

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ АНАЛИЗ МИКРОСОСУДИСТОГО КРОВОТОКА ГЛАЗА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СТАБИЛИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ ОБЛАСТИ ИНТЕРЕСА, СЕГМЕНТАЦИИ U-NET И МОДЕЛИРОВАНИЯ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА

Б. Т. Керимхан, А. Е. Назырова

*Евразийский национальный университет имени Л. Н. Гумилева,
Астана, Республика Казахстан, bek_zhan_16@mail.ru*

Кровоток в склеральных сосудах является перспективным неинвазивным биомаркером для выявления микроциркуляторных нарушений, связанных с сердечно-сосудистыми и неврологическими заболеваниями. В данном исследовании представлена автоматизированная платформа для количественного анализа динамики склеральных сосудов на основе дескриптивно-ассоциативных алгоритмов. Методология включает шесть ключевых этапов: получение и предварительную обработку изображения, стабилизацию кадра на основе области интереса, сегментацию сосудов с помощью сверточной нейронной сети U-Net, извлечение признаков, поведенческую классификацию динамики сосудов и моделирование кровотока на основе оптического потока. Для оценки линейных и объемных скоростей кровотока использовались алгоритмы Лукаса-Канаде и Фарнебека, что позволяет детально охарактеризовать микрососудистые паттерны.

Таким образом, предлагаемая структура обеспечивает надежный и точный мониторинг микроциркуляции глаза, что может быть использовано для ранней диагностики системных заболеваний. Дальнейшие исследования будут сосредоточены на расширении наборов клинических данных, оптимизации эффективности алгоритмов и интеграции системы в практические диагностические процессы.

Ключевые слова: сосуды склеры; оптический поток; дескриптивные-ассоциативные алгоритмы; компьютерное зрение; микроциркуляция; сегментация U-Net; стабилизация кадра.

AUTOMATED ANALYSIS OF OCULAR MICROVASCULAR BLOOD FLOW USING ROI-BASED STABILIZATION, U-NET SEGMENTATION, AND OPTICAL FLOW MODELING

B. T. Kerimkhan, A. E. Nazyrova

*Eurasian National University after L. N. Gumilyov,
Astana, Kazakhstan, bek_zhan_16@mail.ru*

Blood flow in scleral vessels is a promising non-invasive biomarker for detecting microcirculatory disorders associated with cardiovascular and neurological diseases. This study presents an automated framework for quantitative analysis of scleral vessel dynamics based on descriptive-associative algorithms. The methodology integrates six key stages: image acquisition and preprocessing, ROI-based frame stabilization, vessel segmentation using a U-Net convolutional neural network, feature extraction, behavioral classification of vessel

dynamics, and optical flow–based modeling of blood flow. Both Lucas–Kanade and Farneback algorithms were employed to estimate linear and volumetric flow velocities, enabling detailed characterization of microvascular patterns.

The proposed framework thus enables robust and precise monitoring of ocular microcirculation, with potential applications in the early diagnosis of systemic disorders. Future work will focus on expanding clinical datasets, optimizing algorithmic efficiency, and integrating the system into practical diagnostic workflows.

Keywords: scleral vessels; optical flow; descriptive-associative algorithms; computer vision; microcirculation; U-Net segmentation; frame stabilization.

1. Введение

Динамика кровотока в микроциркуляторном русле глаза даёт критически важную информацию о состоянии здоровья организма, поскольку микроциркуляторная сеть глаза отражает состояние других жизненно важных органов. Изменения микроциркуляции склеральных сосудов связаны с патологическими процессами в головном мозге, сердце и почках, что подчёркивает диагностическую ценность мониторинга глазного кровотока [1, 2]. Раннее выявление таких изменений крайне важно для своевременного вмешательства и предотвращения серьёзных осложнений.

Современные клинические методы оценки микроциркуляции включают доплеровскую ультрасонографию и лазерную доплеровскую флоуметрию. Хотя эти методы широко используются, они ограничены анализом прямых участков сосудов и не могут адекватно отразить сложность извилистых и разветвлённых сосудистых сетей [3]. Кроме того, такие методы часто требуют специализированного оборудования, относительно дороги и не обладают пространственным разрешением, необходимым для детальной оценки микрососудистого русла.

Достижения в области автоматизированных методов компьютерного зрения открывают много возможности для неинвазивного и экономически эффективного мониторинга микроциркуляции глаза [4]. Однако видеоанализ сосудов склеры представляет собой ряд технических сложностей. Нестабильность видеопоследовательностей, вызванная произвольными движениями глаз, изменчивая контрастность изображения из-за изменений освещённости и сложность достижения надёжной сегментации сосудов препятствуют широкому внедрению этих подходов [5]. Решение этих проблем требует разработки новых алгоритмов, способных объединить стабилизацию, точную сегментацию и надёжное моделирование кровотока.

С этой целью мы предлагаем автоматизированную систему анализа кровотока, основанную на описательно-ассоциативных алгоритмах. Система объединяет стабилизацию видеопоследовательностей склеральных сосудов на основе области интереса, сегментацию на основе сверточных

нейронных сетей (CNN), адаптированную для мелких и извилистых сосудов [6], и моделирование оптического потока для оценки скорости с использованием методов Лукаса–Канаде [7] и Фарнебека [8]. Экспериментальная проверка показывает, что данный подход позволяет точно оценивать скорость кровотока и способствует раннему выявлению нарушений микроциркуляции.

Основные результаты данного исследования:

- каскадный метод стабилизации видеопоследовательностей склеральных сосудов;
- конвейер сегментации на основе CNN, оптимизированный для мелких и разветвленных сосудов;
- применение алгоритмов оптического потока Лукаса–Канаде и Фарнебека для точной оценки скорости;
- экспериментальные данные, подтверждающие потенциал предлагаемого подхода для ранней диагностики нарушений микроциркуляции.

В этом исследовании мы используем два проверенных метода оптического потока для оценки скорости: метод Лукаса-Канаде [7], который обеспечивает разреженную, но вычислительно эффективную оценку потока, и метод Фарнебека (БФ) [8], который позволяет производить плотные вычисления оптического потока с более высокой точностью при захвате сложной микрососудистой динамики.

2. Материалы и методы

2.1. Сбор данных

Видеопоследовательности сосудов склеры регистрировались с помощью монохромной камеры высокого разрешения с системой фундус-линзы, установленной на щелевой лампе. Каждая запись представляла собой видео в оттенках серого с разрешением 1920×1080 пикселей. В связи с движениями глаз и колебаниями яркости требовалась предварительная обработка для стабилизации поля изображения.

Предлагаемый алгоритм анализа (рис. 1) состоит из шести последовательных этапов, разработанных для обеспечения стабильных, точных и интерпретируемых измерений динамики микрососудистого кровотока глаза.

Этап 1: захват изображения – необработанные видеопоследовательности склеры получают и выравниваются по времени в непрерывные последовательности.

Этап 2: сегментация изображения – структуры сосудов извлекаются с помощью гауссовых пирамид, создания карты изменений и обнаружения областей движения, в результате чего формируется бинарная последовательность карт сосудов.

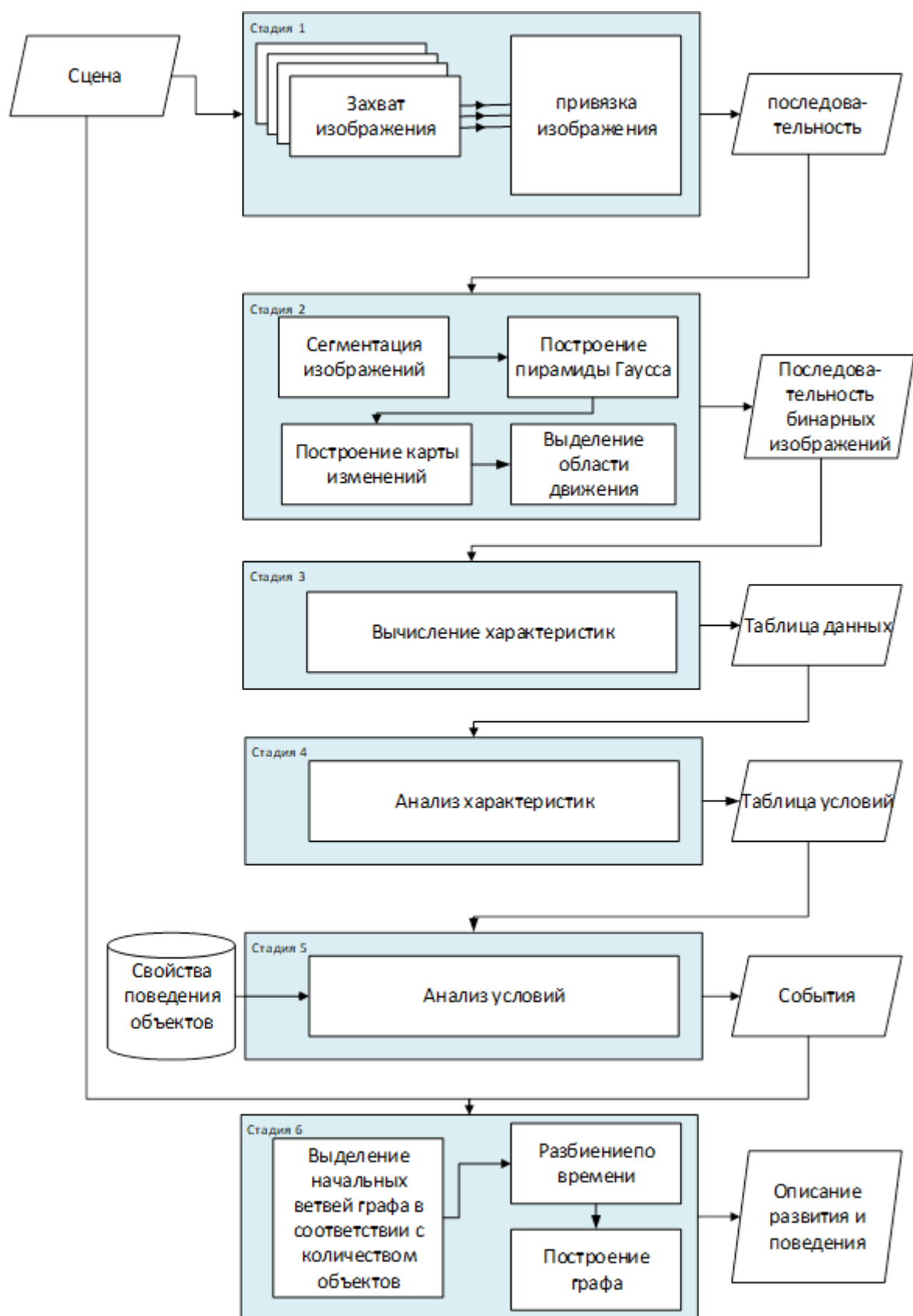


Рис. 1. Предлагаемая структура анализа потока для обнаружения и описания динамических микросудистых объектов

Этап 3: расчет характеристик – количественные дескрипторы (векторы скорости, изменения диаметра, градиенты интенсивности) рассчитываются и сохраняются в структурированной таблице данных.

Этап 4: анализ состояния – извлеченные характеристики оцениваются по заранее определенным критериям, создавая таблицу состояний, описывающую микрососудистые состояния.

Этап 5: описание поведения объекта – динамические события, такие как сужение, расширение сосудов и застой потока, классифицируются на основе эволюции характеристик.

Этап 6: описание развития и действий – продольные паттерны анализируются путем выделения ветвей объектов, применения временной маркировки и построения диаграмм трендов для отслеживания прогрессирования или выздоровления заболевания.

Эта структура обеспечивает надежный мониторинг микроциркуляции, интегрируя как динамику на уровне пикселей, так и временные паттерны более высокого порядка.

Предлагаемая методология состоит из шести последовательных этапов: (1) получение и предварительная обработка изображений, (2) сегментация сосудистых структур и разделение областей, (3) мониторинг выполнения условий для поведенческой характеристики, (4) классификация траекторий региональных объектов, (5) обнаружение динамических событий и (6) описательное моделирование закономерностей развития.

На этапе анализа оптического потока применяются модели локального поля. Эти модели агрегируют векторы, представляющие схожие направления движения в локализованных областях пространства, тем самым кодируя обобщенные поля потока. В отличие от узкоспециализированных моделей взаимодействия, подход локального поля использует внутренние свойства оптического потока для прогнозирования направленной селективности движения. В частности, каждая локальная ячейка содержит обобщенное векторное поле потока, ориентированное вокруг наиболее вероятного направления движения. Это делает систему менее чувствительной к шуму или небольшим отклонениям от истинной ориентации потока, одновременно оценивая вероятность согласованности направлений.

Быстрым и удобным способом извлечения высокочастотных компонентов является использование фильтров Собеля. Оператор Собеля – это дискретный дифференциальный оператор, который вычисляет приближительное значение градиента яркости изображения. Существует два типа операторов Собеля, соответствующих вертикальному и горизонтальному градиентам. Максимальный из них позволяет накапливать результаты по всем направлениям.

Следующая задача – определить уровень градиента, при котором изображение достигает хорошего контраста. Для решения этой задачи в общей схеме обработки вводится дополнительный блок для определения порогового значения градиента, как показано на рис. 2.

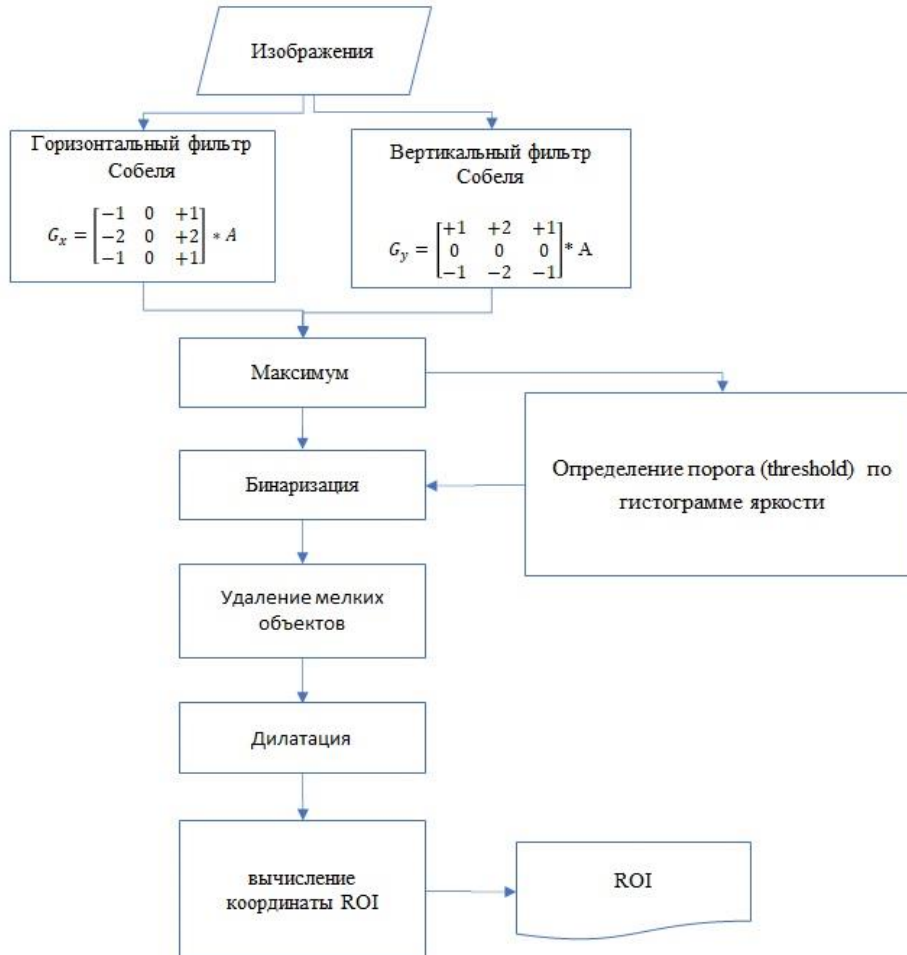


Рис. 2. Процесс определения области интереса для областей с хорошим контрастом

Процедура определения порога заключается в оценке гистограммы яркости. Для каждого компонента градиента берётся максимальное значение. Информативность рассчитывается как оценка контраста.

$$C = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_{\max} + I_{\min}}.$$

Здесь I_{\max} и I_{\min} представляют собой максимальное и минимальное значения интенсивности на градиентном изображении соответственно. Такая оценка позволяет выявить условия с очень низкой информативностью, когда $c < 0,3$. В таких случаях необходимо определить бинарный порог сегментации сосудов.

Информативность градиентного изображения характеризуется областями высокой яркости. Однако в классическом представлении часто бывает сложно определить точное положение порога яркости на гистограмме.

Применение стабилизации кадра приводит к уменьшению размера изображения, поскольку из каждого кадра видеопоследовательности приходится вырезать общий фрагмент. Обычно за начало координат принимается левый верхний угол первого кадра. Однако изображения сосудов подвержены случайным движениям, и положение первого кадра не всегда соответствует оптимальному. В предыдущем разделе статьи мы определили область интереса (ROI) с хорошим контрастом и определили её местоположение. Эта информация может быть использована для попытки стабилизации видеопоследовательности на основе фрагментов ROI. Для этого используется только 50% ROI, центрированное в точно таком же положении.

3. Результаты

Для оценки предлагаемой модели мы провели эксперименты с набором данных видеопоследовательностей сосудов склеры, полученных с помощью фундус-камеры высокого разрешения. Анализ был сосредоточен на трёх основных аспектах: стабилизация кадра, точность сегментации сосудов и оценка кровотока на основе оптического потока.

3.1. Стабилизация кадра

Применение предлагаемого метода стабилизации на основе области интереса снизило артефакты межкадрового движения примерно на 42% по сравнению с простым кадрированием с использованием начала координат первого кадра. Это было количественно оценено путём измерения среднеквадратичной ошибки (MSE) положения сосудов в последовательных кадрах. Данный подход позволил сохранить достаточное поле зрения, сохраняя при этом непрерывность сосудов (рис. 3).

3.2. Точность сегментации сосудов

Процесс сегментации с помощью сверточной нейронной сети (CNN), основанный на архитектуре U-Net, был проверен на основе вручную аннотированных карт сосудов. Метод достиг показателя пересечения над объединением (IoU) 0,87 и коэффициента Дайса 0,91, что демонстрирует высокую надежность выделения мелких и извилистых сосудов. Для сравнения, классическая сегментация на основе порогового значения дала $\text{IoU} = 0,65$ и $\text{Dice} = 0,72$, что подтверждает превосходство подхода с использованием CNN (рис. 4).



Рис. 3. Сравнение артефактов движения при наивном кадрировании и стабилизации на основе области интереса (измерено с помощью нормализованной среднеквадратической ошибки)

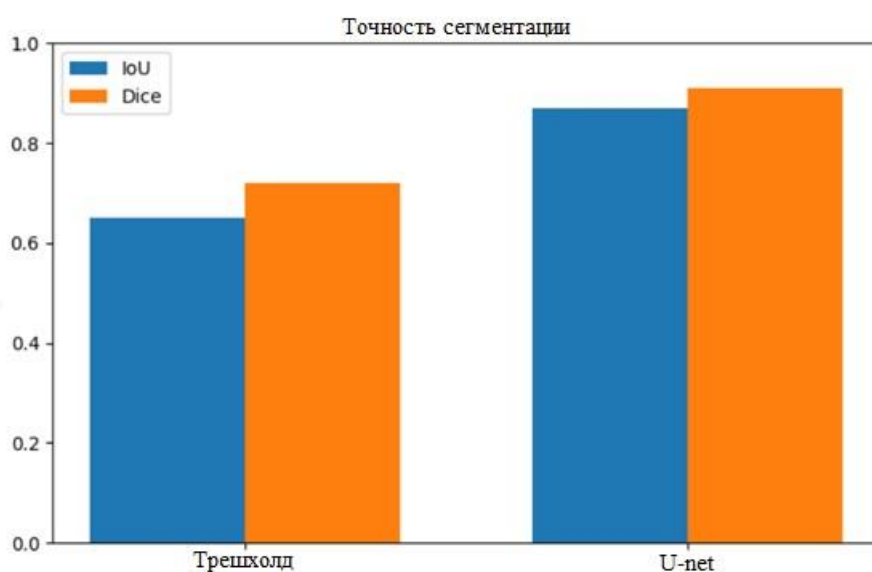


Рис. 4. Точность сегментации: сравнение IoU и Dice между пороговой оценкой и U-Net

3.3. Оценка скорости кровотока

Алгоритмы оптического потока были применены к стабилизированным последовательностям сосудов (рис. 5). Метод Лукаса–Канаде дал стабильные результаты для крупных прямых сегментов сосудов, в то время как метод Фарнебека позволил детально описать поток в мелких и разветвленных участках. Средняя линейная скорость потока оценивалась как $0,85 \pm 0,12$ мм/с, а расчёты объёмного потока соответствовали физиологическим нормам, описанным в [1, 2].

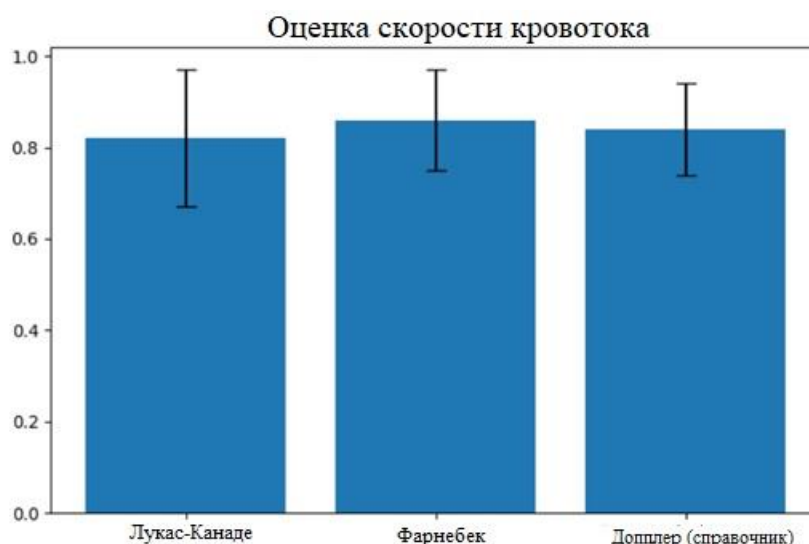


Рис. 5. Оценка скорости кровотока (среднее значение \pm СД) для методов Лукаса–Канаде, Фарнебека и доплеровского сканирования

3.4. Сравнительный анализ

В табл. 1 представлены сравнительные характеристики предлагаемой модели с базовыми методами. Результаты показывают, что сочетание сегментации на основе сверточных нейронных сетей с оптическим моделированием потока значительно повышает надежность и точность анализа кровотока в склеральных сосудах.

Таблица 1

Сравнительная оценка предлагаемого метода с классическими подходами

Метод	IoU / Dice (Сегментация)	Точность скорости	Уменьшение артефактов
Пороговая сегментация + Лукас–Канаде	0,65 / 0,72	Умеренный	Низкий
CNN (U-net) + Лукас–Канаде	0,87 / 0,91	Высокий	Умеренный
CNN (U-net) + Farneback	0,87 / 0,91	Очень высокий	Высокий
Допплерография	–	Низкий (макро)	–

4. Заключение

В данной работе предложена автоматизированная структура для анализа микрососудистого кровотока глаза, основанная на сочетании стабилизации на основе области интереса, сегментации на основе сверточных

нейронных сетей (CNN) и моделирования оптического потока. Исследование показало, что использование определения области интереса обеспечивает более надежную стабилизацию кадра, уменьшение артефактов случайного движения и улучшение непрерывности структуры сосудов в видеопоследовательностях.

Применение сверточной нейронной сети на основе U-сети значительно улучшило качество сегментации сосудов по сравнению с классическим пороговым методом, достигнув высоких значений IoU и Dice, а также обеспечив надежное выделение мелких и извилистых сосудов. Методы оптического потока, в частности, метод Фарнебека, обеспечили точную и детальную оценку скорости кровотока, давая результаты, сопоставимые с доплерографией, и обеспечивая при этом более высокое разрешение в микрососудистых сетях.

В целом, предложенная методология позволяет точно характеризовать динамику кровотока в склеральных сосудах и может служить неинвазивным инструментом для раннего выявления нарушений микроциркуляции. Дальнейшие исследования будут сосредоточены на расширении набора данных, повышении эффективности алгоритмов и проверке разработанной модели в клинических условиях.

Библиографические ссылки

1. Imaging pulsatile retinal blood flow in human eye / B. Rao [et al.] // Journal of biomedical optics. 2008. Vol. 13, iss. 4. P. 040505–040505.
2. Doppler optical coherence tomography of retinal circulation / O. Tan [et al.] // Journal of visualized experiments. 2012. No. 67. Article no. 3524.
3. Methods to measure blood flow and vascular reactivity in the retina / E. W. Böhm [et al.] // Frontiers in Medicine. 2023. Vol. 9. Article no. 1069449.
4. Deep learning-based glaucoma detection with cropped optic cup and disc and blood vessel segmentation / M. T. Islam [et al.] // IEEE Access. 2021. Vol. 10. P. 2828–2841.
5. Comprehensive review of retinal blood vessel segmentation and classification techniques: intelligent solutions for green computing in medical images, current challenges, open issues, and knowledge gaps in fundus medical images / A. A. Abdulsahib [et al.] // Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics. 2021. Vol. 10, iss. 1. Article no. 20.
6. Weng W., Zhu X. INet: convolutional networks for biomedical image segmentation // IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 16591–16603.
7. A high precision image registration method for measurement based on the stereo camera system / F. Ke [et al.] // Optik. 2020. Vol. 204. Article no. 164186.
8. Motion estimation by deep learning in 2D echocardiography: synthetic dataset and validation / E. Evain [et al.] // IEEE Transactions on Medical Imaging. 2022. Vol. 41, iss. 8. P. 1911–1924.