

ГОЛУБ Ю. И., СТАРОВОЙТОВ В. В.

ОБЪЕКТИВНАЯ ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕТЧАТКИ ПРИ СКРИНИНГОВОМ ИССЛЕДОВАНИИ

Государственное научное учреждение "Объединенный институт проблем информатики
Национальной академии наук Беларуси"
Минск, Республика Беларусь

Аннотация. В статье представлен новый метод автоматизированной безэталонной количественной оценки качества цифровых изображений сетчатки для задач скрининга диабетической ретинопатии. Предложенный метод не требует локализации анатомических структур и основан на анализе центрального фрагмента изображения в зелёном спектральном канале с применением параметра масштаба распределения Вейбулла для интеграции локальных оценок качества. Проведён сравнительный анализ 36 безэталонных функций, выбраны две оценки, показавшие наиболее стабильные результаты. Экспериментально показано, что использование центрального фрагмента (crop) размером 50–67 % от исходных размеров снимка позволяет повысить точность оценки качества на 40 % по сравнению с анализом полного кадра. Масштабирование этого фрагмента до 512×512 пикселей сокращает время анализа снимка до 20 раз без потери точности. Эффективность метода подтверждена на трех тысячах изображениях из различных источников (базы Kaggle, DDR, белорусские клинические данные). Разработанный подход не требует эталонных данных и может быть интегрирован в системы массового скрининга изображений глазного дна, снижая нагрузку на специалистов, повышая доступность диагностики для пациентов при ограниченных вычислительных ресурсах.

Ключевые слова: диабетическая ретинопатия, безэталонная оценка качества изображения, скрининг, обработка изображения сетчатки, масштабирование изображения, распределение Вейбулла, цифровая офтальмология

Введение

В настоящее время врачи все больше внимания обращают на возможности цифровых технологий в офтальмологии и внедряют их в свою практику для повышения точности диагностики заболеваний глаз. В связи с ежегодным увеличением количества больных сахарным диабетом, спрос на скрининг диабетической ретинопатии (ДР) растет. Данное осложнение может привести к потере зрения, если не обнаружить его на ранних стадиях и не начать соответствующее лечение [1]. Традиционные методы диагностики, основанные на визуальном осмотре офтальмолога, характеризуются высокой трудоемкостью, субъективностью и значительными временными и финансовыми затратами [2, 3], что затрудняет регулярное наблюдение за большим количеством пациентов. В связи с этим в настоящее время есть необходимость в использовании автоматизированных систем, которые быстро и эффективно анализируют цифровые снимки сетчатки, помогая врачам выявлять начальные признаки заболеваний [2, 4]. Внедрение таких систем позволит ускорить процесс скрининга и обеспечить доступ к диагностике широкому кругу пациентов, включая тех, кто проживает в удаленных регионах или районах, где наблюдается дефицит офтальмологов. Раннее выявление признаков ДР и профилактические программы способствуют снижению нагрузки на медицинские учреждения и экономии

государственного бюджета за счет повышения способности пациентов к самостоятельной жизни и труду, сокращения затрат на стационарное лечение и транспортные расходы [3–6].

В современной офтальмологии цветное изображение глазного дна является стандартным методом обследования пациентов как в клинической практике, так и при проведении массовых скрининговых исследований. При этом критически важным фактором, определяющим достоверность последующей оценки снимка и постановки диагноза, является высокое качество получаемых изображений. Дефекты снимков существенно снижают надежность диагностического процесса и могут привести к некорректной интерпретации результатов обследования [7].

1. Цель, задачи исследования и исходные данные для экспериментов

Цель исследования: разработка метода автоматизированной безэталонной количественной оценки качества изображений сетчатки для скрининга диабетической ретинопатии без локализации анатомических структур.

Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи: формирование базы цифровых изображений сетчатки, полученных с помощью различных фундус-камер, для обеспечения репрезентативности и вариативности

данных; анализ причин ухудшения качества снимков и исследование существующих безэталонных количественных функций оценки качества изображений; оптимизация предобработки, а именно: определение информативной области на изображении сетчатки, анализ влияния масштабирования изображения, выбор алгоритмов конвертации в полутоновое представление и яркостного преобразования; выбор и адаптация оценок качества, разработка подхода к обобщению локальных значений, разработка метода автоматизированной безэталонной оценки качества изображений устойчивого к разнородным данным и не требующего локализации структур сетчатки; оценка согласованности количественной оценки с визуальной, а также анализ экономии времени при использовании уменьшенного фрагмента из изображения глазного дна; тестирование разработанного метода на реальных данных. Методы машинного обучения не были использованы, поскольку рассматривались ситуации, в которых отсутствует возможность обучения на большом количестве качественно размеченных данных, проверенных офтальмологами, а также нет условий для настройки и поддержки моделей в виду ограниченных вычислительных ресурсов.

База данных (БД) для экспериментального анализа была сформирована из изображений сетчатки, полученных из нескольких клиник с использованием фундус-камер различных моделей, и включает снимки как общедоступных источников (Kaggle [8], DDR [9]), так и белорусских медицинских учреждений.

2. Методология предобработки и анализа качества изображений сетчатки

2.1. Основные причины ухудшения качества изображения сетчатки

Несмотря на то, что в медицинских камерах шумы сведены к минимальному уровню, ряд факторов может привести к получению фундус-изображений низкого качества. Например, пациент двигается или моргает во время съемки, в результате чего снимки могут быть с размытием или шумом в виде бликов, пятен, теней, отражений или частичным захватом век, ресниц и радужной оболочки глаза. При неправильной настройке камеры или ее неисправности изображение может получиться малоконтрастным, размытым или иметь слишком темные/яркие области. Это в свою очередь может приводить к утрате важных деталей, затруднить обнаружение мелких патологических изменений. Темные и размытые снимки также усложняют процесс получения маски FOV (Field of View), разделяющей область сетчатки и фона вокруг нее. На рисунке 1 представлено два изображения, бинаризация которых дает неудовлетворительные результаты при получении маски FOV, т.к. имеются темные области на сетчатке. Такие изображения должны быть удалены из базы хранения или отбракованы на этапе их регистрации. В данном примере для получения бинарного представления снимков использован метод Оtsu.

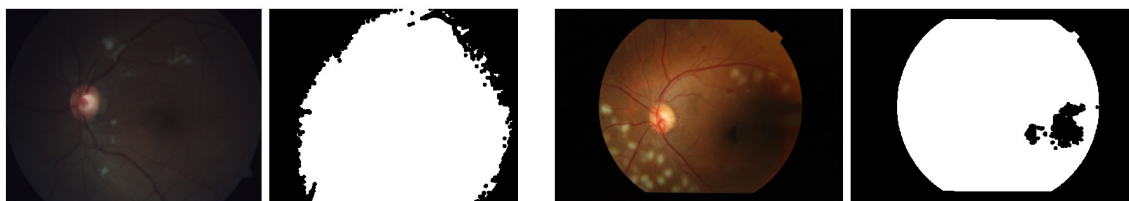


Рисунок 1. Два изображения сетчатки и их бинарные варианты

Оценка качества цифровых изображений – это субъективный и сложный процесс [10–12], который важно выполнять в соответствии с решаемой прикладной задачей, т.к. от этого зависят критерии удовлетворительного и неудовлетворительного качества. В современной научно-технической и медицинской литературе отсутствует четкое определение того, что представляет собой качественное изображение сетчатки глаза. В рамках данного исследования качественным считается такое

изображение, которое обеспечивает возможность для скрининга ДР, т.е. снимок имеет достаточный контраст, яркость и резкость. Изображения, на которых вместо сетчатки зарегистрированы веки, ресницы, не рассматривались из-за малого наличия таких изображений в базах данных. На рисунке 2 представлены изображения сетчатки неудовлетворительного качества. Плохое качество изображения обусловлено размытостью, темными областями и большими бликами на снимках.

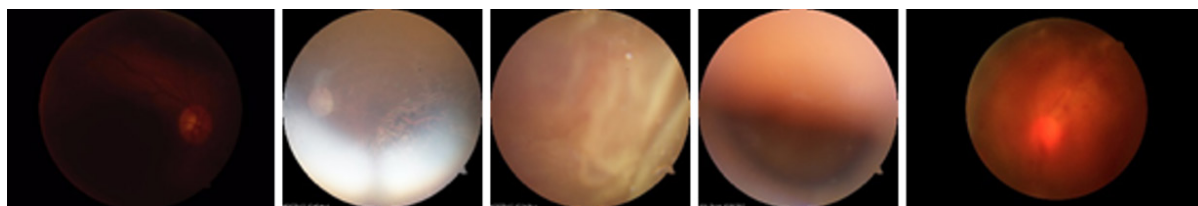


Рисунок 2. Изображения сетчатки неудовлетворительного качества

2.2. Выбор спектрального канала для оценки качества изображения

На рисунке 3 представлены фрагменты цветных и полутоновых снимков сетчатки, последние из которых получены поканальным разбиением RGB-изображения. Их визуальный анализ показывает, что красный канал (RED) выявляет на сетчатке детали, не относящиеся к сосудам, и зачастую оказывается слишком светлым, что приводит к утрате значимых деталей изображения; синий канал (BLUE) характеризуется пониженной яркостью и недостаточной информативностью в тенях; максимальная детализация и наибольшее количество диагностически значимых структур, в том числе сосудистого русла, можно заметить при анализе зеленого канала (GREEN). По этой причине он был использован для дальнейшей обработки. В статьях [13, 14, 15] приходят к аналогичным выводам, отмечая, что кроме

высокого контраста между сосудами и фоном, зеленый канал позволяет минимизировать шум. В работе [6] проведен анализ разных подходов к обработке изображений сетчатки и сделан вывод о том, что все каналы цветного изображения преимущественно используются в системах на основе нейронных сетей. В системах, которые не используют нейросетевые технологии, применяется анализ зеленого канала. Лишь небольшая часть исследователей использует красный и синий каналы (в основном для сегментации атрофии). Авторы также отмечают, что существующие литературные данные не позволяют однозначно определить значимость различных спектральных каналов в контексте их диагностической ценности. Поэтому есть необходимость в исследованиях, направленных на анализ эффективности использования различных каналов цветного изображения при диагностике ДР.

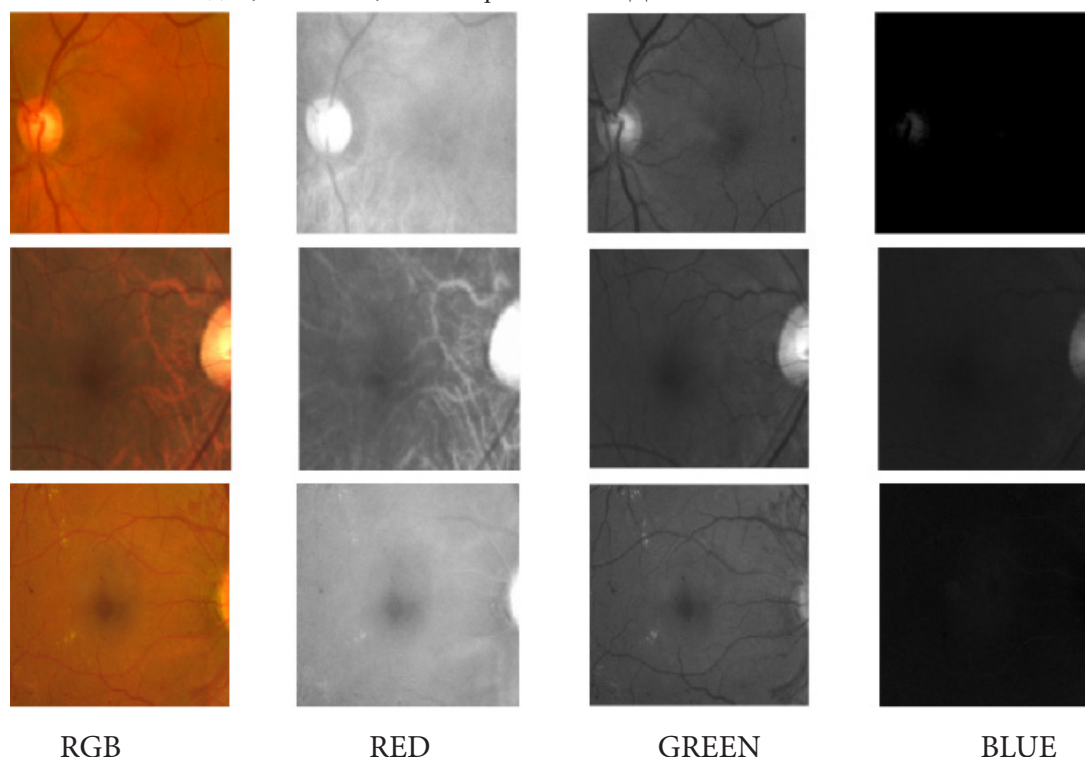


Рисунок 3. Фрагменты изображений сетчатки: цветное (RGB) и три варианта полутоновых (RED, GREEN, BLUE)

2.3. Выбор информативной области для анализа изображения

Изображения, полученные от белорусских офтальмологов, имеют два размера – 3608×3608 пикселей и 2448×2448 пикселей, записаны в формате JPEG, глубина цвета – 24 бит/пк, темный фон вокруг сетчатки имеет значение яркости равно 0. При таких условиях легко построить бинарную маску FOV для сетчатки, учитывая только пиксели со

значением яркости больше 0, и выполнить анализ качества этой области. Однако изображения из других общедоступных баз могут иметь значения яркости фона в диапазоне (0; 70), что усложняет задачу получения маски [6, 16]. Для оптимизации обработки предлагается отказаться от построения бинарной маски и оценивать качество изображения по центральной наиболее информативной области сетчатки (*crop*). На рисунках 4 и 5 *crop* обозначена

прямоугольником и квадратом, соответственно. В работе [17] авторами было показано, что вписанный в область сетчатки квадрат содержит достаточное количество микроаневризм для диагностики ДР в процессе скрининга.

В результате анализа изображений из баз Kaggle и DDR был выбран размер *crop*, равный половине высоты и ширины исходного кадра (рисунок 4). Однако при анализе снимков, полученных от белорусских офтальмологов, выяснилось, что такой размер центрального фрагмента слишком мал для оценки качества и не позволяет эффективно разделять изображения на удовлетворительные и неудовлетворительные. На рисунке 5а представлен результат получения *crop* недостаточного размера для оценки качества. Экспериментальные исследования показали, что для изображений белорусской БД необходимо выделять центральную область в виде квадрата со стороной равной 0,67 от ширины или высоты

исходного изображения. При исходном размере изображения 3608×3608 пикселей получаем *crop* в виде квадрата со сторонами 1805 пикселей, при исходном размере изображения 2448×2448 пикселей получаем квадрат со сторонами 1633 пикселей (рисунок 5б).

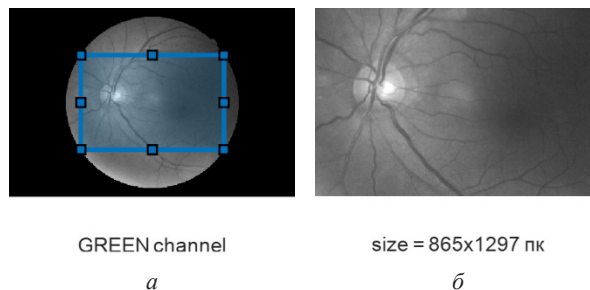
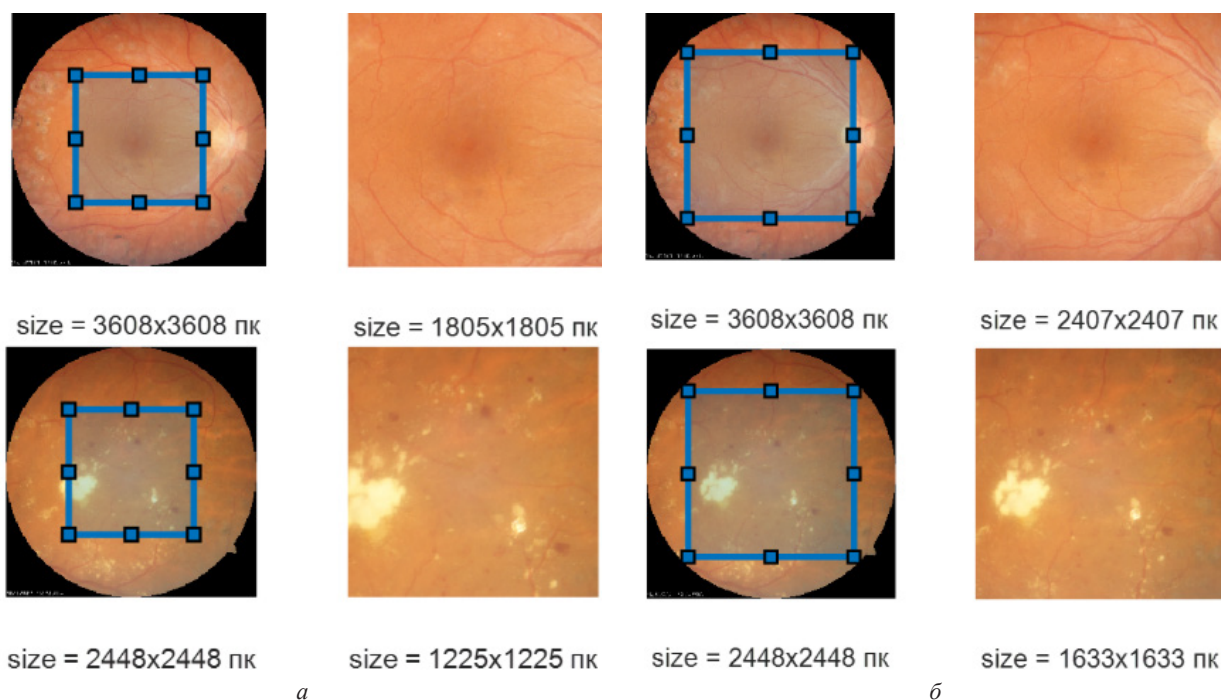


Рисунок 4. Получение центрального фрагмента *crop* для оценки качества изображения из базы Kaggle: *a* – исходное изображение (прямоугольником в центре сетчатки обозначен *crop*), *б* – вырезанный фрагмент *crop*



размер *crop* равен 0,5 от ширины исходного изображения размер *crop* равен 0,67 от ширины исходного изображения

Рисунок 5. Получение центрального фрагмента *crop* (обозначен квадратом) для оценки качества изображений из белорусской БД

2.4. Количественная оценка качества изображения

В процессе скрининга ДР на этапе регистрации изображения сетчатки эталонный снимок отсутствует, поэтому для анализа качества используются безэталонные оценочные функции [12], которые могут вычисляться глобально или локально. Экспериментальное исследование показало, что глобальная оценка качества

снимка даёт неверные результаты и не позволяет корректно разделять изображения на два класса – удовлетворительные и неудовлетворительные. В таблице 1 представлены глобально вычисленные статистические характеристики (медианные – median, средние – mean, среднеквадратичные отклонения – std) для *crop* размером 512×512 пикселей, полученных для 100 изображений базы Kaggle и разделенных на классы good (удовлетворительное

качество) и bad (неудовлетворительное качество). Анализ данных таблицы 1 показывает значительное перекрытие диапазонов значений между классами качества, несмотря на явные визуальные различия (размытие, наличие слишком тёмных или светлых областей). Таким образом, при наличии подобных искажений глобально вычисляемые значения mean, std и median демонстрируют низкую эффективность, что характерно и для других глобальных оценок.

Таблица 1. Медианные, средние и среднеквадратичные значения, вычисленные для изображений базы Kaggle двух классов качества

Оценка качества	Удовлетворительное качество (good)	Неудовлетворительное качество (bad)
Диапазон значений для median	[35; 116]	[30; 97]
Диапазон значений для mean	[37; 117]	[27; 101]
Диапазон значений для std	[6; 47]	[3; 27]

Для учета локальных особенностей снимка предлагается использовать количественные оценки, которые вычисляются локально в областях 15×15 пикселей. Было проанализировано 36 функций, используемых в литературе для анализа качества без использования эталонного изображения: ACMO, BEGH, BISH, BREN, BRISQUE, CONT, CURV, EBCM, FFT, FISH, FUS, GLLV, GLVM, GOLE, GORD, GRAE, GRAT, HELM, JNBM, KADN, KURT, LAPD, LAPL, LAPM, LOCC, LOEN, MLV, NIQE, PIQE, PSIS, SHAR, STDK SVDB, TENG, VOLA, WAVS [12]. Оценки BRISQUE, NIQE, PIQE –

используются в пакете прикладных программ Матлаб.

Для обобщения получаемых локальных значений оценочных функций были использованы параметры распределения Вейбулла: масштаб (scale) и форма (form), а также параметр – среднее нормального распределения (mean). Для сравнения между собой значений оценочных функций выполнялась их нормализация в диапазон [0; 1]. Среднее значение используется авторами вышеупомянутых 36 оценок, а параметры Вейбулла предлагаются для улучшения результатов анализа качества, т.к. не всегда распределения локальных оценок соответствуют нормальному закону, что можно увидеть на гистограмме рисунка 6. На рисунке 6 показан фрагмент изображения сетчатки и его гистограмма локальных значений количественной оценки качества BEGH.

Для демонстрации в статье результатов экспериментов отобрано 14 снимков сетчатки из белорусской БД. На рисунке 7 показаны соответствующие фрагменты сгорт: первые шесть изображений характеризуются плохим качеством (размытость, тёмные участки, блики), а снимки с номерами 7–14 имеют удовлетворительное качество – область сетчатки находится в зоне резкости, контраст и яркость позволяют различать сосуды и признаки заболевания.

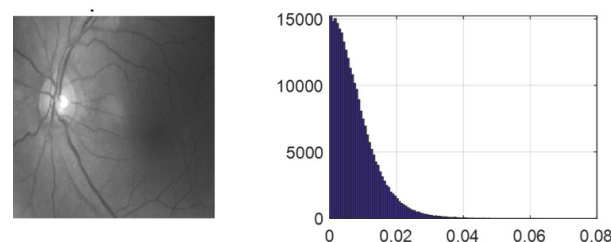


Рисунок 6. Фрагмент сгорт и гистограмма локальных значений оценки BEGH

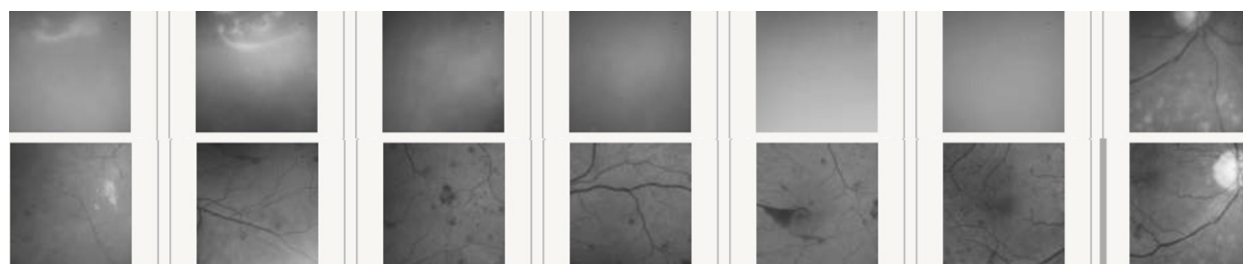


Рисунок 7. Центральные фрагменты изображений сетчатки, предъявляемые для оценки качества

Анализ центрального фрагмента *сгорт* вместо полного изображения сетчатки повышает точность оценки качества, что подтверждается данными рисунка 8, где представлены графики трёх параметров распределения (scale, form и mean), обобщающих локальные значения оценочной функции FUS. Для построения графиков рисунка 8а использована центральная часть

сетчатки в виде квадрата со стороной равной 0,67 ширины исходного изображения. На рисунке 8б представлены графики оценок качества для тех же 14 снимков, однако значения вычислялись для всего изображения целиком. По вертикальным осям представлены значения количественных оценок качества, по горизонтальным – номера изображений. Локальные значения вычислялись с помощью

оценочной функции FUS. Анализ графиков демонстрирует, что использование полного снимка

не позволяет эффективно разделить изображения на удовлетворительные и неудовлетворительные.

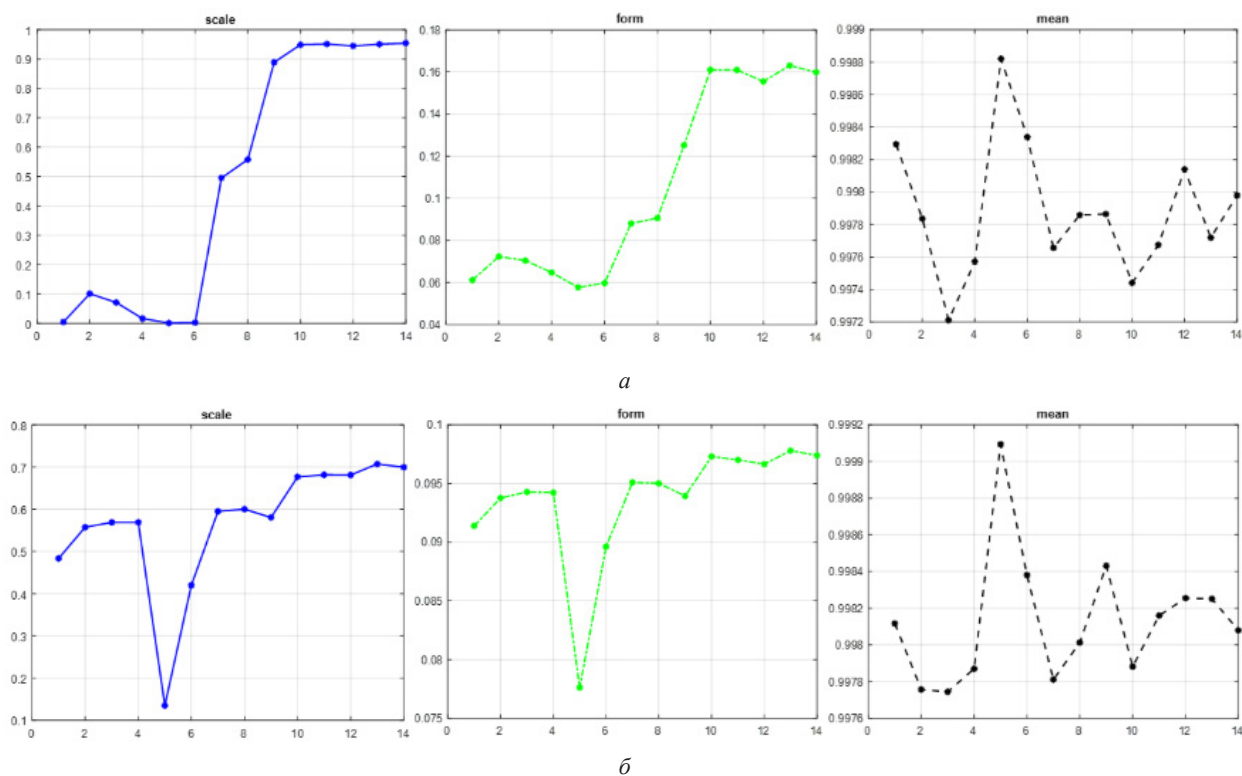


Рисунок 8. Графики количественных оценок качества 14 изображений сетчатки:
а – вычислены для центральных фрагментов *сгор*; б – вычислены для всего снимка

2.5. Влияние масштабирования на оценку качества изображения

Для ускорения оценки предлагается выполнять масштабирование *сгор*, уменьшая его размер до 512×512 пикселей (рисунок 9). В статье [10] показано, что для скрининга ДР достаточно квадратного шаблона 512×512 пикселей, вписанного в область FOV, при этом сохраняются критически важные признаки заболевания – микроаневризмы.

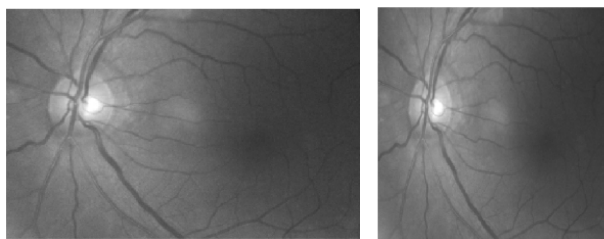


Рисунок 9. Масштабирование центрального фрагмента *сгор* (база Kaggle): а – исходный размер *сгор*; б – фрагмент *сгор* после масштабирования к квадрату 512×512 пк

Масштабирование по-разному влияет на оценки качества: для ряда оценочных функций, таких как BISH, BRISQUE, NIQE, EBCM, GLVM, LOCC, HELM и SVDB, коэффициент корреляции между значениями исходного и масштабированного *сгор* снижается ниже 0,7, особенно чувствителен

к изменению размера параметр *form*. В отличие от них, оценки FUS и TENG сохраняют высокую корреляцию (>0.98) после масштабирования (таблица 2 и рисунок 10). На рисунке 10 представлены графики параметров *scale*, *form* и *mean* оценки FUS для *сгор*, которые были уменьшены до размера 512 пикселей. Можно заметить, что, используя параметр *scale*, сохраняется возможность делить изображения на два класса по качеству. Визуальный анализ (рисунок 11) показывает, что при размере 512×512 пикселей ключевые детали сетчатки сохраняются. Дальнейшее уменьшение размера приводит к потере детализации и снижению точности оценки.

Таблица 2. Значения коэффициента корреляции Пирсона между оценками качества, вычисленными для центрального фрагмента сетчатки *сгор* с масштабированием и без изменения его размеров

Параметр распределения, применяемый для обобщения локальных оценок FUS	Значение коэффициента корреляции Пирсона
scale	0.9946
form	0.9707
mean	0.9520

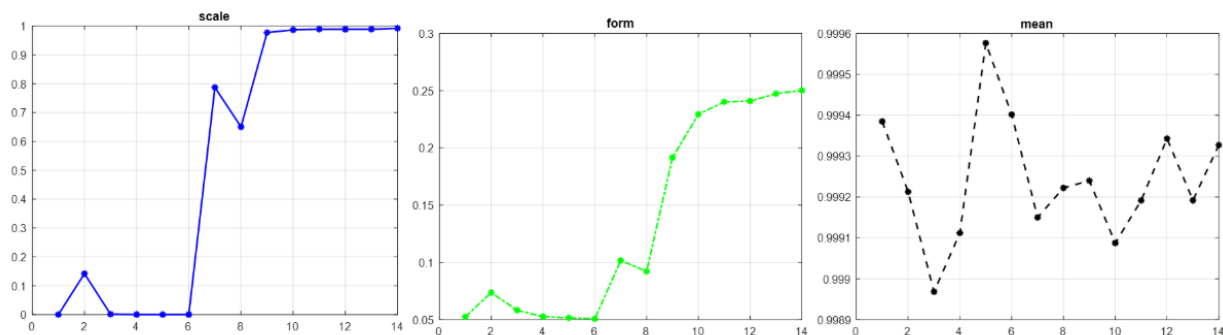
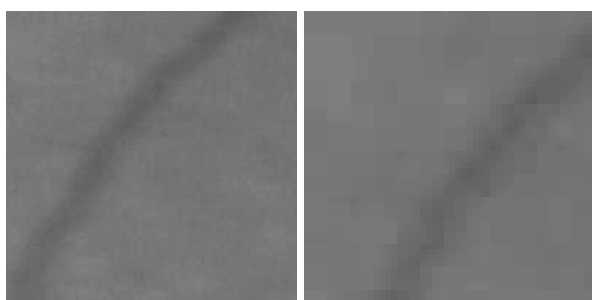


Рисунок 10. Графики количественных оценок качества центральных фрагментов 14 изображений сетчатки, которые были уменьшены до квадрата со стороной 512 пикселей



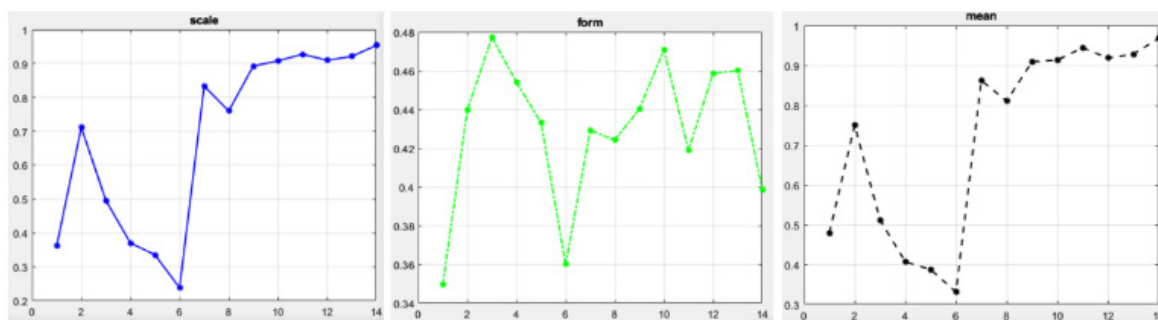
а
область (200×200пк) из
фрагмента *crop*
без масштабирования

б
область (50×50пк) из
фрагмента *crop*
с изменением его размеров
к 512×512пк

Рисунок 11. Увеличенные области, полученные из центрального фрагмента сетчатки *crop*

Сравнение графиков параметра *scale* на рисунках 8а и 10 показывает, что уменьшение размера изображения способствует более чёткому разделению классов качества. Это связано с тем, что при масштабировании применяются сглаживающие фильтры, такие как билинейная или бикубическая интерполяция, которые подавляют высокочастотный шум и мелкие артефакты, сохраняя значимые структурные элементы изображения. В результате оставшиеся высокие частоты лучше отражают реальную резкость, а не артефакты. На рисунке 12 приведены примеры графиков количественных оценок, не пригодных для анализа качества, поскольку их значения изменяются скачкообразно и не позволяют разделять изображения на удовлетворительные и неудовлетворительные.

Оценка GLLV



Оценка WAVS

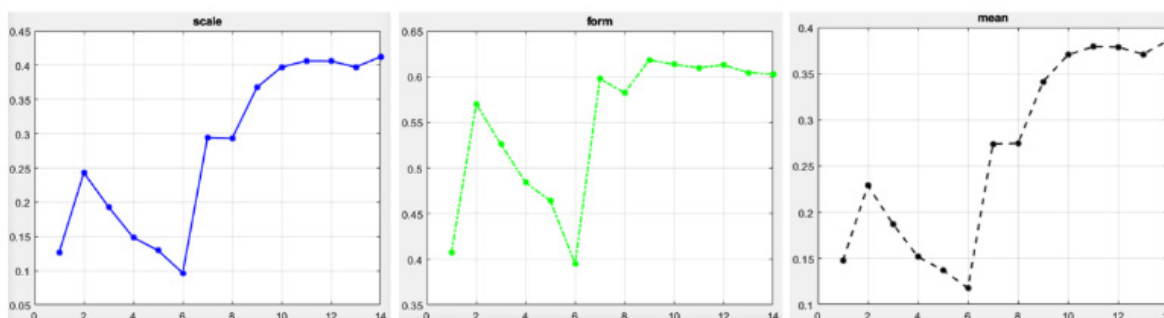


Рисунок 12. Графики количественных оценок 14 изображений сетчатки, по значениям которых сложно разделять снимки на два класса качества

Для оценки качества предлагается использовать параметр *scale* функций FUS и TENG. Значения этих количественных оценок растут с улучшением качества изображений и есть возможность установить порог, разделяющий изображения на два класса, что видно на первом графике рисунков 8а и 10. Эти оценки устойчивы к изменению размера *crop* до 512×512 пикселей. Параметр *form* чуть хуже отражает качество снимков, чем *scale*. Параметр *mean* не соответствует визуальной оценке.

3. Разработанный метод безэталонной количественной оценки качества изображений сетчатки

На основе анализа литературы и экспериментов с реальными изображениями сетчатки, включая данные белорусских специалистов, разработан метод автоматизированной безэталонной количественной оценки качества изображений сетчатки для скрининга ДР без локализации ее анатомических структур, состоящий из следующих этапов:

1) преобразовать цветной снимок сетчатки, зарегистрированный фундус-камерой, в полутоновое представление (для задачи оценки качества используется зеленый канал);

2) выполнить кадрирование, т.е. получить центральный фрагмент сетчатки *crop* в виде квадрата или прямоугольника со стороной равной 0,5–0,67 от ширины или высоты исходного изображения в зависимости от угла поля зрения камеры при регистрации снимка; выполнить масштабирование *crop*;

3) для *crop* вычислить локальные значения оценочной функции качества (например, FUS или TENG);

4) обобщить локальные значения, используя параметр масштаба распределения Вейбулла (*scale*). Таким образом, получить оценку качества *I*;

5) сравнить глобальную оценку с пороговым значением (*tr*) и отнести изображение к одному из классов качества – удовлетворительное или неудов-

летворительное; значение *tr* выбирается экспериментально, исходя из особенностей базы изображений или решаемой задачи.

На рисунке 13 представлена схема предложенного метода, которая была протестирована на 3170 изображениях сетчатки, предоставленных белорусскими офтальмологами, а также Kaggle, DDR. На рисунке 14 представлены примеры изображений, разделенных на два класса, после их предобработки и оценки качества, в соответствии с предложенной схемой.

В рамках проведенного исследования, были получены значения точности (Accuracy) для выборки из 327 изображений Kaggle, представленные в таблице 3. Количественная оценка качества указанных изображений проводилась с использованием функции TENG и интегрального параметра масштаба распределения Вейбулла (*scale*). Исследуемая выборка была разделена на два класса: удовлетворительные и неудовлетворительные снимки. Последующий анализ включал сопоставление результатов классификации с истинными метками (*ground truth*) соответствующих изображений. Применение центрального фрагмента (*crop*) повысило точность классификации на 40 % по сравнению с анализом полного изображения сетчатки (таблица 4). Максимальное значение Accuracy (0,966) достигнуто для зеленого канала и размера *crop* 512×512 пикселей. Использование зеленого канала демонстрирует систематическое превосходство над красным/синим каналами в рамках данного исследования. Данные результаты подтверждают эффективность предложенного метода для автоматизированной оценки качества изображений сетчатки.

Таблица 3. Значения Accuracy для изображений Kaggle исходного размера (без кадрирования)

	красный канал	зеленый канал	синий канал
Accuracy	0,685	0,691	0,679

Таблица 4. Значения Accuracy для центральных фрагментов (*crop*) разного размера, полученных из изображений Kaggle

	красный канал		зеленый канал		синий канал	
	исходный размер	512×512пк	исходный размер	512×512пк	исходный размер	512×512пк
Accuracy	0,804	0,862	0,838	0,966	0,792	0,911

Анализ графиков на рисунке 15 показывает, что время вычисления функции FUS для области *crop* сокращается в 20 раз по сравнению с обработкой полного изображения, при разнице в размере изображений в 5,6 раза. Среднее время вычисления локальных оценок FUS для фрагмента *crop* составляет 0,01 с, тогда как для всего изображения – 0,27

с. Эксперимент проведен на изображениях размером 3608×3608 пикселей и центральных фрагментах 512×512 пикселей, полученных белорусскими офтальмологами.

На рисунке 15 изображены графики времени вычисления локальных оценок для центрального фрагмента *crop* (512×512 пикселей) и для всего снимка.

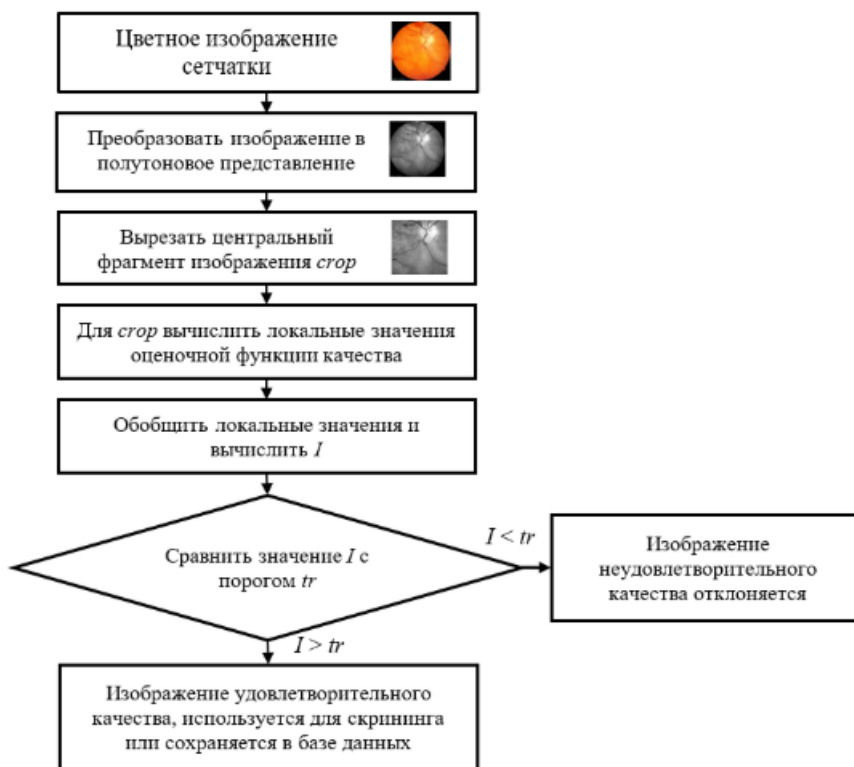


Рисунок 13. Схема количественной оценки качества изображений сетчатки

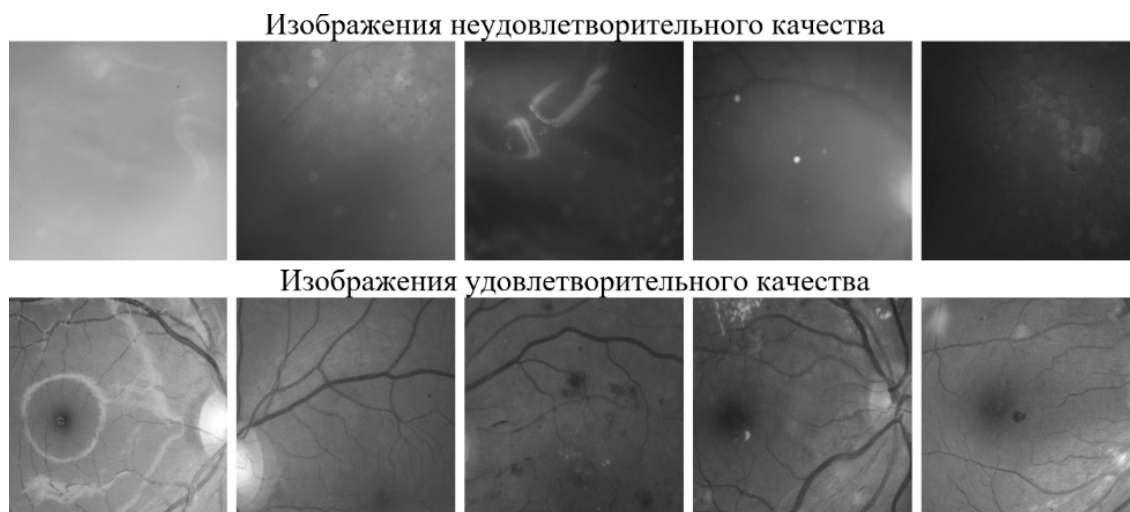


Рисунок 14. Примеры изображений двух классов качества: удовлетворительные и неудовлетворительные

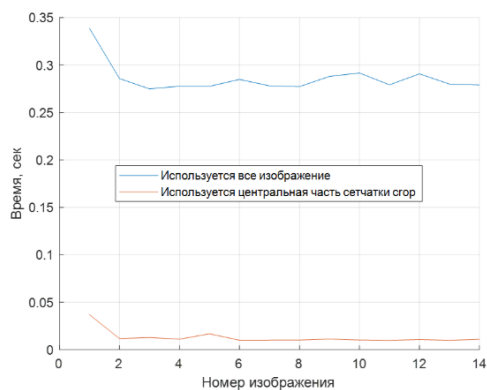


Рисунок 15. Время вычисления локальных оценок для каждого изображения

Заключение

При разработке автоматизированной системы, работающей с цифровыми изображениями, вопросы качества изображения являются неизбежными. В результате анализа литературных источников и экспериментального исследования:

- проанализированы различные варианты преобразования цветного изображения в полутоновое. Определено, что целесообразно использовать зелёный канал для выполнения безэталонной оценки качества снимка;

- был сделан вывод, что адаптивное выравнивание гистограммы с ограниченным контрастом

том (CLANE) может быть полезным инструментом при оценке качества изображения сетчатки в системах скрининга диабетической ретинопатии, но эффективность его применения зависит от используемого набора данных и методов количественной оценки;

– обоснован выбор центрального фрагмента (*crop*) как зоны максимальной значимости для оценки качества. Установлен оптимальный размер *crop* (0.5–0.67 от исходного разрешения) в зависимости от угла обзора камеры (FOV). Применение центрального фрагмента повысило точность классификации на 40 % по сравнению с анализом полного изображения сетчатки;

– протестировано 36 безэталонных оценок качества (АСМО, BEGH, BREN и др.) на способность разделять изображения на классы – удовлетворительные (достаточные резкость и контраст) и неудовлетворительные. Выбраны функции FUS и TENG как наиболее эффективные для анализа локальных особенностей;

– предложено использовать параметр масштаба (*scale*) распределения Вейбулла для обобщения локальных значений функций в глобальную оценку качества;

– исследован эффект масштабирования *crop* до фиксированного размера (512×512 пикселей) на точность оценок. Выявлены оценки, устойчивые к изменению размеров (FUS, TENG);

– протестирован разработанный метод на 2243 изображениях из реальной клинической практики (белорусская БД) и с использованием публичных наборов (Kaggle, DDR);

– предложен метод автоматизированной безэталонной количественной оценки качества изображений сетчатки для систем скрининга ДР;

– экспериментально подтверждено 20-кратное сокращение времени обработки при использовании центрального фрагмента *crop* (0,01 с – для *crop*, 0,27 с – для полного изображения), что особенно важно для массового скрининга при ограниченных вычислительных ресурсах.

Практическая значимость предложенного метода: нет необходимости хранить эталонное изображение для каждого пациента; сокращение времени хранения и анализа данных неудовлетворительного качества за счёт автоматизированной их отбраковки и повышение точности диагностики заболевания за счёт качественных входных данных; стандартизация оценки качества в условиях разнородного оборудования (Zeiss, Topcon и др.).

Исследование выполнено в рамках проекта № Ф23ИНДГ-004.

ЛИТЕРАТУРА

1. Curran, K. Inclusion of diabetic retinopathy screening strategies in national-level diabetes care planning in low- and middle-income countries: a scoping review / K. Curran, P. Piyasena, N. Congdon [et al.] // Health Research Policy and Systems. 2023. Vol. 21, № 2. DOI: 10.1186/s12961-022-00940-0
2. Nørgaard, M. F. Automated screening for diabetic retinopathy - A systematic review / M. F. Nørgaard, J. Grauslund // Ophthalmic research. 2018. Vol. 60, № 1. P. 9–17. DOI: 10.1159/000486284
3. Павлов, В. Г. Современные тенденции скрининга диабетической ретинопатии / В. Г. Павлов, А. Л. Сидамонидзе, Д. В. Петрачков // Вестник офтальмологии. 2020. Т. 136, № 4. С. 300–309. DOI: 10.17116/oftalma2020136042300
4. Avidor, D. Cost-effectiveness of diabetic retinopathy screening programs using telemedicine: a systematic review / D. Avidor, A. Loewenstein, M. Waisbourd, A. Nutman // Cost Effectiveness and Resource Allocation. 2020. Vol. 18. P. 1–9. DOI: 10.1186/s12962-020-00211-1
5. Tung, T. H. Economic evaluation of screening for diabetic retinopathy among Chinese type 2 diabetics: a community-based study in Kinmen / T. H. Tung [и др.] // Taiwan. J Epidemiol. 2008. Vol. 18, № 5. P. 225–33. DOI: 10.2188/jea.je2007439
6. Biswas, S. Which color channel is better for diagnosing retinal diseases automatically in color fundus photographs? / S. Biswas, Md. I. A. Khan, Md. T. Hossain, A. Biswas [et al.] // Life (Basel). 2022. Vol. 12, № 7. P. 973. DOI: 10.3390/life12070973
7. Guo, T. Refined image quality assessment for color fundus photography based on deep learning / T. Guo, K. Liu, H. Zou [et al.] // Digital Health. 2024. Vol. 10. P. 1–13. DOI: 10.1177/20552076231207582
8. 1000 Fundus images with 39 categories. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/linchundan/fundusimage1000/data> (дата обращения: 19.05.2025).
9. Li T. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for diabetic retinopathy screening / Tao Li, Yingqi Gao, Kai Wang [et al.] // Information Sciences. 2019. Vol. 501. P. 511–522. DOI: 10.1016/j.ins.2019.06.011
10. Lundström C. Technical report: Measuring digital image quality. 2006. 15 p.
11. Keelan B. Handbook of image quality: characterization and prediction / by Brian Keelan. CRC Press, 2002. 544 p. DOI: 10.1201/9780203910825.
12. Голуб Ю. И., Старовойтов В. В. Оценка качества цифровых изображений. Минск : ОИПИ НАН Беларуси, 2023. 252 с.
13. Amin, J. A. Review on recent developments for detection of diabetic retinopathy / J. Amin, M. Sharif, M. Yasmin // Scientifica (Cairo). 2016. Vol. 2016 (6838976). DOI: 10.1155/2016/6838976

14. Raja, D. S. S. Performance analysis of retinal image blood vessel segmentation / D. S. S. Raja, S. Vasuki, D. R. Kumar // *Advanced Computing: An international journal*. 2014. Vol. 5, № 2/3. P. 17–23. **DOI:** 10.5121/acij.2014.5302
15. Long, S. Microaneurysms detection in color fundus images using machine learning based on directional local contrast / S. Long, J. Chen, A. Hu [et al.] // *Biomedical engineering online*. 2020. Vol. 19(21). **DOI:** 10.1186/s12938-020-00766-3
16. Старовойтов, В. В. Оценка качества цифровых изображений сетчатки / В. В. Старовойтов, Ю. И. Голуб, М. М. Лукашевич // *Системный анализ и прикладная информатика*. 2021. № 4. С. 25–38.
17. Starovoitov, V. A universal retinal image template for automated screening of diabetic retinopathy / V. V. Starovoitov, Yu. I. Golub, M. V. Lukashevich // *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2022. Vol. 32. P. 322–331. **DOI:** 10.1134/S1054661822020195

REFERENCES

1. Curran K, Piyasena P, Congdon N, Duke L, Malanda B, Peto T. Inclusion of diabetic retinopathy screening strategies in national-level diabetes care planning in low- and middle-income countries: a scoping review. *Health Research Policy and Systems*. 2023;21(2). **DOI:** 10.1186/s12961-022-00940-0
2. Nørgaard MF, Grauslund J. Automated screening for diabetic retinopathy - A systematic review. *Ophthalmic research*. 2018;60(1):9–17. **DOI:** 10.1159/000486284
3. Pavlov VG, Sidamonidze AL, Petrachkov DV. Current trends in the screening for diabetic retinopathy. *Russian Annals of Ophthalmology*. 2020;136(4):300–309. (In Russ.). **DOI:** 10.17116/oftalma2020136042300
4. Avidor D, Loewenstein A, Waisbourd M, Nutman A. Cost-effectiveness of diabetic retinopathy screening programs using telemedicine: a systematic review. *Cost Effectiveness and Resource Allocation*. 2020;18:1–9. **DOI:** 10.1186/s12962-020-00211-1
5. Tung T-H, Shih H-C, Chen S-J, Chou P, Liu C-M, Liu J-H. Economic evaluation of screening for diabetic retinopathy among Chinese type 2 diabetics: a community-based study in Kinmen, Taiwan. *J Epidemiol*. 2008;18(5):225–33. **DOI:** 10.2188/jea.je2007439
6. Biswas S, Khan MdIA, Hossain MdT, Biswas A, Nakai T, Rohdin J. Which color channel is better for diagnosing retinal diseases automatically in color fundus photographs? *Life (Basel)*. 2022;12(7):973. **DOI:** 10.3390/life12070973
7. Guo T, Liu K, Zou H, Xu X, Yang J, Yu Q. Refined image quality assessment for color fundus photography based on deep learning. *Digital Health*. 2024;10:1–13. **DOI:** 10.1177/20552076231207582
8. 1000 Fundus images with 39 categories. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/linchundan/fundusimage1000/data> (date of access: 19.05.2025).
9. Li T, Gao Y, Wang K, Guo S, Liu H, Kang H. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for diabetic retinopathy screening. *Information Sciences*. 2019;501:511–522. **DOI:** 10.1016/j.ins.2019.06.011
10. Lundström C. Technical report: Measuring digital image quality. 2006. 15 p.
11. Keelan B. Handbook of image quality: characterization and prediction. CRC Press; 2002. 544 p. **DOI:** 10.1201/9780203910825
12. Golub YI, Starovoitov VV. Image quality assessment. Minsk: OIPI NAN Belarus; 2023. 252 p. (In Russ.).
13. Amin J, Sharif M, Yasmin M. Review on recent developments for detection of diabetic retinopathy. *Scientifica (Cairo)*. 2016;2016:6838976. **DOI:** 10.1155/2016/6838976
14. Raja D.S.S. Vasuki S, Kumar DR. Performance analysis of retinal image blood vessel segmentation. *Advanced Computing: An international journal*. 2014;5(2/3):17–23. **DOI:** 10.5121/acij.2014.5302
15. Long S, Chen J, Hu A, Liu H, Chen Z, Zheng D. Microaneurysms detection in color fundus images using machine learning based on directional local contrast. *Biomedical engineering online*. 2020;19(21). **DOI:** 10.1186/s12938-020-00766-3
16. Starovoitov VV, Golub YuI, Lukashevich MM. Digital fundus image quality assessment. *System analysis and applied information science*. 2021;4:25–38. (In Russ.).
17. Starovoitov VV, Golub YuI, Lukashevich MM. A universal retinal image template for automated screening of diabetic retinopathy. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2022;32:322–331. **DOI:** 10.1134/S1054661822020195

GOLUB Y. I., STAROVOITOV V. V.

OBJECTIVE QUALITY ASSESSMENT OF DIGITAL RETINAL IMAGES IN SCREENING STUDY

United institute of informatics problems of the National Academy of Sciences of Belarus
Minsk, Republic of Belarus

Abstract. The paper presents a new method for automated no-reference quantitative assessment of the quality of digital retinal images for diabetic retinopathy screening. The proposed method does not require localization of anatomical structures and is based on the analysis of the central fragment of the image in the green spectral channel using the Weibull distribution scale parameter for integrating local quality estimates. A comparative analysis of 36 no-reference functions was carried out, two evaluation measures that showed the best results were selected. It was experimentally shown that using a central fragment 50–67% of the original image size allows increasing the accuracy of image quality assessment by 40 % compared to full-image analysis. Scaling this fragment to 512×512 pixels reduces the image analysis time by up to 20 times without losing accuracy. The effectiveness of the method was confirmed on three thousand images from various sources: Kaggle and DDR databases, Belarusian clinical data. The developed approach does not require reference data and can be integrated into mass screening systems of fundus images, reducing the workload of specialists and increasing the availability of diagnostics for patients with limited computing resources.

Keywords: diabetic retinopathy, no-reference image quality assessment, screening, retinal image processing, image scaling, Weibull distribution, digital ophthalmology



Голуб Юлия Игоревна

Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси (ОИПИ НАН Беларуси)

Кандидат технических наук, доцент, ведущий научный сотрудник ОИПИ НАН Беларуси

Yuliya I. Golub

United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus (UIIP NAN Belarus)

PhD, Associate Professor, Leading Researcher at the UIIP NAN Belarus



Старовойтов Валерий Васильевич

Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси (ОИПИ НАН Беларуси)

Доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник ОИПИ НАН Беларуси. Лауреат Государственной премии Республики Беларусь (2003г). Сфера научных интересов: обработка и анализ цифровых изображений, полученных в разных участках электромагнитного спектра. Опубликовал более 150 научных работ.

Valery Starovoirov

United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus (UIIP NAN Belarus)

Doctor of Science (Engineering), Professor of computer science. He is a Principal Research fellow at the UIIP NAN Belarus. Award: the State Prize of the Republic of Belarus in science. Research interests of professor Starovoirov are processing and analysis of digital images obtained in different parts of the electromagnetic spectrum. He has published over 150 papers.