить не великою. Такі методи розбиття застосовують до даних, що мають нормальний розподіл. Отже, на побудоване відображення ще має накладатись умова нормального розподілення елементів. Для зображень, що відповідають наведеним умовам застосовують алгоритм t-SNE для подальшої декомпозиції простору ознак.

Підходи до більшості алгоритмів кластеризації базуються на розбитті зображення на блоки. Розбиття на блоки є спільною проблемою для алгоритмів сигментації зображення та фрактального стиснення зображення.

Таблиця 1.

Порівняння алгоритмів пошуку доменних блоків

Алгоритм розбиття	Час роботи алгоритму, с	Швидкість обробки даних, с	Розмір зображення, кб	SSIM	PSNR
Базовий	6,94	0,08	61,5	0,946	35,451
	0,81	0,08	14,4	0,849	29,795
Квадродеревом	7,05	0,10	50,8	0,936	33,356
	1,12	0,09	12,9	0,832	28,611
Триангуляційний	16,77	0,27	25,3	0,842	28,836
	89,45	0,35	40,7	0,893	31,746

Порівняння алгоритмів пошуку доменних блоків наведемо в таблиці 1. Загальними недоліками наведених алгоритмів є складність алгоритму та обмеження на розмір зображення. Виникає питання про побудову такого алгоритму розбиття на блоки, що був би спільним рішенням для задач кластеризації та стиснення зображення.

Основна частина. Алгоритм розбиття на доменні блоки будемо будувати на основі алгоритму фрактальної апроксимації [8] та фрактальній розмірності зображення.

Нехай маємо простір зображень, що містить доменні блоки, що є фрактальними об'єктами. Простір ознак визначаємо як простір з фрактальної розмірності об'єктів та кількості доменних блоків.

Для прикладу розглянемо чорно-біле зображення. Для пошуку кількості доменних блоків будемо використовувати наступний алгоритм:

1. Знаходимо кількість пікселів різних відтінків та насиченості для всього зображення. Дані заносимо до вектора, розмірність якого n рівна кількості відтінків сірого, а значення k_i –кількості пікселів відповідного i -го відтінку;
2. На основі вибірки знаходимо рівняння регресії, де s - код відтінку, y – знайдені значення відтінку, k -кутовий коефіцієнт, що визначає фрактальну розмірність D , n –код i -го відтінку сірого, k_{js} – кількість відтінків в j -му блоці, j -номер рангового блоку:
 - 2.1 Знаходимо рівняння регресії у вигляді прямої з кутовим коефіцієнтом $y=ks+b$;
 - 2.2 Якщо задано загальне рівняння регресії $Ax+By+C=0$ тоді $k=-\frac{A}{B}$
3. Перша цифра після коми фрактальної розмірності зображення вказує на кількість доменних блоків;
4. В кожному блоці знаходимо кількість відтінків k_1, \dots, k_n та сортуємо їх за зростанням.
5. Підраховуємо код перших s відтінків.
6. Підраховуємо кількість відтінків в кожному ранговому блоці;
7. Обираємо ті рангові блоки які мають найбільшу кількість s -го відтінку. Блоки не повторюються.

Кількість доменів запропоновано визначати за допомогою знаходження фрактальної розмірності зображення. В деяких випадках використовують наступний алгоритм [9]:

1. З деякою точністю виділяють простір подій розмірністю $dx \cdot dy$ ($dx=x_{max}-x_{min}$, $dy=y_{max}-y_{min}$), що покриває фрактал. Знайдену множину розбиваємо на підмножини потужністю l , де $l = \frac{dy}{N_y}$, а

N_y —загальна кількість розбиття. Мінімальне значення для l обмежено 2 пікселями з міркувань якості зображення.

2. Знаходимо номери чарунок, що покривають контур на зображенні та підраховуємо їх кількість N_l .
3. Проводимо перевірку на спряженість чарунок за допомогою співвідношення $[(i_x, i - i_x, i + 1) + (i_y, i - i_y, i + 1)] = (1, 1, 1)$. Для не спряжених чарунок розраховується допоміжна кількість елементів $N_{don.}$, $N_{don.} = \left\lfloor \sqrt{(i_{x+1} - i_x)^2 + (i_{y+1} - i_y)^2} \right\rfloor$.
4. Розраховуємо $N(l) = N_l + N_{don.}$ для певного вибраного значення l .
5. За допомогою рівняння регресії, методом найменших квадратів, будується пряма $y = kx + b$, де k —кутовий коефіцієнт, що визначає фрактальну розмірність.

Контур розглядаємо в вигляді набору пікселів в незмінному масштабі.

Наведені алгоритми були реалізовані на мові Python.

Комп'ютерний експеримент показав кращі результати по швидкодії алгоритму ніж проаналізовані алгоритми.

Висновки. Аналіз останніх методів кластеризації вказує основні їх недоліки: складність алгоритмів, необхідність обробки великих масивів даних та вузьке коло застосування. Використання фрактальної розмірності та фрактальної апроксимації дозволяє удосконалити процес розбиття зображення на доменні блоки. Наведені алгоритми дозволяють уникнути наведених недоліків та використовувати алгоритми для різних сфер застосування. Процес реалізації запропонованих алгоритмів є досить затратний, але швидкість його реалізації нейтралізує вказаний недолік.

Література

1. George Karypis. Chameleon: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling / George Karypis, Eui-Hong (Sam) Han, Vipin Kumar // *Computer*. 1999. Vol. 32, N 8. P. 68-75.
2. H.-R. Ma, X.-W. Cheng. Automatic Image Segmentation with PCNN Algorithm Based on Grayscale Correlation. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2014, 7(5).249-258.
3. S.V. Belim, S.B. Larionov. An algorithm of image segmentation based on community detection in graphs. *Computer Optics*, 2016. 40(6). 904–910.
4. Fayyad, U. M. Data mining and knowl-edge discovery: Making sense out of data. *IEEE Expert* 11, 1996. 5 (Oct.), pp. 20 –25.
5. Hoover, A., Jean-baptiste, G., Jiang, X., Flynn, p. J., Bunke, H., Goldgof, D.B., Bowyer, K., Eggert, D.W., Fitzgibbon, A., Andfisher, R.B. An experimental comparison of orange image segmentation algorithms. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 18, 1996. 7, pp.673–689.
6. Kondekar, V. H., Kolkure, V. S., Kore, S.N. Image Retrieval Techniques based on Image Features: A State of Art approach for CBIR. (IJCSIS) *International Journal of Computer Science and Information Security*, 2010. Vol. 7. No. 1. p.7.
7. Anna Saro Vijendran, S. Vinod Kumar. A New Content Based Image Retrieval System by HOG of Wavelet Sub Bands. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2015. Vol. 8, No. 4, pp. 297-306.
8. Ванін В. В., Залевська О. В., Фіногенов О. Д. Алгоритм діагностики медичної техніки на основі вейлет-перетворень. *Modern problems of modeling*, 2020. Вип. 18. С. 61-68.
9. Ванін В.В., Залевська О.В. Фрактальна розмірність структури поверхневого шару деталей з композитних матеріалів. *Праці Таврійського державного агротехнологічного університету: наук.*

фах. видання / ТДАТУ. - Мелітополь, 2011. Вип. 4: Прикладна геометрія та інженерна графіка, т. 49. С.139-142.

IMPROVEMENT OF THE IMAGE CLUSTERIZATION METHOD

Olga Zalevska, Ivan Miroshnychenko, Denys Smakovsky,
Alexander Gagarin, Inna Palamar

Image clustering algorithms and their possible improvement are considered in the paper. Most image segmentation algorithms focus on a certain limited class of images, which leads to a reduction in the scope of their application. The problems of the existing algorithms include the automation of the process of dividing the image into domain-blocks, the slowdown of compression, the limitation of the image size, and the complexity of the algorithm. This is due to the definition of the minimum number of images that have common features with the partition standard. The direct impact of noise, the coincidence of elements in the structure of class representatives, lead to a significant increase in the image coverage area, which leads to a decrease in the accuracy of clustering. Image clusters are formed based on criteria such as color, texture, and shape. The use of the fractal dimension of the image as a criterion for clustering and for setting the number of partition blocks allows to expand the range of application of the algorithm and increase the speed of data processing without losing the accuracy of the algorithms. The given algorithm for image segmentation is not tied to a specific image and does not require complete similarity with the standard. As a form, it is proposed to use a deterministic fractal obtained by fractal approximation of the image.

Such an algorithm also has its drawbacks, which include the limited number of groups of fractals that have already been studied. However, the rapid development of fractal geometry methods will make it possible to get rid of this drawback. The operation of the algorithm was tested for fractal image compression, for dividing the image into domain blocks.

The proposed algorithm allows you to use the given improvement not only for image clustering, but also for any object clustering and fractal image compression.

Key words: clustering, image, fractal approximation, domain blocks, fractal dimension, deterministic fractal.

References

1. George Karypis. Chameleon: Hierarchical Clustering Using Dynamic Modeling / George Karypis, Eui-Hong (Sam) Han, Vipin Kumar // Computer. 1999. Vol. 32, N 8. P. 68-75.

2. H.-R. Ma, X.-W. Cheng. Automatic Image Segmentation with PCNN Algorithm Based on Grayscale Correlation. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2014, 7(5).249-258.
3. S.V. Belim, S.B. Larionov. An algorithm of image segmentation based on community detection in graphs. *Computer Optics*, 2016. 40(6). 904–910.
4. Fayyad, U. M. Data mining and knowl-edge discovery: Making sense out of data. *IEEE Expert* 11, 1996. 5 (Oct.), pp. 20 –25.
5. Hoover, A., Jean-baptiste, G., Jiang, X., Flynn,p. J., Bunke, H., Goldgof, D.B., Bowyer, K., Eggert,D.W., Fitzgibbon, A., Andfisher,R.B. An experimental comparison oforange image segmentation algorithms.*IEEETrans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 18, 1996. 7, pp.673–689.
6. Kondekar, V. H., Kolkure, V. S., Kore, S.N. Image Retrieval Techniques based on Image Features: A State of Art approach for CBIR. (IJCSIS) *International Journal of Computer Science and Information Security*, 2010. Vol. 7. No. 1. p.7.
7. Anna Saro Vijendran, S. Vinod Kumar. A New Content Based Image Retrieval System by HOG of Wavelet Sub Bands. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2015. Vol. 8, No. 4, pp. 297-306.
8. Vanin V., Zalevskaya O., Finogenov A. (2020) Algorithm of diagnostics of medical equipment based on transformation. *Modern problems of modeling*, (18), 61-68. [in Ukrainian]
9. Vanin V., Zalevska V. (2011) Fractal dimensionality of the structure of the surface layer of parts made of composite materials. *Proceedings of the Tavrya State Agro-Technological University*. 4(49). 139-142 [in Ukrainian]