

УДК 004.67

DOI 10.36910/10.36910/6775-2313-5352-2024-25-14

Місько В. М., Гуменюк Л. О.

Луцький національний технічний університет, м. Луцьк, Україна

СЕГМЕНТАЦІЯ МЕДИЧНОГО ЗОБРАЖЕННЯ ПОРОГОВИМИ МЕТОДАМИ

Робота присвячена програмній реалізації методів цифрової обробки зображень, зокрема сегментації медичних знімків, з використанням переваг мови програмування Python. У роботі реалізовані алгоритми фільтрації та придушення шуму, такі як нечіткий адаптивний медіанний фільтр, а також сегментація із застосуванням методів кластеризації та алгоритмів, зокрема методу Оцу та фільтра Габора для визначення текстури. Також розглянуто модифікації алгоритмів нечітких С-середніх для покращення сегментації медичних даних. Розробка скриптів сегментації медичних зображень дозволить автоматизувати процес обробки та аналізу даних у медичній сфері. Це сприятиме покращенню точності діагностики, забезпечить швидший доступ до результатів обробки медичних зображень і відкриє нові можливості для досліджень та планування лікування.

Ключові слова: автоматизація, цифрова обробка зображень, Python, нечіткий адаптивний медіанний фільтр, кластеризація, придушення шуму, текстурний аналіз.

Постановка проблеми. Цифрова обробка зображень в медицині є важливим інструментом для покращення діагностики, лікування та дослідження захворювань, а також сприяє розвитку нових методів обробки та аналізу медичних даних. Вона дозволяє медичним фахівцям отримувати детальні та точні зображення органів та тканин пацієнтів, що полегшує їхню роботу та робить процес діагностики ефективнішим.

Цифрова обробка зображень дозволяє виявляти навіть найдрібніші деталі та аномалії, що робить можливим раннє виявлення захворювань та призначення вчасного та ефективного лікування. Крім того, вона дозволяє лікарям виконувати точні інтервенції та операції з високою точністю, що зменшує ризик ускладнень та покращує результати лікування.

Метою цифрової обробки зображень є покращення якості зображень, вилучення значущої інформації із зображень та автоматизація завдань, пов'язаних із зображеннями.

Серед різних методів обробки зображень одним із найважливіших інструментів у обробці медичних зображень є сегментація. Цей метод виявився корисним у багатьох застосуваннях, таких як: виявлення та вимірювання об'єму пухлини, виявлення мікрокальцифікатів на мамограмах, планування хірургічних операцій, автоматичний підрахунок клітин крові, допомога в плануванні лікування.

Сегментація зображень є складним та важким етапом попередньої обробки з великим спектром застосувань в медицині та біології, таких як біометрія, медичний аналіз зображень, виявлення захворювань та класифікація пухлин та новоутворень. Мета сегментації полягає в розділенні зображення на зв'язні області, враховуючи певні характеристики зображення, такі як колір, інтенсивність та текстура.

Для обробки та аналізу цифрових медичних зображень чудовим вибором є Python, внаслідок поєднання його простоти, універсальності, великих бібліотек та активної спільноти, що дає змогу дослідникам та практикам ефективно вирішувати складні задачі в галузі охорони здоров'я та біомедичної візуалізації.

Використовуючи бібліотеки Python, можна ефективно та результативно виконувати широкий спектр завдань з обробки цифрових медичних зображень, таких, як сегментація, реєстрація, виділення ознак або аналіз медичних зображень. Таким чином, Python надає інструменти та ресурси, необхідні для вирішення складних завдань з обробки медичних зображень.

Аналіз останніх досліджень. У цифровій обробці зображень порогове значення є одним із найпростіших методів сегментації зображень. Порогове значення – це такий метод сегментації області, коли зображення ділиться на групи пікселів зі значеннями, які або нижчі, або вищі, або дорівнюють порогу. Розроблено кілька порогових методів, таких як глобальні методи на основі гістограм рівня сірого, глобальні методи на основі локальних властивостей, адаптивне порогове визначення [1].

Одним із найбільш використовуваних глобальних порогових методів є метод Оцу [2], де порогове значення визначається автоматично шляхом максимізації дисперсії інтенсивності. Цей

метод має хорошу продуктивність, коли гістограма зображення має бімодальний розподіл, але погано працює на зображеннях із шумом або зображеннях із малим розміром об'єкта, чи з неоднорідним освітленням [3]. Щоб подолати ці труднощі, були розроблені локальні адаптації методу Оцу, такі як метод Кітлера-Лінгворта [4].

Глобальне порогове визначення обчислень є простим і швидким, дає хороші результати на зображеннях, які містять об'єкти з однаковими значеннями інтенсивності на контрастному фоні. Однак це не вдається, якщо зображення має низький контраст між об'єктом і фоном, або воно містить шум, або якщо інтенсивність фону на зображенні значно змінюється [5].

Для сегментації медичних зображень пропонується кілька підходів, заснованих на порогових методах.

У [6] запропоновано напівавтоматичну версію глобальної порогової техніки для вимірювання об'ємів шлуночків із 3D-магнітно-резонансних (МР) зображень, де порогове значення автоматично обчислюється шляхом порівняння розподілу інтенсивності пікселів у круглих областях навколо двох попередньо вибраних пікселів.

У [7] запропоновано сегментацію медичного зображення за допомогою оптимізованого методу Оцу, заснованого на вдосконаленні алгоритму порогового визначення, з використанням гістограми зображення та методів глобального порогового визначення, де вибір початкового порогового значення залежить від гістограми та градації сірого зображення.

Також пропонується гібридний метод сегментації, який поєднує методи локального та глобального порогів для сегментації зображень клітинок [8].

Застосовується метод автоматизованої сегментації печінки з медичних зображень. Система, яка є інваріантною за положеннями величин розміру, форми та інтенсивності, складається з трьох етапів [9].

У [10] запропоновано пороговий алгоритм на основі 3D Otsu та багатомасштабного представлення зображення для сегментації медичних зображень, де високу часову складність алгоритму 3D Otsu було подолано варіантом прискорення з використанням правила декомпозиції розмірів. Запропонований підхід дає стабільні результати сегментації, є стійким до шуму та підходить для дворівневих та багаторівневих порогових випадків.

Час виконання процесу сегментації збільшується зі збільшенням кількості порогових рівнів, які необхідно визначити. Необхідність знайти оптимальне порогове значення за менший час підштовхнула дослідження до підходів, у яких оцінка параметрів базується на розподілі Гауса. У [11] запропоновано алгоритм оптимізації з технікою багаторівневої порогової сегментації для сегментації медичних зображень райдужки, псоріазу та ракових клітин.

Незважаючи на те, що існує багато підходів до сегментації медичних зображень за межами використання порогових методів, вони представляють великий інтерес для досліджень, що призводить до нових результатів. Прикладом цього є метод, запропонований Нуо [12], де аналізується вибір порогового класу Оцу на сегментації пухлини головного мозку на зображенні МРТ.

І хоча на сьогодні використання порогових методів для сегментації медичних зображень не єдиний підхід, їх застосування є актуальним, тому, що такі методи дають хороші результати.

Мета роботи. Метою роботи є програмна реалізація методів цифрової обробки зображень, зокрема сегментації медичних знімків, з використанням переваг мови програмування Python для аналізу та інтерпретації медичних зображень.

Викладення основного матеріалу. У цифровій обробці зображень розрізняють два основних підходи до сегментації зображень: порогове значення та модифікований алгоритм нечіткого С-середнього (FCM). Порогове значення надає швидку та просту сегментацію, але обмежується лише інтенсивністю пікселів. Натомість, MFCM дозволяє враховувати текстурні ознаки та геометричні характеристики, що поліпшує точність сегментації.

Розглянемо модифікований алгоритм FCM [13], який включає локальну просторову інформацію та інформацію про інтенсивність на основі адаптивного локального віконного фільтра, вагові коефіцієнти якого диференціюють сусідні пікселі в межах локального вікна. Потім виконується швидка кластеризація гістограми інтенсивності відфільтрованого зображення.

Алгоритм модифікованого алгоритму FCM складається з наступних етапів.

1. Завантаження зображення.
2. Перевірка вхідних параметрів, таких як розмір зображення, кількість кластерів, параметр нечіткості (m), розмір ядра тощо. Підготовка зображення для подальшої обробки.
3. Врахування просторових зв'язків за рахунок створення вікна просторової відстані для кожного пікселя, що враховує відстань від центрального пікселя до інших пікселів у вікні.

Використання цього вікна для обчислення коефіцієнтів ваги, залежно від просторової відстані між пікселями.

4. Обробка шуму: визначення надійних пікселів, що належать до області відсутності шуму, на основі медіани та стандартного відхилення вікна. Використання цієї інформації для підсилення ваги сусідніх пікселів у вікні.

5. Ініціалізація початкових значень центроїдів кластерів та матриці приналежності.

6. Виконання ітераційного процесу навчання, де на кожній ітерації оновлюються центроїди кластерів та матриця приналежності. У кожній ітерації обчислюється, чи досягнуто потрібної точності або максимальної кількості ітерацій.

7. Визначення кластера, до якого найбільше належить кожен піксель.

8. Сегментація зображення, як віднесення кожного пікселя зображення до відповідного кластера, щоб отримати сегментоване зображення.

9. Виведення оригінального та сегментованого зображень для порівняння. Відображення кольорового коду кластерів для кращого розуміння результатів сегментації.

Модифікований алгоритм FCM (MFSCM) є розширеною версією звичайного FCM, яка додає додаткові функціональності для обробки шуму та врахування просторової інформації. Це дає кращу точність сегментації, особливо при роботі з медичними зображеннями, але може збільшити час обчислень.

На рисунку 1 представлено результати сегментації МРТ зображень модифікованим алгоритмом MFSCM, коли кількість сегментів – 5, максимальна кількість ітерацій – 100, параметр нечіткості – 2, точність – $1e^{-6}$.

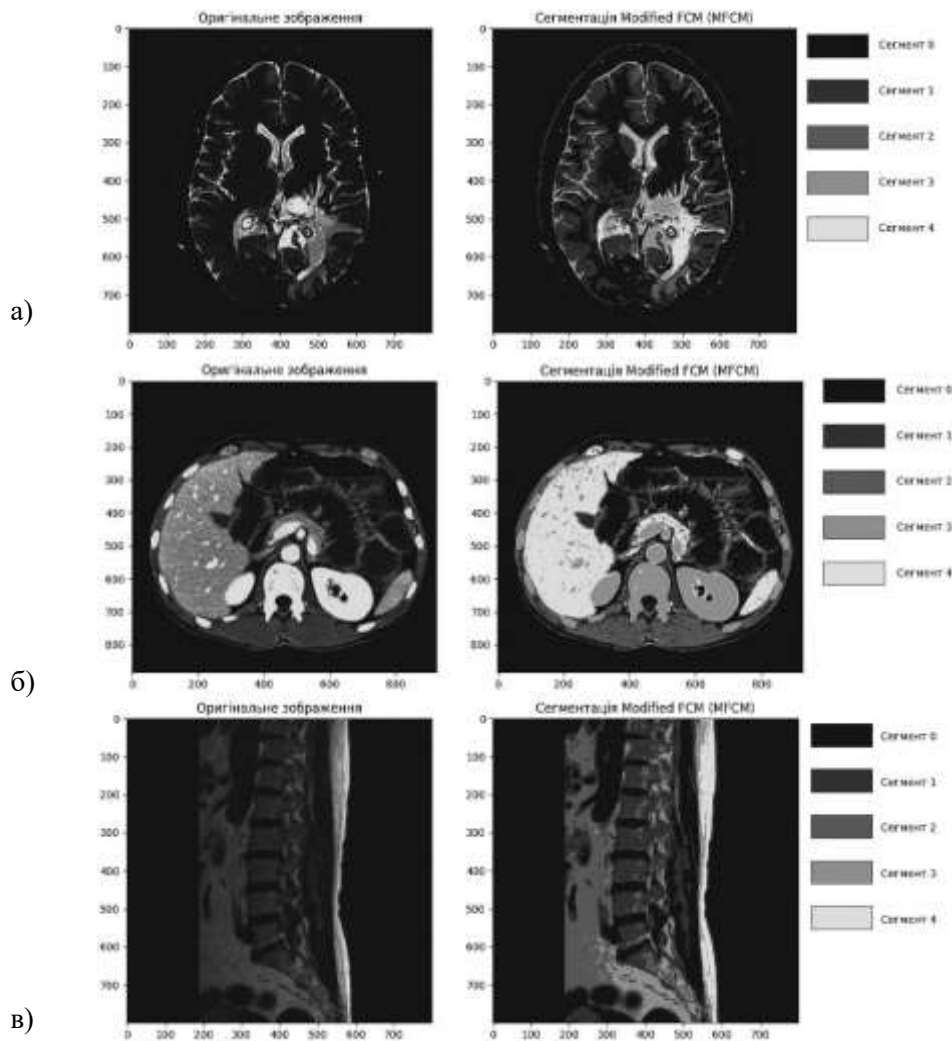


Рисунок 1 – Результати сегментації МРТ зображень алгоритмом MFSCM:
а) півкулі головного мозку; б) печінка; в) хребет

Як видно з представлених зображень, програмна реалізація модифікованого алгоритму добре справилась з сегментацією зображень різного типу.

Модифікований алгоритм MFCSM дозволяє точніше визначати класи для кожного пікселя, надаючи можливість враховувати не тільки інтенсивність пікселів, але й їх контекст у вигляді текстурних ознак чи геометричних характеристик, що забезпечує точнішу сегментацію, особливо в складних випадках, коли об'єкти перекриваються або мають неоднорідну структуру.

Модифікований FCSM може використовувати додаткові методи або фільтри для підвищення стійкості до шуму на медичних зображеннях, це допомагає уникнути неточностей в сегментації, особливо в умовах низької якості або великого рівня шуму.

Проблемою застосування алгоритму MFCSM може бути те, що при обробці великих обсягів даних або використання додаткових методів та фільтрів для покращення сегментації може збільшити обчислювальну складність алгоритму (рис. 2).

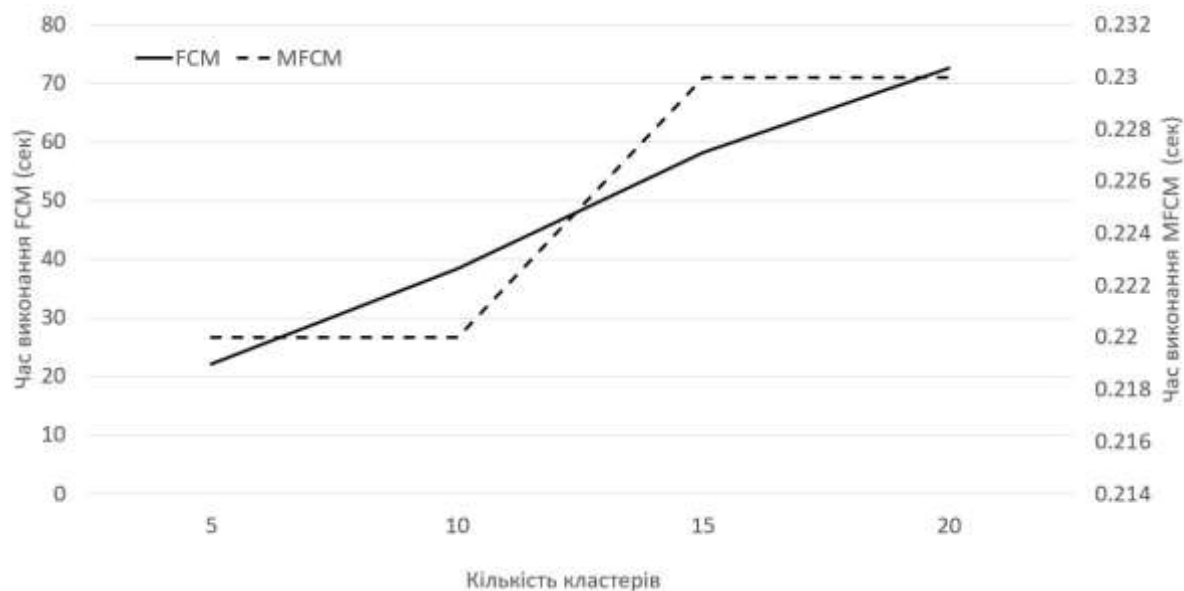


Рисунок 2 – Залежність часу виконання 100 ітерацій для програмної реалізації FCSM та MFCSM при зміні кластерів від 5 до 20 з кроком 5

З рисунка 2 видно, що при використанні модифікованого алгоритму MFCSM час виконання сегментації медичних зображень значно менший порівняно з класичним FCSM. Наприклад, при 5 кластерах час виконання FCSM становить 22,17 секунди, тоді як для MFCSM цей час складає всього 0,22 секунди, тобто, більш ніж в 100 разів менший.

Також можна побачити, що при збільшенні кількості кластерів різниця у часі виконання між FCSM і MFCSM стає ще виразнішою. Наприклад, при 20 кластерах час виконання FCSM складає 72,55 секунди, тоді як для MFCSM лише 0,23 секунди.

Таким чином, використання модифікованого алгоритму MFCSM дозволяє значно скоротити час обчислень для сегментації медичних зображень порівняно з класичним FCSM, що важливо для практичних застосувань в області обробки медичних зображень.

Висновок. Перевагою MFCSM є можливість призначення кожному пікселю декількох класів, адаптабельність до різної структури зображень та автоматизація процесу сегментації. Але, незважаючи на переваги, використання додаткових методів та фільтрів у MFCSM підвищує обчислювальну складність, що може бути проблемою для обробки великих обсягів даних.

Таким чином, MFCSM є потужним інструментом для сегментації медичних зображень, який забезпечує точні результати та можливість роботи з різними типами даних, хоча потребує уваги до обчислювальної складності.

Інформаційні джерела

1. Shapiro L. G., Stockman G. C. Computer Vision. URL: https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Computer%20Vision%20-%20Linda%20Shapiro.pdf (дата звернення 06.05.2024).
2. Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4310076> (дата звернення 06.05.2024).
3. Lee S. U., Chung S. Y., Park R. H. A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0734189X9090053X> (дата звернення 06.05.2024).

4. Kittler J., Illingworth J. Minimum error thresholding. URL: https://www.academia.edu/78663021/Minimum_error_thresholding (дата звернення 06.05.2024).
5. Rogowska Ja. Overview and Fundamentals of Medical Image Segmentation. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B9780123739049500131?via%3Dihub> (дата звернення 06.05.2024).
6. Johnson L. A., Pearlman J. D., Miller C. A., Young T. I., Thulborn R. MR quantification of cerebral ventricular volume using a semiautomated algorithm. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/8279334/> (дата звернення 06.05.2024).
7. Bind Ch. H., Prasad K. S. An Efficient Medical Image Segmentation Using Conventional OTSU Method. URL: https://www.researchgate.net/publication/267723666_An_Efficient_Medical_Image_Segmentation_Using_Conventional_OTSU_Method (дата звернення 06.05.2024).
8. Li Yu., Cho S.-Ye. A method for cell image segmentation using both local and global threshold techniques. URL: <https://research-staging.nottingham.edu.cn/en/publications/a-method-for-cell-image-segmentation-using-both-local-and-global-> (дата звернення 06.05.2024).
9. Antonidoss, Kaliyamurthie K.P. Segmentation from Images Using Adaptive Threshold. URL: [https://www.idosi.org/mejsr/mejsr20\(4\)14/15.pdf](https://www.idosi.org/mejsr/mejsr20(4)14/15.pdf) (дата звернення 06.05.2024).
10. Zhang, Xi., Zhao H., Li Xi., Feng Yu., Li H. A multi-scale 3D Otsu thresholding algorithm for medical image segmentation. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1051200416301191> (дата звернення 06.05.2024).
11. Kalyani R., Sathy P., Sakthivel V. Multilevel Thresholding for Medical Image Segmentation Using Teaching-Learning Based Optimization Algorithm. International Journal of Intelligent Engineering and Systems. 2021, № 14 (2). pp. 11-21.
12. Nyo M., Mebarek-Oudina F., Hlaing Su Su, ad Khan N. A. Otsu's thresholding technique for MRI image brain tumor segmentation. Multimedia Tools and Applications. 2022.
13. Chen Z., Zwiggelaar R. A modified fuzzy c-means algorithm for breast tissue density segmentation in mammograms. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5687751> (дата звернення 06.05.2024).

Misko V., Gumeniuk L.

Lutsk National Technical University, Lutsk, Ukraine

AUTOMATION OF SEGMENTATION OF MEDICAL IMAGES

The work is devoted to the software implementation of digital image processing methods, in particular, segmentation of medical images, using the advantages of the Python programming language. The work implements filtering and noise reduction algorithms, such as the fuzzy adaptive median filter, as well as segmentation using clustering methods and algorithms, such as the Otsu method and the Gabor filter for texture detection. Modifications of fuzzy C-means algorithms to improve medical data segmentation are also considered. The development of medical image segmentation scripts will automate the process of data processing and analysis in the medical field. This will help improve diagnostic accuracy, provide faster access to medical image processing results, and open up new opportunities for research and treatment planning.

Keywords: automation, digital image processing, Python, fuzzy adaptive median filter, clustering, noise suppression, texture analysis.