
МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

УДК 004.93

С. А. АНДРІКЕВИЧ, С. Є. ТУЖАНСЬКИЙ

УДОСКОНАЛЕНИЙ МЕТОД АДАПТИВНОЇ ГІСТОГРАМНОЇ ЕКВАЛІЗАЦІЇ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА

*Вінницький національний технічний університет 21021, Хмельницьке шосе 95, м. Вінниця, Україна,
E-mail: andrikevuch.serhii@gmail.com, slavat@vntu.edu.ua*

Анотація. У роботі досліджено підвищення якості візуалізації кольорових зображень очного дна методом адаптивної гістограмної еквалізації з обмеженням контрасту (CLAHE). Метод застосовано до R, G, B каналів зображень із бази даних HRF. Результати показали зростання середнього контрасту, а візуальний аналіз підтвердив кращу видимість судин очного дна при збереженні локальних деталей. Запропонований підхід є ефективним для попередньої обробки зображень у задачах медичної діагностики. Запропонований метод застосування CLAHE шляхом окремої обробки каналів R, G, B продемонстрував свою ефективність для підвищення контрастності зображень очного дна, що підтверджується зростанням середнього контрасту на 4.4% та кращою видимістю судин сітківки, особливо в зеленому каналі, а також допомагає зробити більш помітними аномальні структури, такі як новоутворення чи крововиливи. Однак метод спричиняє зсув кольорового балансу, що може впливати на діагностичну цінність зображень, а також підсилює хроматичну аберацію на його границях.

Ключові слова: гістограмна еквалізація, CLAHE, контрастність, очне дно, функція кумулятивного розподілу (CDF), гістограма інтенсивностей.

Abstract. The paper investigates the improvement of the visualization quality of color fundus images using the contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) method. The method is applied to the R, G, B channels of images from the HRF database. The results showed an increase in the average contrast, and visual analysis confirmed better visibility of fundus vessels while preserving local details. The proposed approach is effective for image preprocessing in medical diagnostics. The proposed CLAHE method by separately processing the R, G, B channels has demonstrated its effectiveness in enhancing the contrast of fundus images, as evidenced by an increase in the average contrast by 4.4% and better visibility of retinal vessels, especially in the green channel, and also helps to make abnormal structures such as neoplasms or hemorrhages more visible. However, the method causes a shift in the color balance, which may affect the diagnostic value of the images, and also enhances chromatic aberration at its borders.

Keywords: histogram equalization, CLAHE, contrast, fundus, cumulative distribution function (CDF), intensity histogram.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-82-88

ВСТУП

Попередня обробка зображень є важливим елементом медичної діагностики, зокрема у офтальмології при аналізі кольорових зображень очного дна, який застосовується для виявлення патологій сітківки (діабетична ретинопатія, глаукома та ін.) [1]. Зображення, отримані за допомогою фундус-камер, часто характеризуються низьким контрастом і наявністю шумів, що ускладнює виділення ключових анатомічних структур, зокрема судин сітківки [2]. Це зумовлює необхідність розробки більш ефективних методів підвищення контрастності відповідних зображень, які забезпечать більш якісне збереження локальних деталей та мінімізацію впливу шумів.

Серед сучасних підходів до покращення контрасту зображень виділяються методи гістограмної еквалізації, адаптивні методи, фільтрація на основі просторових і інтенсивних характеристик, а також методи глибокого навчання [2]. Однак традиційна гістограмна еквалізація може призводити до надмірного підсилення шуму, а методи глибокого навчання вимагають значних обчислювальних ресурсів і великих наборів даних для навчання.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

У цьому контексті метод гістограмної еквалізації з обмеженням контрасту вирізняється своєю здатністю локально підвищувати контрастність, уникаючи надмірного підсилення шуму, що робить його перспективним для обробки медичних зображень.

Існує низка методів для підвищення контрастності зображень, кожен із яких має свої переваги та обмеження. Одним із найпоширеніших підходів є традиційна гістограмна еквалізація (HE), яка перерозподіляє інтенсивності пікселів для створення більш рівномірної гістограми [1]. Цей метод є простим і швидким, однак часто призводить до надмірного підсилення шуму та втрат локальних деталей, що особливо проблематично для медичних зображень із неоднорідними областями, такими як очне дно. Для усунення недоліків HE було розроблено адаптивну гістограмну еквалізацію (АНЕ), яка застосовує еквалізацію локально у невеликих областях зображення. АНЕ краще зберігає локальні деталі, але може також підсилювати шум у однорідних областях, що знижує якість обробки. Метод Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) є вдосконаленою версією АНЕ, яка обмежує підсилення контрасту шляхом обрізання гістограми за заданим порогом. Це дозволяє уникати надмірного підсилення шуму, зберігаючи при цьому локальні деталі, що робить CLAHE особливо ефективним для медичних зображень [3]. CLAHE часто застосовується до каналу яскравості після перетворення зображення в альтернативний колірний простір, наприклад HSV або Lab, щоб уникнути спотворення кольорів. Однак у деяких дослідженнях зазначається, що обробка кожного каналу RGB окремо може бути корисною для специфічних задач, де потрібно незалежно підсилити контраст у кожному каналі [4].

Інший клас методів включає фільтрацію на основі просторових і інтенсивних характеристик, наприклад білатеральний фільтр, який згладжує зображення, зберігаючи краї [5]. Цей метод ефективно зменшує шум, але його обчислювальна складність і обмежена здатність підсилювати контраст у низькоконтрастних областях роблять його менш придатним для зображень очного дна.

Сучасні підходи, такі як методи глибокого навчання, також застосовуються для покращення контрасту. Наприклад, автокодери та генеративні змагальні мережі (GAN) можуть навчатися на великих наборах даних для адаптивного покращення зображень [6]. Хоча ці методи демонструють високу точність, вони потребують значних обчислювальних ресурсів і великих об'ємів даних для навчання, що обмежує їх використання в умовах обмежених ресурсів.

Отже, CLAHE вирізняється своєю ефективністю та адаптивністю для обробки медичних зображень, зокрема зображень очного дна. У даній роботі досліджується нестандартний підхід до застосування CLAHE шляхом обробки кожного каналу R, G, B окремо, що дозволяє незалежно підсилювати контраст у кожному каналі та потенційно покращувати видимість судин сітківки.

Метою роботи є удосконалення методу CLAHE для підвищення контрастності кольорових зображень очного дна на основі бази даних HRF. Пропонується нестандартний підхід до застосування CLAHE, який полягає в обробці кожного каналу R, G, B окремо, на відміну від типового застосування методу до каналу яскравості в альтернативних колірних просторах. Такий підхід дозволяє незалежно підсилювати контраст у кожному каналі, що сприяє кращій візуалізації деталей та структурних особливостей зображень очного дна. Результати оцінюються за допомогою кількісних і візуальних критеріїв.

1. МЕТОД CLAHE ТА ЙОГО УДОСКОНАЛЕННЯ ДЛЯ RGB ЗОБРАЖЕНЬ

Перший крок це розбиття зображення на області. Зображення розміром $W \times H$ ділиться на прямокутні області (tiles) розміром $M \times N$, де M і N визначаються параметром `tileGridSize`. У даній роботі використано `tileGridSize=(20, 20)`. Кількість областей у зображенні обчислюється як [7]:

$$N_{\text{tiles}} = \left\lfloor \frac{W}{M} \right\rfloor \times \left\lfloor \frac{H}{N} \right\rfloor \quad (1)$$

Якщо розміри зображення не кратні M або N , краї зображення обрізаються або доповнюються.

Обчислення гістограми для кожної області. Для кожної області T_k (де k — індекс області) будується гістограма інтенсивності $H_k(i)$, де i — значення інтенсивності (для 8-бітного зображення $i \in [0, 255]$). Гістограма визначається як:

$$H_k(i) = \sum_{(x,y) \in T_k} \delta(I(x,y), i), \quad (2)$$

де $\delta(a,b)=1$, якщо $a = b$, і 0 в іншому випадку, $I(x,y)$ — інтенсивність пікселя в позиції (x,y) .

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Обмеження контрасту (contrast limiting). Задається параметр clipLimit, який визначає максимальну висоту гістограми. Значення clipLimit у даній роботі встановлено як 5.0, що відповідає порогу для обрізання гістограми. Спочатку обчислюється поріг обрізання C :

$$C = \text{clipLimit} \times \frac{\text{total_pixels_in_tile}}{\text{number_of_bins}} \quad (3)$$

де $\text{total_pixels_in_tile} = M \times N$, а $\text{number_of_bins} = 256$ (для 8-бітного зображення).

Для кожної області:

Якщо $H_k(i) > C$, то $H_{\text{clipped},k}(i) = C$, а надлишок S_k рівномірно розподіляється між усіма бінами:

$$\Delta = \frac{S_k}{\text{number_of_bins}}, \quad (4)$$

$$H_{\text{clipped},k}(i) = H_{\text{clipped},k}(i) + \Delta \quad (5)$$

Процес повторюється, доки весь надлишок не буде розподілений.

Побудова функції кумулятивного розподілу (CDF). Для кожної області обчислюється CDF на основі обрізаної гістограми:

$$\text{CDF}_k(i) = \sum_{j=0}^i H_{\text{clipped},k}(j) \quad (6)$$

Максимальне значення CDF:

$$\text{CDF}_k(255) = \sum_{j=0}^{255} H_{\text{clipped},k}(j) = M \times N \quad (7)$$

CDF нормалізується до діапазону $[0, 1]$:

$$\text{CDF}_{\text{norm},k}(i) = \frac{\text{CDF}_k(i)}{\text{CDF}_k(255)} \quad (8)$$

Перетворення інтенсивності. Для кожного пікселя (x, y) у межах області T_k його інтенсивність $I(x, y)$ перетворюється:

$$I_{\text{new}}(x, y) = \text{CDF}_{\text{norm},k}(I(x, y)) \cdot 255 \quad (9)$$

Інтерполяція між областями: Оскільки піксель (x, y) може бути розташований на межі кількох областей, для уникнення артефактів застосовується білінійна інтерполяція. Для пікселя (x, y) , який належить до чотирьох сусідніх областей T_1, T_2, T_3, T_4 із відповідними CDF ($\text{CDF}_1, \text{CDF}_2, \text{CDF}_3, \text{CDF}_4$), результуюче значення обчислюється як:

$$I_{\text{new}}(x, y) = \sum_{m=1}^4 w_m \cdot (\text{CDF}_{\text{norm},m}(I(x, y)) \cdot 255) \quad (10)$$

де w_m — ваги білінійної інтерполяції, що залежать від відстані пікселя до центрів сусідніх областей:

$$w_m = (1 - \alpha)(1 - \beta), \quad \alpha = \frac{x - x_m}{M}, \quad \beta = \frac{y - y_m}{N} \quad (11)$$

де (x_m, y_m) — координати центру області T_m .

Після виконання перетворень інтенсивності для кожної області та інтерполяції між ними результати об'єднуються, формуючи кінцеве зображення з підвищеною контрастністю. Цей процес дозволяє локально адаптувати контраст, зберігаючи деталі в різних частинах зображення, що особливо важливо для медичних зображень, де потрібно чітко виділяти анатомічні структури без підсилення шуму.

У стандартному підході до застосування методу CLANE для кольорових зображень зображення спочатку перетворюється з простору RGB у колірний простір, який розділяє інформацію про яскравість і колір, наприклад HSV (Hue, Saturation, Value) або Lab (L — яскравість, а і b — колірні компоненти). У

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

просторі HSV CLAHE застосовується до каналу V (Value, який відповідає за яскравість), а канали H (Hue, відтінок) і S (Saturation, насиченість) залишаються незмінними. Аналогічно, у просторі Lab CLAHE застосовується до каналу L (яскравість), а канали a і b, які відповідають за колір, не змінюються. Такий підхід дозволяє підсилювати контраст, уникаючи спотворення кольорів, що є важливим для медичних зображень, де колір може мати діагностичне значення, наприклад, для виявлення крововиливів або змін у пігментації сітківки [8]. Після обробки каналу яскравості зображення перетворюється назад у простір RGB для подальшого використання.

Запропонований підхід полягає у застосуванні CLAHE окремо до кожного каналу R, G, B вихідного зображення в просторі RGB. Це означає, що зображення спочатку розбивається на три незалежні канали — червоний (R), зелений (G) і синій (B), кожен із яких є одноканальним зображенням із значеннями інтенсивності в діапазоні [0, 255] (для 8-бітного зображення). До кожного каналу застосовується алгоритм CLAHE з однаковими параметрами (clipLimit=5.0, tileGridSize=(20, 20)), що дозволяє незалежно підсилювати контраст у кожному каналі. Після обробки канали об'єднуються назад у кольорове зображення RGB [4].

Такий підхід має кілька особливостей. По-перше, незалежна обробка дозволяє враховувати специфіку видимості анатомічних структур у різних каналах. Підсилення контрасту в каналі G може зробити судини більш видимими, тоді як канали R і B можуть допомогти виділити інші структури, такі як крововиливи (які часто мають червоний відтінок). По-друге, такий підхід надає більше можливостей для контролю при обробці, оскільки параметри CLAHE налаштовуються окремо для кожного з каналів.

Для реалізації запропонованого підходу використано мову програмування Python та бібліотеку OpenCV [9], яка забезпечує зручні інструменти для обробки зображень, зокрема функцію cv2.createCLAHE() для застосування алгоритму CLAHE. Додатково використано бібліотеки NumPy для роботи з масивами даних та Matplotlib [10] для візуалізації результатів. Обробка проводилася на комп'ютері з операційною системою Windows 10. Зображення з тренувального набору даних HRF [11] масштабувалися до розміру 512×512 пікселів, нормалізувалися до діапазону [0, 1], після чого кожен канал R, G, B оброблявся окремо з однаковими параметрами: clipLimit=5.0 і tileGridSize=(20, 20). Оброблені канали об'єднувалися назад у кольорове зображення для подальшого аналізу.

Ефективність методу оцінювалася за кількісними показниками, зокрема середнім контрастом та середньою інтенсивністю для каналів R, G, B. Середній контраст обчислювався як стандартне відхилення інтенсивності пікселів для кожного каналу з подальшим усередненням:

$$\text{Contrast}_C = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I_{C,i} - \bar{I}_C)^2}, \quad \text{Contrast}_{\text{avg}} = \frac{\text{Contrast}_R + \text{Contrast}_G + \text{Contrast}_B}{3} \quad (12)$$

де C — канал (R, G або B), I_C — інтенсивність i -го пікселя в каналі C , $\bar{I}_C$ — середня інтенсивність у каналі C , N — кількість пікселів у зображенні. Цей показник відображає ступінь розсіювання інтенсивності пікселів, що є мірою контрастності.

Середня інтенсивність для кожного каналу обчислювалася як середнє арифметичне значень інтенсивності всіх пікселів у відповідному каналі:

$$\bar{I}_C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{C,i} \quad (13)$$

Цей показник дозволяє оцінити зміни в колірному балансі після обробки, порівнюючи значення $\bar{I}_R$, $\bar{I}_G$ і $\bar{I}_B$ до і після застосування CLAHE.

РЕЗУЛЬТАТИ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗ РОБОТИ МЕТОДУ

В таблиці 1 наведено результати роботи методу при обробці всіх зображень із набору HRF.

Обробка зображень із тренувального набору HRF показала вплив методу на контрастність і колірний баланс. Середній контраст для всіх зображень зріс із 0.2029 до 0.2118 (на 4.4%), а для зображення 40_training.tif — із 0.1433 до 0.1742 (на 21.6%), причому в каналі G приріст склав 40.5%, а в каналі B — 74.9%. Це сприяє кращій видимості судин сітківки, хоча контраст у каналі R незначно знизився. Середня інтенсивність для всіх зображень змінилася: R зменшилася з 0.4974 до 0.4844, G зросла з 0.2707 до 0.3625, B — з 0.1624 до 0.2705, що вказує на зсув колірного балансу в бік зелених і синіх відтінків.

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

Таблиця 1

Середні значення контрасту та інтенсивності зображень

Показник	Оригінал	Після обробки CLAHE
Середній контраст	0.2029	0.2118
Контраст R	0.2375	0.2305
Контраст G	0.1282	0.1801
Контраст B	0.0641	0.1121
Інтенсивність R	0.4974	0.4844
Інтенсивність G	0.2707	0.3625
Інтенсивність B	0.1624	0.2705

Візуальний аналіз підтверджує ці результати, на рисунку 1 видно, що після CLAHE судини сітківки стали більш контрастними, але підсилювались ефекти хроматичної аберації на краях, які створюють кольорові ореоли.



Рисунок 1 – Результат обробки зображення

Як видно із рисунку 2, гістограми інтенсивностей показують рівномірніший розподіл після обробки, особливо в каналі G, де діапазон розширився з 0.1–0.3 до 0.0–0.8.

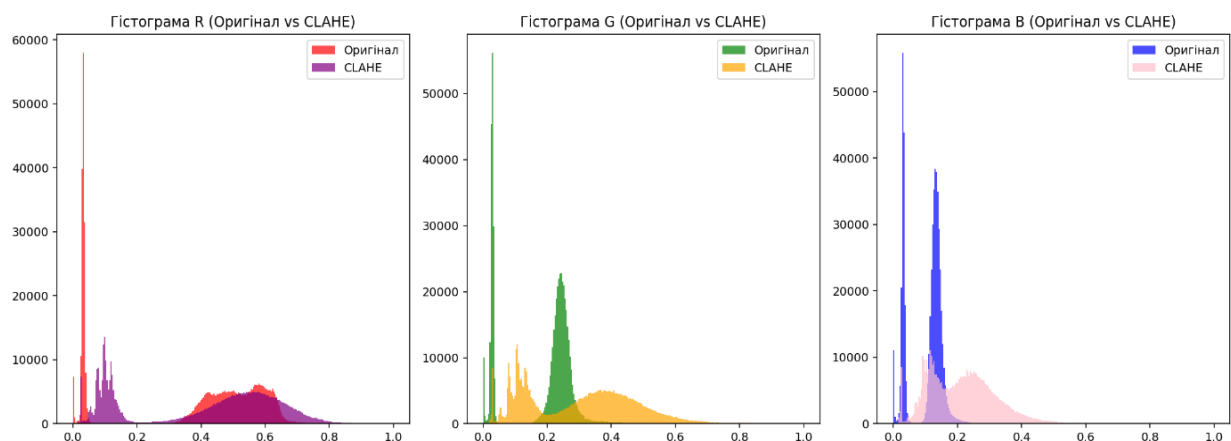


Рисунок 2 – Гістограми інтенсивностей

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

ВИСНОВКИ

Запропонований метод застосування CLANE шляхом окремої обробки каналів R, G, B продемонстрував свою ефективність для підвищення контрастності зображень очного дна, що підтверджується зростанням середнього контрасту на 4.4% та кращою видимістю судин сітківки, особливо в зеленому каналі, а також допомагає зробити більш помітними аномальні структури, такі як новоутворення чи крововиливи. Однак метод спричиняє зсув колірного балансу, що може впливати на діагностичну цінність зображень, а також підсилює хроматичну аберацію на його границях. Для подальшого вдосконалення потрібно дослідити можливість адаптивного налаштування параметрів CLANE для кожного каналу та порівняти підхід зі стандартним методом обробки в просторі HSV, щоб знайти оптимальний баланс між контрастністю та збереженням кольору. Загалом метод є перспективним для попередньої обробки зображень у задачах медичної діагностики, але потребує оптимізації та додаткових досліджень для інтеграції у сучасні медичні системи діагностики, зокрема для офтальмології.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Павлов, С. В., Вовкотруб, Д. В., Довгалюк, Р. Ю., & Хані, А.-З. Інформаційні технології підвищення якості біомедичних зображень. *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. 2012 № 21(2). С. 41-48 <https://itce.vntu.edu.ua/index.php/itce/article/view/52>
2. Павлов С. В., Салдан Й. Р., Злепко С. М., Азаров О. Д., Тимченко Л. І., Абраменко Л. В. Методи попередньої обробки томографічних зображень очного дна. *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*. 2019. № 2. С. 4-12. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/30520>
3. Карась О.В., Тимчик С.В., Салдан Ю.Р., Моминжанова К., Мойсєєв Д.В. Аналіз зображень очного дна на основі машинного навчання, *Опт-ел. інф-енерг. техн.* 2024. №. 47, вип. 1, с. 140–147 <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2024-47-1-140-147>
4. Reza, Ali M.. "Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLANE) for Real-Time Image Enhancement." *Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology*, Vol. 38 (2004): P.35-44. <https://link.springer.com/article/10.1023/B:VLSI.0000028532.53893.82>
5. О. В. Коменчук і О. Б. Мокін, «АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПЕРЕДОБРОБЛЕННЯ ПАНОРАМНИХ СТОМАТОЛОГІЧНИХ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗНІМКІВ ДЛЯ ЗАДАЧ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ», *Вісник ВПІ*. 2023. №5, с. 41–49, <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/38640>
6. Романюк О. Н., Павлов, С. В., Бобко, О. Л., Завальнюк, Є. К., Решетнік, О. О. (2024). Аналіз великих даних у комп'ютерній графіці. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*, 47(1), 50-57. <https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/43075>
7. Mishra, Akshansh. "Contrast limited adaptive histogram equalization (CLANE) approach for enhancement of the microstructures of friction stir welded joints." *arXiv preprint arXiv:2109.00886* (2021). <https://arxiv.org/pdf/2109.00886>
8. Бабюк Н. П., Павлов С. В., Колісник П. Ф., Лунінь Я. Особливості комп'ютерного аналізу біомедичних зображень мікроциркуляції кон'юнктиви ока. *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології*. 2021. №2: с.53-65. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/36182>
9. OpenCV Team. (n.d.). OpenCV: Open Source Computer Vision Library. OpenCV. Retrieved March 26, 2025, from <https://opencv.org/>
10. Matplotlib Developers. (n.d.). Matplotlib Pyplot Tutorial. Matplotlib. Retrieved March 26, 2025, from <https://matplotlib.org/stable/tutorials/introductory/pyplot.html>
11. Dataset Ninja. Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset. Dataset Ninja; 2025. Accessed February 10, 2025. <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>

REFERENCES

1. Pavlov, S. V., Vovkotrub, D. V., Dovgalyuk, R. Yu., & Khani, A.-Z. Information technologies for improving the quality of biomedical images. *Information technologies and computer engineering*. 2012 No. 21(2). P. 41-48 <https://itce.vntu.edu.ua/index.php/itce/article/view/52>
2. Pavlov S. V., Saldan Y. R., Zlepko S. M., Azarov O. D., Tymchenko L. I., Abramenko L. V. Methods for preprocessing tomographic images of the fundus. *Information technologies and computer engineering*. 2019. No. 2. P. 4-12. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/30520>

МЕТОДИ ТА СИСТЕМИ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННОЇ І ЦИФРОВОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА СИГНАЛІВ

3. Karas O.V., Tymchyk S.V., Saldan Yu.R., Mominzhanova K., Moiseyev D.V. Analysis of fundus images based on machine learning, Opt-el. inf-energ. tech. 2024. No. 47, issue 1, pp. 140–147 <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2024-47-1-140-147>
4. Reza, Ali M.. "Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement." Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology, Vol. 38 (2004): P.35-44. <https://link.springer.com/article/10.1023/B:VLSI.0000028532.53893.82>
5. O. V. Komenchuk and O. B. Mokin, "ANALYSIS OF PRE-PROCESSING METHODS OF PANORAMIC DENTAL X-RAY IMAGES FOR IMAGE SEGMENTATION PROBLEMS", Bulletin of the Ukrainian Institute of Dental Medicine. 2023. No. 5, pp. 41–49, <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/38640>
6. Romanyuk O. N., Pavlov, S. V., Bobko, O. L., Zavalnyuk, E. K., Reshetnik, O. O. (2024). Big data analysis in computer graphics. Optical-Electronic Information and Energy Technologies, 47(1), 50-57. <https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/43075>
7. Mishra, Akshansh. "Contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) approach for enhancement of the microstructures of friction stir welded joints." arXiv preprint arXiv:2109.00886 (2021). <https://arxiv.org/pdf/2109.00886>
8. Babyuk N. P., Pavlov S. V., Kolisnyk P. F., Lunin Ya. Features of computer analysis of biomedical images of conjunctival microcirculation. Optical-Electronic Information and Energy Technologies. 2021. No. 2: pp. 53-65. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/36182>
9. OpenCV Team. (n.d.). OpenCV: Open Source Computer Vision Library. OpenCV. Retrieved March 26, 2025, from <https://opencv.org/>
10. Matplotlib Developers. (n.d.). Matplotlib Pyplot Tutorial. Matplotlib. Retrieved March 26, 2025, from <https://matplotlib.org/stable/tutorials/introductory/pyplot.html>
11. Dataset Ninja. Visualization Tools for High Resolution Fundus Dataset. Dataset Ninja; 2025. Accessed February 10, 2025. <https://datasetninja.com/high-resolution-fundus>

Надійшла до редакції 15.02.25 р.

АНДРІКЕВИЧ СЕРГІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ – аспірант кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет,
e-mail: andrikevuch.serhii@gmail.com

ТУЖАНСЬКИЙ СТАНІСЛАВ ЄВГЕНОВИЧ – к.т.н, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, **e-mail: slavat@vntu.edu.ua**

SERHII ANDRIKEVYCH, STANISLAV TUZHANSKYI

**IMPROVED METHOD OF ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION FOR COLOR FUNDUS
IMAGES**

Vinnitsia National Technical University