

УДК 004.9

С. А. АНДРІКЕВИЧ, С. Є. ТУЖАНСЬКИЙ

## МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ ОПТИЧНИХ 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 статті проводиться порівняльний аналіз та оцінювання методів сегментації оптичних зображень очного дна з метою дослідження їх ефективності, точності, повноти та обчислювальної складності у Matlab. Проаналізовані методи Otsu, адаптивного порогоування, Watershed, K-середніх, алгоритм максимальної очікуваності (EM) та метод Франгі. Розглянуто особливості, переваги та недоліки в контексті застосування для діагностики захворювань очного дна.

**Ключові слова:** очне дно, Matlab, метод сегментації оптичних зображень.

**Abstract.** The paper presents a comparative analysis and evaluation of methods for segmenting optical fundus images in order to study their efficiency, accuracy, completeness, and computational complexity in Matlab. The methods analyzed are Otsu, adaptive thresholding, Watershed, K-means, maximum expectation algorithm (EM), and Frangi method. The features, advantages and disadvantages in the context of application for the diagnosis of fundus diseases are considered.

**Keywords:** Fundus, Matlab, optical image segmentation method.

DOI: 10.31649/1681-7893-2024-47-1-155-165

### ВСТУП

У сучасному світі хвороби очей (діабетична ретинопатія, вікова макулярна дегенерація, глаукома та інші) стають все більш поширеними. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, захворювання сітківки є основною причиною сліпоти у світі. Рання діагностика та лікування цих захворювань значно покращують прогнози для пацієнтів, але вимагають високоякісної візуалізації та аналізу зображень очного дна [1].

Одним з важливих етапів обробки зображень очного дна є сегментація – процес розбиття зображення на окремі частини, які відповідають різним об'єктам або структурам. Сегментація дозволяє лікарям виділяти і аналізувати ключові анатомічні структури [2], такі як сітківка, диск зорового нерва, судини та макула, що є критичним для діагностики та моніторингу очних захворювань.

Це дослідження є актуальним у зв'язку з постійним зростанням кількості цифрових офтальмологічних зображень та необхідністю автоматизації процесів їх аналізу. Сучасні методи обробки зображень та штучного інтелекту створюють нові можливості для підвищення точності та ефективності діагностики очних захворювань, що може сприяти збереженню зору мільйонів людей у всьому світі [3].

### АНАЛІЗ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА

Метод Otsu є одним із класичних підходів до сегментації зображень, запропонованих у 1979 році, який автоматично вибирає поріг для бінаризації зображення шляхом максимізації дисперсії між класами пікселів переднього плану та фону. Основною метою методу є розділення зображення на передній план і фон, аналізуючи гістограму інтенсивностей пікселів і знаходячи поріг, який мінімізує внутрішньокласову дисперсію або максимізує міжкласову дисперсію [6-9].

Метод Otsu добре працює для зображень з бімодальними гістограмами, але має обмеження у випадках нерівномірного освітлення. Він широко застосовується в різних галузях, таких як медична діагностика для обробки зображень з рентгенівських і МРТ сканувань, у системах автоматичного розпізнавання номерних знаків автомобілів, а також у сканерах та цифрових камерах для покращення якості зображень [10-17].

Формально, алгоритм Otsu виконується таким чином:

- Нормалізація гістограми:

$$p(i) = \frac{n_i}{N}, \quad (1)$$

де  $n_i$  — кількість пікселів з інтенсивністю  $i$ ,  $N$  — загальна кількість пікселів.

- Кумулятивна сума ймовірностей:

$$\begin{aligned} \omega_1(t) &= \sum_{i=0}^t p(i) \\ \omega_2(t) &= \sum_{i=t+1}^{L-1} p(i), \end{aligned} \quad (2)$$

де  $\omega_1(t)$  і  $\omega_2(t)$  — ймовірності переднього плану та фону відповідно,  $L$  — кількість рівнів сірого.

- Середні інтенсивності для кожного класу:

$$\begin{aligned} \mu_1(t) &= \frac{\sum_{i=0}^t i \cdot p(i)}{\omega_1(t)} \\ \mu_2(t) &= \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} i \cdot p(i)}{\omega_2(t)} \end{aligned} \quad (3)$$

- Загальна середня інтенсивність:

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (4)$$

- Міжкласова дисперсія:

$$\sigma_B^2(t) = \omega_1(t) \cdot \omega_2(t) \cdot (\mu_1(t) - \mu_2(t))^2 \quad (5)$$

- Знаходиться поріг  $t$ , який максимізує міжкласову дисперсію  $\sigma_B^2(t)$ .

На рисунку 1 показано приклад застосування методу Otsu для сегментації зображення очного дна. Зображення очного дна містить судини, диск зорового нерва та інші анатомічні структури, які необхідно виділити для подальшого аналізу. Метод Otsu успішно розділяє зображення на передній план (судини) та фон, що дозволяє легко ідентифікувати судини та інші важливі структури.

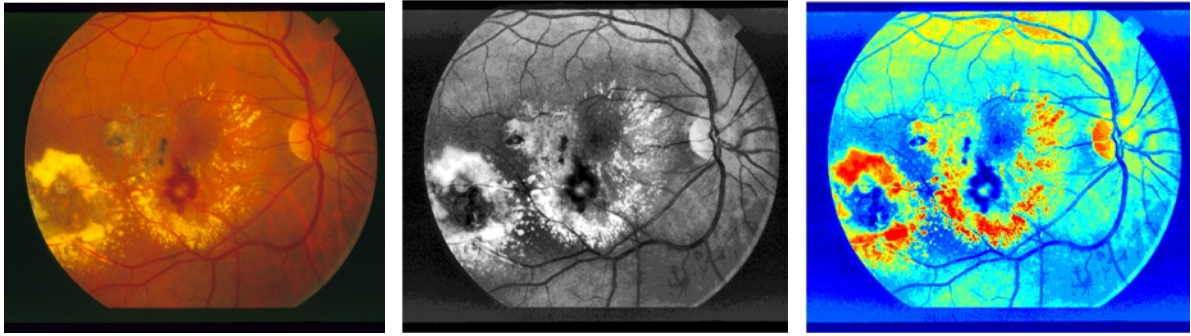


Рисунок 1 – Застосування методу Otsu

Цей метод широко використовується в медичній візуалізації, оскільки забезпечує надійну сегментацію структур, які мають чітке розділення між інтенсивностями пікселів.

Таким чином, метод Otsu є ефективним інструментом для автоматичної сегментації зображень з біомодальними гистограмами, дозволяючи виділити важливі структури для подальшого аналізу та діагностики. У даному прикладі метод Otsu продемонстрував високу здатність до виділення судин, однак виникають труднощі при виділенні структур з менш чіткими межами та нерівномірним освітленням.

Адаптивне порогоування є вдосконаленим пороговим методом, який враховує локальні особливості зображення, дозволяючи ефективніше справлятися з варіаціями освітлення і текстури. Цей метод розбиває зображення на малі ділянки і обчислює поріг для кожної ділянки окремо, що забезпечує більш точну сегментацію в порівнянні з глобальним порогоуванням [10]. Адаптивне порогоування використовується для поділу зображення на області інтересу на основі локальної інформації і є особливо корисним для сегментації судин сітківки, де нерівномірне освітлення є поширеною проблемою. Цей метод знаходить застосування у багатьох галузях, включаючи обробку медичних зображень, наприклад, для аналізу МРТ і рентгенівських знімків, а також у системах розпізнавання облич, автоматичного розпізнавання номерних знаків автомобілів та в машинному зорі для робототехніки. Він також широко використовується в цифрових камерах і сканерах для покращення якості зображень за умов поганого освітлення [18-24].

Формально, алгоритм адаптивного порогоування виконується наступним чином:

- Розбивка зображення на малі ділянки (вікна розміру  $W \times W$ ):

$$I_{local}(x, y) = I(x, y), \quad (6)$$

де  $I_{local}(x, y)$  — локальна область навколо пікселя  $(x, y)$ .

- Обчислення локального порогу:

$$T(x, y) = \frac{1}{W \times W} \sum_{(i, j) \in W} I(i, j), \quad (7)$$

де  $T(x, y)$  — локальний поріг для вікна розміру  $W \times W$ .

- Порівняння кожного пікселя з локальним порогом:

$$I_{bin}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } I(x, y) > T(x, y) \\ 0, & \text{якщо } I(x, y) \leq T(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

На рисунку 2 показано приклад застосування методу адаптивного порогоування для сегментації зображення очного дна. Це зображення містить різні інтенсивності освітлення, що ускладнює застосування глобальних методів порогоування. Адаптивне порогоування успішно визначає судини, враховуючи локальні зміни інтенсивності.



Рисунок 2 – Застосування методу адаптивного порогування

Метод адаптивного порогування має такі переваги, як здатність обробляти зображення з нерівномірним освітленням та підвищена точність сегментації для зображень з різноманітними текстурами. Недоліками цього методу є вищі обчислювальні витрати в порівнянні з глобальним порогуванням та можливість помилок при дуже малих або дуже великих розмірах вікна.

Таким чином, метод адаптивного порогування є ефективним інструментом для сегментації зображень з локальними варіаціями освітлення, що дозволяє виділити важливі структури для подальшого аналізу та діагностики. У даному прикладі метод адаптивного порогування продемонстрував високу здатність до виділення судин і інших структур навіть при наявності нерівномірного освітлення, але потребував більших обчислювальних ресурсів.

Метод Watershed є підходом до сегментації зображень, який використовує концепцію аналогічну гідрологічному процесу розділу водозбору. Він ґрунтується на уявленні зображення як топографічної карти, де інтенсивність пікселів відповідає висоті. Цей метод часто використовується для сегментації об'єктів з чіткими краями та для розділення злиплених об'єктів. Watershed працює за принципом заповнення "басейнів" з найнижчих точок до найвищих, створюючи "дамби" на місцях, де басейни починають зливатися, що дозволяє розділяти зображення на області, які відповідають окремим об'єктам[11]. Цей метод широко застосовується в медичній діагностиці для обробки зображень з МРТ і КТ, у біології для аналізу клітинних структур, а також у промислових застосуваннях для виявлення дефектів на виробничих лініях.

Формально, алгоритм Watershed виконується наступним чином:

- Градієнтне зображення:

$$G(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (9)$$

де  $G(x, y)$  — градієнтне зображення, а  $I(x, y)$  — вихідне зображення.

- Позначення маркерів:  
Вибираються початкові точки або області (маркери), які належать різним об'єктам.
- Заповнення водозбірних басейнів:

Починаючи з маркерів, зображення заповнюється, поки не зустрінуться межі різних басейнів. Цей процес можна уявити як заповнення водою басейнів, де "вода" поширюється з маркерів. В процесі заповнення виконується наступна умова:

$$I(x, y) \leq T, \quad (10)$$

де  $I(x, y)$  — інтенсивність пікселя, а  $T$  поріг, який змінюється в залежності від поточного рівня заповнення.

- Побудова "дамб" (меж):  
Створюються межі між різними басейнами, де вони зустрічаються.

$$\partial W = \{(x, y) \in \text{зображення} \mid I(x, y) = T\}, \quad (11)$$

де  $\partial W$  — межа басейну.

Метод Watershed є потужним інструментом для сегментації зображень, який дозволяє виділити важливі структури для подальшого аналізу та діагностики. Він демонструє високу точність сегментації для зображень з чіткими краями та здатність розділяти злиплі об'єкти. Однак метод Watershed чутливий

до шуму та артефактів, що може призводити до пересегментації, якщо не застосовуються попередні фільтри або обробка. На рисунку 3 видно, що метод Watershed успішно виділяє судини та інші анатомічні структури, але присутні області з пересегментацією та шумами, які можуть бути викликані нерівномірністю освітлення та артефактами зображення.

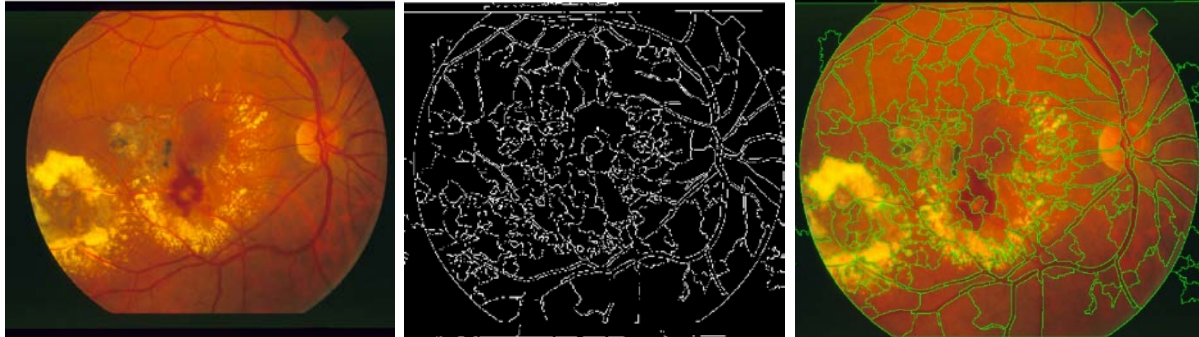


Рисунок 3 – Застосування методу Watershed

Метод К-середніх (K-means) є одним із найпопулярніших алгоритмів кластеризації, який використовується для поділу набору даних на окремі кластери. Основна ідея методу полягає в знаходженні центрів кластерів (середніх значень), які мінімізують суму квадратів відстаней від кожної точки даних до найближчого центру кластеру[12].

K-means широко застосовується в різних галузях, включаючи аналіз клієнтів у маркетингу, сегментацію зображень у комп'ютерному зорі, класифікацію текстів у машинному навчанні та в багатьох інших сферах, де необхідно знаходити природні групи в даних.

Формально, алгоритм К-середніх виконується таким чином:

- Ініціалізація - вибираються початкові центроїди випадковим чином або за допомогою певних стратегій.
- Призначення кластерів:

Кожен піксель  $x_i$  призначається до найближчого центроїда  $\mu_j$

$$c_i = \arg \min_j \|x_i - \mu_j\|, \quad (12)$$

де  $c_i$  — кластер, до якого належить піксель  $x_i$ , а  $\mu_j$  — центроїд кластеру  $j$ .

- Оновлення центроїдів:

Нові центроїди обчислюються як середні значення пікселів у кожному кластері

$$\mu_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{x_i \in C_j} x_i \quad (13)$$

де  $C_j$  — множина пікселів, що належать до кластеру  $j$ .

Ітерація - кроки 2 і 3 повторюються, поки центроїди не перестануть змінюватися або не буде досягнуто максимальну кількість ітерацій.

Метод К-середніх є ефективним інструментом для сегментації зображень, що дозволяє виділити різні структури для подальшого аналізу та діагностики. Він демонструє простоту і швидкість виконання, а також добре працює для чітко розділених кластерів. Однак метод залежить від початкової ініціалізації центроїдів, має можливість зупинитися у локальному мінімумі та потребує знання кількості кластерів K заздалегідь. На рисунку 4 видно, що метод К-середніх успішно виділяє основні анатомічні структури, але виникають труднощі при сегментації областей з менш чіткими межами, що може бути викликано початковою ініціалізацією та локальними мінімумами.

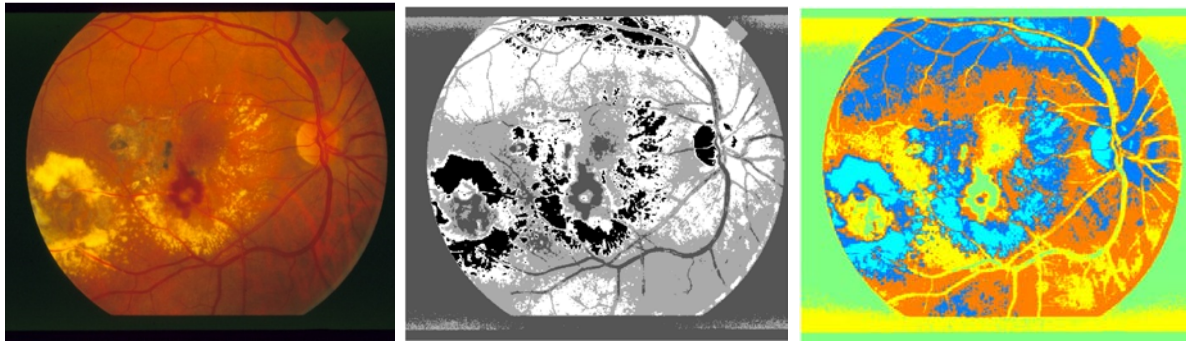


Рисунок 4 - Застосування методу К-середніх

Алгоритм максимальної очікуваності (Expectation-Maximization, EM) є потужним статистичним інструментом, який використовується для знаходження максимальної ймовірності параметрів в моделях з прихованими змінними. Він дозволяє ефективно працювати з неповними або зашумленими даними, де пряме обчислення параметрів є складним або неможливим. EM-алгоритм знаходить широке застосування у багатьох областях, включаючи машинне навчання, біоінформатику, обробку сигналів і комп'ютерне бачення. Завдяки своїй здатності ітеративно покращувати оцінки параметрів, він є ключовим інструментом для задач кластеризації, сегментації зображень і моделювання змішаних розподілів [13].

Формально, алгоритм EM виконується наступним чином:

- Ініціалізація - ініціалізуються параметри моделі, такі як середні, дисперсії та ваги компонентів, або інші параметри розподілу.
- E-крок (Очікування):

Обчислюються очікувані значення латентних змінних на основі поточних оцінок параметрів моделі:

$$Q(\theta | \theta^{(t)}) = E[\log L(\theta; X, Z) | X, \theta^{(t)}], \quad (14)$$

де  $\theta$  — параметри моделі,  $X$  — спостережувані дані,  $Z$  — латентні змінні,  $\log L$  — логарифм функції правдоподібності,  $\theta^{(t)}$  — поточні оцінки параметрів.

- M-крок (Максимізація):

Оновлюються оцінки параметрів шляхом максимізації очікуваного значення функції правдоподібності, обчисленого на E-кроку:

$$\theta^{(t+1)} = \arg \max_{\theta} Q(\theta | \theta^{(t)}) \quad (15)$$

- Ітерація - кроки 2 і 3 повторюються, поки зміни в параметрах не стануть меншими за заданий поріг або не досягнеться максимальна кількість ітерацій.

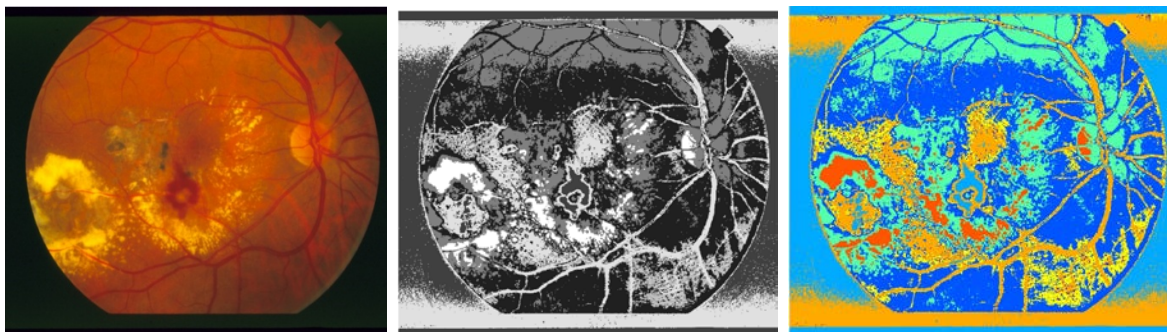


Рисунок 5 – Застосування методу EM

Метод максимальної очікуваності (EM) є потужним інструментом для сегментації зображень, що дозволяє виділити різні структури для подальшого аналізу та діагностики. Він має здатність обробляти складні моделі з латентними змінними та демонструє гнучкість у застосуванні до різних типів розподілів. Проте метод має недоліки, зокрема можливість збіжності до локальних максимумів і потребу в добрій

---

---

## БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

---

---

початковій ініціалізації параметрів. На рисунку 5 видно, що алгоритм EM успішно кластеризує пікселі за їх інтенсивностями, виділяючи різні структури очного дна, але можуть виникати труднощі при сегментації через можливу збіжність до локальних максимумів та залежність від початкової ініціалізації.

Метод Франгі (Frangi filter) є спеціалізованим інструментом для аналізу зображень, розробленим для виявлення судинних структур у медичних зображеннях. Цей метод базується на обчисленні власних значень матриці Гессіана для кожної точки зображення, що дозволяє виділяти трубчасті структури, такі як кровоносні судини. Метод Франгі широко застосовується в медичній діагностиці для аналізу зображень, отриманих за допомогою МРТ, КТ та ангіографії, а також у інших областях, де важливо виділити подібні структури. Його здатність ефективно виявляти судини робить його незамінним інструментом для дослідження анатомії та патологій судинної системи [14].

Принцип роботи методу Франгі:

Метод Франгі використовує матрицю Гессіана для оцінки локальної кривизни зображення. Для кожного пікселя зображення обчислюється матриця Гессіана, яка складається з другої похідної зображення по просторових координатах. Власні значення цієї матриці дозволяють виявити структури, що мають трубчасту форму.

Формально, матриця Гессіана  $H$  для зображення  $I$  обчислюється як:

$$H(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (16)$$

Далі обчислюються власні значення  $\lambda_1$  та  $\lambda_2$  матриці Гессіана, де  $|\lambda_1| \leq |\lambda_2|$ . Власні значення характеризують форму локальних структур:  $\lambda_1 \approx 0$  та  $\lambda_2$  значно більше нуля вказують на наявність трубчастої структури.

Етапи роботи методу Франгі:

- Попередня обробка зображення - виконується нормалізація яскравості, фільтрація шуму та покращення контрастності для підготовки зображення до аналізу.
- Обчислення матриці Гессіана - для кожного пікселя зображення обчислюється матриця Гессіана.
- Обчислення власних значень - з матриці Гессіана обчислюються власні значення  $\lambda_1$  та  $\lambda_2$ .
- Оцінка трубчастості - власні значення використовуються для оцінки ймовірності того, що піксель належить до судинної структури. Це оцінка обчислюється як:

$$V(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{якщо } \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) & \end{cases}, \quad (17)$$

де  $R_B = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_2|}$  — співвідношення власних значень, яке характеризує форму структури,

$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$  — міра сили сигналу,  $\beta$  та  $c$  — параметри, що налаштовуються для регулювання чутливості методу.

На рисунку 6 показано приклад застосування методу Франгі для сегментації зображення очного дна. Метод Франгі дозволяє ефективно виділити судини навіть при низькому контрасті та наявності шуму.

Метод Франгі має низку переваг, серед яких висока чутливість до трубчастих структур та здатність працювати при низькому контрасті і наявності шуму. Однак метод має й недоліки, зокрема залежність від параметрів, які потребують налаштування, та високу обчислювальну складність.

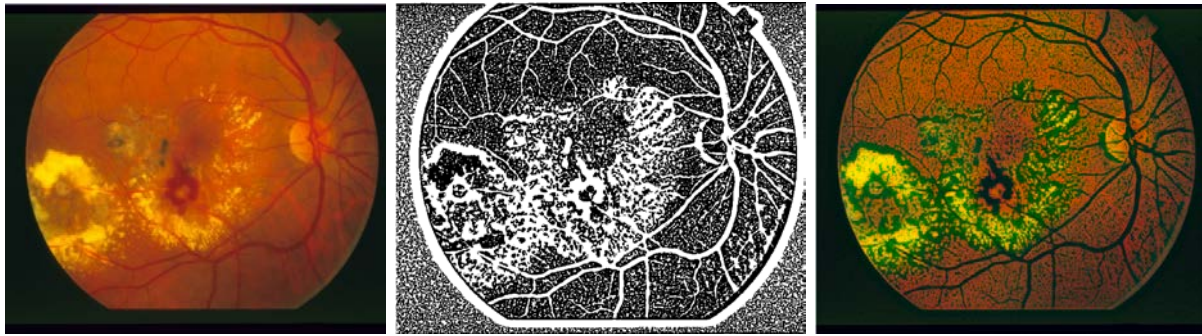


Рисунок 6 – Застосування методу Франгі

Таким чином, метод Франгі є потужним інструментом для сегментації судинних структур в зображеннях очного дна, що дозволяє виділити важливі структури для подальшого аналізу та діагностики.

### ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА У MATLAB

Для дослідження ефективності методів сегментації зображень очного дна було використано програмне забезпечення Matlab та пакет для обробки зображень Image Processing Toolbox [4]. Використання Matlab дозволяє ефективно реалізовувати різні алгоритми сегментації та проводити детальний аналіз результатів їх роботи.

Перед застосуванням методів сегментації виконувалася попередня обробка зображень. Попередня обробка включала етапи нормалізації яскравості, фільтрації шуму та покращення контрастності зображення [5,6]. Ці кроки були необхідні для підвищення якості зображень та забезпечення більш точної сегментації структур очного дна.

У ході дослідження було проведено аналіз результатів роботи різних методів сегментації. На прикладах результатів роботи методів зображено оригінали зображень, результати сегментації та накладений результат на оригінал або з накладенням фільтрів. Такий підхід дозволяє покращити візуальне сприйняття результатів та оцінити точність роботи методів [7]. Накладення сегментованих зображень на оригінальні дозволяє візуально порівняти виділені структури з реальними анатомічними елементами, що є важливим для виявлення переваг та недоліків кожного методу сегментації [8].

У цьому розділі представлено оцінку методів сегментації оптичних зображень очного дна за такими критеріями: коефіцієнти схожості двох множин пікселів у еталонному зображенні (повнота), частка правильно сегментованих пікселів серед усіх позитивних пікселів у еталонному зображенні (точність), частка правильно сегментованих пікселів серед усіх пікселів зображення (точність) та обчислювальна складність. Методи були протестовані на базі даних High-Resolution Fundus (HRF).

High-Resolution Fundus (HRF) — це база даних, яка містить високоякісні зображення очного дна, призначені для досліджень в галузі офтальмології. Вона включає 45 кольорових зображень очного дна і 45 зображень-маски роздільною здатністю 3504x2036 пікселів у форматі .jpg, на яких експерти вручну позначили судини. Результати роботи методів сегментації порівнюються з цими еталонними зображеннями-масками. На рисунку 7 показано приклади зображення і маски, із бази даних HRF.



Рисунок 7 – Зображення очного дна та маска виділена експертом (з бази даних HRF)



## БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

Оцінка здатності методів сегментації виділяти судини на зображеннях очного дна є важливою складовою для забезпечення точності діагностики, моніторингу лікування, розробки нових терапевтичних підходів та аналізу кровообігу. Використання точних методів сегментації може значно підвищити якість медичних послуг та ефективність лікування офтальмологічних захворювань.

Критерії оцінки:

- Dice Coefficient (коефіцієнт Дайса) оцінює схожість між сегментованим зображенням і еталонним зображенням (ground truth). Він обчислюється за формулою:

$$\text{Dice} = \frac{2 \cdot |A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (18)$$

де  $A$  і  $B$  — множини пікселів сегментованого і еталонного зображень відповідно. Значення Dice варіюється від 0 (немає збігу) до 1 (повний збіг).

- Jaccard Index (індекс Жаккара), також відомий як коефіцієнт Intersection over Union (IoU), вимірює схожість між двома множинами пікселів. Він визначається як відношення перетину до об'єднання множин:

$$\text{Jaccard} = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}. \quad (19)$$

Значення Jaccard варіюється від 0 до 1, де 1 означає ідеальну сегментацію.

- Повнота (recall) визначає частку правильно сегментованих пікселів серед усіх позитивних пікселів у еталонному зображенні:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (20)$$

де  $FN$  — кількість хибно негативних пікселів.

- Точність (accuracy) визначає частку правильно сегментованих пікселів серед усіх пікселів зображення:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (21)$$

де  $TN$  — кількість істинно негативних пікселів.

- Обчислювальна складність оцінює ресурси (час і пам'ять), необхідні для виконання сегментації. Вона виражена в вимірюваних значеннях часу виконання.

Таблиця 1

Результати тестування методів сегментації зображень очного дна у Matlab

Метод	Коеф. Дайса	Індекс Жаккара	Повнота	Точність	Обчислювальна складність, сек.
Otsu	0.1444	0.0769	0.8064	0.2533	26.16
Адаптивне порогоування	0.0286	0.0143	0.0464	0.6727	30.43
Watershed	0.1461	0.0782	0.4409	0.5876	235.95
K-means	0.1141	0.0585	0.4536	0.5397	201.28
EM	0.0340	0.0187	0.0697	0.7826	10394.51
Frangi	0.4845	0.3262	0.4308	0.9325	372.48

Результати порівняння методів сегментації зображень очного дна з бази даних HRF у Matlab наведені у таблиці 1 (результати отримано на ноутбучі Dell Vostro /Intel Core i7-1255U / RAM 16 ГБ / SSD 512 ГБ / Intel Iris Xe Graphics).

## ВИСНОВКИ

У роботі проведено аналіз методів сегментації оптичних зображень очного дна та досліджено їх інтегральну ефективність за критеріями Дайса, Жаккара, повнотою, точністю та обчислювальною складністю. Проаналізовані методи Otsu, адаптивного порогування, Watershed, K-середніх, алгоритм максимальної очікуваності (EM) та метод Франгі. Розглянуто особливості, переваги та недоліки в контексті застосування для діагностики захворювань очного дна.

На основі отриманих результатів можна зробити висновок, що метод Frangi є найбільш ефективним для сегментації судин сітківки ока серед розглянутих методів. Він забезпечує високу точність і хорошу здатність до виявлення судин, хоча потребує більше часу на обробку в порівнянні з деякими іншими методами. Методи Otsu та Watershed можуть бути корисні для швидкої грубої сегментації, але їх точність значно нижча. Адаптивне порогування та EM мають значні обмеження в застосуванні до даної задачі.

Для подальшого покращення сегментації пропонується розглянути комбінування розглянутих методів та застосування більш сучасних підходів з використанням технологій глибокого навчання.

### ПОДЯКА

*Дослідження виконано за підтримки гранту Національного фонду досліджень України 2022.01/0135.*

### ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ / REFERENCES

1. Wójcik, W., Pavlov, S., Kalimoldayev, M. (2019). Information Technology in Medical Diagnostics II. London: Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. – 336 Pages, <https://doi.org/10.1201/9780429057618>. eBook ISBN 9780429057618.
2. Grychaniuk, I., & Nosovets, O. (2021). Analysis of data augmentation methods for retinal vessel segmentation tasks. *Molodyi vchenyi*, 10 (98), 1-5. URL: <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2021-10-98-23>.
3. Almotiri, J.; Elleithy, K.; Elleithy, A. (2018). Retinal Vessels Segmentation Techniques and Algorithms: A Survey. *Appl. Sci.*, 8, 155. URL: <https://doi.org/10.3390/app8020155>
4. Plesanmi, A. E., Plesanmi, T., & Gbotoso, G. A. (2023). A systematic review of retinal fundus image segmentation and classification methods using convolutional neural networks. *Healthcare Analytics*, 4, 100261. ISSN 2772-4425. URL: <https://doi.org/10.1016/j.health.2023.100261>.
5. Gilat, A. (2004). MATLAB: An Introduction with Applications 2nd Edition. John Wiley & Sons. ISBN 978-0-471-69420-5.
6. Retinal Image Preprocessing: Background and Noise Segmentation. ResearchGate. URL: [https://www.researchgate.net/publication/260350802\\_Retinal\\_Image\\_Preprocessing\\_Background\\_and\\_Noise\\_Segmentation](https://www.researchgate.net/publication/260350802_Retinal_Image_Preprocessing_Background_and_Noise_Segmentation)
7. Sarki, R., Ahmed, K., Wang, H., Zhang, Y., Ma, J., & Wang, K. (2021). Image Preprocessing in Classification and Identification of Diabetic Eye Diseases. *Data Sci Eng.*, 6(4), 455-471. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8370665/>
8. Niemeijer, M., Staal, J., van Ginneken, B., Loog, M., & Abramoff, M. D. (2004). Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database. *Proc. SPIE 5370, Medical Imaging 2004: Image Processing*, (12 May 2004). URL: <https://doi.org/10.1117/12.535349>.
9. Saha Tchinda, B., Tchiotsop, D., Noubom, M., Louis-Dorr, V., & Wolf, D. (2021). Retinal blood vessels segmentation using classical edge detection filters and the neural network. *Informatics in Medicine Unlocked*, 23, 100521. ISSN 2352-9148. URL: <https://doi.org/10.1016/j.imu.2021.100521>.
10. Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62-66. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4310076>
11. Bradley, D., & Roth, G. (2007). Adaptive thresholding using the integral image. *Journal of Graphics Tools*, 12(2), 13-21. URL: <https://doi.org/10.1080/2151237X.2007.10129236>.
12. Marciniak, T., Stankiewicz, A., & Zaradzki, P. (2023). Neural Networks Application for Accurate Retina Vessel Segmentation from OCT Fundus Reconstruction. *Sensors*, 23, 1870. URL: <https://doi.org/10.3390/s23041870>.
13. Introduction to K-Means Clustering Algorithm. Analytics Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/08/comprehensive-guide-k-means-clustering/>.

14. Sigworth, F. J., Doerschuk, P. C., Carazo, J. M., & Scheres, S. H. (2010). An introduction to maximum-likelihood methods in cryo-EM. *Methods Enzymol.*, 482, 263-94. URL: [https://doi.org/10.1016/S0076-6879\(10\)82011-7](https://doi.org/10.1016/S0076-6879(10)82011-7).
15. Frangi, A. F., Niessen, W. J., Vincken, K. L., & Viergever, M. A. (1998). Multiscale vessel enhancement filtering. *Lecture Notes in Computer Science*, 1496, 130-137. URL: <https://doi.org/10.1007/BFb0056195>.
16. Pavlov S.V., Martianova T.A., Saldan Y.R., and etc., "Methods and computer tools for identifying diabetes-induced fundus pathology", *Information Technology in Medical Diagnostics II*. CRC Press, Balkema book, Taylor & Francis Group, London, UK, 87-99, 2019.
17. SaldanYosyp, Sergii Pavlov, Vovkotrub Dina, Waldemar Wójcik, and etc., "Efficiency of optical-electronic systems: methods application for the analysis of structural changes in the process of eye grounds diagnosis," *Proc. SPIE 10445, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High Energy Physics Experiments 2017*, 104450S (2017).
18. Lytvynenko, V., Lurie, I., Voronenko, M., etc., "The use of Bayesian methods in the task of localizing the narcotic substances distribution," *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2, 8929835, 60–63 (2019).
19. Friedman, Jerome, Trevor Hastie, and Robert Tibshirani., "The elements of statistical learning," [hastie.su.domains/ElemStatLearn](http://hastie.su.domains/ElemStatLearn) (2009).
20. Kvyetnyy Roman, Bunyak Yuriy, Sofina Olga, and etc., "Blur recognition using second fundamental form of image surface," *Proc. SPIE 9816, Optical Fibers and Their Applications 2015*, 98161A (17 December 2015).
21. Zabolotna, N. I., Sholota V. V., Okarskyi H. H., "Methods and systems of polarization reproduction and analysis of the biological layers structure in the diagnosis of pathologies," *Proc. SPIE 11369*, 113691S (2020).
22. Avrunin O.G., Tymkovich M.Y., Saed H.F.I., etc., "Application of 3D printing technologies in building patient-specific training systems for computing planning in rhinology," *Information Technology in Medical Diagnostics II - Proceedings of the International Scientific Internet Conference on Computer Graphics and Image Processing and 48th International Scientific and Practical Conference on Application of Lasers in Medicine and Biology*, 7 (2019).
23. Selivanova K.G., Avrunin O.G., Tymkovich M.Y., Manhora T.V., etc., "3D visualization of human body internal structures surface during stereo-endoscopic operations using computer vision techniques," *Przegląd Elektrotechniczny*, 9, 30-33 (2021).
24. Tymkovich M., Gryshkov O., Avrunin O., Selivanova K., etc. "Application of SOFA Framework for Physics-Based Simulation of Deformable Human Anatomy of Nasal Cavity", *IFMBE Proceedings*, 112 (2021).

*Надійшла до редакції 30.04.2024 р.*

**АНДРІКЕВИЧ СЕРГІЙ АНАТОЛІЙОВИЧ** - аспірант кафедри біомедичної інженерії, Вінницького національного технічного університету, м. Вінниця, ***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  
**OPTICAL FUNDUS IMAGE SEGMENTATION METHODS**

Vinnytsia National Technical University