

О. Є. Личкатий, А. І. Поворознюк

Національний технічний університет “Харківський політехнічний інститут”, Харків, Україна

## МУЛЬТИФРАКТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ МАМОГРАФІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

**Анотація.** Розглядається задача підвищення ефективності комп'ютерного аналізу мамографічних зображень для підтримки раннього виявлення патологічних змін молочної залози. Показано, що обмеження традиційної мамографії, зумовлені щільністю тканин, наявністю шумів та артефактів, а також суб'єктивністю інтерпретації, обґрунтовують необхідність використання кількісних методів, здатних забезпечити більш об'єктивну оцінку структурних особливостей зображення. У роботі розглянуто підхід, спрямований на отримання локально чутливих показників складності тканин, що підсилює виявлення малокоонтрастних або слабо виражених змін. Метою дослідження є розробка методики, яка поєднує автоматизовану сегментацію та мультифрактальний аналіз із поданням результатів у вигляді карт локальних фрактальних розмірностей (heatmap). Сегментація виконується шляхом комбінування нейронної мережі архітектури U-Net із порогованням за Otsu після застосування медіанної та гаусівської фільтрації, що дає змогу формувати більш стабільні маски та зменшувати вплив шумових компонентів. Ключовим елементом запропонованої методики є побудова карт локальних фрактальних розмірностей методом ковзного вікна, який забезпечує безперервну просторову оцінку структурної неоднорідності тканин. Показано, що у зонах патологічних змін виникають локальні відхилення фрактальної розмірності відносно навколишньої паренхіми, що підвищує інтерпретованість та може слугувати індикатором потенційних областей інтересу. Проаналізовано обмеження класичного методу box-counting щодо градаційних зображень, зокрема залежність від бінаризації та втрату інформації про рівні інтенсивності. Аргументовано доцільність переходу до differential box-counting, який працює у просторі інтенсивностей та забезпечує вищу чутливість до текстурних варіацій. Експериментальні результати, отримані на зображеннях із баз MIAS та DDSM, підтверджують перспективність запропонованого підходу та його потенційну корисність для подальшого розвитку систем комп'ютерної підтримки прийняття рішень у мамографії.

**Ключові слова:** мамографія; мультифрактальний аналіз; локальні фрактальні розмірності; box-counting; differential box-counting; U-Net; sliding-window, сегментація зображень; heatmap.

### Вступ

Рак молочної залози залишається однією з провідних причин смертності серед жінок у світі та становить одну з найсерйозніших проблем сучасної онкології. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, щороку у світі виявляється понад 2,3 млн нових випадків цього захворювання, і приблизно 700 тис. жінок помирають від його наслідків [1]. Показники захворюваності демонструють тенденцію до зростання, що пояснюється як старінням населення, так і постійним удосконаленням методів скринінгу, завдяки яким виявляється більше ранніх випадків. Попри значні досягнення в галузях діагностики, лікування й персоналізованої медицини, проблема раннього виявлення пухлинних змін у молочній залозі все ще залишається надзвичайно актуальною.

Мамографія є базовим методом скринінгу, який рекомендовано застосовувати для жінок певних вікових груп у більшості країн світу. Разом із тим, її діагностична точність істотно залежить від низки чинників: технічних особливостей обладнання, кваліфікації лікаря-рентгенолога, інтерпретаційної варіативності та індивідуальних анатомічних характеристик пацієнтки. Відомо, що навіть за дотримання всіх протоколів якість візуалізації може істотно змінюватися, а деякі патологічні зміни є вкрай складними для виявлення через слабку контрастність або особливості розташування утворення. Тому активний розвиток комп'ютерних методів аналізу мамографічних зображень спрямований на автоматизацію процесу діагностики та зменшення ймовірності людської помилки [2, 3].

Статистично кожна восьма жінка протягом життя ризикує зіткнутися з раком молочної залози [1]. В Україні лише у 2023 році зареєстровано понад

15 тисяч нових випадків захворювання, і близько третини з них виявлено на пізніх стадіях, коли лікування є менш результативним. Проблема ускладнюється тим, що приблизно 20–30% випадків раку залишаються непоміченими під час мамографії через високу щільність тканини або артефакти зображення [1]. Водночас велика частка хибнопозитивних результатів спричиняє необхідність додаткових обстежень, призводить до зайвих фінансових витрат, психологічного дискомфорту пацієнток та збільшення навантаження на медичну інфраструктуру.

Складність інтерпретації мамограм посилюється суб'єктивністю оцінок лікарів: численні дослідження демонструють значні розбіжності між висновками різних рентгенологів, особливо в ситуаціях низького контрасту зображення або неоднозначної морфології утворень [4]. Така міжспостерігачева варіативність створює серйозні ризики для точності діагностики та вказує на потребу у впровадженні об'єктивних, математично обґрунтованих методів аналізу мамографічних даних.

Одним із перспективних напрямів розвитку таких методів є використання фрактального та мультифрактального аналізу зображень. Ці підходи дозволяють оцінювати ступінь складності тканинних структур, виявляти відхилення від нормальних текстурних патернів та фіксувати мікроструктурні аномалії, що можуть бути індикаторами ранніх патологічних процесів [5]. Фрактальні методи є особливо цінними в аналізі півтонових зображень, оскільки вони здатні виявляти тонкі зміни текстури, які не завжди очевидні для традиційних методів комп'ютерного зору.

Сучасні тенденції в медичній візуалізації характеризуються стрімким збільшенням обсягів даних, що потребує ефективних інструментів їх обробки та

автоматичного аналізу. Саме тому набуває популярності поєднання алгоритмів глибинного навчання з методами фрактального аналізу. Такі комбіновані методики здатні поєднувати сильні сторони обох підходів: потужність сегментації та класифікації нейронних мереж і здатність фрактальних методів виявляти приховану текстурну інформацію, зокрема мікрокальцифікації та інші дрібні ознаки раннього онкологічного процесу [4].

У межах цього дослідження робиться спроба поєднати класичні методи цифрової обробки, фрактальний підхід та елементи глибинного навчання з метою підвищення точності, стабільності та інтерпретованості комп'ютерного аналізу маммографічних зображень.

**Метою роботи** є підвищення ефективності комп'ютерного аналізу маммограм шляхом застосування мультифрактального підходу та подальшої візуалізації результатів у вигляді карт локальних фрактальних розмірностей. Такий підхід покликаний забезпечити більш детальне розуміння просторової структури тканин грудної залози та покращити здатність методів автоматичного аналізу виявляти складні текстурні відхилення, що можуть свідчити про ранні патологічні зміни. Додатковою метою є розроблення інтерпретованої форми подання результатів, придатної для подальших кількісних і візуальних оцінок.

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання:

- розробка методики попередньої обробки та сегментації маммограм, яка забезпечує стабільне виділення області грудної залози та мінімізацію впливу шумів і артефактів;
- впровадження нейронної мережі для комбінованої сегментації разом із класичним методом Otsu з метою підвищення точності та повноти виділення меж аналізованої області;
- реалізація алгоритму побудови карт локальних фрактальних розмірностей за методом ковзного вікна (sliding window), що дозволяє отримувати детальний просторовий розподіл фрактальних характеристик;
- візуалізація результатів у вигляді heatmap та аналіз отриманих карт на прикладах з різними клінічними випадками, включаючи маммограми з патологією та без неї;
- визначення обмежень методу та перспектив його подальшого розвитку, зокрема у напрямку застосування диференційного box-counting для півтонових зображень та вдосконалення параметрів ковзного вікна для підвищення стабільності фрактальних оцінок.

### Мультифрактальна обробка маммограм

Для реалізації поставленої задачі автором створено клієнт-серверний веб-додаток, який слугує програмною платформою для проведення експериментів та перевірки алгоритмів обробки маммографічних зображень. Серверна частина, реалізована мовою Python, відповідає за обчислення фрактальних параметрів, виконання процедур обробки, попередньої фільтрації та сегментації зображень [6, 7]. Клієнтська частина (HTML, CSS, JavaScript) забезпечує інтерфейс взаємодії з користувачем, включаючи завантаження даних, перегляд проміжних результатів та

візуалізацію фрактальних карт. Отримані результати зберігаються у реляційній базі даних, тоді як великі зображення та проміжні файли — у файловій системі сервера. Важливо підкреслити, що архітектура програмного забезпечення не є предметом дослідження, а виступає лише технічним інструментом для реалізації обчислювальної частини роботи та забезпечення відтворюваності експериментів.

На попередньому етапі роботи було розроблено приладовий прототип системи для аналізу маммограм з використанням класичних алгоритмів фрактального аналізу — Box-Counting та Differential Box-Counting [5]. За його допомогою були отримані перші карти складності, що відображали глобальний розподіл фрактальної розмірності на зображеннях. Однак виявилось, що такі карти мають низьку чутливість до локальних змін, які є найбільш важливими під час пошуку невеликих пухлин чи мікрокальцифікацій. Крім того, інформативність глобальної фрактальної розмірності виявилася обмеженою: навіть помітні патологічні структури не завжди давали достатньо виражену різницю у значенні показника. Результати також показали нечітку кореляцію між наявністю або відсутністю новоутворень та обчисленими значеннями  $D$ , що підтвердило необхідність відмови від використання єдиної глобальної метрики й переходу до повноцінного мультифрактального підходу, орієнтованого на локальний аналіз.

Попередня обробка зображень є важливою частиною всієї методики, оскільки саме на цьому етапі формується якісна основа для подальшої сегментації та фрактального аналізу. Послідовність обробки включає застосування медіанного та гаусівського фільтрів для пригнічення шумів та стабілізації фону. Медіанний фільтр використовується насамперед для усунення імпульсного шуму, при цьому добре зберігаються контури утворень і тканинних структур. Після цього застосовується гаусівський фільтр, який приглушує високочастотні перешкоди і вирівнює глобальний фон зображення, що позитивно впливає на стабільність подальшої бінаризації. Завершальним етапом попередньої обробки є порогоування Otsu — автоматична процедура, яка поділяє зображення на тканину та фон, створюючи первинну маску грудної залози. Важливим є той факт, що Otsu застосовується вже після згладження, завдяки чому вибір порога стає більш стабільним, а отримані маски — цілісними, зі зменшеною кількістю дрібних артефактів. Така послідовність операцій дає змогу формувати маску високої якості, придатну як для подальшої сегментації, так і для виключення фону під час розрахунку фрактальних характеристик.

Важливим кроком у розвитку системи стало впровадження нейронної мережі архітектури U-Net [4], яка є де-факто стандартом для сегментації медичних зображень. Вхідні маммограми масштабуються до розміру  $512 \times 512$  пікселів, що дозволяє ефективно застосовувати структуру downsampling/upsampling та одночасно зберігати баланс між глобальним контекстом і локальною деталізацією. Мережу навчено на датасетах MIAS [2] та DDSM [3] з використанням Dice-функції втрат, що дозволило оптимізувати

модель саме для задачі точного виділення меж грудної залози. На валідаційній вибірці отримано середній коефіцієнт Dice  $\approx 0,85$ , що відповідає типовим значенням для медичних задач подібного рівня. Для підвищення стійкості та точності сегментації результати нейромережі комбінуються з маскою, отриманою методом Otsu, через логічну операцію АБО. Такий підхід дає змогу компенсувати локальні недоліки сегментації U-Net і зменшити кількість пропусків у ділянках зі складною текстурою, які спостерігалися в попередньому прототипі [6, 7]

Ключовим досягненням у межах виконаної роботи стало застосування методу ковзного вікна (sliding window) [8], який дозволяє значно підвищити інформативність фрактального аналізу завдяки локальній оцінці структурних характеристик зображення. Зображення послідовно покривається перекривними вікнами фіксованого розміру з заданим кроком, для кожного з яких обчислюється локальна фрактальна оцінка. Одержане значення прив'язується до центру або всієї області відповідного вікна; повторюючи цю процедуру по всій площині зображення, формується двовимірний показник. Завдяки перекриттю вікон результат подається у вигляді безперервної heatmap, яка забезпечує цілісне уявлення про локальні відмінності структури тканин та виявляє особливості, непомітні за глобальними параметрами. Застосування Vox-Counting [5] у межах кожного вікна дає можливість отримати локальні значення фрактальної розмірності  $D$ , які виявляються значно чутливішими до текстурної неоднорідності, ніж глобальний показник, що усереднює інформацію по всьому зображенню. Такий підхід дозволяє безпосередньо порівнювати внутрішні ділянки структури, межі утворень і фонові області, підсилюючи інтерпретованість результатів та полегшуючи візуальне виділення зон потенційної патології.

З метою подальшого підвищення чутливості розглядається перехід до Differential Vox-Counting (DBC). Цей метод працює без жорсткої бінаризації, у тривимірному просторі ( $x$ ,  $y$ , інтенсивність), що дозволяє зберігати інформацію про рівні сірого та враховувати тонкі градаційні зміни у зображенні на всіх етапах аналізу. На відміну від класичного підходу, DBC точніше відображає тонкі варіації текстури та менш чутливий до вибору порогових значень під час попередньої обробки. Очікується, що застосування DBC забезпечить більш стабільні результати між різними наборами даних та підвищить дискримінативність heatmap, особливо в умовах слабконтрастних структур. При цьому загальний sliding-window підхід, логіка локальних оцінок і візуалізаційні принципи залишаються незмінними, що спрощує інтеграцію нового методу в існуючий аналітичний процес.

### Обговорення результатів

*Приклад 1.* Мамограма з пухлиною. Етапи обробки показані на рис. 1, продемонстровано повну послідовність обробки зображення — від сирової мамограми до отриманої мультифрактальної карти. На рис. 1, f у ділянці пухлини спостерігаються стійкі локальні відхилення фрактальної розмірності  $D$  відносно оточуючих

здорових ділянок, причому середнє значення  $D$  у межах патологічної зони виявляється підвищеним або зміненим у порівнянні з фоновими областями.

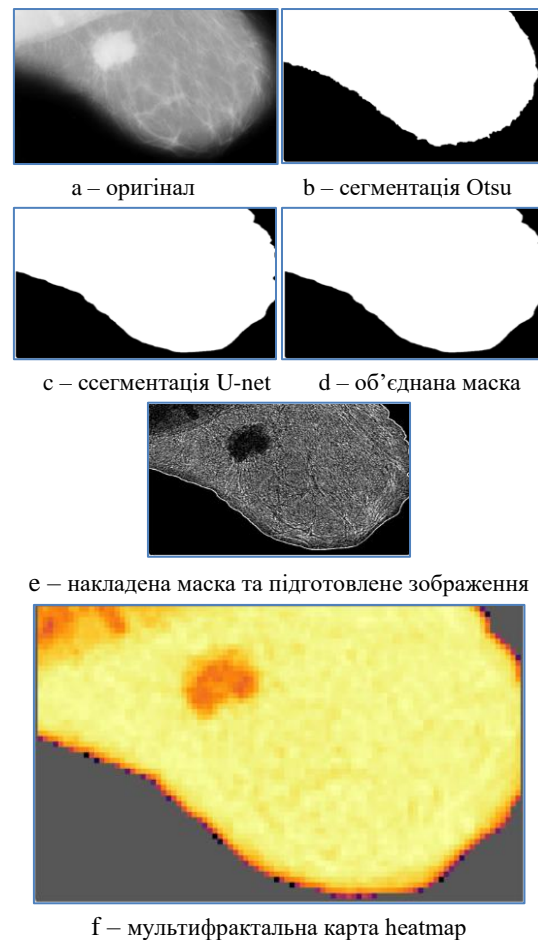


Рис. 1. Етапи обробки мамограма з пухлиною

Завдяки кольоровому кодуванню ці відмінності чітко відображаються у вигляді контрастної плями, що візуально вирізняється серед загального фрактального поля зображення. Така поведінка карти підтверджує, що локальні фрактальні характеристики є чутливими до структурної неоднорідності, притаманної пухлинним утворенням, і можуть слугувати додатковим джерелом інформації під час аналізу меж, контурів та внутрішньої текстури новоутворення. Зручність heatmap полягає в тому, що вона дозволяє миттєво оцінити просторовий розподіл складності тканин, а також зіставити характер фрактальних змін із сегментованими масками, що робить аналіз більш інтерпретованим.

Таким чином, у першому прикладі heatmap виступає інформативним інструментом, який підсилює можливість класичної сегментації.

*Приклад 2.* Мамограма без патології: оригінальне, сегментоване зображення та heatmap з рівномірним розподілом  $D$  (рис. 2). На рис. 2, f 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.

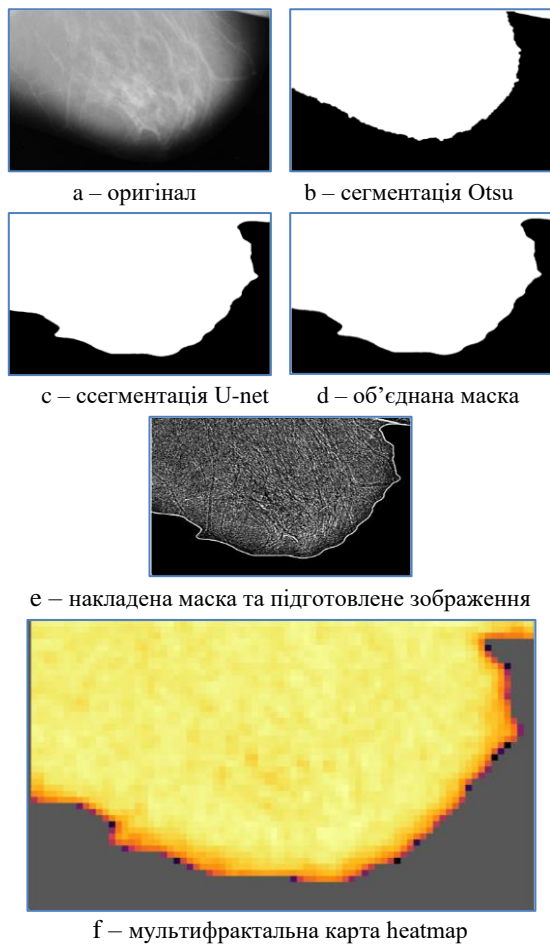


Рис. 1. Етапи обробки мамограма без патології

У другому прикладі, який демонструє мамограму без патологічних змін, фрактальна карта має принципово інший характер. На отриманій heatmap відсутні різкі локальні відхилення, а розподіл значень  $D$  є більш плавним і розтягнутим, що відповідає типовій структурі здорової паренхіми. Незначна нерівномірність карти пояснюється природною варіабельністю тканин, яка завжди присутня навіть у відсутності патології, однак такі варіації не мають вираженої локалізації. Немає також градієнтів чи різких переходів по межі, як це спостерігається у випадках утворень. Важливо, що heatmap здорової мамограми не створює фальшивих «вогнищ» підвищеної складності – це демонструє потенціал методу у зниженні кількості хибнопозитивних інтерпретацій, оскільки фрактальний аналіз підтверджує однорідність структури. Така поведінка карти узгоджується з результатами класичної сегментації та очікуваними характеристиками здорових зображень.

Для валідації підходу було використано зображення з відкритих баз даних MIAS [2] та DDSM [3]. У першому прикладі область пухлини була чітко виділена сегментаційною моделлю, а на heatmap спостерігалось зростання локального  $D$ , що добре корелює з клінічною картиною. У другому прикладі heatmap демонстрував рівномірний або слабо варіабельний розподіл без різких піків чи контрастних зон, що підтверджує його відповідність здоровому стану та підвищує довіру до застосованого методу. Сумарні результати двох прикладів дозволяють говорити про придатність мультифрактального

підходу для попереднього аналізу та формування гіпотез щодо наявності або відсутності патологічних структур.

## Висновки

Інтеграція U-Net [4] у комбінації з порогуванням Otsu дала змогу помітно підвищити точність і стабільність виділення меж молочної залози. Нейронна мережа продемонструвала здатність зберігати тонкі структури та коректно відтворювати контури навіть у ділянках зі складною текстурою, тоді як простий постпроцесинг на основі маски Otsu ефективно усуває дрібні артефакти, характерні для нейронних сегментацій на низькоконтрастних зображеннях. Завдяки цьому отримані бінарні маски стали більш відтворюваними, стабільними та узгодженими для подальших фрактальних обчислень; підтверджено, що вони добре масштабуються між різними зображеннями із наборів MIAS [2] та DDSM [3], що є важливою вимогою для наукових експериментів і клінічної валідації.

Побудова heatmap локальних фрактальних розмірностей за методом ковзного вікна надала суттєво вищу інформативність порівняно з розрахунком одного глобального значення фрактальної розмірності  $D$ . Локальні карти дозволяють спостерігати неоднорідність структури тканин та її просторову організацію, тоді як глобальний показник фрактальної розмірності згладжує локальні особливості. У межах патологічних зон послідовно фіксуються локальні зміни фрактальної розмірності відносно оточуючої паренхіми; ці зміни відображені за допомогою кольорової шкали, що робить heatmap більш інтерпретованою та потенційно корисною для первинної візуальної оцінки. Така форма представлення дозволяє швидко виокремити області інтересу, забезпечуючи додатковий структурний контекст у порівнянні з класичною сегментацією.

Виявлено низку обмежень класичного box-counting, особливо щодо градаційних зображень: залежність від бінаризації, чутливість до шумів та втрата інформації про рівні інтенсивності. З огляду на це подальший розвиток методу може бути пов'язаний із застосуванням Differential Box-Counting (DBC), який враховує повний діапазон інтенсивностей у тривимірному просторі ( $x$ ,  $y$ , значення яскравості) [5]. Це дає підстави розглядати DBC як потенційно більш чутливий інструмент для аналізу текстурної неоднорідності. Комбінація сегментації та фрактального картування відкриває можливість виконання кількісних порівнянь типу «всередині–зовні» (ROI проти оточення), побудови профілів фрактальної розмірності  $D$  через межу ураження та формування агрегованих метрик. Попередні результати демонструють, що відмінності локального  $D$  можуть проявлятися як у вигляді піків на межі утворення, так і у вигляді змін всередині ROI — залежно від морфологічних особливостей структури.

Подальші дослідження передбачається спрямувати на оцінювання різних напрямів удосконалення. Зокрема, буде розглянуто можливість роботи з форматом DICOM, який містить повні первинні дані мамографічного зображення та може забезпечити більш точну оцінку текстурних характеристик. Також планується дослідити підходи до автоматизації

аналізу heatmap, включно з пошуком ROI на основі фрактальних ознак. Перспективним є вивчення параметрів мультифрактального алгоритму — розміру ковзного вікна, кроку переміщення, кількості рівнів квантування для DBC — з метою оптимізації чутливості та зменшення хибних рішень. Заплановано також проведення розширеної валідації на наборах MIAS [2], DDSM [3] та додаткових клінічних даних, що дозволить оцінити узагальнюваність та практичну доцільність підходу.

**Конфлікт інтересів.** Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів стосовно даного дослідження, в тому числі фінансового, особистісного характеру, авторства чи іншого характеру, що міг би вплинути на дослідження та його результати, представлені в даній статті.

**Використання засобів штучного інтелекту.** Автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту при створенні представленої роботи.

#### 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 1069*; 1994:375–378 [https://dl.acm.org/doi/10.1007/11581772\\_80](https://dl.acm.org/doi/10.1007/11581772_80)
3. Heath M., Bowyer K., Kopans D., Moore R., Kegelmeyer W.P. “The Digital Database for Screening Mammography (DDSM)”, Toronto, 11–14 June 2000. Madison, WI: Medical Physics Publishing; 2001:212–218 <https://biokeanos.com/source/DDSMM>
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](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”. *JVCIR.* 2014; 25(5): 1102–1111. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2014.03.008>
6. Lychkatyi O.Є., 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 доп. XXXIII міжн. НПК MicroCAD-2025, 14–17.05.2025 р. Х.*: НТУ «ХПІ». С. 1541. <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 12 МНТК, 14–16.05.2025.* Харків: НТУ «ХПІ». С. 71. [https://web.kpi.kharkov.ua/ai/?page\\_id=311](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>

Received (Надійшла) 11.01.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 25.03.2026

Publication date (Дата публікації) 22.05.2026

#### ВІДОМОСТІ ПРО АВТОРІВ / ABOUT THE AUTHORS

**Личкатий Олександр Євгенович** – аспірант кафедри комп'ютерної інженерії та програмування, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна;

**Oleksandr Lychkatyi** – PhD student, Department of Computer Engineering and Programming, National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, Kharkiv, Ukraine.

e-mail: [Oleksandr.Lychkatyi@cs.khpi.edu.ua](mailto:Oleksandr.Lychkatyi@cs.khpi.edu.ua); ORCID Author ID: <https://orcid.org/0009-0007-5707-152X>.

**Поворознюк Анатолій Іванович** – доктор технічних наук, професор кафедри комп'ютерної інженерії та програмування, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна;

**Anatoliy Povoroznyuk** – Doctor of Sciences (Engineering), Professor, Department of Computer Engineering and Programming, National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, Kharkiv, Ukraine.

e-mail: [Anatoliy.Povoroznyuk@khpi.edu.ua](mailto:Anatoliy.Povoroznyuk@khpi.edu.ua); ORCID Author ID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>;

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=55225664000>.

#### Multifractal Analysis of Mammographic Images

Oleksandr Lychkatyi, Anatoliy Povoroznyuk

**Abstract.** The study addresses the problem of improving the effectiveness of computer-aided analysis of mammographic images to support the early detection of pathological changes in breast tissue. The limitations of traditional mammography—caused by tissue density, the presence of noise and imaging artifacts, as well as the subjectivity of visual interpretation—justify the need for quantitative and objective analytical methods capable of providing a more reliable assessment of structural features. The work examines an approach aimed at obtaining locally sensitive indicators of tissue complexity, which enhances the detectability of low-contrast or weakly expressed abnormalities. The objective of the research is to develop a methodology that combines automated segmentation with multifractal analysis and presents the results as maps of local fractal dimensions (heatmaps). Segmentation is performed by combining a U-Net neural network with Otsu thresholding after median and Gaussian filtering, which produces more stable masks and reduces the influence of noise components. A key element of the proposed methodology is the construction of local fractal-dimension maps using a sliding-window technique, which enables continuous spatial assessment of structural heterogeneity. It is shown that regions containing pathological changes exhibit localized deviations of the fractal dimension relative to the surrounding parenchyma, thereby improving interpretability and potentially indicating areas of interest. The study analyzes the limitations of the classical box-counting method when applied to grayscale images, particularly its dependence on binarization and the loss of intensity information. The rationale for employing differential box-counting is presented, as this method operates in the intensity domain and provides greater sensitivity to subtle textural variations. Experimental results obtained using images from the MIAS and DDSM datasets confirm the potential of the proposed approach and highlight its usefulness for further development of computer-aided decision-support systems in mammography.

**Keywords:** mammography; multifractal analysis; local fractal dimensions; box-counting; differential box-counting; U-Net; sliding-window; image segmentation; heatmap.