



DOI: 10.32782/2078-0877-2024-24-3-13

УДК [514.1+602]:61

О. В. Залевська¹, канд. техн. наук ORCID: 0000-0002-3163-1695В. М. Можаровський¹, канд. техн. наук ORCID: 0009-0002-0884-4876Л. В. Суворов², зав. лабораторією ORCID: 0000-0002-3163-1695А. С. Половий² ORCID: 0009-0007-9849-8968О. Я. Якубовський¹, магістр ORCID: 0009-0004-2782-3565¹ Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут»

² Державна Установа "Інститут травматології та ортопедії

Національної Академії Медичних Наук України"

e-mail: o.zalevska@kpi.ua, тел.: +380975154221

СЕГМЕНТАЦІЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ МЕТОДОМ ФРАКТАЛЬНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

Анотація. Обробка медичних даних є важливою складовою сучасної медичної інформатики, а використання фрактальної кластеризації, для сегментації та аналізу цих даних, відкриває нові можливості для поліпшення діагностики, прогнозування захворювань та розробки ефективних методів лікування. У цій статті ми пропонуємо огляд поточного стану досліджень у цій галузі, а також підхід до застосування фрактальної кластеризації для аналізу та сегментації медичного зображення. Такий підхід використовує математичні моделі, що будуються на основі фрактального кластерного аналізу, з метою поліпшення діагностики, прогнозування захворювань та розробки ефективних методів лікування. Використання фрактальної кластеризації дозволяє проводити комплексний аналіз медичних даних на різних рівнях. Це дозволить виявити нові закономірності та зв'язки між процесами, що відбуваються в організмі та захворюваннями. Це відкриває можливості для розробки персоналізованих методів лікування, а також допомагає в ідентифікації ризикових факторів та попередженні захворювань. Дослідження в цій галузі може сприяти створенню більш точних та ефективних систем медичної діагностики та терапії, що покращить якість медичного обслуговування та збільшить шанси на одужання пацієнтів.

Ключові слова: медичні дані, зображення, фрактальна кластеризація, моделювання, програмне забезпечення, сегментація.

Постановка проблеми. У сучасній медицині медичні зображення, такі як магнітно-резонансна томографія (МРТ), комп'ютерна томографія (КТ) та ультразвукові дослідження, відіграють ключову роль у діагностиці, плануванні лікування та моніторингу стану пацієнтів. Ефективна обробка та аналіз цих зображень вимагають точної сегментації, яка дозволяє виділяти



специфічні анатомічні структури або патологічні зміни. Традиційні методи сегментації часто стикаються з проблемами, пов'язаними з неоднорідністю текстур, контрастності та складності анатомічних структур на медичних зображеннях. Це робить процес сегментації складним і часто вимагає значного ручного втручання, що збільшує час обробки та може призводити до суб'єктивності у висновках.

Фрактальна кластеризація пропонує альтернативний підхід, заснований на використанні фрактальних властивостей зображень для автоматизації процесу сегментації. Фрактальні характеристики, які відображають самоподібність та складність структур на різних масштабних рівнях, можуть бути використані для розрізнення між різними тканинами та патологіями. Проте, попри потенційні переваги, метод фрактальної кластеризації теж має недоліки, що пов'язані з визначенням оптимальних параметрів фрактальної аналітики та інтеграцією цього методу в клінічну практику.

Таким чином, основною проблемою є розробка та валідація ефективного методу фрактальної кластеризації для сегментації медичних зображень, який би дозволив автоматизувати процес сегментації, зменшити час обробки та підвищити точність та об'єктивність діагностики.

Аналіз останніх досліджень. Найпоширеніший підхід створення тривимірної моделі в медицині - це перетворення зображень формату DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) на файл формату STL (скорочення від Stereolithography) [1]. При такому перетворенні інформація про об'єкт зберігається як список трикутних граней, що описують його поверхню та їхніх нормалей [2]. Дані STL можуть зберігати інформацію двома різними способами, а саме: у бінарному та ASCII-кодуванні [3]. Обидва формати містять однакову інформацію щодо моделі, але бінарний формат набагато компактніший, оскільки створює менші за розміром файли [4].

Розробкою програмного забезпечення для побудови тривимірної моделі займалися різні світові компанії. Найбільш поширене програмне забезпечення для перетворення DICOM у форма STL та його розробників представлено у таблиці 1 [5-14].

Дані програми можна використовувати з різними підходами, але їх результат може різним. Було проведено дослідження у якому була змодельована частина людської щелепи, всі задані параметри були максимально однакові [15-16]. При цьому вже візуально можна спостерігати різницю спроектованих тривимірних моделей на рисунку 3 [17]. Програми на рисунку були проідентифіковані літерами 3DS (b), 3DV (c), IMJ (d), IN3 (e), MCS (f), MIT (g), OSX (h), S3D (i) та VE3 (j) [18]. Найбільш помітними відмінностями у тонких областях кортикальної кістки (жовта стрілка на малюнку a).

Таблиця 1

Програмне забезпечення для створення тривимірних моделей у медицині

Назва програмного забезпечення	Розробник
3D Slicer (3DS)	Хірургічна планувальна лабораторія, Медична школа Гарварда
3DView (3DV)	RMR Systems Ltd
Image J (IMJ)	Національні інститути здоров'я, Бетесда, Меріленд, США
InVesalius 3 (IN3)	Інформаційно-технологічний центр ім. Ренато Арчера, Сан-Паулу, Бразилія
The Medical Imaging Interaction Toolkit (MIT)	Німецький онкологічний дослідницький центр, Гайдельберг, Німеччина
OsiriX Lite (OSX)	Pixmeo SARL, Женева, Швейцарія
Seg3D (S3D)	Інститут наукових обчислень та зображень, Солт-Лейк-Сіті, Юта, США
Mimics (MCS)	Materialise, Льовен, Бельгія
Volume Extractor 3.0 (VE3)	i-Plants Systems, Івате, Японія

Існує досить багато підходів та методів обробки та досліджень медичних даних, але всі вони мають як свої переваги так і недоліки. Узагальнені недоліки по деяким методам, що використовуються найчастіше наведемо в таблиці 2 [19-25].

Попередня обробка медичного зображення має включати в себе можливість видалення шуму, підвищення контрастності, нормалізацію та інші операції [26].

З аналізу наведених переваг та недоліків слідує необхідність в удосконаленні методів та способів обробки медичних даних.

Формулювання мети статті. Мета статті полягає в огляді та аналізі поточного стану досліджень у галузі обробки медичних даних клітинними автоматами.

Таблиця 2

Недоліки та переваги існуючих методів обробки медичних даних

Метод обробки	Переваги	Недоліки
Комп'ютерна томографія (КТ)	Висока точність у виявленні патологічних змін; Швидкість обробки зображень	Високі дози опромінення; Високі витрати
Магнітно-резонансна томографія (МРТ)	Висока деталізація зображень; Відсутність впливу опромінення	Високі витрати; Обмежена доступність
Ультразвукове дослідження	Мінімально інвазивний; Безпечний для вагітних жінок	Обмежена глибина проникнення; Залежність від оператора
Рентгенівське дослідження	Швидкість отримання зображень; Зручність у використанні	Ризик опромінення; Низька деталізація в порівнянні з іншими методами

Крім того, стаття спрямована на визначення перспективних напрямків використання клітинних автоматів для аналізу медичних даних з метою поліпшення діагностики, прогнозування захворювань та розробки ефективних методів лікування. Також метою статті є висвітлення важливості розвитку цього підходу для створення більш точних та персоналізованих методів медичної діагностики та терапії, що сприятиме покращенню якості медичного обслуговування та результатів лікування пацієнтів.

Основна частина. Під медичними даними будемо розуміти медичні зображення отримані за допомогою комп'ютерної техніки. Специфічний формат цих даних пов'язаний з тим, що результат дослідження представлено у вигляді вертикальних зрізів тривимірного об'єкта. При дослідженнях за допомогою магнітно-резонансної чи комп'ютерної томографії такі зрізи робляться з кроком 0,5-1 мм. На біза цих знімків будується тривимірна модель.

Для створення тривимірної моделі важливим етапом є сегментація. Цей процес передбачає відокремлення цільових структур (таких як кістки, органи або тканини) від решти зображення. Це часто виконується за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення. Відбувається такий процес автоматично, вручну або напівавтоматично, залежно від складності структур і використовуваного програмного забезпечення.



При ручній сегментації користувач, зазвичай медичний працівник або технік, використовує програмне забезпечення, для окреслення структур, що цікавлять фахівця. Це також може включати малювання контурів навколо структури або використання інструментів пензля для позначення областей. Ручна сегментація забезпечує високу точність, але є час витратним та може піддаватися варіативності користувача. Процес сегментації вручну є достатньо складним. Тонкі кісткові структури (наприклад, кістка, що оточує носову порожнину) та вузькі проміжки тканин (наприклад, верхня і нижня суглобова порожнина між скроневою кісткою та нижньою щелепою) не відтворюються чітко у моделі STL. Ще однією причиною складності є те, що певні об'єкти можуть знижувати читабельність зображень і перешкоджати сегментації.

Напівавтоматичний метод сегментування для створення тривірної моделі не підходить під усі анатомічні випадки, а лише де певна анатомія має дуже виражений набір значень (високий контраст). Зберігаючи лише певні значення медичного зображення, ми можемо візуалізувати конкретну частину тіла. У КТ-зображеннях значення пікселя представляє щільність, тому збереження яскравіших пікселів залишає лише кістку. Вибір діапазону підсвічує весь образ, перешкоджаючи екстракції лише кістки. Вибираючи лише пікселі зі значенням 200 і вище (від 200 до 3033), залишається позначеною лише кістка.

Розглянемо ще один можливий підхід до сегментації медичного зображення – фрактальну розмірність.

Алгоритм фрактальної кластеризації для медичних зображень складається з наступних кроків:

1. Підготовка даних.
2. Визначення фрактальних характеристик.
3. Побудова фрактального простору.
4. Кластеризація зображень.
5. Оцінка та аналіз кластерів.
6. Валідація результатів.

Дослідження методом фрактальної кластеризації позпочинаємо зі збіру та попередньої обробки медичних зображень, таких як зображення з рентгенівських або МРТ сканувань. Використовуємо фрактальний аналіз для визначення фрактальних характеристик кожного зображення. До таких характеристик можна віднести фрактальну розмірність, фрактальний інтеграл, або інші фрактальні параметри. Кожне зображення представляємо набором точок з відповідними фрактальними характеристиками. До цього набору затосовуємо один з методів кластеризації, таких як алгоритми кластеризації k-середніх, ієрархічна кластеризація або спектральна



кластеризація. Це дозволяє згрупувати точки з критерієм кластеризації – фрактальні характеристики. Проводимо оцінку отриманих кластерів з метою виявлення корисних паттернів або аномалій в медичних даних. Це може включати використання методів візуалізації для аналізу кластерів та їхніх характеристик. Перевіряємо отримані дані результату на відповідність клінічним даним та медичним експертним оцінкам.

Цей алгоритм може бути реалізований за допомогою програмних мов та бібліотек, які підтримують фрактальний аналіз та алгоритми кластеризації, таких як Python з бібліотеками `scikit-learn`, `SciPy`, а також спеціалізовані програмні пакети для медичного обробки зображень, які містять інструменти для фрактального аналізу та кластеризації.

Як і будь-яка інша технологія, вона має певні обмеження, які можуть впливати на її ефективність та застосовність. Переваги, потенційні обмеження фрактальної кластеризації та шляхи їх подолання представимо в таблиці 3.

Фрактальна кластеризація пропонує значні переваги для сегментації медичних зображень, але її ефективне використання вимагає подолання низки обмежень. Через оптимізацію алгоритмів, розробку адаптивних методів налаштування параметрів, покращення інтерпретації результатів та ідентифікацію оптимальних областей застосування, можливо значно розширити можливості та ефективність цього методу в медичній діагностиці та дослідженнях.

Висновки. Медичні дані є важливим ресурсом, і використання фрактальної кластеризації для аналізу та сегментації цих даних може відкрити нові можливості для поліпшення діагностики, прогнозування захворювань та розробки ефективних методів лікування. Використання фрактальної кластеризації дозволяє проводити комплексний аналіз медичних даних на різних рівнях, що може призвести до виявлення нових закономірностей та зв'язків між процесами, що відбуваються в організмі та захворюваннями. Дослідження в галузі фрактальної кластеризації може сприяти створенню більш точних та ефективних систем медичної діагностики та терапії, що покращить якість медичного обслуговування та збільшить шанси на одужання пацієнтів.

Подальші дослідження в цій галузі можуть сприяти розробці нових методів обробки медичних даних, що враховуватимуть індивідуальні особливості пацієнтів та характеристики їхніх захворювань, що в свою чергу покращить результати лікування.



Таблиця 3

Переваги, потенційні обмеження фрактальної кластеризації та шляхи їх подолання

Переваги	Обмеження	Шляхи подолання
-Врахування фрактальних властивостей. -Можливість розкриття внутрішньої структури. -Робустність до шуму	Складність обчислень	Оптимізація алгоритмів фрактального аналізу та використання паралельних обчислень можуть значно знизити час обробки. Розробка спеціалізованого програмного забезпечення, яке ефективно використовує ресурси GPU, також може стати рішенням
	Вибір параметрів	Розробка адаптивних алгоритмів, які можуть автоматично налаштовувати параметри в залежності від характеристик даних. Також корисним буде створення докладних рекомендацій та методичних вказівок для дослідників
	Інтерпретація результатів	Розробка інтуїтивно зрозумілих візуалізаційних інструментів та дашбордів, які можуть демонструвати результати аналізу в зрозумілій формі, допоможе дослідникам краще інтерпретувати дані. Освітні програми та семінари з фрактального аналізу також можуть підвищити рівень розуміння
	Загальність методу	Проведення додаткових досліджень для ідентифікації типів даних, для яких фрактальна кластеризація є найбільш ефективною, допоможе визначити її оптимальні області застосування. Розробка комбінованих методів, які інтегрують фрактальний аналіз з іншими техніками обробки зображень, також може розширити можливості її використання.

*Список використаних джерел.*

1. Hripscak G., Duke J. D., Shah N. H., Reich C. G., Huser V., Schuemie M. J., Suchard M. A., Park R. W., Wong I. C., Rijnbeek P. R., van der Lei J., Pratt N., Norén G. N., Li Y. C., Stang P. E., Madigan D., Ryan P. B. Observational Health Data Sciences and Informatics (OHDSI): Opportunities for Observational Researchers. *Stud Health Technol Inform.* 2015. Vol. 216. P. 574-8.
2. Yu J. Y., Kim D., Yoon S., Kim T., Heo S., Chang H., Han G. S., Jeong K. W., Park R. W., Gwon J. M., Xie F., Ong M. E. H., Ng Y. Y., Joo H. J., Cha W. C. Inter hospital external validation of interpretable machine learning based triage score for the emergency department using common data model. *Sci Rep.* 2024. Vol. 14(1). e 6666. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54364-7>.
3. Залевська О., Фіногенов О., Демиденко О., Олійник Ю., Ільєнко Р. Бінарна класифікація медичних зображень з використанням нейронної мережі. *Сучасні проблеми моделювання.* 2022. Вип. 23. С. 81-89.
4. Ванін В., Залевська О., Воробйов О., Лазарчук-Воробйова Ю. Переваги та недоліки існуючих програмних застосунків для обробки графічних зображень *Сучасні проблеми моделювання.* 2022. Вип. 23. С. 38-48.
5. Залевська О., Мірошниченко І., Смаковський Д., Гагарін О., Паламар І. Удосконалення методу кластеризації зображення. *Сучасні проблеми моделювання.* Вип. 24. С. 79-86.
6. Khosravi M., Zare Z., Mojtabaeian S. M., Izadi R. Artificial Intelligence and Decision-Making in Healthcare: A Thematic Analysis of a Systematic Review of Reviews. *Health Serv Res Manag Epidemiol.* 2024 Vol.11. <https://doi.org/10.1177/23333928241234863>.
7. Aung Y. Y. M., Wong D. C. S., Ting D. S. W. The promise of artificial intelligence: a review of the opportunities and challenges of artificial intelligence in healthcare. *Br Med Bull.* 2021. Vol. 139(1). P. 4-15. <https://doi.org/10.1093/bmb/ldab016>.
8. Cresswell K., Majeed A., Bates D. W., Sheikh A. Computerised decision support systems for healthcare professionals: an interpretative review. *Inform Prim Care.* 2012. Vol. 20(2). P. 115-128. <https://doi.org/10.14236/jhi.v20i2.32>.
9. Kaushal R., Shojania K. G., Bates D. W. Effects of computerized physician order entry and clinical decision support systems on medication safety: a systematic review. *Arch Intern Med.* 2003. Vol. 163(12). P. 1409-1416. <https://doi.org/10.1001/archinte.163.12.1409>.
10. Gulshan V., Peng L., Coram M. [et al.]. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *JAMA.* 2016. Vol. 316(22). P. 2402-2410.



11. Poplin R., Varadarajan A. V., Blumer K. [et al.]. Prediction of cardiovascular risk factors from retinal fundus photographs via deep learning. *Nat Biomed Eng.* 2018. Vol. 2(3). P. 158-164.
12. Giordano C., Brennan M., Mohamed B., Rashidi P., Modave F., Tighe P. Accessing artificial intelligence for clinical decision-making. *Front Digit Health.* 2021. Vol. 3. e 645232.
13. Amin D., Garzón-Orjuela N., Garcia Pereira A., Parveen S., Vornhagen H., Vellinga A. Artificial intelligence to improve antibiotic prescribing: a systematic review. *Antibiotics (Basel).* 2023. Vol. 12(8). P. 1293. <https://doi.org/10.3390/antibiotics12081293>.
14. Benzinger L., Ursin F., Balke W. T., Kacprowski T., Salloch S. Should artificial intelligence be used to support clinical ethical decision-making? A systematic review of reasons. *BMC Med Ethics.* 2023. Vol. 24(1). P. 48. <https://doi.org/10.1186/s12910-023-00929-6>.
15. Fernandes M., Vieira S. M., Leite F., Palos C., Finkelstein S., Sousa J. M. C. Clinical decision support systems for triage in the emergency department using intelligent systems: a review. *Artif Intell Med.* 2020. Vol. 102. e101762. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2019.101762>.
16. Briganti G., Le Moine O. Artificial intelligence in medicine: today and tomorrow. *Front Med (Lausanne).* 2020. Vol. 7. P. 27.
17. Mirbabaie M., Stieglitz S., Frick N. R. Artificial intelligence in disease diagnostics: a critical review and classification on the current state of research guiding future direction. *Health Technol (Berl).* 2021. Vol. 11(4). P. 693-731.
18. Goss E. P., Vozikis G. S. Improving health care organizational management through neural network learning. *Health Care Manag Sci.* 2002. Vol. 5(3). P. 221-227. <https://doi.org/10.1023/a:1019760901191>.
19. Kaur H., Wasan S. Empirical study on applications of data mining techniques in healthcare. *J Comput Sci.* 2006. Vol. 2(2). P. 194–200. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2006.194.200>.
20. Nolting J. Developing a neural network model for health care. *AMIA Annu Symp Proc.* 2006. Vol. 2006. P. 1049.
21. Organization W. H. WHO issues first global report on artificial intelligence (AI) in health and six guiding principles for its design and use. *World Health Org.* 2021. Vol. 28(1). P. 180-190.
22. Frize M., Yang L., Walker R. C., O'Connor A. M. Conceptual framework of knowledge management for ethical decision-making support in neonatal intensive care. *IEEE Trans Inf Technol Biomed.* 2005. Vol. 9(2). P. 205-215. <https://doi.org/10.1109/titb.2005.847187>.
23. Troussas C., Krouska A., Kabassi K., Sgouropoulou C., Cristea A. I. Artificial intelligence techniques for personalized educational software. *Front Artif Intell.* 2022. Vol. 5. e 988289.



24. Q. Xia, E. B. Sifah, K. O. Asamoah, J. Gao, X. Du and M. Guizani. MeDShare: Trust-Less Medical Data Sharing Among Cloud Service Providers via Blockchain. *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 14757-14767.

25. Bjerring J. C., Busch J. Artificial intelligence and patient-centered decision-making. *Philos Technol*. 2021. Vol. 34. P. 349-371.

26. Labovitz D. L., Shafner L., Reyes Gil. M., Virmani D., Hanina A. Using artificial intelligence to reduce the risk of nonadherence in patients on anticoagulation therapy. *Stroke*. 2017. Vol. 48(5). P. 1416–1419. <https://doi.org/10.1161/strokeaha.116.016281>.

Стаття надійшла до редакції 06.05.2024 р.

O. Zalevska¹, V. Mozharovsky¹, I. Suvorov², A. Polovyi², O. Yakubovskiy¹

¹National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute"

**²State Institution "Institute of Traumatology and Orthopedics
of the National Academy of Medical Sciences of Ukraine"**

SEGMENTATION OF MEDICAL IMAGES BY FRACTAL CLUSTERING METHOD

Summary

Medical data processing is an important component of modern medical informatics, and the use of fractal clustering to segment and analyze these data opens up new opportunities for improving diagnosis, disease prognosis, and the development of effective treatments. In this article, we provide an overview of the current state of research in this area, as well as an approach to applying fractal clustering to medical image analysis and segmentation. This approach uses mathematical models based on fractal cluster analysis to improve diagnosis, prognosis of diseases, and development of effective treatments. The use of fractal clustering allows for a comprehensive analysis of medical data at different levels. This will reveal new patterns and connections between the processes occurring in the body and diseases. This opens up opportunities for the development of personalized treatments, as well as helps to identify risk factors and prevent diseases. Research in this area can contribute to the creation of more accurate and efficient medical diagnostic and treatment systems, which will improve the quality of medical care and increase the chances of patient recovery.

Medical data is an important resource, and the use of fractal clustering to analyze and segment this data can open up new opportunities to improve diagnosis, predict diseases, and develop effective treatments. The use of fractal clustering allows for a comprehensive analysis of medical data at various levels, which can lead to the discovery of new patterns and connections between processes occurring in the body and diseases. Research in the field of fractal clustering can contribute to the creation of more accurate and efficient medical diagnostic and treatment systems, which will improve the quality of medical care and increase the chances of patient recovery.

Further research in this area can contribute to the development of new methods of medical data processing that take into account the individual characteristics of patients and their diseases, which in turn will improve treatment outcomes.

Key words: medical data, images, fractal clustering, modeling, software, segmentation.