

Приборы медицинского назначения, контроля среды, веществ, материалов и изделий

УДК 615.47:616-072.7

Оригинальная статья

<https://doi.org/10.32603/1993-8985-2022-25-2-82-91>

Метод диагностики диабетической ретинопатии на основе анализа изображений глазного дна

Нгуен Чонг Туен¹ ✉, Чан Чонг Хыу²

¹Технический университет имени Ле Куи Дона, Ханой, Вьетнам

²Военный госпиталь 103, Ханой, Вьетнам

✉ nguyentuyen1988@gmail.com

Аннотация

Введение. Диабетическая ретинопатия – это повреждение сетчатки глаза при сахарном диабете вследствие высокого уровня сахара в крови. Это заболевание может привести к слепоте, если болезнь диагностируется и лечится на поздних стадиях развития патологии. Оно вызывает изменения кровеносных сосудов и появление некоторых повреждений, таких, как твердые экссудаты и микроаневризмы. Для диагностики диабетической ретинопатии часто используется метод оценки сосудистых структур на основе изображений глазного дна. Однако даже врачи-офтальмологи не могут обнаружить эти повреждения из-за фоновых помех и их низкого контраста, вследствие чего разработка метода для обнаружения признаков диабетической ретинопатии, в особенности на ранних стадиях, является актуальной.

Цель работы. Разработка метода диагностики диабетической ретинопатии с использованием дерева решений на основе изображений глазного дна.

Материалы и методы. Применены методы на основе сегментации изображений с выделением характерных признаков и бинарной классификации. Используется верифицированная база данных для оценки точности метода выявления диабетической ретинопатии.

Результаты. Разработан алгоритм, включающий методы сегментации сосудов, экссудатов и микроаневризм для выявления диабетической ретинопатии на основе цифровой обработки изображений структуры стенок кровеносных сосудов с использованием бинарной классификации. Получены результаты с применением разработанных методов с высокой точностью обнаружения диабетической ретинопатии с использованием верифицированной базы изображений глазного дна. Чувствительность, специфичность и точность обнаружения диабетической ретинопатии составили соответственно 87.14, 88.50 и 87.81 %.

Заключение. Разработанный метод позволяет обнаруживать диабетическую ретинопатию у пациентов на ранних стадиях заболевания с достаточно высокой точностью. Метод также может быть применен в системе поддержки врача для принятия решений при диабетической ретинопатии.

Ключевые слова: диабетическая ретинопатия, глазное дно, кровеносные сосуды, экссудаты, микроаневризмы, дерево решений

Для цитирования: Нгуен Чонг Туен, Чан Чонг Хыу. Метод диагностики диабетической ретинопатии на основе анализа изображений глазного дна // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2022. Т. 25, № 2. С. 82–91. doi: 10.32603/1993-8985-2022-25-2-82-91

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 21.01.2022; принята к публикации после рецензирования 11.03.2022; опубликована онлайн 27.04.2022



A Method for Diagnosing Diabetic Retinopathy Based on Ocular Fundus Imaging

Nguyen Trong Tuyen¹ ✉, Tran Trong Huu²

¹Le Quy Don Technical University, Hanoi, Vietnam

²Military Hospital 103, Hanoi, Vietnam

✉ nguyentuyen1988@gmail.com

Abstract

Introduction. Diabetic retinopathy is a complication of diabetes mellitus caused by high blood sugar levels damaging the retina. Diabetic retinopathy leads to changes in ocular blood vessels and the appearance of solid exudates and microaneurysms. When diagnosed and treated in the late stages, this disease can cause blindness. The most common diagnostic method for diabetic retinopathy is based on ocular fundus imaging. However, the background interference and low contrast of such images significantly hinders the timely detection of vascular lesions. Therefore, the development of a method for detecting signs of diabetic retinopathy, particularly in its early stages, presents a relevant research task.

Aim. Development of a method for diagnosing diabetic retinopathy based on an analysis of ocular fundus images using the decision-tree approach.

Materials and methods. Methods based on image segmentation with identifying characteristic features and their binary classification were used. A verified database was used to access the accuracy of the proposed method for detecting diabetic retinopathy.

Results. A method for detecting signs of diabetic retinopathy was developed, which includes the segmentation of vessels, exudates and microaneurysms based on digital processing of ocular vascular images using binary classification. The developed method showed a high level of diagnostic accuracy. Thus, the sensitivity, specificity and accuracy of diabetic retinopathy detection comprised 87.14, 88.50 and 87.81 %, respectively.

Conclusion. The developed method allows diabetic retinopathy to be diagnosed with sufficiently high accuracy. The method can also be used for supporting decision making when managing patients with diabetic retinopathy.

Keywords: diabetic retinopathy, ocular fundus, blood vessels, exudates, microaneurysms, decision tree

For citation: Nguyen Trong Tuyen, Tran Trong Huu. A Method for Diagnosing Diabetic Retinopathy Based on Ocular Fundus Imaging. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2022, vol. 25, no. 2, pp. 82–91. doi: 10.32603/1993-8985-2022-25-2-82-91

Conflict of interest. The authors declare no conflicts of interest.

Submitted 21.01.2022; accepted 11.03.2022; published online 27.04.2022

Введение. Сахарный диабет относится к числу опасных заболеваний, которые могут вызывать различные осложнения, среди которых наиболее часто встречаются поражение глаз, сердца и почек. Диабетическая ретинопатия является одним из наиболее распространенных заболеваний и характеризуется поражением сетчатки глаза [1, 2]. Высокий уровень сахара в крови в течение длительного времени изменяет структуру стенок кровеносных сосудов сетчатки, увеличивая проницаемость стенки и позволяя жидкости проникать в пространство внутри

сетчатки (рис. 1). Диабетическая ретинопатия чаще всего проявляется у людей через 5–10 лет после начала диабета. Это заболевание является наиболее частой причиной слепоты и слабо зрения. Диабетическая ретинопатия встречается у 90 % людей с диабетом 1-го типа и у 38.9 % людей с диабетом 2-го типа. В зависимости от клинических симптомов выделяют 3 стадии диабетической ретинопатии: непролиферативную, препролиферативную и пролиферативную диабетическую ретинопатию [3, 4].

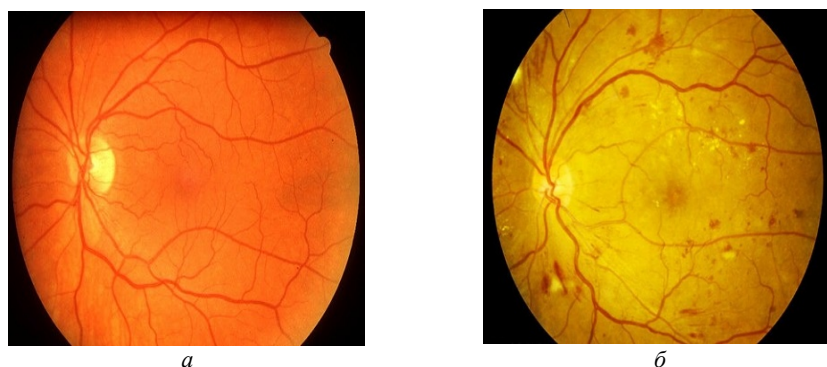


Рис. 1. Изображения глазного дна: а – нормальное; б – с диабетической ретинопатией
Fig. 1. Ocular fundus images: а – healthy; б – with diabetic retinopathy

Сегодня информационные технологии широко используются в различных областях клинической медицины [5]. Автоматизированный анализ изображений сетчатки с использованием информационных технологий предлагает офтальмологам широкие ранее недоступные возможности, которые можно адаптировать для своевременного выявления диабетической ретинопатии. Программы автоматизированной обработки изображения сетчатки, особенно при проведении массовых скрининговых тестов, могут значительно сократить время, затрачиваемое профессиональными врачами на анализ больших массивов изображений. Это очень важно с точки зрения экономии времени и бюджета здравоохранения, дает уникальную возможность сделать более объективными критерии выделения опасных форм заболевания.

Скрининг-тесты могут почти вдвое снизить риск слепоты и экономические потери, связанные со слепотой, по сравнению с затратами на совершенствование методов выявления ретинопатии, но они требуют значительных финансовых ресурсов [6]. Поэтому в настоящее время для удешевления диагностики изучается возможность разработки и широкого применения методов автоматического выявления диабетической ретинопатии с использованием алгоритмов математического анализа изображений сетчатки глаза с признаками диабетической ретинопатии [7–10].

Цель исследования – разработка метода обработки и анализа изображений сетчатки глаза для автоматической диагностики диабетической ретинопатии.

Методы обработки изображений сетчатки.
Алгоритмы автоматической обработки изоб-

ражений сетчатки включают следующие основные этапы: предварительную обработку изображений сетчатки; локализацию и выделение оптического диска; сегментацию кровеносных сосудов; сегментацию экссудатов; вычисление характеристик и распознавание признаков ретинопатии на изображениях сетчатки (рис. 2).

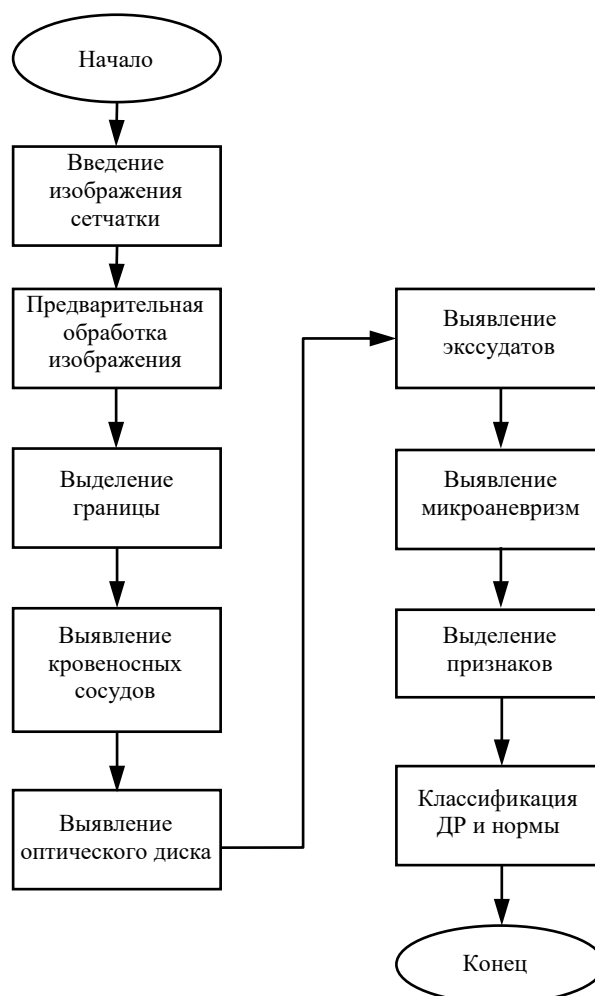


Рис. 2. Алгоритм выявления диабетической ретинопатии
Fig. 2. An algorithm for detecting diabetic retinopathy

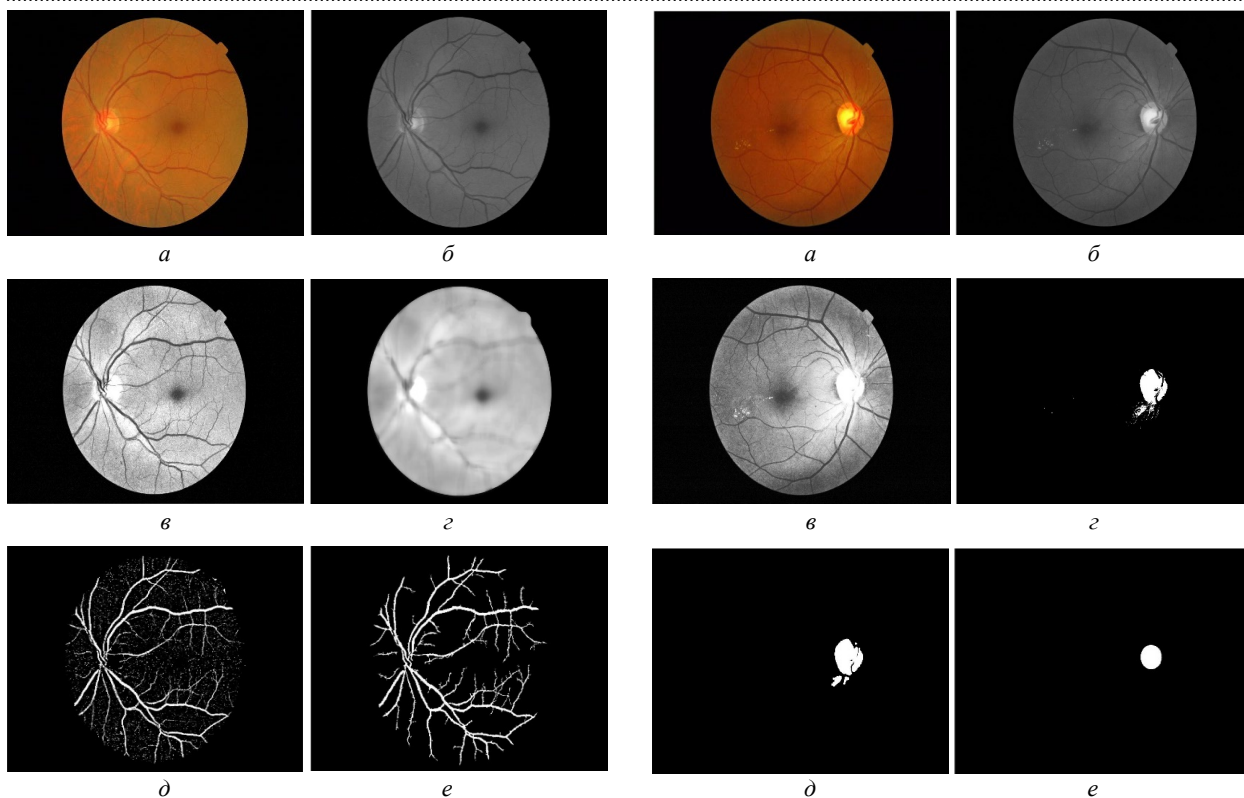


Рис. 3. Выделение кровеносных сосудов: *a* – RGB-изображение; *b* – изображение зеленого канала; *в* – изображение после повышения контрастности; *г* – изображение после медианной фильтрации; *д* – изображение после вычитания; *е* – изображение с выделением кровеносных сосудов

Fig. 3. Segmentation of blood vessels: *a* – RGB image; *b* – green channel; *в* – image after improving the contrast; *г* – image with median filtering; *д* – image after subtraction; *е* – blood vessels image

Рис. 4. Выделение оптического диска: *a* – RGB-изображение; *b* – серое изображение; *в* – изображение после повышения контрастности; *г* – изображение после бинаризации; *д* – изображение после ряда математических морфологических операций; *е* – изображение с выделением оптического диска

Fig. 4. Segmentation of the optic disc: *a* – RGB image; *b* – gray image; *в* – image after improving the contrast; *г* – image after binarization; *д* – image after applying some mathematical morphological operations; *е* – optic disc image

Корректно выполненная сегментация изображений является необходимым условием для успешного выявления диабетической ретинопатии.

Для усиления контраста изображения часто используется метод адаптивного выравнивания гистограммы (Adaptive Histogram Equalization – АНЭ). При этом вычисляются несколько гистограмм изображения и далее полученные гистограммы используются для перераспределения значения интенсивности изображения. Следовательно, метод АНЭ хорошо подходит для улучшения регионального контраста и краев в каждой области изображения. Для удаления шума применяется метод изучения математической морфологии. Однако этот метод вызывает искажение изображения, поэтому предлагается использовать метод адаптивного выравнивания гистограмм с

ограничением контраста (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization – CLAHE), так как обработка контраста будет выполняться на каждом разделенном блоке [11]. Этот метод позволяет уменьшить шумы и усилить локальный контраст, ограничив высоту локальной гистограммы. Изображение делится на несколько подобластей, и затем гистограмма каждой подобласти классифицируется. Процесс выравнивания гистограммы далее выполняется в каждой подобласти отдельно. В результате улучшение изображения с адаптивным выравниванием гистограммы с ограничением контраста достигается интерполяцией каждого пикселя. В предлагаемом методе улучшения контраста изображения используется метод CLAHE.

Выявление кровеносных сосудов. Для повышения контрастности изображения

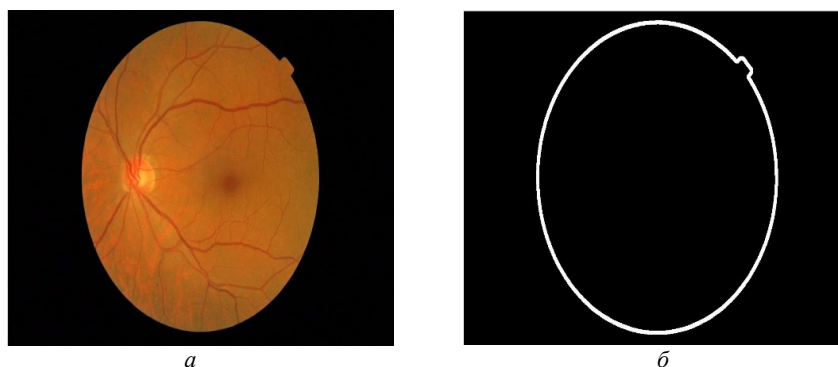


Рис. 5. Выделение границы изображения сетчатки: *a* – RGB-изображение; *б* – изображение с выделением границы
Fig. 5. Segmentation of the image of the retina edge: *a* – RGB image; *б* – edge image

сетчатки компоненты цветного изображения (красного, зеленого и синего) анализируются раздельно. Изображения сетчатки зеленого канала используют для предварительной обработки, поскольку они показывают наилучший контраст между кровеносными сосудами и фоном, а также между диском зрительного нерва и тканями сетчатки. Изображение сетчатки красного канала относительно яркое и показывает сосудистую структуру оболочки глаза. Кровеносные сосуды отображаются четче в красном канале, но они имеют меньшую контрастность, чем в зеленом канале. Изображение синего канала показывает более высокий уровень шума и содержит недостаточный объем информации для выявления кровеносных сосудов. Для повышения контраста изображения далее применяется метод адаптивного выравнивания гистограмм с ограничением контраста. Размытое изображение получается с использованием медианного фильтра. Осуществляется вычитание размытого изображения из изображения, полученного методом CLAHE. Бинарное изображение получается с пороговым значением окончательного изображения, рассчитываемого методом Оцу. Далее применяется операция закрытия с линейным структурирующим элементом для выделения сосудов и устранения мелких связанных элементов, содержащихся в бинарном изображении. Этапы обработки изображения сетчатки для выявления кровеносных сосудов представлены на рис. 3.

Выявление оптического диска. В изображении глазного дна оптический диск пред-

ставлен как яркая желтоватая эллиптическая область и может быть разделен на центральную яркую зону в виде оптической чашки и периферийную область в виде нейроретинального обода. Для выделения оптического диска исходное RGB-изображение преобразуется в серое. Далее применяется метод CLAHE для улучшения контраста серого изображения. Бинаризация изображения осуществляется для получения оптического диска, поскольку он представлен как яркая область глазного дна. Далее осуществляется ряд математических морфологических операций для выявления оптического диска на изображении глазного дна. Оптический диск представляет собой окружность с определенным радиусом (см. рис. 4).

Выделение границы изображения сетчатки. Красный канал выбирается для выделения границы изображения. Бинаризация изображения осуществляется выбором соответствующего порогового значения методом Оцу. Граница изображения получается вычитанием изображений, полученных после дилатации и эрозии бинарного изображения соответственно (рис. 5).

Выявление экссудатов. Экссудаты представляют собой желтые пятна, состоящие из остатков липидов. Такие экссудаты вызывают явные поражения, поэтому их можно обнаружить по изображению красного канала, к которому применяется преобразование в цилиндр или преобразование Топ-хат с дискообразным структурирующим элементом для получения ярких элементов после улучшения кон-

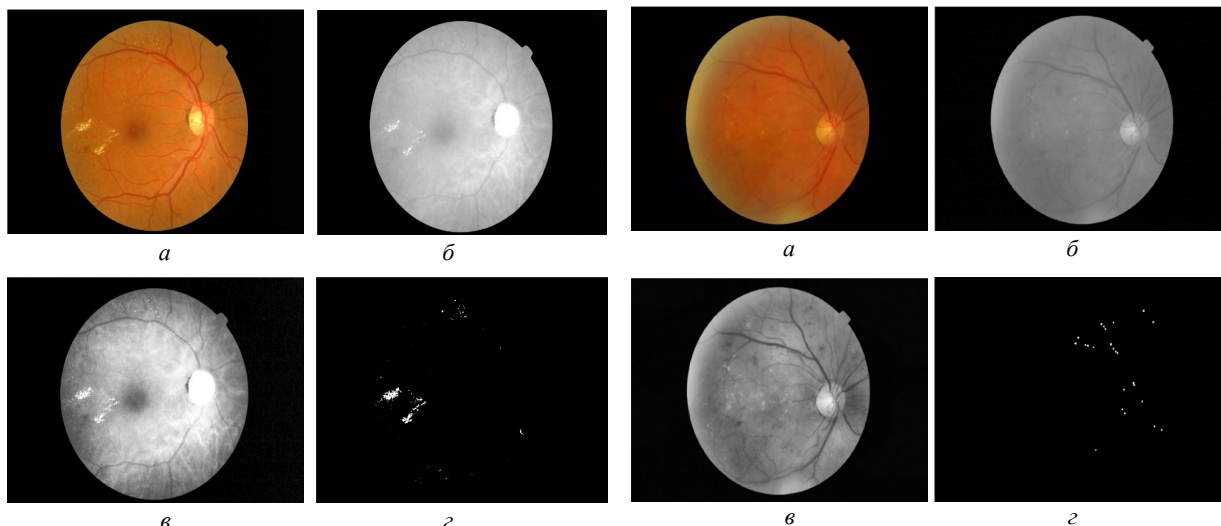


Рис. 6. Выделение экссудатов: *a* – RGB-изображение; *б* – изображение красного канала; *в* – изображение после повышения контрастности; *г* – изображение с выделением экссудатов

Fig. 6. Segmentation of exudates: *a* – RGB image; *б* – red channel; *в* – image after improving the contrast; *г* – exudate image

Рис. 7. Выявление микроаневризм: *a* – RGB-изображение; *б* – полутоновое изображение; *в* – изображение после повышения контрастности; *г* – изображение с выделением микроаневризм

Fig. 7. Segmentation of microaneurysms: *a* – RGB image; *б* – half-ton image; *в* – image after improving the contrast; *г* – microaneurysm image

трастности изображений методом CLAHE, а затем удаляется граница изображения. Для выявления экссудатов далее используется метод максимума энтропии [12].

Энтропия определяется как мера степени неопределенности случайной величины. Пусть X – дискретная случайная величина, определенная на вероятностном пространстве и принимающая значения $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ с распределением вероятностей $p_k = P(x = x_k)$, где $k = \overline{1, N}$. Тогда энтропия определяется по следующей формуле:

$$H(X) = - \sum_{n=1}^N P(x_n) \log_2 P(x_n). \quad (1)$$

Метод максимума энтропии основан на поиске формы с максимальной энтропией из возможного распределения вероятностей. Поэтому критерий максимальной энтропии используется для устранения неоднозначности решения, а функционал (1) выступает своего рода "мерой качества" изображения.

Рассмотрим изображение размером $N \times M$ с t уровнями серого, и пусть n_i – частота появления каждого уровня интенсивности. Тогда вероятность появления каждого уровня серого цвета задается формулой

$$p_i = \frac{n_i}{NM}.$$

Предположим, что имеется 2 распределения вероятности – A для фона и B для объекта. Обозначим через t порог бинаризации. Тогда функции энтропии распределения A – $H(A)$ и распределения B – $H(B)$ определяются таким образом:

$$H(A) = - \sum_{i=1}^t \frac{p_i}{p_t} \log_2 \left(\frac{p_i}{p_t} \right);$$

$$H(B) = - \sum_{i=t+1}^m \frac{p_i}{p_m} \log_2 \left(\frac{p_i}{p_m} \right);$$

$$p_m = 1 - p_t.$$

Общая энтропия изображения определяется как сумма функций энтропии A и B . Оптимальный порог задается как значение, максимизирующее эту сумму.

Для выявления экссудатов необходимо исключить кровеносные сосуды и оптический диск из полученного порогового изображения. Результаты выделения экссудатов представлены на рис. 6.

Выявление микроаневризм. Микроаневризмы являются первым клиническим признаком диабетической ретинопатии и прояв-

ляются в виде маленьких красных точек на изображениях глазного дна. Прежде всего исходное RGB-изображение преобразуется в полутоновое с использованием изображений зеленого и красного каналов. Для улучшения контрастности применяется метод CLAHE. Далее используем медианный фильтр для размытия изображения, и полученное изображение вычитается из серого изображения. Пороговое значение задается методом Оцу. Далее выделяем анатомические структуры, такие, как кровеносные сосуды и экссудаты. Микроаневризмы имеют темно-красноватый цвет и выглядят как маленькие красные точки диаметром от 10 до 100 мкм. Поскольку они имеют круглую форму, выбираем дискообразные структурирующие элементы, радиус которых находится в соответствующем интервале. Результат выделения микроаневризм представлен на рис. 7.

Выделение признаков патологических форм на изображениях. При диабетической ретинопатии на изображениях сетчатки отражаются патологические формы. Сформируем показатели, отражающие изменения при диабетической ретинопатии, по изображению с выделенными областями кровеносных сосудов, экссудатов и микроаневризм. Эти показатели включают площади кровеносных сосудов, экссудатов и микроаневризм. Показатели площадей выделенных соответствующих областей рассчитываются как сумма белых пикселей в бинарных изображениях.

Для анализа текстурной структуры изображения сетчатки применяется метод матрицы смежности (Gray-Level Co-occurrence Matrix – GLCM), элементами которой являются относительные частоты f_{ij} наличия на изображении соседних точек с яркостями I_i и I_j , расположенных на расстоянии d друг от друга в одном из четырех угловых направлений $\varphi = 0, 45, 90, 135^\circ$ [13].

Следующие текстурные характеристики рассчитываются по GLCM:

1. Контрастность – мера контраста интенсивности между пикселем и его окрестностями, определяемая следующим образом:

$$C = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i-j)^2 f_{ij}.$$

2. Однородность – величина, которая измеряет близость распределения элементов в GLCM к его диагонали и может быть сформулирована таким образом:

$$H = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{f_{ij}}{1+|i-j|}.$$

3. Корреляция – величина, отражающая линейную зависимость значений серого уровня в матрице совместного совпадения:

$$\text{Corr} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j) f_{ij}}{\sigma_i \sigma_j}.$$

4. Энергия – величина, которая измеряет равномерность в интервале $[0; 1]$ и может быть определена по формуле

$$E = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f_{ij}^2.$$

Таким образом, сформированный комплекс показателей включает 3 показателя, характеризующих изменения кровеносных сосудов, наличие экссудатов и микроаневризм, и 4 текстурных показателя, рассчитывающихся по матрице смежности.

Выявление диабетической ретинопатии на основе дерева решений. Разработанный комплекс позволяет дифференцировать изображение при диабетической ретинопатии и норме. Для выявления диабетической ретинопатии предлагаем метод классификации на основе дерева классификации и регрессии (Classification and Regression Tree – CART) [14].

При использовании CART знания изображаются в виде дерева. Узел дерева представляет имя атрибута, а ветвь – его значение. Листья дерева представляют класс метки. Знания в форме дерева представляют в виде IF-THEN-правил. Для каждого пути от корня к листьям создается одно правило. Конъюнкция формируется для каждой пары атрибут–значение. Предсказания классов находятся в

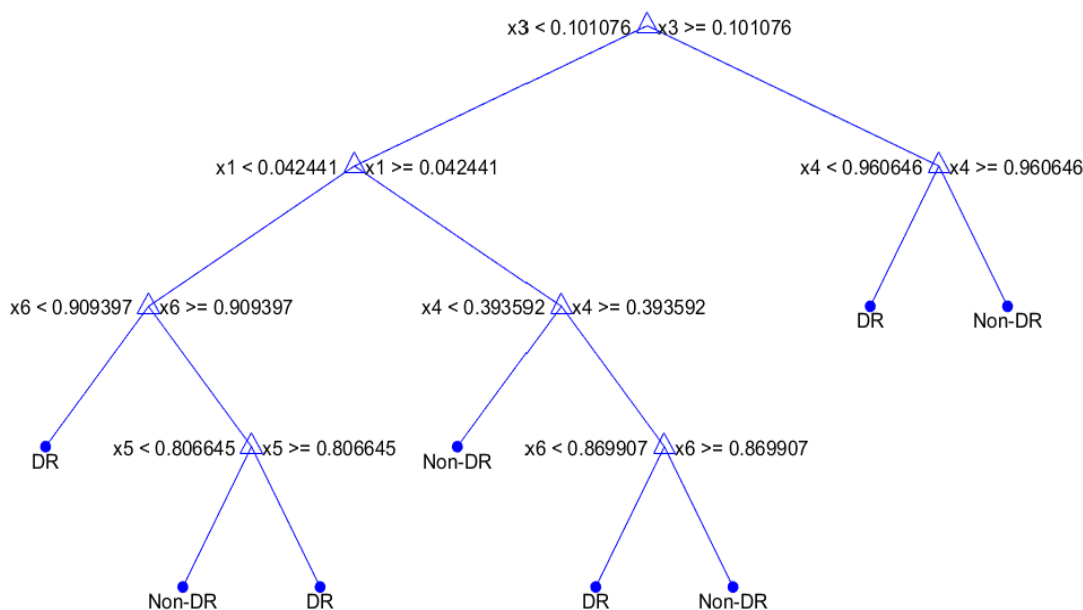


Рис. 8. Дерево решений при CART-классификации
 Fig. 8. Decision tree for CART classification

узлах листьев, где представлены 2 класса: диабетическая ретинопатия (DR) и норма (Non-DR).

Входные показатели (площадь кровеносных сосудов, площадь экссудатов, площадь микроаневризмов, контрастность, однородность, корреляция и энергия), используемые для CART-классификатора, представлены вектором $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ($n = 7$). CART начинается с корневого узла, каждое разбиение является бинарным. Предполагается, что C – это множество разделенных классов диабетической ретинопатии и нормы, т. е. $C \rightarrow \{DR, Non-DR\}$. Для проверки алгоритма выявления диабетической ретинопатии используется верифицированная база изображений сетчатки MESSIDOR. Для построения модели тренируются 70 изображений и 52 изображения для тестирования модели. Дерево решений при генерации модели представлено на рис. 8.

Для разработанной модели потеря регрессии в выборке равна 0.0857 с точностью 0.913. Для оценки аналитической модели и ее поведения на независимых данных используется 10-кратная перекрестная проверка. Потеря регрессии модели при этом составляет 0.30.

При использовании модели результаты классификации отражаются через показатели чувствительности Se , специфичности Sp и точности Acc [15]:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN};$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP};$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

где TP означает наличие положительного решения классификатора и положительного истинного значения ответа в оценочной выборке; FP означает наличие положительного ответа классификатора и отрицательного в оценочной выборке; TN означает наличие отрицательного решения классификатора и также отрицательного ответа в оценочной выборке; FN означает наличие отрицательного ответа классификатора и положительного в оценочной выборке.

Были получены следующие показатели чувствительности Se , специфичности Sp и точности Acc соответственно: 87.14, 88.50 и 87.81 %.

Заключение. Результаты исследования показывают, что разработанный алгоритм может быть применен в системе выявления диабетической ретинопатии. Для повышения точности метода необходимо учитывать комплекс показателей, характеризующих изменения в сетчатке при диабетической ретинопатии.

Сегментация изображения сетчатки позволяет оценивать патологические формы диабетической ретинопатии через текстурные свойства изображения и геометрические свойства

изображения выделенных областей. Для повышения точности классификации необходимо повысить точность алгоритма сегментации интересующих объектов.

Список литературы

1. Диабетическая ретинопатия / Т. М. Миленская, Е. Г. Бессмертная, В. К. Александрова, Н. Б. Смирнова, Т. А. Андрианова // Сахарный диабет. 2005. Т. 8, № 3. С. 18–20. doi: 10.14341/2072-0351-5573
2. Эпидемиология и регистр диабетической ретинопатии в Российской Федерации / Д. В. Липатов, В. К. Александрова, Д. С. Атарщиков, Е. Г. Бессмертная, И. Л. Кон, А. Г. Кузьмин, Т. А. Чистяков // Сахарный диабет. 2014. № 1. С. 4–7. doi: 10.14341/DM201414-7
3. Wang W., Lo A. C. Diabetic retinopathy: pathophysiology and treatments // Intern. J. of Molecular Sciences. 2018. Vol. 19, № 6. P. 1816. doi: 10.3390/ijms19061816
4. The progress in understanding and treatment of diabetic retinopathy / A. W. Stitt, T. M. Curtis, M. Chen, R. J. Medina, G. J. McKay, A. Jenkins, N. Lois // Progress in retinal and eye research. 2016. Vol. 51. P. 156–186. doi: 10.1016/j.preteyeres.2015.08.001
5. The benefits of health information technology: a review of the recent literature shows predominantly positive results / M. B. Buntin, M. F. Burke, M. C. Hoaglin, D. Blumenthal // Health affairs. 2011. Vol. 30, iss. 3. P. 464–471. doi: 10.1377/hlthaff.2011.0178
6. Jones S., Edwards R. T. Diabetic retinopathy screening: a systematic review of the economic evidence // Diabetic medicine. 2010. Vol. 27, iss. 3. P. 249–256. doi: 10.1111/j.1464-5491.2009.02870.x
7. Artificial intelligence for diabetic retinopathy screening: a review / A. Grzybowski, P. Brona, G. Lim, P. Ruamviboonsuk, G. S. Tan, M. Abramoff, D. S. Ting // Eye. 2020. Vol. 34, iss. 3. P. 451–460. doi: 10.1038/s41433-019-0728-0
8. Automated early detection of diabetic retinopathy / M. D. Abramoff, J. M. Reinhardt, S. R. Russell, J. C. Folk, V. B. Mahajan, M. Niemeijer, G. Quellec // Ophthalmology. 2010. Vol. 117, iss. 6. P. 1147–1154. doi: 10.1016/j.ophtha.2010.03.046
9. A deep learning ensemble approach for diabetic retinopathy detection / S. Qummar, F. G. Khan, S. Shah, A. Khan, S. Shamshirband, Z. U. Rehman, W. Jadoon // IEEE Access. 2019. Vol. 7. P. 150530–150539. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2947484
10. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs / V. Gulshan, L. Peng, M. Coram, M. C. Stumpe, D. Wu, A. Narayanaswamy, D. R. Webster // Jama. 2016. Vol. 316, iss. 22. P. 2402–2410. doi: 10.1001/jama.2016.17216
11. Multidimensional contrast limited adaptive histogram equalization / V. Stimper, S. Bauer, R. Ernstorfer, B. Schölkopf, R. P. Xian // IEEE Access. 2019. Vol. 7. P. 165437–165447. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2952899
12. Wu Nailong. The maximum entropy method // Springer Series in Information Sciences. Springer, 2012. Vol. 32. 327 p.
13. Suresh A., Shunmuganathan K. L. Image texture classification using gray level co-occurrence matrix based statistical features // European J. of Scientific Research. 2012. Vol. 75, № 4. P. 591–597.
14. Patel Brijain R, Kaushik K. Rana. A survey on decision tree algorithm for classification // Intern. J. of Engineering Development and Research. 2014. Vol. 2, iss. 1. P. 1–5.
15. Montgomery D. C., Runger G. C. Applied statistics and probability for engineers. John Wiley & Sons, 2010. 784 p.

Информация об авторах

Нгуен Чонг Туен – кандидат технических наук (2018) по специальности "Приборы, системы и изделия медицинского назначения", преподаватель кафедры биомедицинской инженерии Технического университета им. Ле Куй Дона (Республика Вьетнам). Автор более 30 научных публикаций. Сфера научных интересов – медицинское приборостроение; обработка и анализ биомедицинских сигналов и данных; телемедицинские системы диагностики.

Адрес: Технический университет им. Ле Куй Дона, 236 Хоанг Куок Вьет, Ханой, Республика Вьетнам

E-mail: nguyentuyn1988@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-9408-2622>

Чан Чонг Хыу – кандидат технических наук (2018) по специальности "Приборы, системы и изделия медицинского назначения", исследователь Военного госпиталя 103 (Республика Вьетнам). Автор более 30 научных публикаций. Сфера научных интересов – медицинское приборостроение; обработка и анализ биомедицинских сигналов и данных; телемедицинские системы диагностики.

Адрес: Военный госпиталь 103, 261 Фунг Хынг, Ханой, Республика Вьетнам

E-mail: trantronghuy@vmmu.edu.vn

<https://orcid.org/0000-0003-3165-742X>

References

1. Milen'kaya T. M., Bessmertnaya E. G., Aleksandrova V. K., Smirnova N. B., Andrianova T. A. *Diabeticheskaya retinopatiya* [Diabetic Retinopathy]. *Diabetes mellitus*. 2005, vol. 8, no. 3, pp. 18–20. doi: 10.14341/2072-0351-5573 (In Russ.)
2. Lipatov D. V., Aleksandrova V. K., Atarshchikov D. S., Bessmertnaya E. G., Kon I. L., Kuz'min A. G., Smirnova N. B., Tolkacheva A. A., Chistyakov T. A. Current Report from Russian Diabetic Retinopathy Register. *Diabetes Mellitus*. 2014, vol. 17, no. 1, pp. 4–7. doi: 10.14341/DM201414-7 (In Russ.)
3. Wang W., Lo A. C. Diabetic Retinopathy: Pathophysiology and Treatments. *Intern. J. of Molecular Sciences*. 2018, vol. 19, no. 6, p. 1816. doi: 10.3390/ijms19061816
4. Stitt A. W., Curtis T. M., Chen M., Medina R. J., McKay G. J., Jenkins A., Lois N. The Progress in Understanding and Treatment of Diabetic Retinopathy. *Progress in Retinal and Eye Research*. 2016, vol. 51, pp. 156–186. doi: 10.1016/j.preteyeres.2015.08.001
5. Buntin M. B., Burke M. F., Hoaglin M. C., Blumenthal D. The Benefits of Health Information Technology: A Review of the Recent Literature Shows Predominantly Positive Results. *Health Affairs*. 2011, vol. 30, iss. 3, pp. 464–471. doi: 10.1377/hlthaff.2011.0178
6. Jones S., Edwards R. T. Diabetic Retinopathy Screening: A Systematic Review of the Economic Evidence. *Diabetic Medicine*. 2010, vol. 27, iss. 3, pp. 249–256. doi: 10.1111/j.1464-5491.2009.02870.x
7. Grzybowski A., Brona P., Lim G., Ruamviboonsuk P., Tan G. S., Abramoff M., Ting D. S. Artificial Intelligence for Diabetic Retinopathy Screening: a Review. *Eye*. 2020, vol. 34, iss. 3, pp. 451–460. doi: 10.1038/s41433-019-0728-0
8. Abramoff M. D., Reinhardt J. M., Russell S. R., Folk J. C., Mahajan V. B., Niemeijer M., Quellec G. Automated Early Detection of Diabetic Retinopathy. *Ophthalmology*. 2010, vol. 117, iss. 6, pp. 1147–1154. doi: 10.1016/j.ophtha.2010.03.046
9. Qummar S., Khan F. G., Shah S., Khan A., Shamshirband S., Rehman Z. U., Jadoon W. A Deep Learning Ensemble Approach for Diabetic Retinopathy Detection. *IEEE Access*. 2019, vol. 7, pp. 150530–150539. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2947484
10. Gulshan V., Peng L., Coram M., Stumpe M. C., Wu D., Narayanaswamy A., Webster D. R. Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs. *Jama*. 2016, vol. 316, iss. 22, pp. 2402–2410. doi: 10.1001/jama.2016.17216
11. Stimper V., Bauer S., Ernstorfer R., Schölkopf B., Xian R. P. Multidimensional contrast limited adaptive histogram equalization. *IEEE Access*. 2019, vol. 7, pp. 165437–165447. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2952899
12. Wu Nailong. *The maximum entropy method*. Springer Series in Information Sciences. Springer, 2012, vol. 32, 327 p.
13. Suresh A., Shunmuganathan K. L. Image Texture Classification Using Gray Level Co-Occurrence Matrix Based Statistical Features. *European J. of Scientific Research*. 2012, vol. 75, no. 4, pp. 591–597.
14. Patel Brijain R, Kaushik K. Rana. A Survey On Decision Tree Algorithm For Classification. *Intern. J. of Engineering Development and Research*. 2014, vol. 2, iss. 1, pp. 1–5.
15. Montgomery D. C., Runger G. C. *Applied statistics and probability for engineers*. John Wiley & Sons, 2010, 784 p.

Information about the authors

Nguyen Trong Tuyen, Cand. Sci. (Eng.) (2018) in the field of Devices, systems, and medical products, a lecturer at the Department of Biomedical Engineering, Le Quy Don Technical University, Republic of Vietnam. The author of more than 30 scientific publications. Area of expertise: medical instrumentation; processing, and analysis of biomedical signals and data; telemedicine diagnostic systems.

Address: Le Quy Don Technical University, 236 Hoang Quoc Viet, Hanoi, Republic of Vietnam

E-mail: nguyentuyen1988@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0001-9408-2622>

Tran Trong Huu, Cand. Sci. (Eng.) (2018) in the field of Devices, systems, and medical products, researcher at Military Hospital 103, Republic of Vietnam. The author of more than 30 scientific publications. Area of expertise: medical instrumentation; processing and analysis of biomedical signals and data; telemedicine diagnostic systems.

Address: Hospital 103, 261 Phung Hung, Hanoi, Republic of Vietnam.

E-mail: trantronghuu@vmmu.edu.vn

<https://orcid.org/0000-0003-3165-742X>