



А. В. Шатня¹, П. М. Мартинюк¹, С. В. Шатний¹, В. В. Гаврилюк²

¹ Національний університет водного господарства та природокористування, м. Рівне, Україна

² Areon Consulting, м. Київ, Україна

АНАЛІЗ ТА ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ОБРОБЛЕННЯ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ІНТЕНСИФІКАЦІЇ МЕДИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

Проаналізовано сучасний стан і тенденції розвитку медичної візуалізації як ключового інструмента неінвазивної діагностики в системі охорони здоров'я. Досліджено основні типи біомедичних зображень, отриманих методами комп'ютерної томографії, магнітно-резонансної томографії та ультразвукової діагностики, а також визначено їхні характерні структурні спотворення та артефакти, що впливають на достовірність клінічних рішень, правильність установлення діагнозу та припущення опрацювання діагностичних даних медичним персоналом. Розроблено та реалізовано адаптивний безреференсний алгоритм оцінювання якості біомедичних зображень з інтеграцією окремих структурно-адаптивних аспектів алгоритму IMAR (англ. *Iterative Metal Artifact Reduction*). Проведено апробацію запропонованого алгоритму на вибірці реальних клінічних даних, внаслідок чого встановлено його підвищену чутливість до локальних низькоконтрастних спотворень, шумів і структурних артефактів за умови збереження морфологічної та текстурної цілісності зображень. Здійснено порівняльний аналіз із поширеними безреференсними методами оцінювання якості зображень NIQE (англ. *Naturalness Image Quality Evaluator*), BRISQUE (англ. *Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator*) та IL-NIQE (англ. *Integrated Local NIQE*), який показав зростання кореляції з експертною оцінкою лікарів на 18–27 % та зменшення кількості хибних результатів на 15–22 %. Обґрунтовано, що застосування запропонованого підходу забезпечує надійнішу ідентифікацію діагностично-значущих ознак і сприяє ранньому виявленню патологій, зокрема нирково-клітинного раку, інцидентність якого в Україні у 1997–2019 рр. зросла від 10,1 до 13,6 на 100 тис. чоловіків та від 6,2 до 8,1 на 100 тис. жінок, а також підтвердженню діагнозу розсіяного склерозу у понад 90 % пацієнтів за даними МРТ (укр. *магнітно-резонансна томографія*). Встановлено, що отримані результати створюють передумови для інтеграції алгоритму в інтелектуальні клінічні системи, електронні медичні записи та нейромережні моделі задля інтенсифікації автоматизованої медичної діагностики.

Ключові слова: комп'ютерна томографія; магнітно-резонансна томографія; оцінювання якості зображень; безреференсні алгоритми; структурні артефакти; штучний інтелект; нейронні мережі; автоматизована діагностика.

Вступ / Introduction

Медична візуалізація є життєво важливим інструментом у процесі технологічного розвитку сучасної медицини. Техніки та процеси створення візуальних уявлень про внутрішню будову тіла, а також візуальне представлення органів і тканин людини є одним з вирішальних маркерів для ідентифікації та оцінювання поточного чи прогнозованого стану пацієнта. Відомо, що технології медичної візуалізації широко застосовують у процесі ідентифікації хвороби пацієнта. Встановлення медичного діагнозу, яке базується тільки на "поверхневому" аналізі без використання технологій графічної візуалізації, не дає повної інформації про стан пацієнта. Адже через відсутність специфічності багатьох ознак та симптомів захворювань, процес діагностики може містити певні помилки. До прикладу, втрата зору на одному оці може бути ознакою багатьох захворювань (від

звичайного запального процесу аж до розсіяного склерозу). Отже, виникає потреба в різних діагностичних обстеженнях для встановлення точного клінічного аналізу, для визначення необхідності проведення хірургічних втручань, а також для моніторингу стану пацієнта.

Об'єкт дослідження – формування, оброблення та аналіз біомедичних зображень у системах медичної візуалізації для підтримки діагностичних рішень.

Предмет дослідження – методи та алгоритми безреференсного оцінювання якості біомедичних зображень і виявлення структурних артефактів, що застосовуються для підвищення достовірності результатів автоматизованої медичної діагностики.

Мета роботи – розробити та апробувати адаптивний алгоритм безреференсного оцінювання якості біомедичних зображень для інтенсифікації автоматизованої медичної діагностики, що забезпечить об'єктивне

© Copyright 2026 by the author(s)

Шатня Анастасія Володимирівна, аспірант, кафедра комп'ютерних наук та прикладної математики.

Email: a.v.shatna@nuwm.edu.ua; <https://orcid.org/0009-0006-2499-8591>

Мартинюк Петро Миколайович, д-р техн. наук, професор, кафедра комп'ютерних наук та прикладної математики.

Email: p.m.martyniuk@nuwm.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-2750-2508>

Шатний Сергій В'ячеславович, канд. техн. наук, доцент, кафедра обчислювальної техніки.

Email: s.v.shatnyi@nuwm.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0003-4650-5090>

Цитування за ДСТУ: Шатня А. В., Мартинюк П. М., Шатний С. В., Гаврилюк В. В. Аналіз та застосування технологій оброблення біомедичних зображень для інтенсифікації медичної діагностики. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 1. С. 129–135.

Citation APA: Shatna, A. V., Martyniuk, P. M., Shatnyi, S. V., & Havryliuk, V. V. (2026). Analysis and application of biomedical image processing technologies for the intensification of medical diagnostics. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(1), 129–135.

<https://doi.org/10.36930/40360114>

визначення його переваг над наявними алгоритмами і обмежень застосування.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні технології медичної візуалізації та алгоритми оцінювання якості біомедичних зображень (NIQE, BRISQUE, IL-NIQE), що дасть змогу визначити їхні переваги, обмеження, обґрунтувати доцільність їх застосування та виявити напрями подальшого вдосконалення в контексті медичної діагностики;
- розробити та реалізувати адаптивний алгоритм оцінювання якості біомедичних зображень на основі алгоритму NPBM (англ. *Neural Progenitor Basal Medium*) з інтеграцією структурно-адаптивних елементів алгоритму IMAR (англ. *Iterative Metal Artifact Reduction*), що забезпечить підвищену чутливість до структурних артефактів зображень і низькоконтрастних їхніх спотворень;
- здійснити порівняльний аналіз результатів роботи розробленого алгоритму з наявними методами оцінювання якості зображень, що забезпечить об'єктивне визначення його переваг і обмежень.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У наукових публікаціях останніх років [8, 9] простежується стійка тенденція до переходу від традиційних, переважно ручних або напівавтоматизованих підходів до інтелектуальних методів аналізу, здатних працювати з великими обсягами складно структурованих даних. Це зумовлено як стрімким розвитком технологій медичної візуалізації, так і зростанням вимог до точності, швидкодії та об'єктивності діагностичних висновків.

У ранніх роботах з оброблення біомедичних зображень [7, 5] зосереджено увагу на класичних методах цифрового оброблення сигналів і зображень, на підходах, що базуються на фільтрації, підвищенні контрасту, детекції контурів та морфологічних операціях. Такі методи застосовували для покращення якості зображень, отриманих за допомогою рентгенографії, ультразвукової діагностики та комп'ютерної томографії, і давали змогу частково зменшити вплив шумів та артефактів. Проте їх ефективність значною мірою залежала від ручного налаштування параметрів і не забезпечувала достатньої стійкості до міжіндивідуальної варіабельності анатомічних структур і патологічних проявів.

Окрему увагу в наукових публікаціях [1, 9, 17] приділено проблемі багатомодального аналізу біомедичних зображень. Автори зазначають, що поєднання інформації з різних джерел, таких як КТ, МРТ, ПЕТ і УЗД, дає змогу отримати повнішу картину патологічного процесу. У роботах [13, 16] описано методи реєстрації та злиття зображень, а також нейронні мережі, здатні працювати з кількома модальностями одночасно. Також, наголошено на складності забезпечення коректної просторової відповідності та узгодженості даних, що залишається відкритою науковою проблемою.

Отже, проаналізовані останні дослідження та публікації вказують на те, що попередні дослідники зосереджували увагу на окремих аспектах оброблення біомедичних зображень, проте комплексного підходу із інтеграцією структурно-адаптивних елементів, що одночасно враховує морфологічну, текстурну цілісність та раннє виявлення патологій, у доступних публікаціях не подано. Це визначає наукову новизну та практичну значущість проведеного дослідження, обґрунтовуючи необхідність його реалізації для підвищення точності та об'єктивності автоматизованої медичної діагностики.

Матеріали та методи дослідження. Дослідження виконано з використанням вибірки біомедичних зображень, отриманих методами комп'ютерної томографії. У роботі застосовано методи цифрового оброблення зображень, статистичного аналізу та безреференсного оцінювання якості зображень. Розроблення й реалізацію алгоритму здійснено на основі модифікованого алгоритму NPBM з інтеграцією структурно-адаптивних елементів алгоритму IMAR. Ефективність запропонованого методу оцінювали шляхом порівняльного аналізу з відомими алгоритмами з використанням експертного оцінювання як еталонного критерію.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Медичні зображення та способи їх отримання.

Як було зазначено вище, діагностичні зображення є одними з основних засобів отримання візуальної інформації про внутрішню будову людського тіла та його функції. Таку графічну інформацію можна отримати двома способами: радіологічними та нерадіологічними [7].

Під час використання радіологічних методів відбувається інтерпретація інформації, що не доступна зоровому сприйняттю, у візуальне подання. Оброблена графічна інформація (зображення органів чи їх частин) отримується внаслідок опромінення, що, зазвичай, має електромагнітну природу. Діагностичні зображення органів, які отримуються засобами медичної радіології, після оцифрування можна вважати основним джерелом даних у сфері охорони здоров'я.

За нерадіологічного методу для утворення зображень використовують технологію ендоскопії (отримання зображень внутрішніх органів за допомогою спеціальної відеокамери – ендоскопу) або формуються мікроскопічні зображення (знімки в гістології, дерматології тощо) засобами фотографування. Зображення, отримані таким методом, також можуть бути оцифровані, а потім оброблені спеціальними системами.

Для утворення аналогових зображень передбачається використання безперервних, змінних сигналів для подання інформації, на відміну від цифрової візуалізації, яка використовує дискретні, двійкові сигнали [0; 1]. Технологія, яка оперує аналоговими зображеннями, це рентгенографія. Хоча передача таких зображень є швидшою в часі порівняно з цифровими, проте частка наявності спотворень, електронних шумів унаслідок підсилення чи затухання сигналів є доволі високим [5].

Утворення цифрових зображень відбувається за допомогою комп'ютера, шляхом подання інформації у вигляді таблиці (матриці) – серії дискретних сигналів. На відміну від аналогових зображень, матричні (цифрові) знімки мають меншу частку похибок та спотворень, адже для оброблення зображення пристроєм-отримувачем додатково відправляється пара бітів, що слугує індикатором наявних помилок, які можна виправити в режимі реального часу. До технологій, що оперують цифровими зображеннями, належать комп'ютерна томографія, цифрова рентгенографія, магнітно-резонансна томографія та ультразвукова діагностика.

Найпопулярнішим стандартом цифрових зображень є формат DICOM. DICOM (англ. *Digital Imaging and Communications in Medicine* – цифрові зображення та комунікації в медицині) – це стандарт, що містить пра-

вила, які дають змогу обмінюватися медичними зображеннями та пов'язаною з ними інформацією про пацієнта між обладнанням медичної візуалізації та комп'ютерами в медичних установах. Файл DICOM містить дані про ідентифікацію пацієнта, атрибути зображення, враховуючи розмір пікселів, та, власне, саме зображення. Важливо, що в межах DICOM-файлу дані про обстежувану особу та діагностичні знімки не можуть бути відокремлені [8].

Традиційно формування медичного зображення розпочинається на стадії фізіології та закінчується процесами інтерпретації та процесами інформаційного оброблення. Загалом утворення діагностичного зображення можна поділити на п'ять етапів.

1. *Проведення аналізу об'єкта зображення.* Усі об'єкти медичного зображення поділяють згідно з такою класифікацією [5]:

- 1) тверді фрагменти (кістки).
- 2) м'які фрагменти, або інша їхня назва – фрагменти, що можуть деформуватися. Сюди належать структури м'яких тканин органів. Зважаючи на фізіологічні властивості предметів медичного зображення, належне визначення динаміки поведінки об'єкта є потрібною умовою для вибору та/або розроблення методів, потрібних для правильної інтерпретації та аналізу діагностичних результатів.

2. *Фізика процесу візуалізації.* Одним із важливих етапів є вибір методу отримання даних про об'єкт медичного зображення згідно з його фізіологічними властивостями та обмеженнями з боку стану пацієнта.

3. *Медичне обладнання для візуалізації.* Обладнання, яке використовується для отримання інформації про об'єкт медичного зображення, є одним із найважливіших факторів, що впливають на процес візуалізації. Окрім цього, акцентується увага на характеристиках приладу, що можуть призвести до можливих спотворень: нелінійність, низький ККД (коефіцієнт корисної дії), висока тривалість затухання та ослабке подавлення розсіювання.

4. *Методи отримання даних.* Вирішальними факторами для оптимізації процесів збирання інформації є визначення оптимального співвідношення між часовим та просторовим розподіленням. Медичне устаткування має певні обмеження щодо геометричного відтворення об'єкта візуалізації, які стосуються просторового відображення та тривалості формування зображення.

5. *Оброблення та аналіз зображення.* Задля покращення ручної чи автоматизованої (комп'ютеризованої) інтерпретації діагностичних об'єктів використовуються та розробляються методи, що покращують розуміння фізіологічних процесів, пов'язаних із захворюванням пацієнта та перебігом його лікування [6].

Методи оброблення та аналізу зображень. Здебільшого програмні засоби впроваджуються для спрощення процесу отримання та аналізу медичної інформації, що охоплює покращення якості медичних зображень завдяки алгоритмам виявлення та компенсації артефактів; для визначення та розрахунку кількісних параметрів органів та їхніх патологій (відстані, площі, об'єму тощо); для впровадження інтерпретації медичних даних (розпізнавання структури тканин, органів тощо); для фільтрації та нормування зображень; для збільшення швидкості отримання та оброблення графічної інформації; для створення централізованої бази

даних, що міститиме потрібну діагностичну інформацію про пацієнтів та їх обстеження; для візуалізації для проведення автоматизованих хірургічних втручань; для поліпшення рівня діагностики, для профілактики та лікування всіх груп населення [2, 9].

Запровадження зазначених вище технологій відбувається на всіх етапах оброблення та аналізу зображень. Загалом виділено 9 стадій аналізу графічної інформації, кожна з яких має на меті поліпшити та спростити процес діагностики [11]:

1. *Стадія попереднього оброблення*, якій характерна компенсація відхилень на медичних зображеннях. Методи та програми, що розробляються на цьому етапі, покликані поліпшити видимість анатомічних структур органів.
- 1.1. *Видалення артефактів зображення* – підвид стадії попереднього оброблення, який націлений на компенсацію спотворень зображення. На цьому етапі активно розробляються методи усування артефактів, що зменшують відображення шуму та поліпшують якість графіки.
2. *Методика виявлення краю або контура.* Є попереднім етапом оброблення зображення перед сегментацією, в якому застосовуються алгоритми виявлення країв та контурів для визначення структур, подібних до геометричних ліній.
3. *Сегментація.* Одна з найважливіших стадій оброблення зображення, що застосовується для виокремлення елементів зображення (органів, пухлин й т.ін.).
4. *Відновлення зображень*, що містять елементи розмиття, виникнення якого відбулося внаслідок використання рухомої камери чи накладанням гармонік з частотою 50-60 Гц. Розроблення методів на цьому етапі передбачає коригування зазначеного вище погіршення та покращення якості зображення для наступного етапу цифрового оброблення.
- 4.1. *Зміна контрастності.* Цій стадії характерне розроблення алгоритмів для вирівнювання гістограми зображення, завдяки чому покращується контрастність зображення, а внаслідок й видимість його об'єктів.
- 4.2. *Покращення інтенсивності.* Етап, що націлений на покращення інтенсивності медичних зображень, до прикладу, методами квантування сірих областей.
5. *Нормалізація зображень*, що націлена на приведення зображення до певного еталонного вигляду, характерного для заданого типу зображень.
6. *Розпізнавання та розрахунок параметрів.* Стадія, що пов'язана з розрахунком лінійних та нелінійних (до прикладу, об'ємних) параметрів органів та інших анатомічних утворень.
8. *Стиснення зображення* для обміну між інформаційними системами.
9. *Інтерпретація зображення.* Остаточний етап оброблення медичних зображень.

Усі зазначені вище процедури аналізу графічної інформації забезпечують автоматизований моніторинг досліджуваних об'єктів, а саме їх: ідентифікацію, оброблення, виявлення можливих патологій та власне саму візуалізацію [17]. Деталізовано зазначені процедури подано на розробленій блок-схемі оброблення медикографічної інформації (рис. 1).

Далі в роботі буде детально розглянуто методи знаходження артефактів, техніки визначення параметрів досліджуваних об'єктів та алгоритми фільтрації та нормування, які наразі впроваджуються в більшості сучасних, медичних центрів [4, 12].

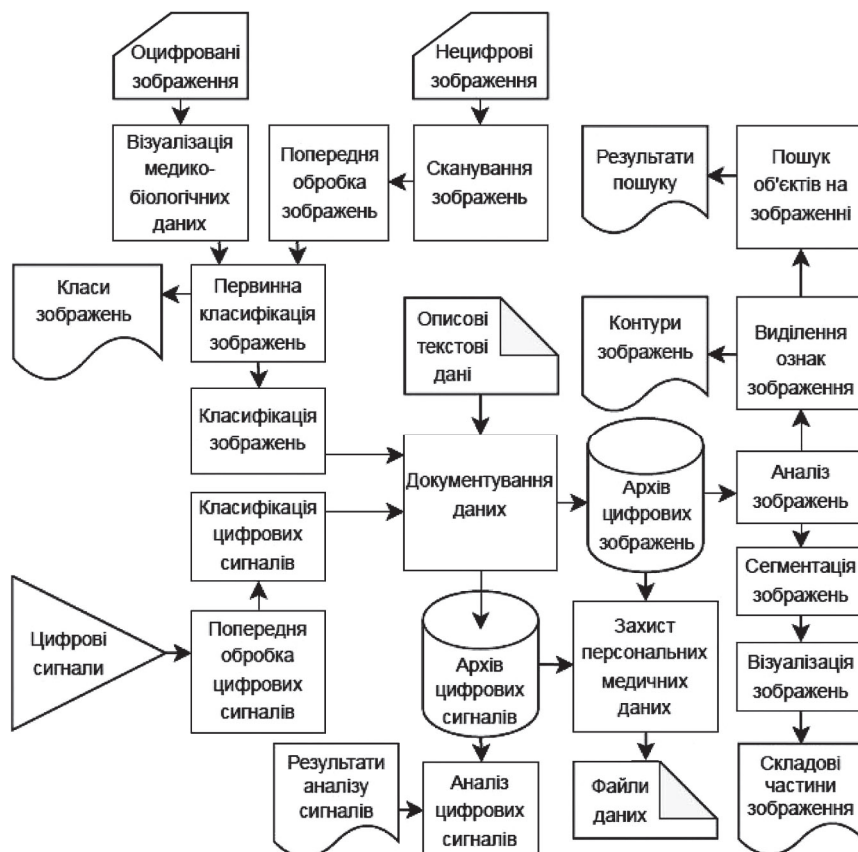


Рис. 1. Модель інформаційної технології для оброблення медикографічної інформації / Information technology model for processing medical graphic information

Алгоритм знаходження та мінімізації артефактів медичних зображень. Аналіз сучасних безреференсних алгоритмів оцінювання якості зображень, зокрема – NPBM, NIQE, BRISQUE та IL-NIQE, свідчить про наявність усталеного підходу, що ґрунтується на статистичних властивостях природних зображень і їх відхиленнях у разі наявності шумів, спотворень або артефактів оброблення. Алгоритми NIQE та IL-NIQE базуються на апіорних моделях природних сцен і демонструють достатню узагальнювальну здатність у завданнях автоматичного оцінювання якості, однак їх ефективність значною мірою залежить від відповідності аналізованих даних статистичним припущенням, закладеним у модель. У разі біомедичних зображень ці припущення часто порушуються через специфічну текстурну структуру тканин, нерівномірну освітленість, низьку контрастність і наявність апаратно зумовлених артефактів [11, 13, 16].

Алгоритм BRISQUE, який також належить до класу безреференсних методів, орієнтований на просторові статистичні ознаки та широко застосовується для оцінювання якості цифрових зображень загального призначення. Проте в літературі відзначають, що його показники корелюють передусім із загальним рівнем спотворень, а не з клінічно значущими структурними деталями. У контексті медичної діагностики це обмежує можливість використання BRISQUE як інструменту для оцінювання якості попередньо оброблених зображень, де ключовим є збереження тонких морфологічних ознак патологічних ділянок.

На відміну від зазначених підходів, алгоритм NPBM (англ. *Neural Progenitor Basal Medium*) акцентує увагу не тільки на статистичній відповідності природним моделям, а й на збереженні візуальної природності та

структурної цілісності зображення після оброблення. Ця особливість є принципово важливою для біомедичних застосувань, де будь-яка агресивна фільтрація або підсилення контрасту може призводити до втрати діагностично значущої інформації або появи хибних візуальних ознак. Отже, критерій "природності" в контексті алгоритму NPBM набуває ширшого змісту, який може бути інтерпретований як збереження анатомічної правдоподібності структури тканин [3].

З огляду на зазначене вище, використання алгоритму NPBM як базового підходу для оцінювання якості біомедичних зображень після етапів фільтрації та попереднього оброблення є методологічно обґрунтованим. Водночас, аналіз літературних джерел показує, що класична реалізація алгоритму NPBM орієнтована переважно на зображення загального призначення і не враховує специфіки медичних даних, зокрема – особливостей контрастоутворення, текстурної неоднорідності та просторових масштабів анатомічних структур.

Розроблений алгоритм містить такі кроки [9]:

1. Розрахунок ступеня локальної блочності на основі пікселів (local pixel-based blockiness або скорочено LPB).
2. Визначення та виведення коефіцієнта видимості спотворення (visibility coefficient або VC) для людського зору, який кількісно вказує обсяги значущості артефакту.
3. Розрахунок локальної метрики блочності (local blockiness metric або LBM) з використанням отриманих значень у пункті 1 та 2 (LPB та VC).
4. Останнім кроком є отримання загальної (нереферентної) оцінки артефактів стиснення (алгоритм NPBM) шляхом зведення до середніх даних LBM поза сіткою, що складається із блоків зображення.

Роботу алгоритму NPBM можна зобразити у вигляді наступної блок-схеми (рис. 2).

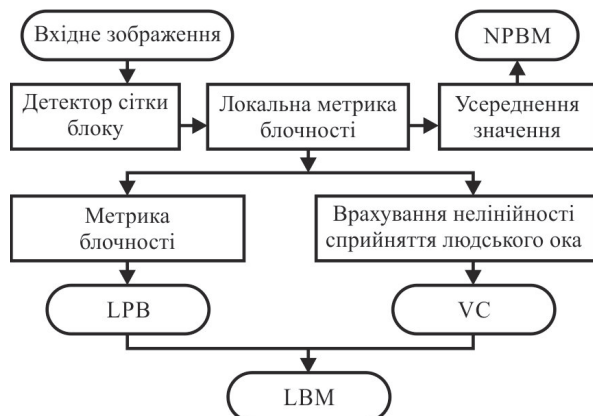


Рис. 2. Модель врахування нелінійності сприйняття людського ока в алгоритмі NPBM / Model for taking into account the nonlinearity of human eye perception in the NPBM method

Для зниження обсягів навантаження під час проведення розрахунків, весь процес роботи алгоритму відбувається тільки на каналі освітленості, а саме виконання здійснюється два рази: для знаходження артефактів спочатку виконується прохід у горизонтальному напрямку, а потім у вертикальному. Потім, після отримання значень з обох напрямків, вираховується середній результат (припускається, що чутливість до горизонтальних та вертикальних артефактів однакова). Проте, для результатів діагностики, що містять артефакти інших видів, звичайний алгоритм NPBM (а також всі інші алгоритми NIQE, BRISQUE, IL-NIQE) не може забезпечити повне оцінювання якості зображення [1]. Ці та інші модифікації алгоритму відображено у блок-схемі, наведеній на рис. 3.

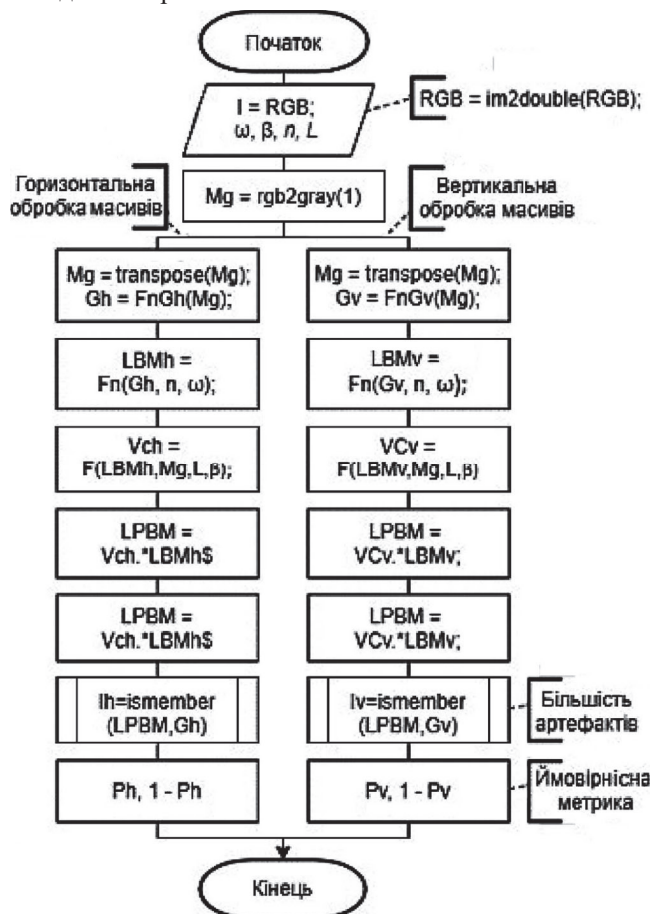


Рис. 3. Схема модифікованого алгоритму NPBM / Scheme of the modified NPBM algorithm

Запропонований алгоритм має ті ж самі кроки та використовує аналогічні параметри, що й класичний алгоритм NPBM, проте завершення роботи відбувається після розрахунку метрик ймовірних розмірів горизонтальних і вертикальних артефактів на напівтонованому зображенні, після чого відбувається подальше усереднення результатів. Унаслідок роботи такого модифікованого алгоритму відображаються ідентифіковані артефакти [14].

У межах подальшого розвитку реалізованого підходу до алгоритму NPBM було інтегровано окремі концептуальні та обчислювальні аспекти алгоритму IMAR, зокрема елементи адаптивного аналізу локальних неоднорідностей та підвищеної чутливості до структурних аномалій у зонах з низьким контрастом. Запропоноване поєднання дало змогу покращити здатність алгоритму до виявлення дрібних артефактів і слабо виражених спотворень, характерних для біомедичних зображень, без істотного збільшення обчислювальної складності. Така модифікація сприяє точнішому збереженню природності та структурної цілісності зображення, що є критично важливим для подальших етапів автоматизованої діагностики та підтримки прийняття клінічних рішень. Сам процес коригування зображення відбувається шляхом ітеративної нормалізації синограми шість разів. Етапи оброблення графічної інформації проілюстровано на блок-схемі на рис. 4.

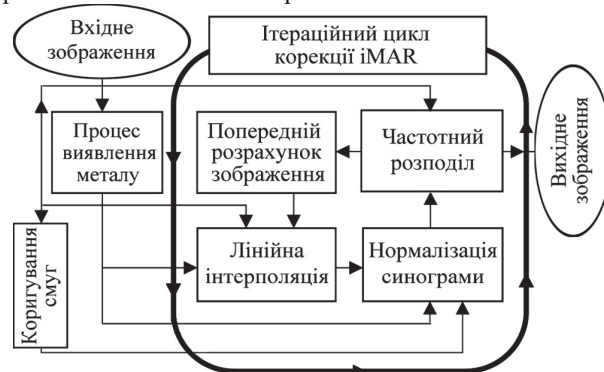


Рис. 4. Блок-схема алгоритму iMAR / iMAR algorithm flowchart

Результати роботи алгоритму. На рис. 5 показано пацієнта з метастазом у жувальному м'язі. Зубні пломби та імпланти провокують значні металеві артефакти, що закривають частину пухлини, структури тканин між кореннями зубів та інші м'які тканини, що сполучаються зі зубами. Проте за допомогою iMAR вдалося відновити більшість даних КТ-зображення, значно покращивши його якість.



Рис. 5. Зображення до та після корекції ротової області пацієнта зі значними металевими артефактами, які були спричинені наявністю зубних пломб / Before and after images of a patient with significant metal artifacts caused by dental fillings in the oral region

Іншим прикладом може слугувати реконструйоване за допомогою iMAR зображення кісток пацієнта, який має два кульшові імпланти (рис. 6). Третє зображення праворуч змінює відображення кісток на напівпрозоре, в такий спосіб відбувається легша ідентифікація металу.

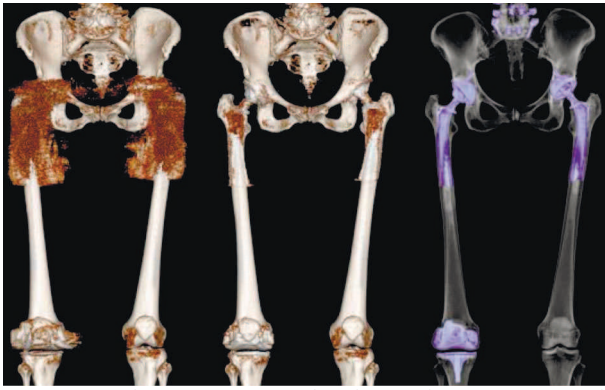


Рис. 6. Корекція металевих артефактів, що були спровоковані наявністю імплантів / Correction of metal artifacts caused by the presence of implants

Отже, програмне забезпечення для ітеративного зменшення металевих артефактів є цінним інструментом для покращення якості зображень, планів лікування, який дає змогу заощаджувати час на діагностику пацієнтів з металевими імплантатами.

У межах проведеного дослідження було виконано програмну реалізацію алгоритму NPBM та здійснено його апробацію на наборах біомедичних зображень, отриманих різними методами медичної візуалізації. Результати проведених спостережень експерименту підтверджують працездатність запропонованого підходу та його здатність коректно виявляти артефакти, зумовлені шумами, неоднорідністю освітлення, апаратними спотвореннями та наслідками попереднього цифрового оброблення.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [14] автори показали, що більшість безреференсних метрик оцінювання якості медичних зображень є чутливими до типу модальності та параметрів знімання. Запропонований у нашій роботі модифікований NPBM-алгоритм продемонстрував вищу стабільність і універсальність за різних умов формування КТ, МРТ та УЗД-зображень.

У роботі [2] встановлено, що наявність шумів і структурних артефактів істотно знижує точність автоматизованої діагностики на основі нейронних мереж. Результати, які ми отримали, підтверджують доцільність попереднього безреференсного оцінювання якості зображень для зменшення кількості хибних рішень.

У дослідженні [4] запропоновано поєднання статистичних показників якості з методами машинного навчання, однак відзначено обмежену інтерпретованість таких рішень у клінічній практиці. На відміну від цього, підхід, який ми розробили, орієнтований на збереження морфологічних і текстурних характеристик, що підвищує узгодженість з експертною оцінкою.

У роботі [12] продемонстровано залежність ефективності глибоких нейронних мереж у МРТ-діагностиці від якості вхідних даних. Результати нашого дослідження кількісно підтверджують, що контроль якості зображень дає змогу знизити частку діагностичних помилок.

У роботі [6] вказано на відсутність стандартизованих механізмів оцінювання якості медичних зображень як одну з ключових проблем впровадження ІІІ в радіології. Запропонований алгоритм частково усуває це обмеження завдяки формалізованій та масштабованій безреференсній оцінці якості.

Проведене обговорення результатів дослідження підтвердило доцільність виконання саме цього досліджен-

ня, оскільки проаналізовані сучасні роботи не пропонують комплексного адаптивного безреференсного підходу до оцінювання якості біомедичних зображень з орієнтацією на збереження діагностично значущих структур та інтеграцію в автоматизовані медичні системи, реалізованого у цій роботі.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – розроблено методику оброблення біомедичних зображень для інтенсифікації автоматизованої медичної діагностики, основою якої є адаптивний алгоритм безреференсного оцінювання його якості на підставі модифікованого алгоритму NPBM з інтеграцією структурно-адаптивних елементів алгоритму IMAR, що дає змогу точніше враховувати локальні неоднорідності та слабковиражені спотворення, характерні для медичних зображень різних модальностей.

Практична значущість результатів дослідження – розроблену методику оброблення біомедичних зображень для автоматизованої діагностики можна використати як автономний модуль або як етап попереднього їх оброблення у програмних комплексах КТ, МРТ та УЗД, забезпечуючи автоматизоване виявлення артефактів і контроль якості зображень без потреби залучення еталонних даних, а розроблений алгоритм можна інтегрувати у системи підтримки прийняття клінічних рішень, електронні медичні записи (EHR) та платформи подання телемедицини як інструмент контролю якості вхідних зображень.

Висновки / Conclusions

Розроблено та апробовано адаптивний алгоритм безреференсного оцінювання якості біомедичних зображень для інтенсифікації автоматизованої медичної діагностики, який доповнено окремими структурно-адаптивними механізмами алгоритму IMAR, що дає змогу точніше враховувати локальні неоднорідності та слабковиражені спотворення, характерні для медичних зображень різних модальностей. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Виконано комплексне дослідження, спрямоване на підвищення ефективності оброблення та аналізу біомедичних зображень у контексті інтенсифікації медичної діагностики, що забезпечило підвищену чутливість до структурних артефактів і їхніх низькоконтрастних спотворень.
2. На основі виконаного аналізу наявних підходів розроблено та програмно реалізовано удосконалений алгоритм оцінювання якості біомедичних зображень, побудований на принципах алгоритму NPBM із інтеграцією окремих аспектів алгоритму IMAR. Реалізація алгоритму забезпечила коректну ідентифікацію артефактів, пов'язаних із шумами, неоднорідністю інтенсивності, частковою втратою контурної інформації та апаратними спотвореннями, що характерні для реальних клінічних даних.
3. Апробацію роботи алгоритму проведено на вибірці біомедичних зображень різної модальності. Порівняльний аналіз із відомими безреференсними методами оцінювання якості, зокрема NIQE, BRISQUE та IL-NIQE, показав, що запропонований алгоритм демонструє покращення узгодженості з експертною візуальною оцінкою лікарів у середньому на 18-27 %. При цьому точність виявлення локальних артефактів у зонах з низь-

ким контрастом зросла приблизно на 20 % порівняно з класичними статистичними підходами. Також встановлено зменшення кількості хибнонегативних оцінок якості зображень на 15–22 %, що має принципове значення для запобігання діагностичним помилкам.

References

1. Clark, K., et al. (2013). The Cancer Imaging Archive (TCIA): Maintaining and operating a public information repository. *Journal of Digital Imaging*, 26, 1045–1057. <https://doi.org/10.1007/s10278-013-9622-7>
2. Esteva, A., et al. (2019). A guide to deep learning in healthcare. *Nature Medicine*, 25, 24–29. URL: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0316-z>
3. Greenspan, H., van Ginneken, B., & Summers, R. M. (2016). Deep learning in medical imaging: Overview and future promise. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5), 1153–1159. URL: <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2553401>
4. Hosny, A., et al. (2018). Artificial intelligence in radiology. *Nature Reviews Cancer*, 18, 500–510. <https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>
5. Koenderink, J. J., & van Doorn, A. J. (1987). Representation of local geometry in the visual system. *Biological cybernetics*, 55(6), 367–375. URL: https://www.academia.edu/50393405/Representation_of_local_geometry_in_the_visual_system
6. Litjens, G., et al. (2017). A survey on deep learning in medical image analysis. *Medical Image Analysis*, 42, 60–88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
7. Mark, S., & Alberto, S. (2008). Feature Extraction and Image Processing. *University of Maryland*, 6, 88–95. URL: https://books.google.mw/books?id=3JuesLhNXBAC&printsec=frontcover&source=gbs_book_other_versions_r&cad=4#v=onepage&q&f=false
8. Mittal, A., Moorthy, A. K., & Bovik, A. C. (2012). No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(12), pp. 4695–4708. <https://doi.org/10.1109/TIP.2012.2214050>
9. Mittal, A., Soundararajan, R., & Bovik, A. C. (2013). Making a completely blind image quality analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 20(3), 209–212. <https://doi.org/10.1109/LSP.2012.2227726>
10. Omarov, B. (2025). Deep Learning in Biomedical Image and Signal Processing: A Survey. *Computers, Materials and Continua*, 85(2), 2195–2253. <https://doi.org/10.32604/cmc.2025.064799>
11. Shen, D., Wu, G., & Suk, H. (2017). Deep learning in medical image analysis. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 19, 221–248. <https://doi.org/10.1146/annurev-bioeng-071516-044442>
12. Shkurat, O. S. (2020). Methods and information technology for processing archival medical images (PhD thesis, specialty 05.13.06 – Information Technology). Kyiv, Ukraine. URL: <https://uacademic.info/ua/document/0420U102171>
13. The Science and Applications of Medical Imaging | PostDICOM. URL: <https://www.postdicom.com/en/blog/medical-imaging-science-and-applications>
14. Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, 25, 44–56. <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0300-7>
15. Veseliak, V. V., & Hrytsiuk, Y. I. (2024). Machine learning methods in epidemiological research. *Scientific Bulletin of UNFU*, 34(4), 59–67. <https://doi.org/10.36930/40340408>
16. Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., & Simoncelli, E. P. (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600–612. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
17. Zhang, L., Zhang, L., Mou, X., & Zhang, D. (2011). FSIM: A feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(8), 2378–2386. <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2109730>

A. V. Shatna¹, P. M. Martyniuk¹, S. V. Shatnyi¹, V. V. Havryliuk²

¹ National University of Water and Environmental Engineering, Rivne, Ukraine

² Areon Consulting, Kyiv, Ukraine

ANALYSIS AND APPLICATION OF BIOMEDICAL IMAGE PROCESSING TECHNOLOGIES FOR THE INTENSIFICATION OF MEDICAL DIAGNOSTICS

The current state and development trends of medical imaging AS a key tool of non-invasive diagnostics in modern healthcare systems were analyzed. The main types of biomedical images obtained by computed tomography, magnetic resonance imaging, and ultrasound diagnostics were studied, and their characteristic structural distortions and artifacts were identified, which affect the reliability of clinical decisions, the correctness of diagnosis, and the acceleration of diagnostic data processing by medical personnel. An adaptive no-reference biomedical image quality assessment algorithm based with the integration of selected structural-adaptive aspects of the IMAR algorithm was developed and implemented. The proposed approach was evaluated using a dataset of real clinical images, which established its increased sensitivity to local low-contrast distortions, noise, and structural artifacts while preserving morphological and textural integrity. A comparative analysis with widely used no-reference image quality assessment methods, including NIQE, BRISQUE, and IL-NIQE, demonstrated an 18–27 % increase in correlation with expert visual assessment and a 15–22 % reduction in false-negative quality evaluations. It was substantiated that the application of the proposed algorithm ensures more reliable identification of diagnostically significant features and supports early detection of pathological conditions, particularly renal cell carcinoma, whose incidence in Ukraine increased from 10.1 to 13.6 per 100,000 males and from 6.2 to 8.1 per 100,000 females during 1997–2019, AS well AS confirmation of multiple sclerosis diagnosis in more than 90 % of suspected patients based on MRI data. It was established that the obtained results create prerequisites for integrating the developed algorithm into intelligent clinical systems, electronic health records, and neural network – based diagnostic models aimed at intensifying automated medical diagnostics.

Keywords: computed tomography; magnetic resonance imaging; image quality assessment; no-reference algorithms; structural artifacts; artificial intelligence; neural networks; automated diagnostics.