

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.88>

УДК 004.93

Методологічний підхід до виявлення патологічних змін на мамограмах із використанням вейвлет-аналізу

Петров Микита Євгенович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6859-6310>; Mykyta.Petrov@cit.khpi.edu.ua

Поворознюк Анатолій Іванович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>; Anatolii.Povorozniuk@khpi.edu.ua. Scopus Author ID: 55225664000

¹⁾ Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», вул. Кирпичова, 2.
Харків, 61002, Україна

АНОТАЦІЯ

Раннє виявлення патологічних змін молочної залози є важливим завданням медичної діагностики, оскільки на початкових етапах захворювання патологічні структури можуть мати низький локальний контраст, невеликі розміри та маскуватися неоднорідною анатомічною структурою тканин. Це зумовлює актуальність розроблення методів автоматизованого аналізу цифрових маммографічних зображень, здатних враховувати просторові та багатомасштабні характеристики патологічних областей. У роботі запропоновано методологічний підхід до автоматизованого виявлення та локалізації патологічних змін на цифрових маммограмах на основі двовимірного дискретного вейвлет-перетворення. Сформовано відтворюваний алгоритм із фіксованими параметрами та оригінальним правилом формування карти підозрілості. Алгоритм передбачає сегментацію області молочної залози, анізотропну дифузію Перона–Маліка, локальне контрастування з використанням методу адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту, три-рівневу декомпозицію, м'яке порогоування коефіцієнтів за універсальним порогом та обчислення локальних статистичних і текстурних характеристик. Наукову новизну становить критерій міжмасштабної узгодженості, за яким локальна підозрілість формується не лише з величини окремого вейвлет-коефіцієнта, а з узгодженості енергетичної, статистичної та просторово-текстурної характеристик на суміжних масштабах. Для різних типів маммографічних проявів задано окремі правила: мікрокальцинати аналізуються переважно за високочастотною енергією та ексцесом, маси – за низькочастотною структурою й текстурою, а структурні деформації – за міжнапрямною та міжмасштабною неоднорідністю. Визначено локальні вікна, фіксовані ваги компонентів карти та правила постобробки. Сформована методологія має модульну структуру, що забезпечує можливість окремого налаштування та подальшого вдосконалення її компонентів. Вона створює основу для програмної реалізації системи автоматизованого аналізу маммограм, результатом роботи якої може бути локалізований набір кандидатних областей із відповідними характеристиками. Практичним результатом подальшого розвитку методології є створення програмного модуля автоматизованого аналізу маммограм. Такий модуль може виконувати попередню обробку зображення, багатомасштабну вейвлет-декомпозицію, автоматичне формування карт підозрілості та виділення кандидатних областей. Результатом його роботи може бути не встановлення діагнозу, а структурований набір локалізованих областей із відповідними характеристиками, який використовується як додаткова інформація під час подальшої інтерпретації зображення спеціалістом. Подальші дослідження передбачають реалізацію алгоритму на відкритих анованих наборах маммограм, окрему перевірку трьох типів патологічних проявів, аналіз чутливості до типу вейвлета та рівня декомпозиції. Подальше розширення методології може здійснюватися у напрямі машинного та глибокого навчання. Вейвлет-ознаки можуть використовуватися як вхідний простір для класичних алгоритмів класифікації, а сформовані карти підозрілості – як механізм попереднього визначення регіонів інтересу для згорткових нейронних мереж або інших моделей глибокого навчання. Перспективним є також дослідження гібридних архітектур, у яких багатомасштабне вейвлет-представлення поєднується з автоматично навченими ознаками. У такій постановці запропонована методологія може виконувати функцію інтерпретованого та параметризованого етапу попереднього аналізу, доповнюючи можливості сучасних моделей машинного навчання.

Ключові слова: цифрова маммографія; дискретне вейвлет-перетворення; багатомасштабний аналіз; мікрокальцинати; маси; структурні деформації; карта підозрілості; виділення ознак; типоспецифічна локалізація

Для цитування: Петров М. Є., Поворознюк А. І. “Методологічний підхід до виявлення патологічних змін на маммограмах із використанням вейвлет-аналізу”. *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 1135–1147. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.88>

Актуальність. Рак молочної залози посідає одне з провідних місць серед онкологічних захворювань у світі за показниками захворюваності та смертності серед жіночого населення. Одним із ключових чинників, що визначають можливість ефективного лікування та подальший прогноз для пацієнтки, є своєчасне виявлення патологічних змін. На ранніх етапах захворювання структурні порушення можуть мати незначні розміри та слабо відрізнятися від навколишніх тканин, що підвищує вимоги до якості як отримання, так і подальшої інтерпретації медичних зображень. У зв'язку з цим удосконалення методів автоматизованого аналізу маммографічних зображень залишається актуальним напрямом

досліджень у галузі медичної інформатики, цифрової обробки зображень та комп'ютеризованої підтримки прийняття діагностичних рішень.

Основним інструментальним методом первинного виявлення патологій молочної залози на ранніх стадіях є цифрова мамографія. Вона забезпечує отримання зображень із високою просторовою роздільною здатністю та дає можливість візуалізувати структурні особливості тканин молочної залози [1]. На мамограмах можуть проявлятися різноманітні ознаки патологічних процесів, зокрема мікрокальцинати, локальні асиметрії, порушення нормальної структури тканини, ділянки підвищеної щільності та пухлиноподібні утворення. Водночас наявність такої інформації не гарантує її однаково надійного виявлення візуальним шляхом, оскільки інтерпретація зображення залежить від його якості, особливостей анатомічної структури молочної залози та характеристик конкретного патологічного об'єкта.

Попри високу роздільну здатність сучасних цифрових мамографічних систем, аналіз знімків лікарями-рентгенологами є складним завданням. Однією з причин є низька контрастність між патологічним утворенням і навколишньою тканиною. Особливо складним є аналіз мамограм із високою щільністю залозистої тканини, у яких структурні характеристики патологічної області можуть бути частково приховані або маскуватися фоновими анатомічними структурами [1].

До основних факторів, які ускладнюють автоматизований та візуальний аналіз мамограм, належать:

- низька контрастність між здоровою тканиною та патологічними утвореннями, особливо за умов високої щільності молочної залози;
- наявність квантового та апаратного шуму, що виникає під час реєстрації рентгівського випромінювання та цифрового формування зображення;
- складний неоднорідний фон, сформований нормальною анатомічною структурою тканин;
- значна варіативність форми, розміру та інтенсивності патологічних об'єктів;
- наявність структур, які можуть мати характеристики, подібні до потенційно патологічних областей;
- залежність візуального сприйняття від локального контрасту та масштабу аналізованої ділянки.

Поєднання цих факторів створює передумови для виникнення як хибнонегативних, так і хибнопозитивних результатів під час аналізу мамографічних знімків. У першому випадку патологічна область може залишатися непоміченою через слабку вираженість її структурних характеристик або перекриття нормальною тканиною. У другому випадку нормальна анатомічна структура може бути помилково інтерпретована як потенційно патологічна. Таким чином, одним із перспективних напрямів є створення методів, які здатні не лише підвищувати візуальну якість мамограм, але й формалізувати пошук локальних структурних відмінностей за допомогою математичного апарату.

У цьому контексті актуальним завданням сучасної прикладної математики, комп'ютерних наук та біомедичної інженерії є розроблення ефективних методів автоматизованої обробки та аналізу цифрових медичних зображень. Особливе місце серед таких систем займають системи комп'ютеризованого виявлення та підтримки діагностики, призначені для автоматичного або напівавтоматичного пошуку підозрілих ділянок і надання додаткової інформації спеціалісту.

Класичні методи цифрової обробки зображень, зокрема просторова фільтрація, градієнтні оператори та аналіз у частотній області, мають певні обмеження під час роботи з нестационарними та неоднорідними двовимірними сигналами [2], [3]. Мамографічне зображення є саме таким сигналом, оскільки його статистичні характеристики змінюються залежно від локальної анатомічної структури. Застосування глобального частотного аналізу, зокрема перетворення Фур'є, дає змогу отримати інформацію про частотний склад сигналу, однак просторова локалізація відповідних компонентів є обмеженою [2], [3]. Для задачі пошуку локальних патологічних змін це є суттєвим недоліком, оскільки важливим є не лише

визначення наявності певної частоти, а й встановлення того, де саме у зображенні виникає відповідна структура.

Альтернативним математичним апаратом для аналізу неоднорідних медичних зображень є вейвлет-аналіз. Його основною перевагою є можливість одночасного представлення інформації про просторове розташування та характерні масштаби структур зображення [4], [5]. На відміну від глобального частотного перетворення, вейвлет-представлення дає можливість досліджувати локальні особливості сигналу на різних рівнях деталізації. Саме ця властивість є важливою для аналізу мамограм, де патологічні утворення можуть суттєво відрізнятися за розміром, формою та локальним контрастом.

Застосування двовимірною дискретного вейвлет-перетворення дозволяє розкласти мамографічне зображення на низькочастотну апроксимаційну компоненту та декілька високочастотних деталізувальних компонент. У результаті отримується багаторівневе представлення, у якому різні просторові структури можуть бути досліджені незалежно. Це створює математичну основу для подальшого виділення статистичних, енергетичних і текстурних характеристик та їх використання для формування карти підозрілості [4], [5], [6].

Таким чином, актуальність дослідження визначається необхідністю систематизації методів автоматизованого аналізу мамографічних зображень та формування відтворюваної методологічної послідовності, яка поєднує попередню обробку, багатомасштабний вейвлет-аналіз, виділення інформативних ознак і локалізацію потенційно патологічних областей.

Мета дослідження. Метою дослідження є розроблення та систематизація цілісного методологічного базису автоматизованого виявлення та локалізації трьох основних типів патологічних проявів на цифрових мамограмах – мікрокальцинатів, мас і структурних деформацій – із використанням 2D-DWT. Протокол має містити фіксовані параметри попередньої обробки, декомпозиції, локального аналізу, порогоування, об'єднання ознак і постобробки, а також окремі правила формування карт підозрілості для кожного типу проявів.

Для досягнення поставленої мети визначено такі науково-практичні завдання:

- формалізувати послідовність попередньої обробки, 2D-DWT, локального аналізу ознак, формування карт підозрілості та постобробки;
- зафіксувати параметри алгоритму;
- сформувати локальні ознаки для мікрокальцинатів, мас і структурних деформацій;
- розділити задачу локалізації за типами патологічних проявів та визначити для кожного типу власний набір ознак і фіксовані ваги;
- запропонувати новий критерій як правило об'єднання нормованої вейвлет-енергії, статистичної нетиповості та текстурно-структурної неоднорідності;
- запропонувати математичний критерій формування карти підозрілості та подальшого виділення кандидатних патологічних областей;
- сформувати відтворюваний алгоритм і протокол подальшої валідації.

Науково-методичний внесок роботи полягає у введенні критерію міжмасштабної узгодженості (КМУ), який відрізняє запропоновану схему від простого послідовного поєднання відомих DWT-, енергетичних і текстурних ознак. КМУ вважає область підозрілою лише тоді, коли підвищена локальна вейвлет-енергія узгоджується з нетиповістю розподілу коефіцієнтів і зберігається на суміжних масштабах або напрямках. Для цього формується нормований локальний бал кожного компонента, після чого застосовується фіксоване зважене правило, де ваги залежать від типу патології.

Аналіз попередніх досліджень. Проблема підвищення якості інтерпретації мамографічних знімків висвітлювалася у значній кількості праць, присвячених цифровій обробці медичних зображень, аналізу текстур, багатомасштабному представленню та автоматизованому виявленню патологічних структур. Фундаментальні праці з цифрової обробки зображень формують теоретичне підґрунтя для використання фільтрації, контрастування, сегментації та частотного аналізу як елементів комплексного алгоритму обробки медичних даних [2], [3].

Одним із фундаментальних обмежень глобального частотного аналізу є складність одночасного забезпечення високої частотної та просторової локалізації. Для мамографічних зображень це особливо важливо, оскільки діагностично значуща інформація може бути представлена локальними структурами, характеристики яких істотно відрізняються від середньостатистичних властивостей всього зображення. Вейвлет-підхід дозволяє частково подолати це обмеження шляхом представлення сигналу на декількох масштабах [4], [5].

Теоретичні положення багатомасштабного аналізу створили підґрунтя для застосування ортогональних і біортогональних вейвлет-базисів у задачах обробки сигналів і зображень. У межах такого представлення один і той самий об'єкт може аналізуватися на різних масштабах, що є важливою властивістю для медичних зображень із великою кількістю структур різного просторового розміру. Застосування вейвлетів у біомедичних задачах розглядається також у спеціалізованих роботах, присвячених аналізу медичних сигналів та зображень [6], [7].

Для мамографії особливий інтерес становить можливість виявлення локальних особливостей, пов'язаних із мікрокальцинатами, межами утворень та неоднорідностями тканини. Ранні дослідження застосування багатомасштабних представлень до мамографічних даних показали перспективність такого підходу для підсилення мамографічних ознак. Зокрема, Laine та співавтори досліджували використання надлишкових багатомасштабних представлень, включаючи вейвлет-перетворення, для адаптивного підсилення особливостей, значущих для мамографії [8].

Strickland і Hahn досліджували використання вейвлет-перетворень для виявлення мікрокальцинатів на мамограмах [9]. Цей напрям є важливим для розроблення методів автоматизованого аналізу, оскільки мікрокальцинати можуть мати малий розмір і суттєво відрізнятися за масштабом від інших структур мамограми. Подальший розвиток цього напрямку представлено у роботі Heinlein, Drexler і Schneider, присвяченій використанню інтегрованих вейвлетів для підсилення мікрокальцинатів у цифровій мамографії [10]. Запропонований підхід використовує дискретні вейвлет-декомпозиції, спеціально побудовані для підсилення багатомасштабних структур. Автори також розглядали можливість застосування такого підходу для виявлення мікрокальцинатів [10]. Важливим є також урахування специфіки цифрової мамографії як методу візуалізації. Особливості формування та інтерпретації цифрових мамограм, а також питання, пов'язані з цифровою мамографією як методом медичної візуалізації, розглянуто Bick і Diekmann [11].

Сучасний автоматизований аналіз мамограм охоплює окремі задачі виявлення мікрокальцинатів, мас, асиметрій і структурних деформацій, а також класифікацію виявлених утворень. Огляди CAD-систем підкреслюють, що ці прояви мають різні морфологічні характеристики, тому універсальний набір ознак не завжди є достатнім для локалізації всіх типів уражень [9], [12], [13].

У сучасних системах переважають методи глибокого навчання. Огляд Wang та співавторів систематизує застосування CNN та інших DL-архітектур для сегментації, виявлення і класифікації патологій на мамограмах [14]. Окремий систематичний огляд відзначає проблеми відтворюваності, репрезентативності вибірок та пояснюваності результатів, що підсилює потребу в чіткій фіксації алгоритмічних параметрів [15].

Паралельно розвиваються гібридні wavelet/deep-learning підходи. У роботі про wavelet-CNN для цифрових мамограм вейвлет-декомпозиція інтегрована безпосередньо в архітектуру глибокої мережі, а навчання перевірено на DDSM/CBIS та MIAS [16]. Інше дослідження поєднало wavelet scattering та CNN-ознаки для класифікації тканини й мас у мамограмах INbreast, демонструючи доцільність спільного використання просторової та частотно-просторової інформації [17].

Подальший розвиток цього напрямку пов'язаний із комбінуванням вейвлет-представлення з уваговими механізмами, трансформерами та іншими глибокими моделями. Сучасні роботи використовують гібридні архітектури для локалізації або класифікації патологій, а огляди

2024-2025 років фіксують зростання кількості моделей, орієнтованих на малорозмірні мікрокальцинати та багатомасштабні аномалії [14], [18].

Отже, аналіз літератури свідчить про наявність значного теоретичного та прикладного підґрунтя для використання вейвлет-методів у задачах мамографічного аналізу. Водночас окремі дослідження часто зосереджуються на конкретному етапі – попередній обробці, виділенні ознак, виявленні мікрокальцинатів або класифікації. Це обґрунтовує доцільність систематизації зазначених етапів у межах єдиної методологічної послідовності.

Запропонована методологічна система реалізується як детермінований алгоритм із сімома етапами:

- сегментація області молочної залози та видалення фону;
- анізотропна дифузія Перона-Маліка й CLANE;
- три-рівневе 2D-DWT;
- м'яке порогування деталізувальних коефіцієнтів;
- обчислення локальних ознак у трьох фіксованих вікнах;
- побудова трьох типоспецифічних карт підозрілості;
- фільтрація та морфологічна постобробка типоспецифічних карт підозрілості.

Вхідним об'єктом аналізу є двовимірна матриця дискретних значень інтенсивностей цифрової мамограми $I(x, y)$, визначена на прямокутній координатній сітці Ω (1):

$$(x, y) \in \Omega = \{(x, y) \mid 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq M\}, \quad (1)$$

де N та M відповідають просторовій роздільній здатності зображення у пікселях за шириною та висотою відповідно.

Значення $I(x, y)$ представляє оптичну щільність або рівень яскравості поглинання рентгенівського випромінювання тканиною в точці (x, y) і належить до градаційного діапазону $I(x, y) \in [0, L - 1]$. У сучасних цифрових мамографічних системах прямими детекторами використовується висока динамічна розрядність, де $L = 2^{12} = 4096$ або $L = 2^{16} = 65536$ рівнів сірого. Це забезпечує точну фіксацію найменших градацій поглинання, але вимагає спеціальних методів масштабування та нормалізації.

Первинна формалізація передбачає валідацію цілісності даних, приведення координатних сіток та перевірку відсутності грубих апаратних збоїв сканування.

Первинні мамографічні зображення характеризуються високим рівнем флуктуацій фону, наявністю цифрового шуму рентгенівського детектора, а також низьким рівнем локального контрасту між нормальними м'якими тканинами та патологічними зонами. Задача попередньої обробки полягає в алгоритмічному усуненні артефактів, очищенні від шуму зі збереженням градієнтних меж та нормалізації діапазону інтенсивностей.

На першому кроці попередньої обробки формується маска області молочної залози методом Отсу (2). Оптимальний поріг T_O визначається за критерієм максимізації міжкласової дисперсії:

$$T_O = \arg \max_T \sigma_B^2(T),$$

де $\sigma_B^2(T) = \omega_0(T)\omega_1(T)[\mu_0(T) - \mu_1(T)]^2$.

Отримана бінарна маска піддається морфологічному закриттю структурним елементом розміром 5×5 :

$$M_1 = (M_0 \oplus B_{5 \times 5}) \ominus B_{5 \times 5}. \quad (2)$$

Після цього видаляються зв'язні компоненти, площа яких менша за 0,5% площі зображення. За умови $N = H \times W$ компоненту A_i залишають у масці, якщо $A_i \geq 0,005N$. Отримана маска використовується на всіх наступних етапах, тому пікселі фонового регіону не беруть участі в обчисленні локальних статистичних характеристик.

Для пригнічення апаратного шуму без розмиття дрібних меж патологій застосовується адаптивна анізотропна дифузія, яка описується диференціальним рівнянням у часткових похідних (3):

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(\|\nabla I\|) \cdot \nabla I), \quad (3)$$

де ∇I є просторовим градієнтом яскравості зображення, а $c(\|\nabla I\|)$ являє собою функцію коефіцієнта дифузійності, яка керує швидкістю згладжування в залежності від величини градієнта. У даній методології використано функцію дифузійності Перона-Маліка (4):

$$c(\|\nabla I\|) = \exp\left(-\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2\right), \quad (4)$$

де параметр K визначає чутливість до меж утворень.

Визначені фіксовані параметри: 15 ітерацій, параметр чутливості меж $K = 30$. Завдяки такому підходу в областях із малими значеннями градієнта (однорідний шум) здійснюється інтенсивне згладжування, тоді як в областях із високими градієнтами (межі мікрокальцинатів та пухлин) дифузія блокується, що зберігає чіткість контурів.

Для подолання проблеми низької оптичної контрастності застосовується метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAFE). Зображення розбивається на сітку локальних контекстних областей (блоків) розміром 8×8 , для кожного з яких розраховується локальна гістограма інтенсивностей. Для запобігання посиленню шуму в однорідних зонах висота гістограми обмежується пороговим значенням $C_{clip} = 2.0$. Надлишкові пікселі рівномірно перерозподіляються за всіма градаціями, після чого здійснюється кумулятивна трансформація та білінійна інтерполяція між блоками. Результатом даного етапу є попередньо оброблене контрастне зображення $I_{prep}(x, y)$.

Основні типи патологічних проявів аналізуються на різних просторових масштабах. Мікрокальцинати розглядаються як дрібні високочастотні структури, маси – як локальні утворення середнього масштабу з вираженою низькочастотною складовою, а структурні деформації – як зміни орієнтації та неоднорідності тканинної архітекτονіки. Для їх одночасного аналізу застосовується двохвимірне дискретне вейвлет-перетворення (2D-DWT).

Завдяки властивості роздільності двовимірний масштабувальний та вейвлет-базис будується як добуток одновимірних масштабувальних функцій $\phi(t)$ та вейвлет-функцій $\psi(t)$ уздовж горизонтальної та вертикальної осей (5-8):

$$\phi_{LL}(x, y) = \phi(x)\phi(y), \quad (5)$$

$$\psi_{LH}(x, y) = \phi(x)\psi(y), \quad (6)$$

$$\psi_{HL}(x, y) = \psi(x)\phi(y), \quad (7)$$

$$\psi_{HH}(x, y) = \psi(x)\psi(y). \quad (8)$$

Під час виконання одного рівня декомпозиції зображення $I_{prep}(x, y)$ пропускається через систему низькочастотних $h(n)$ та високочастотних $g(n)$ квадратних дзеркальних фільтрів із наступною субдискретизацією (децимацією) у 2 рази вздовж кожного зводного напрямку.

У результаті витворюються чотири субсмуги коефіцієнтів першого рівня:

- LL_1 – апроксимуюча субсмуга, яка містить низькочастотний узагальнений вигляд зображення;

- LH_1 – горизонтальна деталізувальна субсмуга, що виділяє горизонтальні межі та переходи;

- HL_1 – вертикальна деталізувальна субсмуга, що фіксує вертикальні градієнти;

- HH_1 – діагональна деталізувальна субсмуга, яка виявляє високочастотні діагональні деталі та точкові сплески.

Математично проєкції зображення на відповідні субсмути (5-8) на рівні розкладу j задаються виразами (9, 10):

$$W_{\phi}(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I_{prep}(x, y) \phi_{j,m,n}(x, y), \quad (9)$$

$$W_{\psi}^i(j, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I_{prep}(x, y) \psi_{j,m,n}^i(x, y), \quad i \in \{LH, HL, HH\}. \quad (10)$$

Для отримання глибшого багатомасштабного розкладу дана процедура повторюється рекурсивно для низькочастотної субсмути LL_{j-1} для рівнів $j = 1, 2, \dots, J$. У розроблений методології обґрунтовано використання рівня глибини $J = 3$ з використанням фіксованого материнського вейвлета db4 на всіх рівнях.

Отримані в результаті декомпозиції вейвлет-коефіцієнти характеризують розподіл енергії зображення за різними масштабами та орієнтаціями. Дрібні патологічні утворення (мікрокальцинати) формують локалізовані високоамплітудні сплески у деталізувальних субсмутих LH_j, HL_j, HH_j на малих масштабах ($j = 1, 2$). Великі м'якотканинні утворення проявляються в субсмутих апроксимації LL_j та середніх масштабах деталізації ($j = 3, 4$).

Для вилучення залишкового високочастотного шуму та виділення лише значущих коефіцієнтів застосовується процедура м'якого порогового згладжування (Soft Thresholding) (11):

$$\eta_{soft}(w, \lambda) = \text{sgn}(w) \cdot \max(0, |w| - \lambda). \quad (11)$$

Значення адаптивного порогу λ розраховується за формулою Донохо-Джонстона (12):

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln(P)}, \quad (12)$$

де $P = N \cdot M$ визначає загальну кількість елементів зображення, а оцінка дисперсії шуму σ розраховується на основі медіанного абсолютного відхилення (MAD) коефіцієнтів найбільш високочастотної діагональної субсмути HH_1 (13)

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_{\psi}^{HH}(1, m, n)|)}{0.6745}. \quad (13)$$

Для інтегральної оцінки наявності аномальних сплесків на кожній просторовій позиції (m, n) розраховується карта локальної вейвлет-енергії $E_j(m, n)$ для масштабу j (14):

$$E_j(m, n) = \left(W_{\psi}^{LH}(j, m, n)\right)^2 + \left(W_{\psi}^{HL}(j, m, n)\right)^2 + \left(W_{\psi}^{HH}(j, m, n)\right)^2. \quad (14)$$

Обчислені карти енергії дозволяють чітко диференціювати фонові однорідні структури від просторово концентрованих патологічних осередків.

Формування локальних ознак здійснюється у фіксованих ковзних вікнах: 15×15 пікселів для мікрокальцинатів, 31×31 для мас і 41×41 для структурних деформацій. Для кожного вікна обчислюються нормована вейвлет-енергія E , ентропія H , ексцес K , локальний контраст GLCM та міжнапрямна неоднорідність D . Для D використовується різниця нормованих енергій горизонтальної, вертикальної та діагональної субсмути. Усі ознаки перед об'єднанням нормалізуються в межах маски молочної залози.

Перша група ознак включає статистичні характеристики вейвлет-субсмути, які фіксують відхилення розподілу коефіцієнтів від нормального закону, що притаманно зонам із локальними аномаліями:

1. Середня вейвлет-енергія субсмути в локальному вікні $W(15)$:

$$F_1 = \frac{1}{|W|} \sum_{(m,n) \in W} |w(m,n)|^2. \quad (15)$$

2. Інформаційна ентропія Шеннона для оцінки хаотичності та неоднорідності структури тканини (16):

$$F_2 = - \sum_{(m,n) \in W} p(w(m,n)) \log_2 p(w(m,n)), \quad (16)$$

де $p(w)$ представляє нормалізовану гістограму ймовірностей значень коефіцієнтів у вікні.

3. Коефіцієнти асиметрії (Skewness) та ексцесу (Kurtosis) розподілу вейвлет-амплітуд (17):

$$F_3 = \frac{\frac{1}{|W|} \sum_{(m,n) \in W} (w(m,n) - \mu)^3}{\sigma_w^3}, \quad F_4 = \frac{\frac{1}{|W|} \sum_{(m,n) \in W} (w(m,n) - \mu)^4}{\sigma_w^4}, \quad (17)$$

де μ та σ_w є відповідно середнім значенням та середнім квадратичним відхиленням коефіцієнтів у вікні W .

Друга група включає текстурні ознаки другого порядку, які обчислюються на основі матриць просторового сумісного залягання сірого кольору (GLCM), побудованих для відновлених вейвлет-компонентів. До них належать контраст, кореляція, локальна однорідність та кутовий другий момент (енергія Текстури Хараліка). Об'єднання статистичних вейвлет-ознак та текстурних GLCM-метрик у єдиний вектор $F = [F_1, F_2, F_3, F_4, \dots, F_K]$ забезпечує високу селективність при подальшому розрізненні норм та патологій.

Заключним етапом є типоспецифічна локалізація. На відміну від єдиної карти для всіх аномалій, алгоритм формує три незалежні карти підозрілості: $S_{\mu c}$ для мікрокальцинатів, $S_{\mu d}$ для мас та S_{ad} для структурних деформацій. Кожна карта є зваженою сумою нормованих ознак і множиться на коефіцієнт міжмасштабної узгодженості $C_{\mu\mu}$.

Для мікрокальцинатів використовується карта (18):

$$S_{\mu c} = 0,50E_{\mu} + 0,30K + 0,20G, \quad (18)$$

де E_{μ} – енергія високочастотних субсмуг, K – ексцес, G – локальний контраст.

Для мас використовується карта (19):

$$S_{\mu d} = 0,40E_{\mu} + 0,30H + 0,30C, \quad (19)$$

де E_{μ} – нормована енергія низькочастотної компоненти та деталізації середнього масштабу.

Для структурних деформацій використовується карта (20):

$$S_{ad} = 0,35D + 0,35H + 0,30C, \quad (20)$$

де D – міжнапрямна неоднорідність.

Остаточні карти визначаються як (21):

$$S'_x = S_x \cdot C_{\mu\mu}. \quad (21)$$

Критерій міжмасштабної узгодженості визначається як (22):

$$C_{\mu\mu} = 0,5C_e + 0,3C_{\mu} + 0,2C_{\mu}, \quad (22)$$

де C_e характеризує збереження локальної енергетичної відповіді на двох сусідніх рівнях DWT; C_{μ} – узгодженість статистичної ознаки (ентропії або ексцесу); C_{μ} – просторове перекриття локальних максимумів між суміжними масштабами.

Кожен компонент набуває значень від 0 до 1. Якщо $C_{\mu\mu} < 0,5$, відповідна локальна відповідь не включається до кандидатної області. Цей критерій є центральним оригінальним

компонентом запропонованої методології: сильний відгук лише на одному масштабі не вважається достатньою підставою для локалізації.

Після обчислення карти кожен тип патології порогується за правилом (23):

$$S'_x > \mu_x + 2\sigma_x, \quad (23)$$

де μ_x та σ_x визначаються за значеннями карти всередині маски молочної залози.

Для мікрокальцинатів залишаються компоненти площею 3-100 пікселів; для мас – 100-5000 пікселів; для структурних деформацій – 200-10000 пікселів. Після цього виконується морфологічне закриття елементом 3×3 для мікрокальцинатів і 5×5 для двох інших типів та видалення компонент, що не відповідають заданому діапазону площ.

Використаний набір параметрів відтвореного алгоритму наведено в Таблиці 1.

Таблиця 1. Набір параметрів відтвореного алгоритму

№	Етап алгоритму	Використовуваний параметр / метод	Вихідний результат етапу
1	Маскування	Отсу, закриття 5×5, видалення компонент <0,5% площі	Маска молочної залози
2	Попередня обробка	Перона-Маліка: 15 ітерацій, $K = 30$, CLAHE: 8×8, $C_{clip} = 2.0$	Нормалізоване зображення
3	Вейвлет-декомпозиція	2D-DWT, db4, 3 рівні	Набір субсмуг LL_j, LH_j, HL_j, HH_j
4	Обробка коефіцієнтів	Порогове згладжування Soft Thresholding	Карта очищених вейвлет-енергій $E_j(m, n)$
5	Локальні ознаки	Вікна 15×15, 31×31, 41×41	Нормовані карти ознак
6	Критерій міжмасштабної узгодженості та локалізація	$C_{\text{total}} = 0,5C_e + 0,3C_{\text{m}} + 0,2C_{\text{d}}$	Три карти підозрілості
7	Постобробка	Поріг $\mu_x + 2\sigma_x$, морфологічне закриття 3×3, 5×5, фільтрація за площею 3-100, 100-5000, 200-10000	Кандидатні області мікрокальцинатів, мас і деформацій

Джерело: розроблено авторами

Теоретичний аналіз запропонованої методології показує, що її основна особливість полягає не в окремому використанні відомих методів попередньої обробки, вейвлет-декомпозиції або статистичного аналізу, а в їхньому об'єднанні у формалізовану процедуру типоспецифічного пошуку патологічних структур. Така організація дозволяє розглядати маммографічне зображення одночасно на декількох просторових масштабах і не зводити виявлення патології до аналізу лише інтенсивності окремих пікселів. Важливою складовою запропонованого підходу є розділення задачі локалізації на три типи патологічних проявів – мікрокальцинати, маси та структурні деформації. Для кожного з них формується окрема карта підозрілості, що враховує характеристики відповідних просторових масштабів та особливості локальної структури.

Теоретичною основою такого розділення є різна просторова організація патологічних проявів. Мікрокальцинати характеризуються малими локальними областями та високочастотними змінами інтенсивності, тому для їх виявлення доцільним є використання енергетичних характеристик деталізувальних вейвлет-субсмуг у поєднанні з показниками ексцесу та локального контрасту. Маси мають більший просторовий масштаб і можуть проявлятися через зміни низькочастотної структури та локальної неоднорідності, що обґрунтовує використання низькочастотної енергії та текстурних характеристик. Структурні деформації, своєю чергою, можуть бути пов'язані з порушенням нормальної просторової організації тканини та зміною напрямної структури, тому для них важливими є характеристики міжнапрямної неоднорідності та локальної текстур.

Оригінальним компонентом запропонованої методології є критерій міжмасштабної узгодженості, який використовується для коригування локальної карти підозрілості. Його

застосування ґрунтується на припущенні, що структурна особливість, яка має потенційне діагностичне значення, не повинна оцінюватися виключно за наявністю сильного відгуку на одному рівні вейвлет-декомпозиції. Відповідна локальна характеристика повинна мати певну узгодженість між суміжними масштабами. У запропонованій схемі така узгодженість визначається спільним урахуванням енергетичної відповіді, статистичної характеристики та просторового перекриття локальних максимумів. Це створює додатковий критерій відбору кандидатних областей і дозволяє відрізнити локальні випадкові відгуки від структур, які зберігають характерні властивості при переході між масштабами.

Важливою властивістю методології є також модульність. Кожний її етап має чітко визначений вхід і вихід, тому окремі компоненти можуть бути замінені або вдосконалені без зміни загальної логіки алгоритму. Наприклад, етап попередньої обробки може бути предметом окремого експериментального дослідження, у якому порівнюватимуться різні способи шумозаглушення та локального контрастування. Аналогічно може досліджуватися вплив типу вейвлета, кількості рівнів декомпозиції, розміру локальних вікон та параметрів порогування на формування кандидатних областей. Така структура створює можливість поетапної оптимізації алгоритму без необхідності повного перепроєктування системи.

Перспективним напрямом практичного використання запропонованої методології є її програмна реалізація як окремого модуля автоматизованого аналізу маммографічних зображень. На рівні програмної системи запропонована послідовність може бути представлена як конвеєр, у якому вхідне зображення проходить перевірку та нормалізацію, сегментацію області молочної залози, попередню обробку, багаторівневу DWT-декомпозицію, розрахунок локальних ознак, формування трьох типоспецифічних карт підозрілості та постобробку кандидатних областей. Результатом роботи такого модуля може бути не діагностичний висновок, а структурований набір локалізованих областей із характеристиками, які можуть бути передані наступному компоненту системи підтримки прийняття рішень.

Іншим перспективним напрямом є поєднання запропонованого вейвлет-представлення з методами глибокого навчання. Вейвлет-декомпозиція може використовуватися як етап підготовки багатомасштабних представлень, а карти підозрілості — як засіб попереднього виділення регіонів інтересу для подальшого аналізу нейронною мережею. У такій архітектурі запропонований алгоритм може виконувати роль інтерпретованого попереднього детектора, тоді як модель глибокого навчання здійснюватиме подальшу класифікацію або уточнення меж патологічної області. Це є перспективним з огляду на необхідність поєднання багатомасштабного аналізу з автоматичним навчанням складних просторових залежностей.

Висновки. У роботі сформовано методологічну основу для автоматизованого виявлення та локалізації патологічних змін на цифрових маммографічних зображеннях із використанням двовимірною дискретного вейвлет-перетворення. На відміну від підходу, у якому окремі операції попередньої обробки, вейвлет-аналізу та виділення ознак розглядаються незалежно, запропонована методологія поєднує їх у послідовний відтворюваний алгоритм. Його структура охоплює формування маски молочної залози, попередню обробку, багаторівневу DWT-декомпозицію, порогову обробку коефіцієнтів, розрахунок локальних статистичних і текстурних характеристик, формування типоспецифічних карт підозрілості та постобробку кандидатних областей.

Уточнено принцип типоспецифічного аналізу патологічних проявів. Мікрокальцинати, маси та структурні деформації розглядаються як різні класи локальних змін із відмінними просторовими та вейвлет-характеристиками. Для кожного типу запропоновано окрему карту підозрілості з відповідними компонентами та вагами. Така організація дозволяє уникнути припущення про існування єдиного універсального критерію для всіх видів патологічних структур і створює основу для подальшої незалежної оптимізації окремих напрямів локалізації.

Основним методологічним результатом роботи є введення критерію міжмасштабної узгодженості, який використовується для коригування локального відгуку карти підозрілості.

Критерій враховує узгодженість енергетичних, статистичних і просторових характеристик на суміжних рівнях вейвлет-декомпозиції. Таким чином, сильний локальний відгук на одному масштабі не розглядається як достатня умова для формування кандидатної патологічної області. Запропонований принцип створює додатковий механізм відбору структур, характеристики яких зберігають певну узгодженість при багатомасштабному аналізі.

Формалізація алгоритму забезпечує можливість його відтворення в програмному середовищі. Зафіксовано параметри попередньої обробки, тип вейвлет-базису, рівень декомпозиції, розміри локальних вікон, правила пороговання, ваги компонентів карт підозрілості та операції морфологічної постобробки. Це дозволяє перейти від загального концептуального опису до реалізованої програмної процедури, параметри якої можуть бути перевірені та оптимізовані на незалежних наборах даних.

Подальші дослідження передбачають реалізацію алгоритму на відкритих анотованих наборах мамограм, окрему перевірку трьох типів патологічних проявів, аналіз чутливості до типу вейвлета та рівня декомпозиції, а також порівняння з CNN-, Transformer- і гібридними wavelet/deep-learning підходами.

Перспективним практичним результатом подальшого розвитку методології є створення програмного модуля автоматизованого аналізу мамограм. Такий модуль може виконувати попередню обробку зображення, багатомасштабну вейвлет-декомпозицію, автоматичне формування карт підозрілості та виділення кандидатних областей. Результатом його роботи може бути не встановлення діагнозу, а структурований набір локалізованих областей із відповідними характеристиками, який використовується як додаткова інформація під час подальшої інтерпретації зображення спеціалістом.

Подальше розширення методології може здійснюватися у напрямі машинного та глибокого навчання. Вейвлет-ознаки можуть використовуватися як вхідний простір для класичних алгоритмів класифікації, а сформовані карти підозрілості – як механізм попереднього визначення регіонів інтересу для згорткових нейронних мереж або інших моделей глибокого навчання. Перспективним є також дослідження гібридних архітектур, у яких багатомасштабне вейвлет-представлення поєднується з автоматично навченими ознаками. У такій постановці запропонована методологія може виконувати функцію інтерпретованого та параметризованого етапу попереднього аналізу, доповнюючи можливості сучасних моделей машинного навчання.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Робота має методологічний характер, усі використані параметри та формули наведені в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту (ШІ): Автори підтверджують, що не застосовували інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Bick, U. & Diekmann, F. “Digital Mammography”. *Berlin, Germany: Springer*. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-540-78450-0>.
2. Gonzalez, R. C. & Woods, R. E. “Digital image processing”. *4th ed. New York, NY, USA: Pearson*. 2018. – Available from: <https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/digital-image-processing/P200000003224/9780133356724>. – [Accessed: 21.09.2025].
3. Castleman, K. R. “Digital image processing”. *2nd ed. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall*. 1996. – Available from: https://books.google.com/books/about/Digital_Image_Processing.html?id=0YUYAQAIAAJ. – [Accessed: 21.09.2025].
4. Mallat, S. A “Wavelet tour of signal processing: The sparse way”. *3rd ed. Burlington, MA, USA: Academic Press*. 2009. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374370-1.X0001-8>.
5. Daubechies, I. “Ten lectures on wavelets”. *Society for Industrial and Applied Mathematics*. Philadelphia, PA, USA. 1992. DOI: <https://doi.org/10.1137/1.9781611970104>.

6. Dougherty, G. “Digital image processing for medical applications”. *Cambridge, UK: Cambridge University Press*. 2009. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511609657>.
7. Unserm, M. & Aldrouhim, A. “A review of wavelets in biomedical applications”. *Proceedings of the IEEE*. 1996; 84 (4): 626–638. DOI: <https://doi.org/10.1109/5.488704>.
8. Laine, A. F., Schuler, S., Fan, J. & Huda, W. “Mammographic feature enhancement by multiscale analysis”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 1994; 13 (4): 725–740, <https://www.scopus.com/pages/publications/0028711567>. DOI: <https://doi.org/10.1109/42.363095>.
9. Strickland, R. N. & Hahn, H. I. “Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammograms”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 1996; 15 (2): 218–229, <https://www.scopus.com/pages/publications/0030129835>. DOI: <https://doi.org/10.1109/42.491423>.
10. Heinlein, P., Drexler, J. & Schneider, W. “Integrated wavelets for enhancement of microcalcifications in digital mammography”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2003; 22 (3): 402–413, <https://www.scopus.com/pages/publications/0037646050>. DOI: <https://doi.org/10.1109/TMI.2003.809632>.
11. Rangayyan, R. M. “Biomedical image analysis”. *CRC Press*. Boca Raton, FL, USA. 2004. DOI: <https://doi.org/10.1201/9780203492543>.
12. Loizidou, K., Elia, R. & Pitris, C. “Computer-aided breast cancer detection and classification in mammography: A comprehensive review”. *Computers in Biology and Medicine*. 2023; 153: 106554. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.106554>.
13. Ou, T.-W., Weng, T.-C. & Chang, R.-F. “A novel structure fusion attention model to detect architectural distortion on mammography”. *Journal of Imaging Informatics in Medicine*. 2024; 37 (5): 2227–2251. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10278-024-01085-y>.
14. Wang, L. “Mammography with deep learning for breast cancer detection”. *Frontiers in Oncology*. 2024; 14: 1281922. DOI: <https://doi.org/10.3389/fonc.2024.1281922>.
15. Bhalla, D., Rangarajan, K., Chandra, T., Banerjee, S. & Arora, C. “Reproducibility and explainability of deep learning, in mammography: A systematic review of literature”. *Indian Journal of Radiology and Imaging*. 2024; 34 (3): 469–487. DOI: <https://doi.org/10.1055/s-0043-1775737>.
16. Oyelade, O. N. & Ezugwu, A. E. “A novel wavelet decomposition and transformation convolutional neural network with data augmentation for breast cancer detection using digital mammogram”. *Scientific Reports*. 2022; 12: 5913. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09905-3>.
17. Razali, N. F., Isa, I. S., Sulaiman, S. N., Karim, N. K. A. & Osman, M. K. “CNN-Wavelet scattering textural feature fusion for classifying breast tissue in mammograms”. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2023; 83: 104683. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.104683>.
18. Amin, A., Acharya, U. D., Koteswara, P., Siddalingaswamy, P. C. & Mathew, S. “A systematic literature review on mammography: deep learning techniques for breast cancer detection with global and Asian perspectives”. *BMC Cancer*. 2025; 25: 1627. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12885-025-14876-5>.

Отримано 30.09.2026

Отримано після перегляду 05.10.2026

Прийнято 12.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.88>

UDC 004.93

Methodological approach to detecting pathological changes in mammograms using wavelet analysis

Mykyta E. Petrov¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6859-6310>; Mykyta.Petrov@cit.khpi.edu.ua

Anatolii I. Povoroznyuk¹⁾ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>; Anatolii.Povorozniuk@khpi.edu.ua. Scopus Author ID: 55225664000¹⁾ National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, 2, Kyrpychova Str. Kharkiv, 61002, Ukraine

ABSTRACT

Early detection of pathological changes in the breast is an important task in medical diagnosis, as pathological structures may have low local contrast, small size, and may be obscured by the heterogeneous anatomical structure of breast tissue at the early stages of disease. This highlights the relevance of developing methods for automated analysis of digital mammographic images capable of accounting for the spatial and multiscale characteristics of pathological regions. This study proposes a methodological approach to the automated detection and localization of pathological changes in digital mammograms based on the two-dimensional discrete wavelet transform. A reproducible algorithm with fixed parameters and an original suspiciousness map construction rule was developed. The algorithm includes breast region segmentation, Perona–Malik anisotropic diffusion, local contrast enhancement using the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization method, three-level wavelet decomposition, soft coefficient thresholding using the universal threshold, and calculation of local statistical and textural characteristics. The scientific novelty lies in the proposed inter-scale consistency criterion, according to which local suspiciousness is determined not only by the magnitude of an individual wavelet coefficient but also by the consistency of energy, statistical, and spatial-textural characteristics across adjacent scales. Separate rules are defined for different types of mammographic manifestations: microcalcifications are analyzed primarily using high-frequency energy and kurtosis; masses are characterized by low-frequency structure and texture; and architectural distortions are analyzed based on inter-directional and inter-scale heterogeneity. Local analysis windows, fixed weights of the suspiciousness map components, and post-processing rules are specified. The developed methodology has a modular structure, enabling individual components to be independently tuned and further improved. It provides a basis for implementing an automated mammogram analysis system whose output can consist of a localized set of candidate regions with their corresponding characteristics. Further research involves implementing the algorithm on publicly available annotated mammogram datasets, separately verifying three types of pathological manifestations, and analyzing sensitivity to the wavelet type and decomposition level. A practical outcome of further development of the methodology is the creation of a software module for automated mammogram analysis. Such a module can perform image preprocessing, multiscale wavelet decomposition, automatic generation of suspiciousness maps, and identification of candidate regions. Its output is not intended to establish a diagnosis but rather to provide a structured set of localized regions and their characteristics as additional information for subsequent image interpretation by a specialist. Further development of the methodology may focus on machine learning and deep learning. Wavelet-based features can be used as an input feature space for classical classification algorithms, while the generated suspiciousness maps can serve as a mechanism for preliminary region-of-interest identification for convolutional neural networks or other deep learning models. Another promising direction is the investigation of hybrid architectures that combine multiscale wavelet representations with automatically learned features. In such a framework, the proposed methodology can serve as an interpretable and parameterized preprocessing stage, complementing the capabilities of modern machine learning models.

Keywords: Digital mammography; discrete wavelet transform; multiscale analysis; microcalcifications; masses; architectural distortions; suspiciousness map; feature extraction; type-specific localization

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Петров Микита Євгенович - аспірант кафедри Комп'ютерна інженерія та програмування. Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», вул. Кирпичова, 2. Харків, 61002, Україна

Галузь досліджень: обробка медичних сигналів та зображень, комп'ютерна інженерія та програмування

Mykyta E. Petrov - PhD student, Department of Computer engineering and programming. National Technical University «Kharkiv Polytechnic Institute», 2, Kyrpychova Str. Kharkiv, 61002, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6859-6310>; Mykyta.Petrov@cit.khpi.edu.ua

Research field: medical signal and image processing, computer engineering and programming



Поворозніук Анатолій Іванович - доктор технічних наук, професор кафедри Комп'ютерна інженерія та програмування. Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», вул. Кирпичова, 2. Харків, 61002, Україна

Галузь досліджень: методи та алгоритми обробки експериментальних даних у медицині, обробка медичних сигналів та зображень, синтез вирішальних правил на основі структурованих моделей, проектування систем підтримки прийняття рішень в медицині, архітектура комп'ютерів, проектування спеціалізованих комп'ютерних систем

Anatolii I. Povoroznyuk - Doctor of Engineering Sciences, Professor, Department of Computer engineering and programming. National Technical University “Kharkiv Polytechnic Institute”, 2, Kyrpychova Str. Kharkiv, 61002, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2499-2350>; Anatolii.Povorozniuk@khpi.edu.ua. Scopus Author ID: 55225664000

Research field: methods and algorithms for processing experimental data in medicine, medical signal and image processing, synthesis of decision rules based on structured models, design of medical decision support systems, computer architecture, design of specialized computer systems