

## Метод підвищення чіткості дрібних деталей біомедичних зображень із використанням графового підсилення

Підвищення якості біомедичних зображень є критично важливим для забезпечення достовірної візуалізації анатомічних структур і патологічних змін, що безпосередньо впливає на точність діагностики. Покращення контрасту, зниження шуму та підсилення інформативних деталей сприяють більш надійному аналізу зображень як лікарями, так і автоматизованими системами обробки даних. У статті представлено реалізацію запропонованого алгоритму покращення якості медичних зображень, що базується на графовому *edge-aware* підсиленні структур. Запропонований підхід використовує зелений канал як основне джерело структурної інформації для побудови графової моделі локальних зв'язків між пікселями та виконує ітераційне згладжування з урахуванням інтенсивнісних відмінностей. На основі різниці між початковим і згладженим зображенням формується карта деталей, яка разом із додатковою високочастотною складовою, отриманою за допомогою гаусового фільтра, використовується для підсилення судинного рисунка. Реалізовано перенесення виділених деталей у кольоровий простір RGB з різними ваговими коефіцієнтами, що забезпечує збереження природного кольорового балансу. Проведено обробку серії тестових зображень із відкритих джерел та виконано оцінювання результатів роботи алгоритму. Отримані результати демонструють підвищення інформативності зображень і покращення візуалізації судинних структур. Практична значущість підходу полягає у можливості його застосування в системах комп'ютерної діагностики для підвищення якості аналізу медичних зображень.

**Ключові слова:** обробка біомедичних зображень; біомедична інженерія; підсилення структур; графове згладжування; комп'ютерна діагностика.

**Актуальність теми.** Якість біомедичних зображень безпосередньо впливає на точність виявлення патологічних змін, аналіз судинного рисунка та формування клінічних висновків. Незважаючи на розвиток сучасних фондус-камер та цифрових сенсорів, зображення очного дна часто характеризуються низьким локальним контрастом, нерівномірним освітленням, шумами та недостатньою вираженістю дрібних судинних структур. Ці фактори ускладнюють як візуальну інтерпретацію лікарем, так і роботу автоматизованих систем обробки медичних зображень, що обумовлює актуальність розробки ефективних методів покращення їх якості.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спираються автори.** Аспектам підвищення якості біомедичних зображень з допомогою механізму уваги та поглибленого навчання моделі присвячено публікацію С.А. Андрікевича, А.В. Щербатюка, Ю.Є. Поуданена, А.В. Кожем'яко, С.Є. Тужанського [1]. Огляд існуючих алгоритмів для підвищення якості зображень представлений у роботі С.В. Павлова, Д.В. Вовкотруб, Р.Ю. Довгалюк, А.Хані [2], а у роботі Ю.Є. Поуданена, А.В. Кожем'яко [3], Ю.Й. Янга [4] представлено застосування вузькосмугових методів для реєстрації та покращення якості біомедичних зображень. Також у роботах [5–6] представлено застосування методів фільтрації зображень з метою підвищення їх якості. В цій роботі для дослідження використано біомедичні зображення з відкритої бази даних HRF [7] з роздільною здатністю  $3504 \times 2336$  пкс, у форматі JPG та з глибиною кольору 24 біти.

**Метою статті** є дослідження ефективності запропонованого алгоритму обробки біомедичних зображень та оцінювання результатів обробки для подальшого використання при підготовці зображень з допомогою згорткових нейромереж для автоматизації діагностування офтальмологічних захворювань.

**Викладення основного матеріалу.** Запропонований метод ґрунтується на графовому підсиленні, у якому зелений канал [8] використовується як основне джерело структурної інформації. Для локального 8-сусідства пікселів формуються ваги на основі гаусової функції від різниці інтенсивностей, після чого виконується ітераційне графове згладжування. Різниця між початковим і згладженим зображенням формує карту *graph-detail* [9], а додаткова високочастотна карта виділяється за допомогою гаусового фільтра малого радіуса. Обидві карти переносяться у всі канали RGB з різними ваговими коефіцієнтами [10], що забезпечує підсилення судинного рисунка при збереженні природного кольорового балансу.

Нехай вхідне кольорове зображення задане як:

$$I(x, y) = \{R(x, y), G(x, y), B(x, y)\}, \quad (1)$$

де  $R, G, B$  – відповідні кольорові канали.

Обробка виконується лише в межах області очного дна, що задається бінарною маскою  $M(x, y)$ , яка дозволяє виключити вплив неінформативного фону та підвищити стабільність подальших обчислень.

Для виділення структурної інформації використовується зелений канал:

$$I_g(x, y) = G(x, y), \quad (2)$$

оскільки він забезпечує найкращий контраст судин відносно навколишніх тканин. Саме цей канал застосовується для побудови структурної моделі зображення.

Кожен піксель розглядається як вершина графа  $G = (V, E)$ , де  $V$  – множина пікселів, а  $E$  – множина зв'язків між ними. Для кожного пікселя  $(x, y)$  розглядається його окол  $N(x, y)$ , що відповідає 8 сусідніх пікселів. Ваги ребер між сусідніми пікселями визначаються як:

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{(I_g(i) - I_g(j))^2}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$

де  $I_g(i)$ ,  $I_g(j)$  – значення інтенсивності зеленого каналу для сусідніх пікселів,  $\sigma$  – параметр, що визначає чутливість до перепадів яскравості.

На основі отриманих ваг виконується графове згладжування, яке реалізується як ітераційне зважене усереднення сусідніх пікселів. У результаті формується згладжене зображення, що містить глобальну структуру сцени без дрібних деталей і шуму. Для виділення локальних структур використовується різниця між початковим та згладженим зображенням:

$$D(x, y) = I_g(x, y) - I_g^{(s)}(x, y), \quad (4)$$

де  $I_g^{(s)}(x, y)$  – згладжене зображення зеленого каналу.

Отримана карта деталей містить високочастотні компоненти, зокрема судини та дрібні текстурні елементи. Додатково формується карта дрібномасштабних деталей на основі гаусового згладжування малого радіуса, що дозволяє підсилити тонкі судини.

Фінальне зображення формується шляхом перенесення виділених деталей у кольоровий простір:

$$R' = R + k_R D, G' = G + k_G D, B' = B + k_B D, \quad (5)$$

де  $k_R, k_G, k_B$  – коефіцієнти підсилення для відповідних каналів.

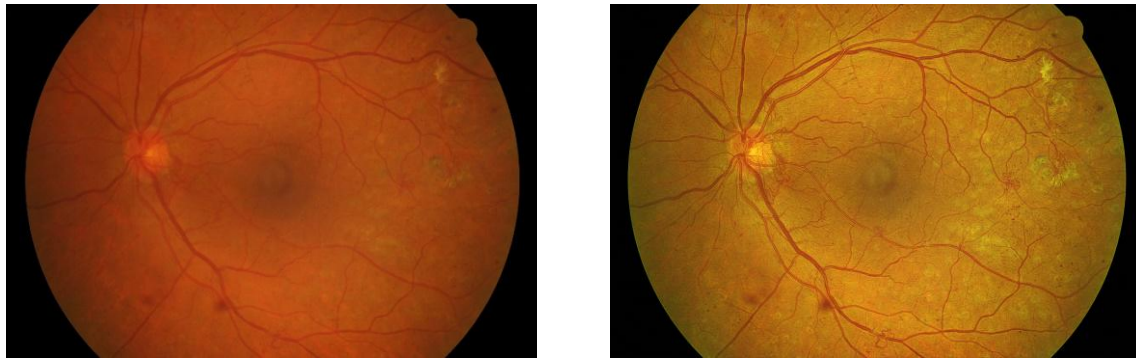
Значення коефіцієнтів підбираються таким чином, що найбільше підсилення застосовується до зеленого каналу, що відповідає за видимість судин, тоді як для синього каналу воно мінімальне з метою уникнення шумових артефактів.

У результаті застосування запропонованого методу досягається підвищення контрасту судинного рисунка, покращення видимості дрібних структур та зменшення впливу шуму без суттєвого спотворення кольорової інформації зображення.

**Результати експериментального дослідження.** Запропонований метод реалізовано у середовищі Python із використанням бібліотек OpenCV для обробки зображень і фільтрації, NumPy – для числових обчислень, scikit-image – для розрахунку метрик якості (SSIM, EME), а також matplotlib – для побудови гістограм і візуалізації результатів. Реалізація виконана у вигляді модульного програмного блоку, що дозволяє гнучко змінювати параметри алгоритму та застосовувати його як для обробки окремих зображень, так і для послідовностей кадрів.

Ключовою особливістю методу є використання графової моделі зображення для виконання адаптивного згладжування з урахуванням локальної структури. Це дозволяє пригнічувати шум без розмиття меж судин. Додаткове формування карт деталей різного масштабу забезпечує ефективне підсилення як основних судинних структур, так і дрібних елементів, що є важливим для підвищення інформативності зображень у задачах медичної діагностики.

На рисунку 1, а представлено вихідне зображення очного дна, яке характеризується нерівномірним освітленням, недостатнім локальним контрастом та обмеженою видимістю дрібних судин. На рисунку 1, б наведено результат обробки запропонованим методом. Візуальний аналіз показує, що після обробки спостерігається підвищення контрасту судинного рисунка, покращення чіткості контурів та краща візуалізація дрібних судинних гілок. При цьому зберігається природний кольоровий баланс зображення без виражених артефактів перенасичення або спотворення кольорів.

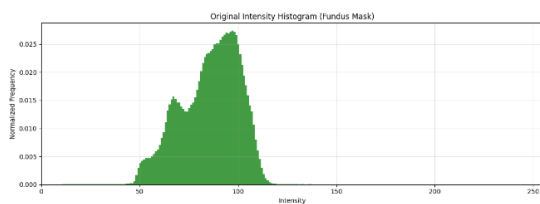


а)

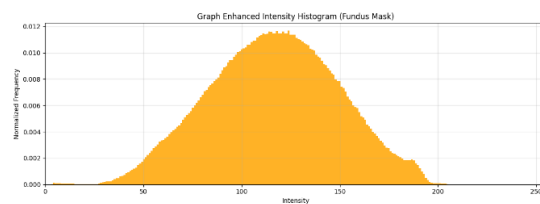
б)

Рис. 1. Приклад обробки зображення очного дна 12\_dr.jpg [7]:  
а) оригінал; б) запропонований метод

На рисунку 2 наведено гістограми розподілу інтенсивностей для вихідного та обробленого зображень. Для початкового зображення гістограма має виражену концентрацію значень у вузькому діапазоні, що свідчить про низький контраст. Після обробки спостерігається розширення гістограми та більш рівномірний розподіл інтенсивностей, що підтверджує підвищення динамічного діапазону та локального контрасту. Водночас відсутність різких піків на краях гістограми вказує на відсутність значного пересвічування або втрати деталей.



а)



б)

Рис. 2. Гістограми інтенсивностей зображення 12\_dr.jpg [7]:  
а) оригінал; б) запропонований метод

Оцінювання ефективності обробки виконано за допомогою індексу структурної подібності (SSIM) та показника підсилення контрасту (EME) на вибірці з 40 тестових зображень бази HRF [7]. Аналіз результатів здійснювався як візуально, так і за допомогою кількісних метрик якості.

Отримані результати наведено в таблиці 1. Порівняння проводилось між запропонованим методом та методами, використаними у попередніх дослідженнях, зокрема на основі вейвлет-перетворень та фазового підходу.

Таблиця 1  
Кількісна оцінка ефективності методів за метриками SSIM та EME на датасеті HRF

Метод обробки	SSIM	EME
Вейвлет bior2.2	0,74	3,0
Фазовий підхід	0,67	3,3
Запропонований метод	0,82	3,9

Отже, результати дослідження підтверджують, що запропонований метод графового підсилення зображень очного дна забезпечує суттєве покращення візуальної якості (рис. 1). Така обробка підвищує якість візуалізації ключових структур: дрібних судин та капілярів, макули та диска зорового нерва. Висока деталізація зображення дозволяє лікарю ідентифікувати навіть найдрібніші патології, які зазвичай маскуються шумами, що підвищує загальну достовірність клінічного висновку. Оцінки за метрикою EME вказують на покращення локального контрасту структури судин приблизно на 20–25 % порівняно з методами вейвлет-обробки.

Оскільки розроблений алгоритм базується на ітераційному графовому згладжуванні та операціях у просторі OpenCV, його можна інтегрувати як у програмне забезпечення фундус-камер, так і в хмарні PACS-системи для телемедичної діагностики. Це відкриває можливість впровадження у скринінгові програми діабетичної ретинопатії без необхідності оновлення апаратного забезпечення. Верифікаційне тестування на відкритому датасеті HRF [7] показало стабільне зростання SSIM до 0,82, що свідчить про високий ступінь збереження морфологічних ознак при одночасному підсиленні інформативних деталей.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** У цій роботі було запропоновано та експериментально реалізовано метод цифрової обробки зображень очного дна на основі графового підсилення, який поєднує в собі аналіз структурної інформації зеленого каналу, формування карти *graph-detail* та адаптивне змішування в RGB-просторі. Проведено апробацію методу на реальних клінічних даних, що дозволило підтвердити його ефективність за низкою об'єктивних метрик.

Основні досягнення дослідження:

1. Розроблено математичну модель графового підсилення, що враховує локальну інтенсивність 8-сусідства пікселів для прецизійної екстракції судинної сітки;
2. Забезпечено покращення показників якості за метриками SSIM та EME, що підтверджує об'єктивну перевагу над класичними частотними фільтрами;
3. Підтверджено підвищення візуальної чіткості дрібних капілярів, що є критично важливим для ранньої діагностики судинних патологій сітківки;
4. Обґрунтовано можливість використання методу як етапу препроцесингу в автоматизованих системах медичної діагностики.

Отримані результати відкривають перспективи для подальшого поєднання графового підходу з неймережевими архітектурами сегментації (наприклад, U-Net або Attention U-Net). Зокрема, використання карти *graph-detail* як додаткового вхідного каналу може суттєво підвищити точність виділення судин при низькій якості вихідних знімків. Також доцільно розглянути адаптацію методу для обробки відеопотоків в офтальмоскопії в режимі реального часу.

Таким чином, розроблений цифровий засіб може бути використаний у клінічній практиці для підвищення надійності скринінгу та моніторингу патологій сітківки ока.

#### Список використаної літератури:

1. Biomedical image quality improvements with attention mechanisms and deep residual learning / S.Andikevych, A.Shcherbatyuk, Yu.Poudanien and other // Proceedings of SPIE. – 2025. – Vol. 5. DOI: 10.1117/12.3093542.
2. Інформаційні технології підвищення якості біомедичних зображень / С.В. Павлов, Д.В. Вовкотруб, Р.Ю. Довгалик, А.Хані // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2011. – № 2.
3. Poudanien Y. Optical-digital narrowband methods for registration and improvement of biomedical images during endoscopy / Y.Poudanien, A.Kozhemiako // Optoelectronic Information-Power Technologies. – 2023. – Vol. 46, № 2. – P. 44–54. DOI: 10.31649/1681-7893-2023-46-2-44-54.
4. Yang Y.J. Current status of image-enhanced endoscopy in inflammatory bowel disease / Y.J. Yang // Clinical Endoscopy. – 2023. DOI: 10.5946/ce.2023.070.
5. Щербатюк А.В. Методи оптичної когерентної томографії та алгоритми фільтрації зображень для офтальмологічної діагностики / А.В. Щербатюк, С.С. Тужанський // Оптико-електронні інформаційноенергетичні технології. – 2024. – № 1. – С. 148–154 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://jnas.nbuv.gov.ua/article/UJRN-0001494647>.
6. Андрікевич С.А. Застосування методу адаптивного вирівнювання гістограм для підвищення контрастності зображень очного дна / С.А. Андрікевич, С.С. Тужанський [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/48219>.
7. Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset / Dataset Ninja [Electronic resource]. – Access mode : <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>.
8. Supervised retinal vessel segmentation from color fundus images based on matched filtering and AdaBoost classifier / N.Memari, A.R. Ramli, M.I. Bin Saripan and other // PloS one. – 2017. – Vol. 12, № 12. DOI: 10.1371/journal.pone.0188939.
9. Narvekar N.D. A No-Reference Image Blur Metric Based on the Cumulative Probability of Blur Detection (CPBD) / N.D. Narvekar, L.J. Karam // IEEE Transactions on Image Processing. – 2011. – Vol. 20, № 9. – P. 2678–2683. DOI: 10.1109/TIP.2011.2131660.
10. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection / J.Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1986. – Vol. PAMI-8, № 6. – P. 679–698. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.

#### References:

1. Andikevych, S., Shcherbatyuk, A., Poudanien, Yu. et al. (2025), «Biomedical image quality improvements with attention mechanisms and deep residual learning», *Proceedings of SPIE*, Vol. 5, doi: 10.1117/12.3093542.
2. Pavlov, S.V., Vovkotrub, D.V., Dovhaliuk, R.Yu. and Khani, A. (2011), «Informatsiini tekhnologii pidvyshchennia yakosti biomedychnykh zobrazhen», *Informatsiini tekhnologii ta kompiuterna inzheneriia*, No. 2.

3. Poudanien, Y. and Kozhemiako, A. (2023), «Optical-digital narrowband methods for registration and improvement of biomedical images during endoscopy», *Optoelectronic Information-Power Technologies*, Vol. 46, No. 2, pp. 44–54, doi: 10.31649/1681-7893-2023-46-2-44-54.
4. Yang, Y.J. (2023), «Current status of image-enhanced endoscopy in inflammatory bowel disease», *Clinical Endoscopy*, doi: 10.5946/ce.2023.070.
5. Shcherbatiuk, A.V. and Tuzhanskyi, S.Ye. (2024), «Metody optychnoi koherentnoi tomografii ta alhorytmy filtratsii zobrazhen dlia oftalmolohichnoi diahnozyky», *Optyko-elektronni informatsiinoenerhetychni tekhnolohii*, No. 1, pp. 148–154, [Online], available at: <http://jnas.nbu.gov.ua/article/UJRN-0001494647>
6. Andrikevych, S.A. and Tuzhanskyi, S.Ye., «Zastosuvannya metodu adaptivnoho vyryvniuvannya histohram dlia pidvyshchennia kontrastnosti zobrazhen ochnoho dna», [Online], available at: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/48219>
7. «Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset», *Dataset Ninja*, [Online], available at: <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>
8. Memari, N., Ramli, A.R., Bin Saripan, M.I. et al. (2017), «Supervised retinal vessel segmentation from color fundus images based on matched filtering and AdaBoost classifier», *PloS one*, Vol. 12, No. 12, doi: 10.1371/journal.pone.0188939
9. Narvekar, N.D. and Karam, L.J. (2011), «A No-Reference Image Blur Metric Based on the Cumulative Probability of Blur Detection (CPBD)», *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 20, No. 9, pp. 2678–2683, doi: 10.1109/TIP.2011.2131660.
10. Canny, J. (1986), «A Computational Approach to Edge Detection», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679–698, doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.

**Андрікевич Сергій Анатолійович** – аспірант кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем Вінницького національного технічного університету.

Наукові інтереси:

- біомедична інженерія;
- обробка медичних зображень.

E-mail: andrikevuch.serhii@gmail.com.

**Щербатюк Артем Володимирович** – аспірант кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем Вінницького національного технічного університету.

Наукові інтереси:

- біомедична інженерія;
- програмування.

E-mail: scherbatiuk.art@gmail.com.

**Тужанський Станіслав Євгенович** – кандидат технічних наук, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем Вінницького національного технічного університету.

Наукові інтереси:

- методи та засоби автоматизованої лазерної поляриметрії;
- лазерні медичні системи і технології.

E-mail: slavat@vntu.edu.ua.

**Andrikevych S.A., Shcherbatiuk A.V., Tuzhanskyi S.Y.**

#### **A method for improving the clarity of fine details of biomedical images using graph enhancement**

Improving the quality of biomedical images is critically important for ensuring reliable visualization of anatomical structures and pathological changes, which directly affects the accuracy of diagnosis. Improving contrast, reducing noise, and enhancing informative details contribute to more reliable image analysis by both doctors and automated data processing systems. The article presents the implementation of the proposed algorithm for improving the quality of medical images, which is based on graph edge-aware enhancement of structures. The proposed approach uses the green channel as the main source of structural information to build a graph model of local connections between pixels and performs iterative smoothing, taking into account intensity differences. Based on the difference between the initial and smoothed images, a detail map is formed, which, together with an additional high-frequency component obtained using a Gaussian filter, is used to enhance the vascular pattern. The selected details are transferred to the RGB color space with different weighting factors, which ensures the preservation of the natural color balance. A series of test images from open sources are processed and the results of the algorithm are evaluated. The results obtained demonstrate an increase in the informativeness of images and improved visualization of vascular structures. The practical significance of the approach lies in the possibility of its application in computer diagnostics systems to improve the quality of medical image analysis.

**Keywords:** biomedical image processing; biomedical engineering; structure enhancement; graph smoothing; computer diagnostics.

Стаття надійшла до редакції 23.12.2025.