

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.21>

УДК 004.9:616-006

Мультифрактальний аналіз мамографічних зображень

Личкатий Олександр Євгенович¹⁾

Аспірант каф. Комп'ютерна інженерія та програмування

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-5707-152X>; Oleksandr.Lychkatyi@cs.khpi.edu.ua

Поворознюк Анатолій Іванович¹⁾

Д-р технічних наук, професор каф. Комп'ютерна інженерія та програмування

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>; Anatolii.Povorozniuk@khpi.edu.ua

¹⁾ Національний Технічний Університет “Харківський Політехнічний Інститут”, вул. Кирпичова 2
Харків, 61002, Україна

АНОТАЦІЯ

Розглядається проблема підвищення ефективності раннього виявлення пухлин молочної залози засобами комп'ютерного аналізу мамографічних зображень. Наголошується на обмеженнях традиційної мамографії, зумовлених щільністю тканин, артефактами зображення та суб'єктивністю інтерпретації, що обґрунтовує потребу в об'єктивних алгоритмах підтримки діагностичних рішень. Метою роботи є створення методики, яка поєднує мультифрактальний аналіз із сучасними підходами сегментації та забезпечує візуалізацію локальних структурних відмінностей у вигляді карт фрактальних розмірностей (heatmap). Описано клієнт-серверний прототип: серверна частина на Python виконує обчислення та обробку, клієнтська (HTML, CSS, JavaScript) забезпечує взаємодію з користувачем і керування даними. Попередня обробка включає медіанну та гаусівську фільтрацію й подальше порогування за Otsu для отримання стабільних бінарних масок грудної залози з мінімальною кількістю дрібних артефактів. Для сегментації застосовано U-Net, навчений на наборах MIAS і DDSM; комбінування маски нейромережі з маскою Otsu дозволило підвищити повноту виділення регіонів інтересу та стабільність контурів. Ключовим елементом є побудова карт локальних фрактальних розмірностей методом ковзного вікна. Локальна оцінка показника фрактальної розмірності у перекривних вікнах формує безперервну карту, що відображає просторові відхилення структури тканин. Показано, що у патологічних зонах спостерігаються відмінності D відносно суміжних ділянок паренхіми, що підвищує інтерпретованість і придатність до напівавтоматичного виявлення підозрілих ділянок. Окреслено обмеження класичного box-counting для градаційних зображень та аргументовано перехід до диференційного box-counting, який працює у просторі інтенсивностей і зменшує залежність від бінаризації, підвищуючи чутливість до тонких текстурних варіацій. Попередні експерименти на зображеннях MIAS і DDSM засвідчили життєздатність підходу: отримані heatmap є узгодженими зі структурними особливостями тканин і можуть слугувати основою для кількісного аналізу типу «всередині-зовні» (ROI проти оточення), побудови профілів D через межу ураження та формування агрегованих метрик. Перспективи розвитку включають інтеграцію DICOM, автоматизоване виявлення ROI, оптимізацію параметрів ковзного вікна та рівнів квантування для DBC, а також розширену валідацію на додаткових клінічних наборах даних.

Ключові слова мамографія; мультифрактальний аналіз; локальні фрактальні розмірності; box-counting; differential box-counting (DBC); U-Net; sliding-window, сегментація зображень; heatmap; MIAS; DDSM

Актуальність. Рак молочної залози залишається однією з провідних причин смертності серед жінок у світі. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, щороку виявляється понад 2,3 млн. нових випадків цього захворювання, і близько 700 тис. жінок помирають від нього [1]. Незважаючи на суттєві досягнення у сфері діагностики та лікування, проблема раннього виявлення пухлинних змін у молочній залозі залишається актуальною.

Мамографія є стандартним методом скринінгу, проте її точність залежить від багатьох чинників: якості обладнання, кваліфікації лікаря та особливостей анатомії пацієнтки. Тому активно розвиваються комп'ютерні методи аналізу мамограм, що здатні автоматизувати процес і зменшити кількість діагностичних помилок [2, 3]. За статистикою, протягом життя кожна восьма жінка ризикує зіткнутися з раком молочної залози [1]. В Україні у 2023 році було зареєстровано понад 15 тисяч нових випадків цього захворювання. Близько третини пухлин виявляються на пізніх стадіях, що суттєво знижує ефективність лікування.

Численні клінічні дослідження засвідчують, що приблизно 20-30 % випадків раку залишаються непоміченими на мамографії через високу щільність тканини або артефакти зображення [1]. Натомість хибнопозитивні результати змушують пацієнток проходити зайві дослідження, викликаючи психологічний стрес і перевантаження медичної системи.

Складність інтерпретації мамограм пов'язана не лише з технічними чинниками, а й із суб'єктивністю оцінки лікарів: дослідження показують, що рівень узгодженості між

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

радіологами часто коливається. Тому необхідне запровадження об'єктивних методів аналізу, здатних стабілізувати та підвищити точність діагностики [4]. Одним із перспективних напрямів є використання фрактального та мультифрактального аналізу зображень, який дозволяє оцінювати ступінь складності тканинних структур та виявляти патологічні ділянки за зміною локальних фрактальних розмірностей [5]. Цей підхід доповнює традиційні методи комп'ютерного зору, надаючи додаткову інформацію, яку важко інтерпретувати стандартними алгоритмами обробки зображень. Зростання обсягу даних медичної візуалізації та потреба в оперативній обробці цих даних ведуть до активного впровадження методів машинного навчання. Поєднання алгоритмів глибокого навчання з фрактальним підходом дозволяє ідентифікувати мікрокальцифікації та текстурні аномалії [4], що є суттєвими індикаторами раннього онкологічного процесу.

Мета та завдання дослідження. Метою роботи є підвищення ефективності комп'ютерного аналізу мамограм шляхом застосування мультифрактального підходу та візуалізації результатів у вигляді карт локальних фрактальних розмірностей.

Для досягнення мети визначено такі завдання: розробка методики попередньої обробки та сегментації мамограм; впровадження нейронної мережі для комбінованої сегментації разом із класичним методом Otsu; реалізація алгоритму побудови карт локальних фрактальних розмірностей за методом ковзного вікна (sliding window); візуалізація результатів у вигляді heatmap та аналіз прикладів з різними клінічними випадками; визначення обмежень та перспектив розвитку методу.

Для реалізації поставленої задачі автором реалізовано клієнт-серверний веб-додаток. Серверна частина (Python) виконує обчислення фрактальних параметрів та обробку зображень [6, 7]. Клієнтська частина (HTML, CSS, JS) забезпечує взаємодію з користувачем. Результати зберігаються у базі даних, тоді як зображення – у файловій системі сервера. Архітектура не є предметом дослідження, а лише засобом реалізації.

На попередньому етапі роботи було створено прототип системи для аналізу мамограм з використанням фрактального аналізу алгоритмами Box-Counting та Differential Box-Counting [5]. Було отримано перші карти складності зображень. Водночас виявлено обмеження: низька чутливість до локальних змін, обмежена інформативність та як результат нечітка кореляція між наявністю або відсутністю новоутворень та результатом розрахунків фрактальної розмірності. Це підтвердило необхідність переходу до мультифрактального підходу.

Попередня обробка зображень включає фільтрацію шумів (медіанний і гаусівський фільтри) та подальшу бінаризацію. Спочатку застосовується медіанний фільтр для придушення імпульсного шуму зі збереженням країв; далі – гаусівський для приглушення високочастотних перешкод і вирівнювання фону. Після згладження виконується порогування Otsu, що автоматично розділяє тканину та фон і формує маску грудної залози. Обрана послідовність забезпечує цілісні маски зі стабільними контурами та мінімальною кількістю дрібних артефактів, придатні для подальшої сегментації й аналізу. Порогування Otsu виконується на попередньо згладженому зображенні (після гаусівського фільтра), що стабілізує вибір порога та зменшує вплив шуму.

Важливим кроком стало впровадження нейронної мережі архітектури U-Net [4]. Вхідні зображення масштабуються до 512×512 пікселів, а схема downsampling/upsampling дає можливість виділяти як локальні контури, так і глобальний контекст. Навчання здійснено на датасетах MIAS [2] та DDSM [3] з використанням Dice-функції втрат. Результатом став коефіцієнт Dice $\approx 0,85$ на валідаційній вибірці. Наступним кроком виконується комбінація виходу нейромережі з маскою Otsu, яка була реалізована в попередньому прототипі [6,7] через логічну операцію АБО, що дозволило зменшити кількість хибних сегментів.

Ключовим досягненням на даному етапі є застосування методу ковзного вікна (sliding window) [8], за допомогою якого зображення послідовно покривається перекривними вікнами фіксованого розміру з фіксованим кроком. Для кожного положення вікна обчислюється локальна оцінка, яку прив'язуємо до центра або всієї області вікна; завдяки перекриттю утворюється безперервна карта значень, що відображається як heatmap і підсилює

просторовий контекст. Використання Vox-Counting [5] у межах кожного вікна дає змогу визначати локальну фрактальну розмірність D . Така локальна оцінка чутлива до текстурної неоднорідності та дозволяє порівнювати межі та внутрішні ділянки структур у тканині.

З метою підвищення чутливості заплановано перехід до Differential Vox-Counting (DBC): на відміну від класичного підходу, DBC працює без жорсткої бінаризації, у тривимірному просторі (x , y , інтенсивність), що зберігає інформацію про сірі рівні й покращує виявлення тонких варіацій текстури. Очікувані переваги – менша залежність від вибору порога, краща стабільність між наборами даних та вища дискримінативність heatmap, при цьому сам ковзний фреймворк і процедура візуалізації зберігаються.

Приклад 1. Мамограма з пухлиною. Етапи обробки показані на рисунках 1–6.

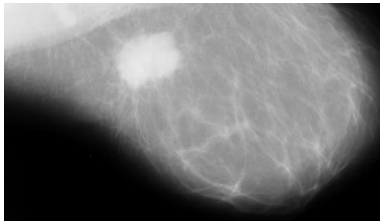


Рис. 1. Оригінальне зображення



Рис. 2. Сегментація Otsu

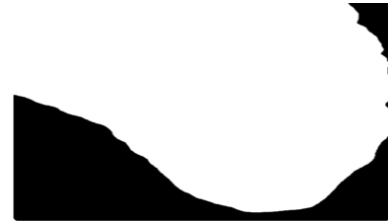


Рис. 3. Сегментація U-net



Рис. 4. Об'єднана маска U-net + Otsu

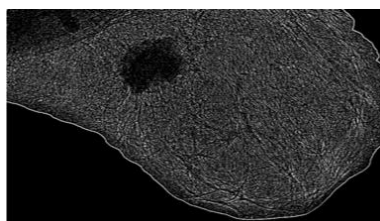


Рис. 5. Накладена маска та підготовлене зображення (усунено шуми, бінаризовано) для мультифрактального аналізу

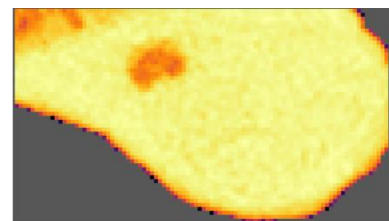


Рис. 6. Мультифрактальна карта heatmap

На рис. 6. у ділянці пухлини спостерігаються локальні відхилення фрактальної розмірності D відносно суміжних здорових ділянок (з іншим середнім значенням D), що наочно фіксується на heatmap завдяки кольоровому кодуванню; це робить heatmap зручним інструментом візуальної оцінки.

Приклад 2. Мамограма без патології: оригінальне, сегментоване зображення та heatmap з рівномірним розподілом D (рисунках 7–12).

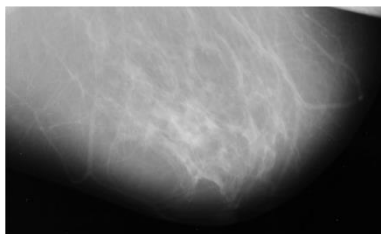


Рис. 7. Оригінальне зображення



Рис. 8. Сегментація Otsu

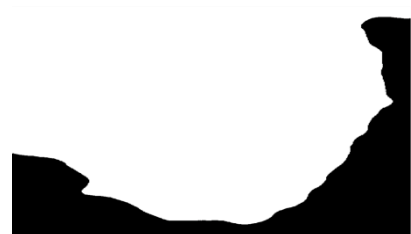


Рис. 9. Сегментація U-net

На рис 12 спостерігається нерівномірність D , яка має фоновий характер і відображає фізіологічну неоднорідність паренхіми; відсутні локалізовані області з відмінним середнім D або вираженим градієнтом по межі, що могло б свідчити про осередкове ураження.

Для валідації підходу було використано зображення з відкритих баз даних MIAS [2] та DDSM [3]. У першому прикладі область пухлини була чітко виділена, а на heatmap спостерігалось зростання локального D . У другому прикладі heatmap демонстрував однорідний розподіл без різких змін.

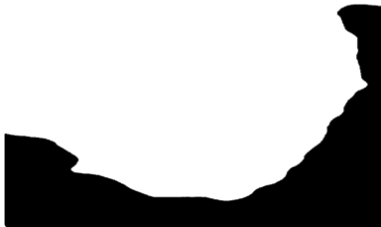


Рис. 10. Об'єднана маска U-net + Otsu

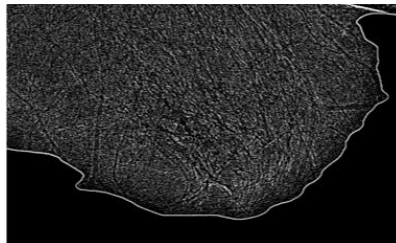


Рис. 11. Накладена маска та підготовлене зображення (усунено шуми, бінарізовано) для мультифрактального аналізу

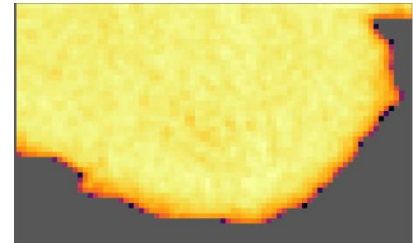


Рис. 12. Мультифрактальна карта heatmap

Висновки. Інтеграція U-Net [4] в комбінації з Otsu підвищила точність і стабільність виділення меж молочної залози: модель краще зберігає тонкі структури, а простий постпроцесинг усуває дрібні артефакти в масці. Отримані бінарні маски є узгодженими для подальших розрахунків і репродуктивними на зображеннях із MIAS [2] та DDSM [3].

Побудова heatmap локальних фрактальних розмірностей (метод ковзного вікна sliding-window) надала додаткову інформативність порівняно з розрахунком одного загального значення D для зображення. У межах патологічних зон фіксуються локальні відмінності фрактальної розмірності відносно паренхіми; ці зміни наочно читаються за кольоровою шкалою, що підвищує інтерпретованість і дає змогу швидко виокремлювати потенційні області інтересу.

Виявлено обмеження класичного box-counting для градаційних зображень: залежність від бінаризації, чутливість до шуму та втрата інформації про інтенсивності. Перехід до методу DBC є обґрунтованим завдяки збереженню інформації про рівні сірого кольору в зображенні, кращій чутливості до текстурної неоднорідності та більш стабільним оцінкам у різних масштабах вікна [5]. Комбінація сегментації та фрактального відображення дає змогу виконувати аналіз «всередині-зовні» (ROI проти оточення), будувати профілі D через межу ураження та формувати агреговані метрики для подальшої валідації. Попередні результати свідчать, що відмінності в значеннях D можуть проявлятися як у вигляді локальних піків на межі, так і як зниження/підвищення всередині ROI (залежно від типу структури).

З огляду на отримані результати, на наступному етапі планується розгляд таких удосконалень: підтримка DICOM (оригінальні, необроблені файли з первинною повною інформацією з мамографа), автоматизація аналізу heatmap (виявлення ROI), вдосконалення мультифрактального алгоритму та налаштування параметрів (розмір ковзного вікна, кількість рівнів квантування для DBC) для зменшення хибнопозитивних і хибнонегативних рішень, а також валідація на MIAS [2], DDSM [3] і додаткових наборах даних.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Sung H., Ferlay J., Siegel R.L., et al. "Global cancer statistics 2020: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries". *CA Cancer J Clin.* 2021; 71 (3): 209-249. DOI: <https://doi.org/10.3322/caac.21660>.

2. Suckling J., Parker J., et al. “The Mammographic Image Analysis Society (MIAS) digital mammogram database”. *Excerpta Medica. International Congress Series*. 1994.
3. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer W.P. “The Digital Database for Screening Mammography (DDSM)”. *Madison, WI: Medical Physics Publishing*. 2001. p. 212–218 – URL: <https://biokeanos.com/source/DDSM>.
4. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation”. *MICCAI*. 2015. p. 234–241. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28.
5. Liu Y., Chen L., Wang H., et al. “An improved differential box-counting method to estimate fractal dimensions of gray-level images”. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2014; 25 (5): 1102–1111. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2014.03.008>.
6. Lychkatyi O. Ye., Povoroznyuk A. I. “Development of a prototype for the analysis of fractal dimensions of medical images”. *Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: тези доповідей XXXIII міжнародної науково-практичної конференції MicroCAD-2025. HTU «ХПІ»*. Харків: Україна. 2025. С. 1541. – URL: <https://ndch.kpi.kharkov.ua/wp-content/uploads/2025/06/Zbirnik-tez-2025.pdf>.
7. Личкатий О. Є., Поворознюк А. І. “Фрактальний аналіз мамографічних зображень”. *Інформатика, управління та штучний інтелект: тези дванадцяті міжнародної науково-технічної конференції. HTU «ХПІ»*. Харків: Україна. 2025. С. 71. – URL: https://web.kpi.kharkov.ua/ai/?page_id=311.
8. Di Martino G., Iodice A., Riccio D., Ruello G., Zinno I. “The Role of Resolution in the Estimation of Fractal Dimension Maps From SAR Data”. *Remote Sensing*, 2018, 10 (1): 9. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs10010009>.

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.21>

UDC 004.9:616-006

Multifractal analysis of mammographic images

Oleksandr Y. Lychkatyi¹⁾

Postgraduate Student of the Department of Computer Engineering and Programming
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-5707-152X>; Oleksandr.Lychkatyi@cs.khpi.edu.ua.

Anatoliy I. Povorozniuk¹⁾

Doctor of Engineering Sciences, Professor of the Department of Computer Engineering and Programming
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>; Anatoliy.Povorozniuk@khpi.edu.ua

¹⁾ National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, 2, Kyrpychova St. Kharkiv, 61002, Ukraine

ABSTRACT

The study targets improving early breast-tumor detection via computer analysis of mammograms. It highlights limitations of conventional mammography, tissue density, imaging artifacts, and interpretive subjectivity, underscoring the need for objective decision-support algorithms. We propose a methodology that combines multifractal analysis with modern segmentation and visualizes local structural differences as fractal-dimension heatmaps. Client-server prototype is described: Python on the server handles computation and image processing; the client (HTML/CSS/JavaScript) manages interaction and data. Preprocessing applies median and Gaussian filtering followed by Otsu thresholding to obtain stable breast masks with few small artifacts. For segmentation, a U-Net trained on MIAS and DDSM is used; combining its mask with the Otsu mask improves ROI completeness and contour stability. A key element is constructing local fractal-dimension maps with a sliding window. Local fractal-dimension estimates in overlapping windows form a continuous map capturing spatial deviations in tissue structure. Pathological regions show D differences relative to adjacent parenchyma, enhancing interpretability and suitability for semi-automatic detection. We outline limitations of classical box-counting for grayscale images and motivate differential box-counting, which operates in intensity space, reduces dependence on binarization, and increases sensitivity to subtle texture variations. Preliminary MIAS/DDSM experiments indicate viability: heatmaps align with tissue structure and support quantitative “inside–outside” analysis (ROI vs surroundings), local fractal-dimension profiles across lesion boundaries, and aggregated metrics. Future work includes DICOM integration, automated ROI detection, optimization of sliding-window and DBC quantization parameters, and extended validation on clinical datasets.

Keywords: mammography; multifractal analysis; local fractal dimensions; box-counting; differential box-counting (DBC); U-Net; sliding-window; image segmentation; heatmap; MIAS; DDSM