

УДК 004.932
DOI 10.52575/2687-0932-2023-50-2-380-388

Безэталонные метрики качества изображений клеток крови

Черных Е.М., Михелев В.М., Петров Д.В.

Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85
E-mail: jaddyroot@gmail.com

Аннотация. В работе рассматривается проблема оценки качества медицинских изображений, в частности изображений клеток крови, полученных с помощью цифрового микроскопа. Авторами представлено исследование ряда существующих мер характеристик изображений, в числе которых: метрика размытости, энтропии, плоскостности и резкости. Основная цель данного анализа – выделение из рассмотренных характеристик наиболее весомых, которые могли бы достаточно описать анализируемое изображение с точки зрения его качества, как специфической характеристики, воспринимаемой обычным человеком-наблюдателем. В работе была выполнена программная реализация рассматриваемых метрик, а затем разработанные алгоритмы были применены к ряду реальных изображений клеток крови, изначально имеющих различные характеристики, для получения наиболее показательных значений. Полученные численные результаты могут быть использованы для составления ограниченного набора функций, которые могут послужить для построения инструмента оценки и улучшения качества цифровых микроскопических снимков.

Ключевые слова: обработка изображений, компьютерное зрение, микроскопические изображения крови, оценка качества медицинских изображений, размытие, классификация лейкоцитов

Для цитирования: Черных Е.М., Михелев В.М., Петров Д.В. 2023. Безэталонные метрики качества изображений клеток крови. Экономика. Информатика, 50(2): 380–388. DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-380-388

No-Reference Blood Cells Images Quality Metrics

Evgeniy M. Chernykh, Vladimir M. Mikhelev, Denis V. Petrov

Belgorod National Research University,
85 Pobeda St, Belgorod, 308015, Russia
E-mail: jaddyroot@gmail.com

Abstract. The article discusses the medical images quality assessing problem, in particular, blood cells images obtained with a digital microscope. Image quality assessment is an important step in the post-processing of digital images for their further analysis. This, during the leukocyte cells counting and classification, blood cells images may contain features or artifacts that don't allow performing a proper analysis, or don't allow analysis to be carried out at all. A preliminary assessment the blood cells images quality will allow you to identify images suitable for further analysis, or image whose quality can be improved by operations, such as sharpening, noise removal and etc. The authors present a study of a number of existing measures of image characteristics, including blur, entropy, flatness, and sharpness metrics. The main goal of the study is to get the most significant characteristics from the considered ones, which could adequately describe the analyzed image in terms of its quality as a specific characteristic perceived by an ordinary human observer. In this study, the program implementation of the considered metrics was performed, and those the developed algorithms were applied to a number of real blood cells images, which have initially different features, in order to obtain the most representative values. The obtained numerical results can be used to compile a set of functions that can be used for creating a tool for evaluating and improving the digital microscopic images quality.

Keywords: images processing, computer vision, blood microscopic images, medical images quality assessment, blurring, leukocytes classification

For citation: Chernykh E.M., Mikhelev V.M., Petrov D.V. 2023. No-Reference Blood Cells Images Quality Metrics. Economics. Information technologies, 50(2): 380–388 (in Russian). DOI: 10.52575/2687-0932-2023-50-2-380-388

Введение

В последние годы неуклонно возрастает роль разработки и интеграции всевозможных цифровых и автоматизированных решений в различные сферы человеческой деятельности, в частности сферу здравоохранения. Однако, несмотря на очевидные преимущества внедрения данных инноваций, также значительно возрастает и необходимость контроля и обеспечения качества выполнения тех процессов, в которых применяются внедренные методы или продукты. Так, доказавшие свою эффективность в системах поддержки принятия решений достижения последних лет, позволяющие ускорить трудоемкий процесс анализа данных медицинской визуализации, все еще страдают от отсутствия золотого стандарта оценки качества обрабатываемых медицинских снимков [Chow, Paramesran, 2016].

Важно отметить, что оценка качества медицинских изображений не эквивалентна оценке качества диагностики. Тем не менее, проводящие анализ специалисты или автоматизированные системы поддержки принятия решений смогут предоставить более качественные результаты по отношению к снимкам с наилучшим качеством, что в итоге приведет к правильному лечению [Clunie et al., 2017].

На данный момент одним из основных методов современной медицинской диагностики является клинический анализ крови с построением лейкоцитарной формулы – описания процентного соотношения различных типов клеток лейкоцитов в крови [Волкова, Боровков, 2013]. С момента появления цифровой камеры в середине последнего десятилетия двадцатого века неуклонно возрастал уровень автоматизации цитометрии – техники измерения характеристик клеток – на основе изображений, а в наши дни для применяемых в цифровой микроскопии методов компьютерного зрения и машинного обучения изображения клеток крови являются главным объектом исследования [Батищев, Михелев, Утянский, 2020; Chernykh, Mikhelev, 2021].

Вследствие чего, контроль и обеспечение качества для снимков форменных элементов крови является основной задачей цифровой микроскопии. Поскольку все еще существует потребность в стандартах оценки качества медицинских изображений, целью данной работы является анализ существующих метрик качества изображений на предмет выявления наиболее значимых для решения задачи оценки качества цифровых изображений клеток крови, что позволит с использованием данного набора функций разработать инструмент для предварительной оценки и возможного улучшения качества данных изображений.

Оценка качества медицинских изображений

Процесс оценки качества медицинских изображений имеет большое значение для развития технологии медицинской визуализации, широко используемой для компьютерного обнаружения и диагностики заболеваний с помощью компьютера [16, 20]. Применяемые в современной медицине аппаратные комплексы для получения цифровых данных подвержены влиянию широкого спектра факторов, от которых зависит качество конечных цифровых изображений [Chow, Paramesran, 2016; Ma et al., 2020]. Сюда можно отнести артефакты следующих типов:

- связанные с оборудованием: например, для аппарата МРТ – неоднородность магнитного поля, радиочастотный шум, электромагнитные помехи;
- связанные с человеком: основным фактором в данном случае является движение сканируемых объектов, что приводит к размытию изображения.

В свою очередь, оценка качества изображений может быть субъективной и объективной. Первый тип оценивания выполняется человеком, а второй – математическими алгоритмами. Одной из особенностей объективной оценки является наличие или отсутствие эталонного (референсного) изображения: снимка-образца данной предметной области идеального качества, относительно которого можно оценить любые другие подобные снимки [Ma et al., 2020; Sara, Akter, Uddin, 2019]. Разумеется, оценка качества на основе референса является более простым методом, потому что требуется сравнить ряд характеристик анализируемого изображения и эталонного, например, уровень шума, размытость и т. д. В случае же отсутствия эталона математическим алгоритмам требуется опираться на некоторую относительность в процессе оценки [Голуб, 2021].

Большинство ранних работ, посвященных оценке качества изображений, касались именно сравнения на основе эталонного изображения, однако, оценка такого рода менее практична для приложений реального мира [Chow, Paramesran, 2016; Bosse et al., 2018].

По этой причине исследования последних лет изменили свой вектор в направлении безэталонной оценки качества изображений, а поскольку в медицинской визуализации почти не существует исходного или идеального изображения для использования в качестве эталона, именно безэталонная оценка является наиболее подходящим методом оценки медицинских изображений [Omarova et al., 2023; Haque, Wang, 2022].

Далее будут рассмотрены некоторые существующие метрики оценки качества изображений с целью выделения из них наиболее весомых, которые бы достаточно описывали анализируемое изображения с точки зрения качества, как специфической характеристики, воспринимаемой обычным человеком-наблюдателем.

Анализ метрик качества изображений

Мера размытости. Степень размытости является одним из основных факторов восприятия человеком изображения, ведь даже с субъективной точки зрения почти каждый наблюдатель в состоянии визуально заметить нечеткость объектов и их границ, причинами которых могли стать, например, неправильная настройка фокуса аппаратуры и движение исследуемого объекта. Повышенная степень размытости ухудшает как качественное восприятие, так и влечет за собой потерю информации, необходимую для его анализа [Sagheer, George, 2020; Liu et al., 2020]. Так, в основе своего предложенного метода F. Crete и T. Dolmieri используют предположение о том, что человеку трудно визуально воспринимать разницу между изначально размытым изображением и этим же размытым повторно изображением [Crete et al., 2007]. Базируясь на данном явлении для оценки эффекта размытия, авторы предложили свой подход с применением фильтра нижних частот, поскольку размытие вызывается потерей высокочастотной информации.

Ключевая идея данной меры размытости состоит в том, чтобы размыть исходное изображение и проанализировать отличия соседних пикселей. Шаг размытости должен быть выполнен с сильным фильтром нижних частот, чтобы быть уверенным, что размытое исходное изображение будет визуально казаться сильно размытым для человеческого восприятия. Таким образом, количественная оценка размытия изображения происходит путем размытия исходного изображения и сравнения отличий между соседними пикселями до и после применения низкочастотной фильтрации.

На первом шаге вычисляется абсолютная разница по вертикали и горизонтали D_{I_hor} для соседних пикселей в исходном изображении и после применения к нему фильтра для размытия, по формулам (1) и (2) соответственно:

$$D_{I_ver(x,y)} = |I(x,y) - I(x-1,y)|, \quad x = 1 \dots w-1, y = 0 \dots h-1, \quad (1)$$

$$D_{I_hor(x,y)} = |I(x,y) - I(x,y-1)|, \quad x = 1 \dots h-1, y = 0 \dots w-1, \quad (2)$$

где $I(x,y)$ – значение интенсивности для пикселя (x,y) ; h и w – высота и ширина изображения соответственно. По формуле (3) моделируется эффект размытия для размытого изображения B :

$$h_v = \frac{1}{9} \times [111111111], \quad h_h = \text{transpose}(h_v) = h_v', \quad (3)$$

$$B_{ver} = h_v * I, \quad B_{hor} = h_h * I,$$

Расчет значений абсолютной разницы для вертикального и горизонтального направлений размытого изображения вычисляется по формулам (4) и (5) соответственно:

$$D_{B_ver(x,y)} = |B_{ver}(x,y) - B_{ver}(x-1,y)|, \quad x = 1 \dots w-1, y = 0 \dots h-1 \quad (4)$$

$$D_{B_hor(x,y)} = |B_{hor}(x,y) - B_{hor}(x,y-1)|, \quad x = 1 \dots h-1, y = 0 \dots w-1 \quad (5)$$

После этого необходимо проанализировать разницу между соседними пикселями до и после размытия: при сильной разнице будет предполагаться, что исходное изображение

было достаточно резким. Для оценки разницы рассматриваются только те разности, которые уменьшились. По формулам (6) и (7) вычисляются вариации для вертикального V_{ver} и по такому же принципу горизонтального V_{hor} направлений:

$$V_{ver(x,y)} = \max(0, D_{ver(x,y)} - D_{B_ver(x,y)}), \quad x = 1 \dots w-1, y = 0 \dots h-1, \quad (6)$$

$$V_{hor(x,y)} = \max(0, D_{hor(x,y)} - D_{B_hor(x,y)}), \quad x = 1 \dots w-1, y = 0 \dots h-1, \quad (7)$$

Далее вычисляется размытость для вертикального направления по формуле (8) и для горизонтального направления по такому же принципу. В качестве конечной меры выбирается максимальная из полученных двух.

$$F_{blur_ver} = \frac{\sum_{x,y=1}^{w-1,h-1} D_{ver(x,y)} - \sum_{x,y=1}^{w-1,h-1} V_{ver(x,y)}}{\sum_{x,y=1}^{w-1,h-1} D_{ver(x,y)}} \quad (8)$$

Рассмотрим использованием данной метрики для оценки размытости снимков мазков крови, на которых присутствуют лейкоциты, чтобы оценить ее эффективность при анализе исходного снимка, снимка с усиленной резкостью и того же снимка с размытием по Гауссу. На рис. 1 приведены примеры изображения и значения меры размытости в соответствии с описанным выше порядком: левый столбец изображений содержит снимки оригинального качества, центральный столбец – оригиналы с увеличенной резкостью, а правый столбец содержит оригинальный снимок с добавленным размытием по Гауссу. Резкость и размытие были добавлены с помощью стандартного системного графического редактора с использованием одинаковых коэффициентов для каждого из трех образцов, то есть независимо от степени резкости и размытости исходных снимков модифицированные оригиналы содержат одинаковые добавочные резкость и размытие.

Исходя из представленных выше результатов, можно сделать вывод, что все три сильно отличающихся друг от друга исходных снимка из разных наборов данных были оценены мерой размытости в пределах 0.6 – 0.7, добавление дополнительной резкости было также отмечено рассмотренным алгоритмом – значение уменьшилось на несколько десятых долей. Что касается изображений в третьем столбце, к которым было добавлено размытие по Гауссу, значение метрики размытости повысилось на 0.2. Одинаковое смещение в меньшую и большую сторону для резких и размытых снимков соответственно дополнительно характеризует адекватность и эффективность рассмотренной меры, так как ко всем снимкам были применены фильтры одинаковой мощности. Исходя из этого, можно сделать вывод о пригодности применения предложенного авторами подхода безэталонной метрики размытости для анализа снимков клеток крови.

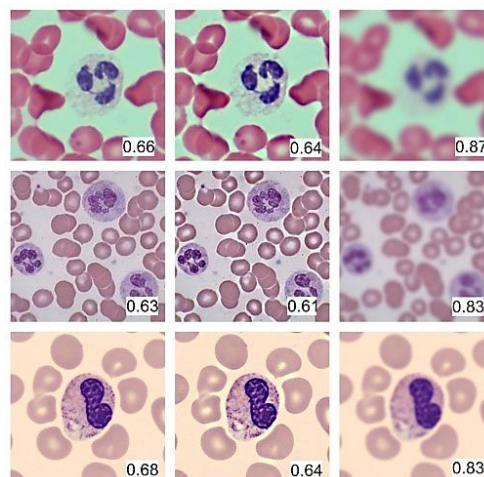


Рис. 1. Значения метрики размытости
Fig 1. Blur metrics values

Мера энтропии. Смысл энтропии заключается в измерении неопределенности, то есть чем больше информации и меньше шума содержит изображение, тем более полезным оно считается [Cui et al., 2019]. Такое предположение позволяет связать полезность картинки с ее объективным качеством [Pal, Pal, 1991]. Далее будет разобрана энтропия Шеннона для всего изображения, переднего и заднего планов по формуле (9):

$$F_{ent} = - \sum_{k=1}^n p(I_k) * \log_2 p(I_k), \quad (9)$$

где I – значение интенсивности пикселя, а $p(I_k)$ – вероятность конкретного значения интенсивности.

Предполагается, что более высокая энтропия должна указывать на большую информативность изображения. К примеру, для изображения с плоскими объектами и малым количеством деталей энтропия должна быть сравнительно небольшой, а изображение, на котором присутствует шум, будет обладать большей энтропией. Поскольку цифровые снимки форменных элементов крови относятся к такому типу медицинских изображений, на которых присутствует множество мелких объектов, расположенных на однотонном светлом плоском фоне, оценка энтропии подобных изображений не будет нести подобного смысла.

Мера плоскостности. Данная метрика была описана в работе [Woodard, Carley-Spencer, 2006] и основана на использовании двумерного дискретного преобразования Фурье для изображения. Полученный результат данного преобразования на первом шаге далее преобразуется в одномерный вектор F_v , а затем по формуле (10) подсчитывается спектральная неравномерность S_F , как отношение среднего геометрического к среднему арифметическому:

$$S_F = \frac{\left(\prod_{k=1}^{wh} |F_v(k)|^2 \right)^{\frac{1}{wh}}}{\frac{1}{wh} \sum_{k=1}^{wh} |F_v(k)|^2}. \quad (10)$$

Предложенная в упомянутой работе результирующая метрика называется мощностью энтропии и получается в результате произведения меры спектральной неравномерности S_F и дисперсии изображения, как следует из формулы (11):

$$F_{flat} = \frac{S_F * 1}{wh \sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h |I(x, y) - \bar{I}|^2}, \quad (11)$$

где \bar{I} – среднее значение яркости изображения.

Предполагается, что чем мера плоскостности выше, тем изображение является наименее прогностическим, информативным и избыточным. Ниже, в табл. 1, приведены полученные значения меры плоскостности для 15 различных изображений клеток крови, которые были получены из пяти исходных снимков путем добавления резкости и размытия по Гауссу.

Таблица 1
Table 1

Значения меры плоскостности для снимков клеток крови
Flatness metric values for the blood cells images

Исходное изображение	Повышенная резкость	Размытие по Гауссу
0.00180529	0.00180529	0.00146311
0.00137635	0.00147743	0.00087129
0.00424279	0.00467318	0.00261831

Окончание табл. 1
 End table 1

Исходное изображение	Повышенная резкость	Размытие по Гауссу
0.00173424	0.00196979	0.00154793
0.00282185	0.00315945	0.00179084

Из значений табл. 1 можно заметить, что значения меры для исходных, размытых и изображений с повышенной резкостью в большинстве случаев почти не отличаются, из чего можно сделать вывод о слабой пригодности данной метрики в анализе медицинских изображений данной предметной области.

Мера резкости. Резкость изображения, как обратная размытости характеристика, бесспорно заставляет среднего наблюдателя воспринимать изображение как более информативное, привлекательное и понятное [Zhai, Min, 2020; Yang et al., 2018]. Авторами исследования [Kumar et al., 2012] была предложена метрика, построенная на предположении, что в областях изображения с более резкими краями различия между соседними пикселями больше, чем в других областях. Поэтому авторы вычисляют разность второго порядка для соседних пикселей как дискретный аналог второй производной для изображения, прошедшего через шумоподавляющий медианный фильтр согласно формуле (12):

$$\Delta D_2(x, y) = [I_m(x+1, y) - I_m(x, y)] - [I_m(x, y) - I_m(x-2, y)], \quad (12)$$

где I_m – исходное изображение, к которому был применен медианный фильтр.

Затем авторы вычисляют вертикальную резкость для каждого пикселя S_{ver} , как показано в формуле (13) ниже:

$$S_{ver}(x, y) = \frac{\sum_{x-t \leq k \leq x+t} |\Delta D_2|}{\sum_{x-t \leq k \leq x+t} |I(k, y) - I(k-1, y)|}. \quad (13)$$

Так, пиксель считается резким, если его резкость превышает коэффициент 0.0001. Вычисляется количество резких пикселей $N_{S_{ver}}$, а для подсчета количества крайних пикселей применяется метод Канни, это значение описывается через $N_{E_{ver}}$. Данный процесс повторяется для горизонтального направления, и отношение резкости к краевым пикселям для вертикального и горизонтального направлений вычисляются по формуле (14):

$$F_{sharp} = \sqrt{\left(\frac{N_{S_{hor}}}{N_{E_{hor}}}\right)^2 + \left(\frac{N_{S_{ver}}}{N_{E_{ver}}}\right)^2} \quad (14)$$

Таблица 2 содержит значения метрики резкости для различных снимков клеток крови. Первая колонка описывает полученную меру для исходного изображения, вторая колонка – для изображения с повышенной резкостью, а третья колонка – для размытого исходного снимка.

Таблица 2
 Table 2

Значения меры резкости для снимков клеток крови
 Sharpness metric values for the blood cells images

Исходное изображение	Повышенная резкость	Размытие по Гауссу
0.1172	0.1573	0.0003
0.0473	0.0577	0.0077
0.2052	0.4082	0.0009
0.3330	0.3149	0.0041

По четырем значениям первого столбца, а также из рис. 2 можно заметить, что исходные изображения изначально имеют различную степень резкости, что было также отмечено алгоритмом.

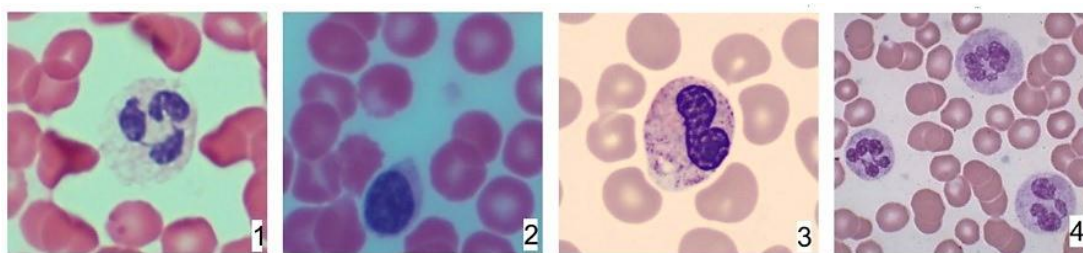


Рис. 2. Исходные изображения форменных элементов крови
Fig. 2. Original blood cells images

Исходя из этого, можно говорить о пригодности меры резкости для изображений такого рода: чем выше полученное численное значение, тем более резким будет восприниматься снимок клеток крови и для человека-наблюдателя.

Заключение

В данной работе была обоснована необходимость оценки качества медицинских изображений, а также их дополнительной предобработки для повышения качества. Было описано отличие большинства используемых метрик на основе эталонных “чистых” изображений, дано понятие безэталонных алгоритмов, используемых для оценки характеристик изображения только само исходное изображение.

Далее были рассмотрены некоторые существующие безэталонные метрики качества изображений, была разобрана их математическая основа и проведены эксперименты для оценивания их адекватности и пригодности при оценке качества снимков клеток крови. Так, часть из рассмотренных методов оказалась несущественно или вовсе не информативна при анализе снимков клеток крови из-за их природы и особенной, однако, наиболее подходящие по смыслу – такие как меры размытости и резкости, доказали свою эффективность в ходе применения данных алгоритмов на практике.

Полученные результаты оказались достаточно полезными для их дальнейшего использования при разработке инструментов оценки качества изображений клеток крови с целью отделения снимков непригодного качества или же отбора снимков, качество которых может быть улучшено с помощью обратных рассмотренным алгоритмам.

Список литературы

- Батищев Д. С., Михелев В. М., Утянский А. А. 2020. Метод сегментации перекрывающихся форменных элементов крови на микроскопических медицинских изображениях. Экономика. Информатика. 47(4): 803-815.
- Волкова С.А. Боровков Н.Н. 2013. Основы клинической гематологии: учебное пособие. Н. Новгород. Издательство Нижегородской гос. медицинской академии. 400 с.
- Голуб Ю.И. 2021. Оценка качества цифровых изображений. Системный анализ и прикладная информатика. 4: 4-15.
- Bosse S., Maniry D., Müller K. R., Wiegand T., Samek W. 2018. Deep Neural Networks for No-Reference and Full-Reference Image Quality Assessment. IEEE Transactions on image processing. 27(1): 206-219.
- Chernykh E. M., Mikhelev V. M. 2021. A computer system for the leukocytes classification in medical images. In Journal of Physics: Conference Series. 1715(1): 012007
- Chow L. S., Paramesran R. 2016. Review of medical image quality assessment. Biomedical signal processing and control. 27: 145-154.
- Clunie D., Hosseinzadeh D., Wintell M., De Mena D., Lajara N., Garcia-Rojo M., Bueno G., Saligrama K., Stearrett A., Toomey D., Abels E., Apeldoorn F. V., Langevin S., Nichols S., Schmid J., Horchner U., Beckwith B., Parwani A., Pantanowitz L. 2018. Digital Imaging and Communications in Medicine Whole Slide Imaging Connectathon at Digital Pathology Association Pathology Visions 2017. Journal of pathology informatics, 9(1).

- Crete F., Dolmiere T., Ladret P., Nicolas M. 2007. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric. In *Human vision and electronic imaging XII*. 6492: 196-206.
- Cui H., Liu Q., Zhang J., Kang B. 2019. An improved deng entropy and its application in pattern recognition. *IEEE Access*. 7: 18284-18292.
- Haque A., Wang A. S. 2022. Noise2Quality: non-reference, pixel-wise assessment of low dose CT image quality. In *Medical Imaging 2022: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment*. 12035(1).
- Kumar J., Chen F., Doermann D. 2012. Sharpness estimation for document and scene images. In *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition*: 3292-3295).
- Liu L., Gong J., Huang H., Sang Q. 2020. Blind image blur metric based on orientation-aware local patterns. *Signal Processing: Image Communication*. 80: 115654.
- Ma J. J., Nakarmi U., Kin C. Y. S., Sandino C. M., Cheng J. Y., Syed A. B., Wei P., Pauly J. M., Vasawala S. S. 2020. Diagnostic image quality assessment and classification in medical imaging: opportunities and challenges. *Proceedings. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*: 337–340.
- Omarova G., Starovoitov V., Myrzamuratova A., Akzullakzy L., Takudina A., Tanirbergenov A., Sadirmekova Z. 2023. No-reference quality assessment of medical images using contrast enhancement. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 101(1).
- Pal N. R., Pal S. K. 1991. Entropy: A new definition and its applications. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*. 21(5): 1260-1270.
- Sagheer S. V. M., George S. N. 2020. A review on medical image denoising algorithms. *Biomedical signal processing and control*, 61.
- Sara U., Akter M., Uddin M. S. 2019. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study. *Journal of Computer and Communications*. 7(3): 8-18.
- Woodard J. P., Carley-Spencer M. P. 2006. No-reference image quality metrics for structural MRI. *Neuroinformatics*. 4: 243-262.
- Yang S. J., Berndl M., Michael Ando D., Barch M., Narayanaswamy A., Christiansen E., Nelson P. 2018. Assessing microscope image focus quality with deep learning. *BMC bioinformatics*. 19: 1-9.
- Zhai G., Min X. 2020. Perceptual image quality assessment: a survey. *Science China Information Sciences*. 63: 1-52.

References

- Batishchev D.S., Mihelev V.M., Utyanskij A.A. 2020. Method of segmentation of overlapping blood cells on microscopic medical images. *Economics. Information technologies*. 47 (4): 803–815 (in Russian)
- Volkova S.A. Borovkov N.N. 2013. *Osnovy klinicheskoy gematologii: uchebnoe posobie [Fundamentals of Clinical Hematology: A Study Guide]*. N. Novgorod. Izdatel'stvo Nizhegorodskoy gos. medicinskoj akademii. 400 p.
- Golub Ju.I. 2021. Ocenka kachestva cifrovyyh izobrazhenij [Digital images quality assessment]. *Sistemnyj analiz i prikladnaja informatika*. 4: 4-15.
- Bosse S., Maniry D., Müller K. R., Wiegand T., Samek W. 2018. Deep Neural Networks for No-Reference and Full-Reference Image Quality Assessment. *IEEE Transactions on image processing*. 27(1): 206-219.
- Chernykh E. M., Mikhelev V. M. 2021. A computer system for the leukocytes classification in medical images. In *Journal of Physics: Conference Series*. 1715(1): 012007
- Chow L. S., Paramesran R. 2016. Review of medical image quality assessment. *Biomedical signal processing and control*. 27: 145-154.
- Clunie D., Hosseinzadeh D., Wintell M., De Mena D., Lajara N., Garcia-Rojo M., Bueno G., Saligrama K., Stearrett A., Toomey D., Abels E., Apeldoorn F. V., Langevin S., Nichols S., Schmid J., Horchner U., Beckwith B., Parwani A., Pantanowitz L. 2018. *Digital Imaging and Communications in Medicine Whole Slide Imaging Connectathon at Digital Pathology Association Pathology Visions 2017*. *Journal of pathology informatics*, 9(1).
- Crete F., Dolmiere T., Ladret P., Nicolas M. 2007. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric. In *Human vision and electronic imaging XII*. 6492: 196-206.
- Cui H., Liu Q., Zhang J., Kang B. 2019. An improved deng entropy and its application in pattern recognition. *IEEE Access*. 7: 18284-18292.
- Haque A., Wang A. S. 2022. Noise2Quality: non-reference, pixel-wise assessment of low dose CT image quality. In *Medical Imaging 2022: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment*. 12035(1).
- Kumar J., Chen F., Doermann D. 2012. Sharpness estimation for document and scene images. In *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition*: 3292-3295).
- Liu L., Gong J., Huang H., Sang Q. 2020. Blind image blur metric based on orientation-aware local patterns. *Signal Processing: Image Communication*. 80: 115654.

- Ma J. J., Nakarmi U., Kin C. Y. S., Sandino C. M., Cheng J. Y., Syed A. B., Wei P., Pauly J. M., Vasana-wala S. S. 2020. Diagnostic image quality assessment and classification in medical imaging: opportunities and challenges. *Proceedings. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*: 337–340.
- Omarova G., Starovoitov V., Myrzamuratova A., Akzullakzy L., Takudina A., Tanirbergenov A., Sadirmekova Z. 2023. No-reference quality assessment of medical images using contrast enhancement. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 101(1).
- Pal N. R., Pal S. K. 1991. Entropy: A new definition and its applications. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*. 21(5): 1260-1270.
- Sagheer S. V. M., George S. N. 2020. A review on medical image denoising algorithms. *Biomedical signal processing and control*, 61.
- Sara U., Akter M., Uddin M. S. 2019. Image quality assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—a comparative study. *Journal of Computer and Communications*. 7(3): 8-18.
- Woodard J. P., Carley-Spencer M. P. 2006. No-reference image quality metrics for structural MRI. *Neuroinformatics*. 4: 243-262.
- Yang S. J., Berndl M., Michael Ando D., Barch M., Narayanaswamy A., Christiansen E., Nelson P. 2018. Assessing microscope image focus quality with deep learning. *BMC bioinformatics*. 19: 1-9.
- Zhai G., Min X. 2020. Perceptual image quality assessment: a survey. *Science China Information Sciences*. 63: 1-52.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Черных Евгений Михайлович, аспирант кафедры математического и программного обеспечения информационных систем Белгородского государственного национального исследовательского университета, Белгород, Россия

Михелев Владимир Михайлович, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры математического и программного обеспечения информационных систем Белгородского государственного национального исследовательского университета, Белгород, Россия

Петров Денис Васильевич, кандидат технических наук, доцент кафедры математического и программного обеспечения информационных систем Белгородского государственного национального исследовательского университета, Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Evgeniy M. Chernykh, Postgraduate of the Department of Mathematical and Software of Information Systems, Belgorod National Research University, Belgorod, Russia

Vladimir M. Mikhelev, Candidate of Technical Sciences, Docent, Assistant Professor of the Department of Mathematical and Software of Information Systems, Belgorod National Research University, Belgorod, Russia

Denis V. Petrov, Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor of the Department of Mathematical and Software of Information Systems, Belgorod National Research University, Belgorod, Russia