

ISSN 1816-0301 (print)

УДК 535.231.11

Поступила в редакцию 22.10.2017

Received 22.10.2017

О. В. Недзьведь^{1,2}, С. В. Абламейко^{1,2}, А. М. Недзьведь³,
А. В. Глинский³, Г. М. Карапетян³, А. А. Анисимов³,
И. Б. Гуревич⁴, В. В. Яшина⁴

¹Белорусский государственный университет, Минск, Республика Беларусь

²Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси, Минск, Республика Беларусь

³Белорусский государственный медицинский университет, Минск, Республика Беларусь

⁴Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук (Вычислительный центр им. А. А. Дородницына), Москва, Российская Федерация

АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК КРОВОТОКА В СОСУДАХ ГЛАЗНОГО ДНА ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ

Аннотация. Рассматривается метод определения динамических количественных характеристик кровотока в сосудах глазного дна глаза, таких как изменение диаметра сосуда, линейная и объемная скорости кровотока. Данные характеристики позволяют определить изменения кровотока в микроциркуляторном русле, влияющие на кровоток в сосудах мозга, почек и коронарных сосудах. Разработанный алгоритм включает этапы стабилизации видеопоследовательности, сегментации сосудов с помощью нейронной сети, определения мгновенной скорости в сосуде на основе оптического потока, анализа полученных результатов.

Ключевые слова: анализ изображения, сегментация сосудов, скорость кровотока, дистанционная карта состояний, динамические характеристики

Для цитирования. Алгоритм определения характеристик кровотока в сосудах глазного дна по видеопоследовательности / О.В. Недзьведь [и др.] // Информатика. – 2018. – Т. 15, № 1. – С. 92–102.

O. V. Nedzvedz, S. V. Ablameyko, A. M. Nedzved, A. V. Glinsky,
G. M. Karapetyan, A. A. Anisimov, I. B. Gurevich, V. V. Yashina

¹Belarusian State University, Minsk, Republic of Belarus

²The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus, Minsk, Republic of Belarus

³Belarusian State Medical University Minsk, Republic of Belarus

⁴Federal Research Center "Informatics and Management" of the Russian Academy of Sciences (Dorodnitsyn Computing Center), Moscow, Russian Federation

THE ALGORITHM OF DETERMINATION OF EYE FUNDUS VESSELS BLOOD FLOW CHARACTERISTICS ON VIDEOSEQUENCE

Abstract. The method of determination of the dynamic characteristics like the vessel diameter change, the linear and volume blood velocities in the vessels of the eye fundus is considered. Such characteristics allow to determine blood flow changes in the microvasculature affecting the blood flow in the brain, kidneys and coronary vessels. Developed algorithm includes four stages: the video sequence stabilization, the vessels segmentation with the help of a neural network, the determination of the instantaneous velocity in the vessels based on the optical flow and the analysis of the results.

Keywords: image analysis, vascular segmentation, blood flow velocity, distance map, dynamic characteristics

For citation. Nedzvedz O. V. [et al.] The Algorithm of Determination of Eye Fundus Vessels Blood Flow Characteristics on Videosequence. *Informatics*, 2018, vol. 15, no. 1, pp. 92–102 (in Russian).

Введение. Исследование сосудов глазного дна позволяет выполнить непосредственное неинвазивное исследование сосудов микроциркуляторного русла. Изменение количественных динамических характеристик кровотока в сосудах глазного дна определяет изменение кровотока в микрососудистом русле, реакцию сосудистого русла на воздействие различных лечебных препаратов, эффективность лечения. Это обусловлено тем, что любое воздействие вызывает сужение или расширение сосудов, повышение степени их ветвления, расширение капиллярной сети.

В настоящее время существует множество методов мониторинга кровотока, таких как доплеровская ультрасонография и велосиметрия, лазерная доплеровская флоуметрия, основанных на использовании ультразвука или лазерного излучения. При этом большинство методов дают возможность рассчитать данные кровотока только на прямых участках микрососудистого русла, тогда как определение скорости кровотока в узлах и сложных фрагментах сосудистой сети, позволяющее косвенно оценить вероятность развития сосудистой патологии, затруднено. Кроме того, использование указанных методов в клинических исследованиях ограничено из-за высокой стоимости и сложности интерпретации полученных результатов.

Для получения микроскопических изображений глазного дна используется монохромная камера, оснащенная лазерным устройством для наведения и фокусировки. Несмотря на использование устройств синхронизации импульсной подсветки, полученные изображения имеют низкое качество и разрешение, что обуславливает применение сложных методов анализа изображений, в частности нескольких этапов предобработки изображения.

Предварительная обработка используется для выравнивания яркости изображения, коррекции неровностей, подавления шума и устранения искажений. Для этого применяются стандартные операции, например эквализация гистограммы для повышения контрастности изображений сосудов. Последующая сегментация позволяет выделить определенные фрагменты на изображении сети кровеносных сосудов. Затем при вычислении характеристик оцениваются численные данные о кровотоке на участках, выделенных в процессе сегментации. Полученные данные могут быть использованы для классификации объектов в соответствии с заранее определенными критериями, такими как размер, структура или цвет.

Обзоры алгоритмов анализа сосудистых структур на медицинских изображениях даны в [1–3]. В работе [4] проделан сравнительный анализ методов и алгоритмов для отдельных сосудов на двух- и трехмерных медицинских изображениях. Обзор алгоритмов сегментации и регистрации сосудов сетчатки представлен в [5]. В работе [6] описаны алгоритмы автоматической диагностики диабетической ретинопатии на изображениях сосудов сетчатки. В статье [7] приведен алгоритм определения среднего диаметра сосуда на основе изменения кровотока в сосуде. В работе [8] дан обзор алгоритмов сегментации сосудов на двухмерных цветных изображениях сетчатки, полученных с помощью фундус-камеры или флуоресцентной ангиографии, при этом основное внимание уделяется исследованиям, связанным с сегментацией кровеносных сосудов сетчатки. Следует отметить, что большинство из описанных алгоритмов представляют собой улучшенные варианты уже существующих алгоритмов, при этом автоматическая система, основанная на существующих алгоритмах, не обеспечивает идеального решения. Таким образом, задача определения оптимального набора алгоритмов для создания автоматизированной системы мониторинга и диагностики сосудистых патологий остается актуальной. Кроме того, большинство описанных методов разработаны для статических изображений и не позволяют определять динамические свойства кровотока и учитывать морфологию кровеносно-сосудистой сети.

Особенности изображений кровеносно-сосудистой системы глазного дна. Кровеносно-сосудистая система глазного дна представляет собой сеть сосудов различной формы, размера, ориентации и яркости. Такие изображения удобны для изучения, так как расположение сосудов на них позволяет получить достаточно четкое изображение без грубых искажений. Однако при исследовании данных изображений возникают определенные трудности, некоторые из них характерны для сосудов любого участка кровеносно-сосудистой системы,

другие – только для сосудов кровеносно-сосудистой системы глазного дна. Первая проблема, возникающая при получении видеопоследовательности, обусловлена нестабильностью изображения. Для здорового глаза человека характерны саккадические движения глаз, представляющие собой быстрые скачки различной длительности и амплитуды из одной точки фиксации в другую, а также тремор глаз различной интенсивности, зависящий от состояния здоровья человека. При получении изображений такого плана нет возможности обеспечить фиксацию объекта. Таким образом, смещение положения сосудов между двумя кадрами является хаотическим. Поэтому на данном этапе наиболее важной задачей является стабилизация видеопоследовательности.

Вторая проблема заключается в определении структуры кровеносно-сосудистой системы глазного дна. Глазное дно представляет собой структуру со сложной геометрией, для которой характерно большое количество сосудов с изгибами и разветвлениями. Сосуд является трехмерной структурой, поэтому на его двухмерных изображениях необходимо учитывать изменения формы, размера и яркости изображения. Разветвления и пересечения сосудов также осложняют задачу сегментации.

Третья проблема связана с изменениями формы и геометрических характеристик сосуда, обусловленными тем, что сосуд является эластичным объектом и его кровенаполнение изменяется в соответствии с сердечно-сосудистым циклом. Для уменьшения погрешности измерений определение диаметра сосуда необходимо выполнять в момент его наименьшего кровенаполнения. Кроме того, помимо средних параметров геометрии и скорости кровотока необходимо учитывать мгновенные характеристики.

Четвертая проблема заключается в сложности описания последовательности событий, происходящих в сосуде, в связи с периодическими изменениями параметров, описывающих кровоток в сосудах глазного дна.

Предобработка и стабилизация видеоизображения. Существует множество алгоритмов для стабилизации видеопоследовательности, большинство из них не предназначены для работы с микроскопическими видеоизображениями и основаны на алгоритмах SIFT и SURF. Однако выделение ключевых признаков на изображении сосудистой сети затруднено, так как изображения отдельных сосудов, включая изгибы и разветвления, могут быть очень сходны друг с другом, а участки изображения хаотически смещаются между кадрами. Для изображений кровеносно-сосудистой сети лучшие результаты дает метод синхронизации на основе обычной корреляции, так как он опирается непосредственно на изображения сосудов, а не на их особенности. Корреляция изображения выполняется для каждого кадра. Сдвиг координат вычисляется по максимуму на корреляционном изображении.

Рассмотрим схему стабилизации видеопоследовательности сосудистой сети (рис. 1). Здесь важную роль играет обработка первого кадра. Контрастность сосудов на изображении не одинакова и часто является довольно низкой, поэтому прежде всего необходимо вручную определить фрагмент с четким изображением сосуда для его поиска на последующих кадрах. Этот поиск осуществляется посредством анализа резкости границ при помощи растрового фильтра, например фильтра Собеля. Область с лучшим фрагментом обладает наибольшей яркостью. Поиск максимума яркости для определения контраста начинается с центра кадра, так как на следующем кадре объекты на изображении могут сдвигаться в любом направлении. Область интереса определяется как наиболее четкий фрагмент, расположенный как можно ближе к центру изображения. Согласно новому положению выделенного фрагмента на последующих кадрах вычисляется смещение относительно первого кадра и создается новое промежуточное изображение, которое используется как ядро корреляции для определения смещения координат при стабилизации видео. Затем на основе вычисления сдвига изображения происходит выравнивание кадров видеопоследовательности и ее стабилизация. Стабилизация обеспечивает постоянное положение сосудов, что предоставляет возможность проведения мониторинга в каждой заданной координате.

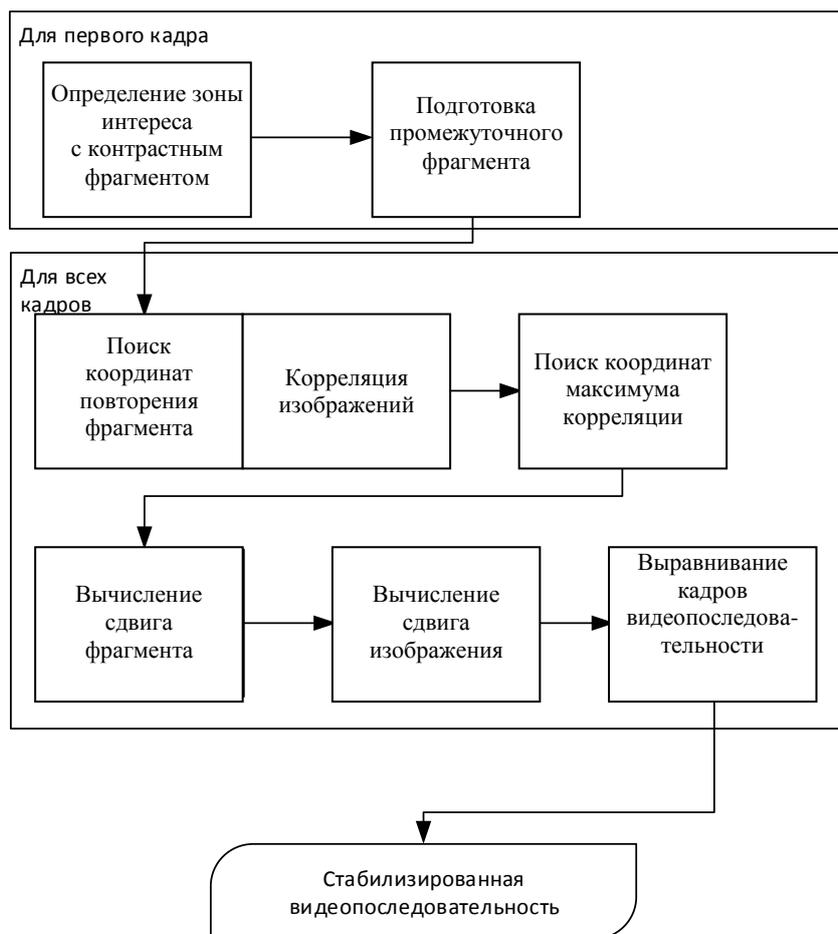


Рис. 1. Схема стабилизации видеопоследовательности сосудистой сети

Сегментация сосудов. На этапе сегментации происходит выделение фрагментов сосудов на изображении. Кровеносные сосуды относятся к объектам, сегментация которых является достаточно сложной. Это обусловлено многочисленными случаями окклюзии сосудов, их изгибами и разветвлениями, непостоянством размеров и яркости объектов на изображениях, полученных при помощи фундус-линзы, и изменениями диаметров сосудов, связанными с кровенаполнением. Для улучшения качества сегментации определяется структура расположения сосудов. Сегментация осуществляется на синтезированном изображении, которое соответствует нормализованной интегральной сумме всех кадров видеопоследовательности. Для его получения выполняется накопление изображений (рис. 2). Накопленное изображение используется для улучшения изображения сосудов перед сегментацией. Это реализуется путем усреднения суммарного изображения с текущим кадром:

$$I = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n (I(n-1) + I_n),$$

где I – яркость промежуточного изображения, n – номер обрабатываемого кадра, I_n – яркость текущего изображения.

Преимуществом синтезированного изображения является отсутствие в нем фрагментов сосудов, не заполненных кровью. В результате появляется возможность полного выделения сосуда.

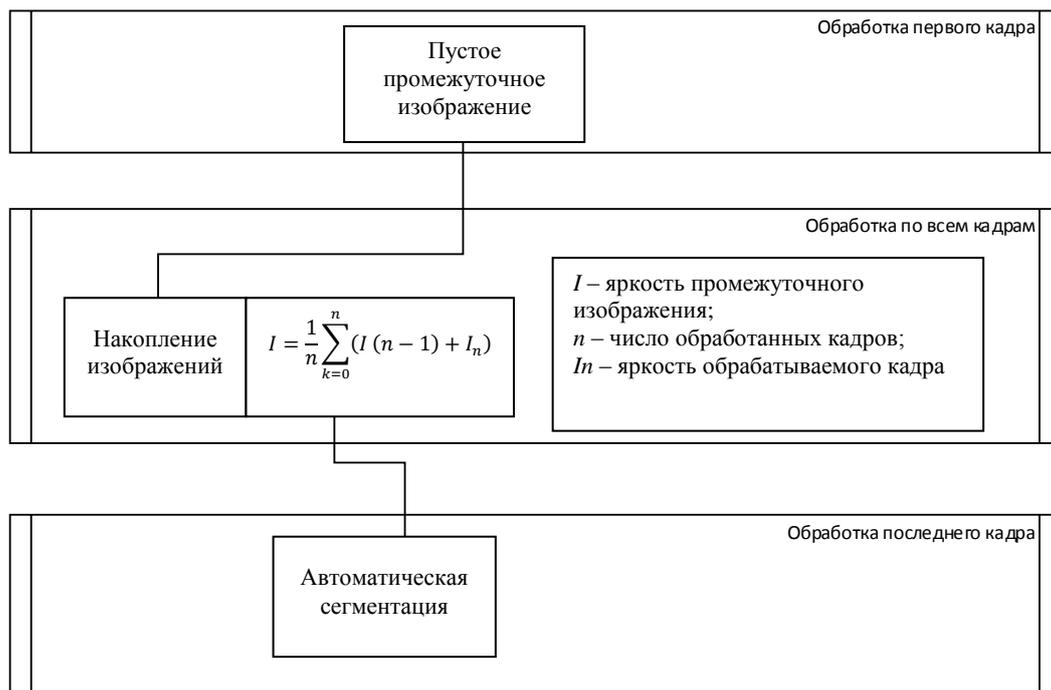


Рис. 2. Схема повышения четкости изображения

Задача сегментации была решена с помощью нейронной сети как задача классификации. Классификатор был реализован на основе методики обучения сверточной нейронной сети (СНС) со скользящим окном. Данная методика позволяет предсказать метку класса для каждого пиксела на основе выделения паттерна вокруг него в соответствии с работой [9]. В качестве исходных данных используется небольшая область вокруг пиксела (рис. 3). Преимуществом такого подхода является привязка локальной области к пикселу, что обеспечивает способность к локализации сети. Кроме того, данный метод формирования исходных данных резко увеличивает их количество за счет того, что каждый паттерн представляет собой обучающее изображение. Изменение ориентации, размеров, яркости и цвета паттерна приводит к увеличению количества обучающих изображений для СНС.

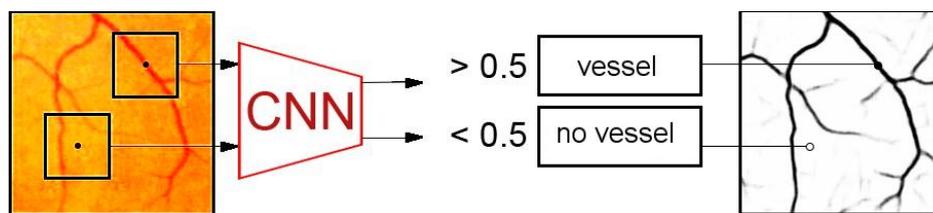


Рис. 3. Пример обучающего изображения

Для решения задачи сегментации сосудистой сети была использована полносвязная СНС. Особенность ее организации заключается в том, что обычная сверточная сеть дополняется слоями, в которых операторы объединения заменены на операторы повышающей дискретизации, что приводит к увеличению разрешения выходного изображения. Объединение признаков с большим разрешением из сужающегося участка с расширяющимся выходным участком позволяет обучить сверточные слои формированию более точного результата на выходе [10].

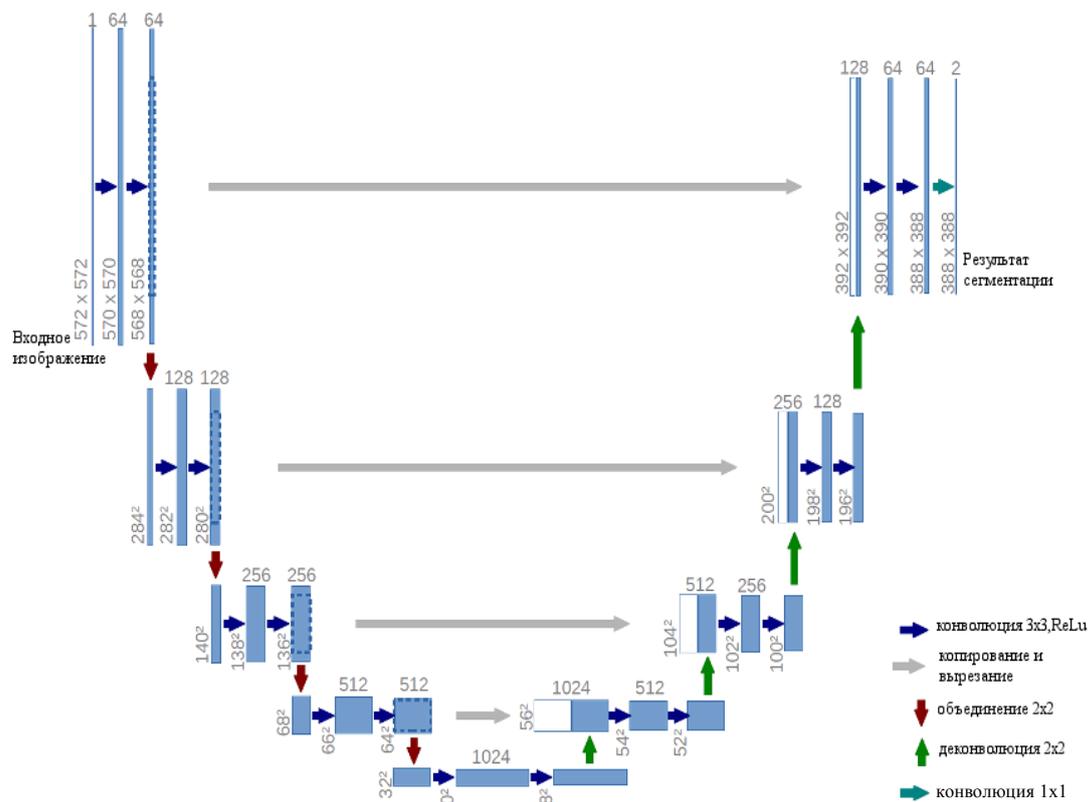


Рис. 4. Архитектура используемой нейронной сети

Архитектура сети (рис. 4) состоит из двух практически симметричных ветвей: сужающейся левой и расширяющейся правой. Сужающаяся часть соответствует типичной архитектуре СНС и состоит из двух последовательно применяемых сверток размером 3×3 (без отступа), за каждой из которых следует ReLU-слой и операция субдискретизации (2×2 max pooling) с шагом 2 для понижения размерности. После каждого понижения размерности число признаков удваивается. Каждый шаг расширяющейся ветви состоит из разверточных (сверткой 2×2 , увеличивающей разрешение) слоев и формируемого на их основе набора признаков, количество которых на следующем слое уменьшается вдвое. Затем идет конкатенация с соответствующим набором признаков из сужающейся части и выполняются две свертки 3×3 , за каждой из которых следует преобразование посредством функции активации ReLU [11]. Нейронные сети с такой архитектурой продемонстрировали хорошие результаты при сегментации сосудов в офтальмологии и лапароскопии.

Нейронная сеть имеет 23 сверточных слоя, для приведения каждого 64-компонентного вектора к требуемому количеству классов на последнем слое применяются свертки размером 1×1 . Размер входного изображения определяется необходимостью четных значений высоты и ширины для адекватного применения операции субдискретизации (2×2 max pooling).

Данная нейронная сеть требует длительного времени обучения, что компенсируется высокой скоростью сегментации обученной сетью. Для полной сегментации разрешения изображения FullHD (1920×1080) на графическом процессоре NVIDIA GTX 950 требуется менее 10 с, что является приемлемым для медицинских изображений.

В результате сегментации на основе СНС было получено изображение сосудистой сети (рис. 5).

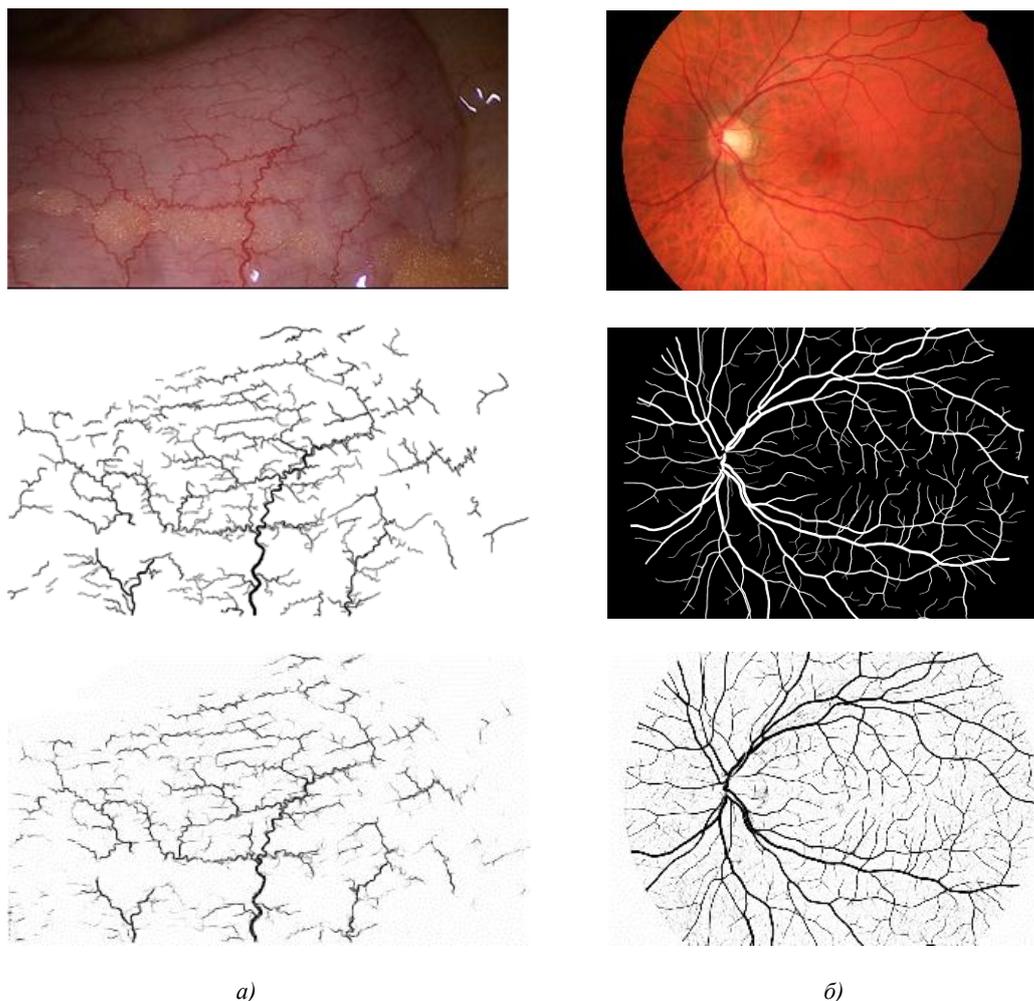


Рис. 5. Результаты сегментации сосудистого рисунка посредством сверточной нейронной сети: *а)* на эндоскопическом изображении; *б)* на изображении глазного дна

Определение динамических характеристик сосудов. После выполнения сегментации определяется мгновенная скорость в каждой точке сосуда. Для этого применяется метод на основе оптического потока [12], который основан на определении смещения интенсивности в течение малого промежутка времени и позволяет оценить смещение в каждой точке изображения между двумя кадрами видеопоследовательности. Однако вычисление оптического потока по всему изображению требует больших затрат времени и ресурсов. Поэтому при подготовке изображения сосудистой сети к вычислению оптического потока выполняется его утоньшение. После процесса сегментации изображения обрабатываются с применением бинарной маски сосудистой сети (рис. 6). Данная операция выполняется на основе конъюнкции с изображением скелета сосудистой сети для каждого кадра видеопоследовательности. Это позволяет не учитывать изменение яркости в окрестностях сосуда при вычислении оптического потока по всему изображению.

Таким образом, для анализа скорости кровотока оптический поток определяется только для участка изображения, непосредственно содержащего сосуд. Полученная в результате видеопоследовательность отображает все изменения, происходящие в сосуде. Подобное преобразование позволяет значительно снизить вклад событий, происходящих за пределами сосудов. Вычисление оптического потока для точек вдоль средней линии капилляра позволяет включать в анализ только мгновенную скорость в центре сосуда.

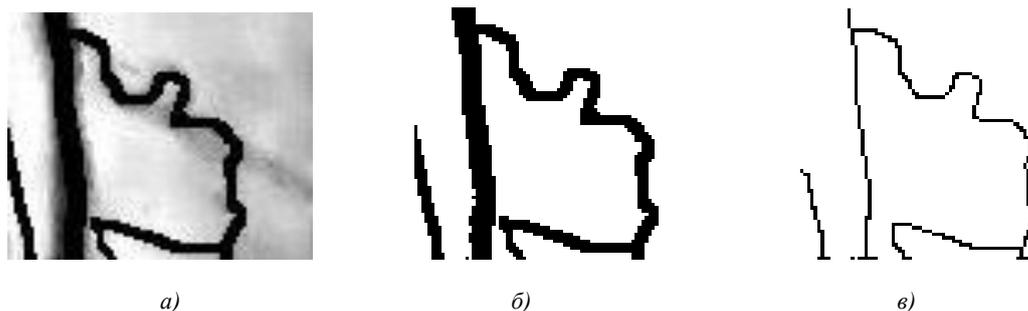


Рис. 6. Предварительная обработка изображения сосуда: *а)* исходное изображение; *б)* результат сегментации; *в)* скелет сосуда после утоньшения

После построения скелета сосуда выполняется анализ окрестностей его средней линии и вычисляется оптический поток. Для вычисления оптического потока был использован блочный алгоритм, реализованный на основе алгоритма Фарнебека [13]. В результате определяется массив векторов для вертикальной и горизонтальной компонент скорости (u , v). С помощью полярного преобразования определяются значения амплитуд и направления для этих векторов. Затем строится новое изображение, интенсивность которого соответствует величине вектора, а оттенок цвета – его направлению. Для определения скорости кровотока используется только величина (амплитуда) вектора. Таким образом можно построить профиль значений скорости вдоль средней линии скелета. Этот профиль представляет собой изменение мгновенной скорости кровотока для любой точки на средней линии сосуда (рис. 7).

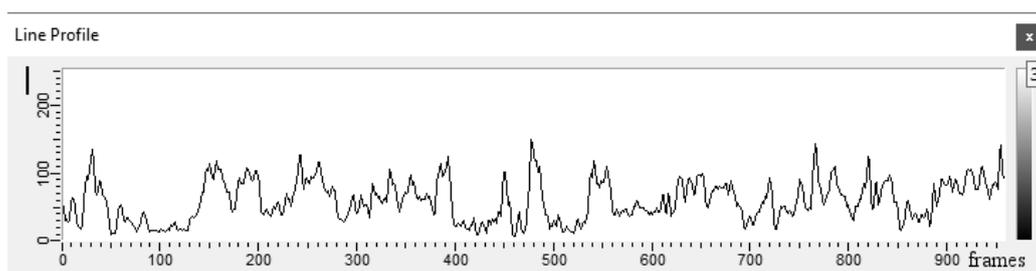


Рис. 7. Профиль интенсивности для линии скелета, отражающий изменение скорости кровотока

Определение ширины сосудов также является сложной процедурой, что связано в первую очередь с непостоянным диаметром сечения кровеносных сосудов. В настоящее время не существует алгоритма качественного построения распределения ширины сосудов в сосудистой сети. В работе был использован алгоритм расчета распределения ширины на основе карты расстояний (рис. 8). Анализ такой карты позволяет определить характер изменения ширины вдоль сосуда.

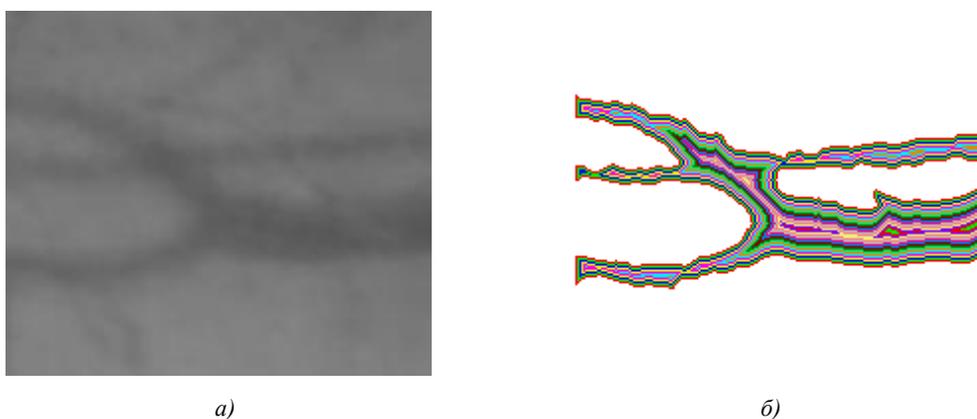


Рис. 8. Пример построения карты расстояний: *а)* исходное изображение; *б)* карта расстояний

На основе хребтов карты расстояний создается распределение ширины сосуда по всей его длине. Данная операция осуществляется на основе построения скелета дистанционной карты сосудов (рис. 9), где цветом обозначена ширина сосуда для каждого поперечного сечения. Она позволяет получить важную практическую информацию об особенностях кровяного потока по сосудистой сети с учетом ее геометрической сложности [14].



Рис. 9. Скелет сосуда, в котором яркость каждой точки соответствует значению ширины

Скорость кровотока в сосуде и его диаметр используются для определения мгновенных изменений, происходящих в сосуде. Проблемы, связанные с дискретизацией времени и пространства, затрудняют использование абсолютных значений. Значения оптического потока применялись для определения мгновенной скорости, которая измерялась в относительных единицах. Объемная скорость кровотока в капилляре зависит от его ширины и может быть рассчитана по формуле

$$Q = v \cdot S,$$

где v – линейная скорость кровотока, Q – объемная скорость, S – площадь поперечного сечения сосуда.

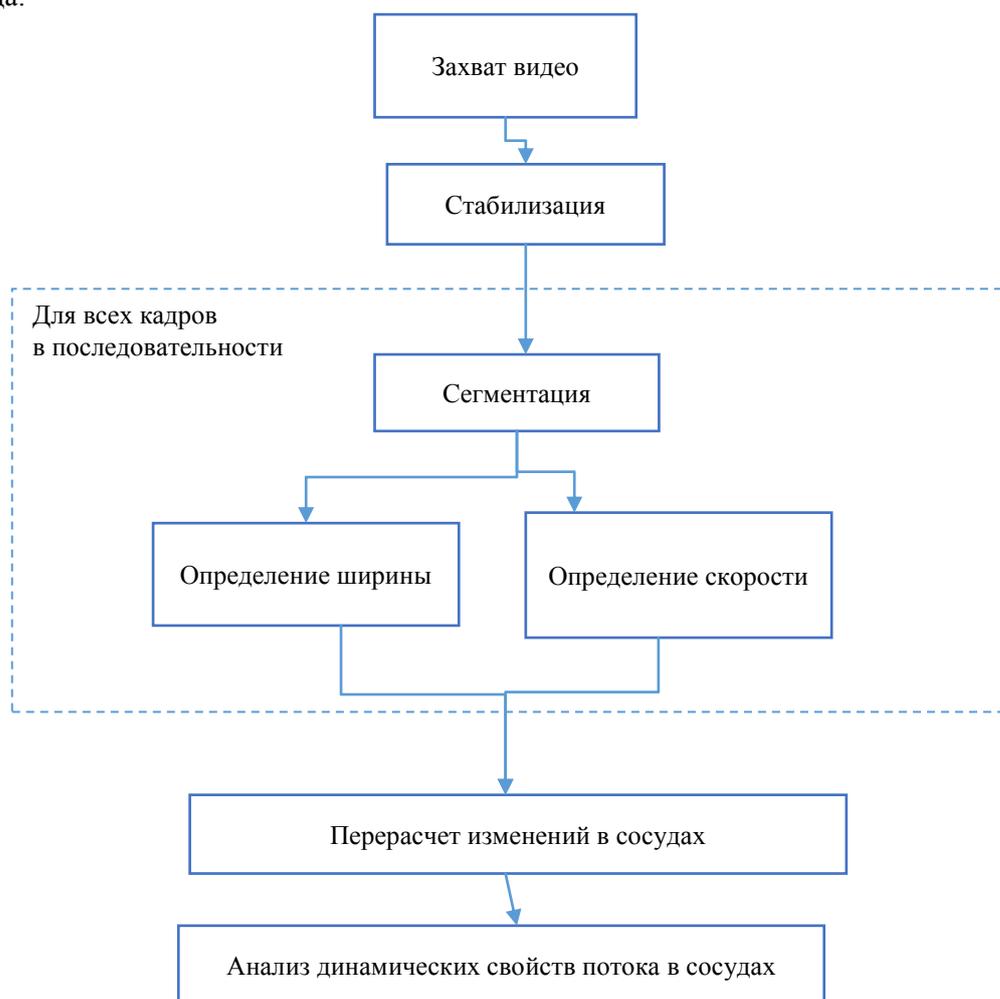


Рис. 10. Алгоритм определения скорости кровотока в сосуде

Определение скорости на основе оптического потока и ширины сосуда может выполняться параллельно (рис. 10). Последующий анализ результатов позволяет количественно оценить изменения линейной скорости кровотока в сосудах здоровых людей при моделировании гиперкапнии и гипероксии.

Заключение. Тестирование предлагаемого метода проводилось на видеопоследовательности кровеносных сосудов глазного дна. Изменение скорости кровотока в них отражает изменение кровотока в микроциркуляторном русле, а также в различных органах в норме и при патологии. Исследование проводилось с использованием монохромной цифровой видеокамеры высокого разрешения Imperx Bobcat IGV-B1410M.

Линейная скорость кровотока в сосуде с диаметром 1,91 мкм равна 0,503 79 относительных единиц, что соответствует $5 \cdot 10^{-5}$ м/с. Эти результаты подтверждаются с помощью доплеровского метода.

Метод предназначен для изучения особенностей кровеносно-сосудистой сети. Он основан на определении мгновенной и объемной скоростей для каждой точки сосуда и позволяет проводить количественную оценку площади поперечного сечения, линейной и объемной скоростей в сосудах в норме и при различных патологиях.

Работа выполнялась при поддержке проектов БРФФИ Ф16Р-180 и РФФИ n16-57-00231.

Список использованных источников

1. Algorithms for digital image processing in diabetic retinopathy / R. J. Winder [et al.] // Computerized Medical Imaging and Graphics. – 2009. – Vol. 33(8). – P. 608–622.
2. Felkel, P. Vessel tracking in peripheral CTA datasets – an overview / P. Felkel, R. Wegenkittl, A. Kanitsar // Computer Graphics (Spring Conference on). – Budmerice, Slovakia, 2001. – P. 232–239.
3. Buhler, K. Geometric methods for vessel visualization and quantification – a Survey / K. Buhler, P. Felkel, A. L. Cruz // Geometric Modelling for Scientific Visualization. – Berlin, Heidelberg: Springer, 2003. – P. 399–421.
4. Kirbas, C. A review of vessel extraction techniques and algorithms / C. Kirbas, F. Quek // ACM Computing. – 2004. – Vol. 36(2). – P. 81–121.
5. Mabrouk, M. S. Survey of retinal image segmentation and registration / M. S. Mabrouk, N. H. Solouma, Y. M. Kadah // International Journal on Graphics, Vision and Image Processing. – 2006. – Vol. 6(2). – P. 1–11.
6. Algorithms for the automated detection of diabetic retinopathy using digital fundus images : a review / O. Faust [et al.] // Journal of Medical Systems. – 2012. – Vol. 36(1). – P. 145–57.
7. Blood vessel segmentation methodologies in retinal images / M. M. Fraz [et al.] // Comput Methods Programs Biomed. – 2012. – Vol. 108(1). – P. 407–433.
8. Evaluation of a system for automatic detection of diabetic retinopathy from color fundus photographs in a large population of patients with diabetes / M. D. Abramoff [et al.] // Diabetes Care. – 2008. – Vol. 31(2). – P. 193–198.
9. Deep neural net-works segment neuronal membranes in electron microscopy images / D. C. Ciresan [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012). – Harrahs and Harveys: Curran Associates, Inc., 2012. – P. 2852–2860.
10. Retinal vessel measurement: comparison between observer and computer driven methods / R. S. Newsom [et al.] // Graefes Arch. Clin. Exp. Ophthalmol. – 1992. – Vol. 230(3). – P. 221–225.
11. FlowNet: Learning Optical Flow with Convolutional Networks / A. Dosovitskiy [et al.] // Computer Vision (ICCV), IEEE Intern. Conf. – Chile, 2015. – P. 2758–2766.
12. Barron, J. L. Performance of optical flow techniques / J. L. Barron, D. J. Fleet, S. Beauchemin // International Journal of Computer Vision. – 1994. – Vol. 12(1). – P. 43–77.
13. Farneback, G. Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion / G. Farneback // Proceedings of the 13th Scandinavian Conf. on Image Analysis. – Halmstad, Sweden, 2003. – P. 363–370.
14. Detection of dynamical properties of flow in an eye vessels by video sequences analysis / A. Nedzved [et al.] // Intern. Conf. on Information and Digital Technologies. – Zilino, Slovakia, 2017. – P. 275–281.

Информация об авторах

Недзьведзь Ольга Валерьевна – старший преподаватель кафедры медицинской и биологической физики, Белорусский государственный медицинский университет (пр. Дзержинского, 83, 220016, Минск, Республика Беларусь). E-mail: olga_nedzved@tut.by

Абламейко Сергей Владимирович – доктор технических наук, академик НАН Беларуси, профес-

Information about the authors

Olga V. Nedzvedz – Senior Lecturer at the Department of Medical and Biological Physics, Belarusian State Medical University (83, Dzerzhinski Ave., 220016, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: olga_nedzved@tut.by

Sergey V. Ablameyko – D. Sc. (Technical Sciences), Academician of the National Academy of Science

сор механико-математического факультета, Белорусский государственный университет (пр. Независимости, 4, 220030, Минск, Республика Беларусь). E-mail: ablameyko@bsu.by

Недзьведзь Александр Михайлович – доктор технических наук, заведующий кафедрой компьютерных технологий и систем, Белорусский государственный университет (пр. Независимости, 4, 220030, Минск, Республика Беларусь). E-mail: nedzveda@tut.by

Глинский Алексей Валерьевич – научный сотрудник лаборатории информационно-компьютерных технологий, Белорусский государственный медицинский университет (ул. Ленинградская, 6, 220006, Минск, Республика Беларусь). E-mail: glinskyav@bsmu.by

Каранетян Григорий Михайлович – заведующий лабораторией информационно-компьютерных технологий, Белорусский государственный медицинский университет (ул. Ленинградская, 6, 220006, Минск, Республика Беларусь). E-mail: greg@itlab.anitex.by

Анисимов Андрей Андреевич – ассистент кафедры нормальной анатомии, Белорусский государственный медицинский университет (пр. Дзержинского, 83, 220016, Минск, Республика Беларусь). E-mail: anisimovaa@bsmu.by

Гуревич Игорь Борисович – кандидат физико-математических наук, заведующий отделом математических и прикладных методов анализа изображений и нелинейных задач, Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» (Вычислительный центр им. А. А. Дородницына) РАН (ул. Вавилова, 40, 119333, Москва, Российская Федерация). E-mail: igourevi@ccas.ru

Яшина Вера Владимировна – кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник, Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» (Вычислительный центр им. А. А. Дородницына) РАН (ул. Вавилова, 40, 119333, Москва, Российская Федерация). E-mail: we-rayashina@gmail.com

of Belarus, Professor at the Faculty of Mathematics and Mechanics, Belarusian State University (4, Nezavisimosti Ave., 220030, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: ablameyko@bsu.by

Alexander M. Nedzved – D. Sc. (Technical Sciences), Head of Department of Computer Technologies and Systems, Belarusian State University (4, Nezavisimosti Ave., 220030, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: nedzveda@tut.by

Alexey V. Glinsky – Researcher at the Laboratory of Computing Technologies, Belarusian State Medical University (6, Leningradskaya Str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: glinskyav@bsmu.by

Grigory M. Karapetyan – Head of the Laboratory of Computing Technologies, Belarusian State Medical University (6, Leningradskaya Str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: greg@itlab.anitex.by

Andrey A. Anisimov – Assistant of the Department of Normal Physiology, Belarusian State Medical University (83, Dzerzhinski Ave., 220016, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: anisimovaa@bsmu.by

Igor B. Gurevich – Ph. D. (Physics and Mathematics), Head of Department of Mathematical Pattern Recognition and Methods of Combinatorial Analysis, Institution of Russian Academy of Sciences Dorodnicyn Computing Centre of RAS (40, Vavilov Str., 119333, Moscow, Russian Federation). E-mail: igourevi@ccas.ru

Vera V. Yashina – Ph. D. (Physics and Mathematics), Leading Research Scientist at the Department of Mathematical Pattern Recognition and Methods of Combinatorial Analysis, Institution of Russian Academy of Sciences (Dorodnicyn Computing Centre) (40, Vavilov Str., 119333, Moscow, Russian Federation). E-mail: we-rayashina@gmail.com