

МРНТИ 28.23.15
УДК 004.932

<https://doi.org/10.51889/5259.2022.92.12.025>

Г.С. Омарова^{1*}, В.В. Старовойтов², Ж.Ж. Айтқожа¹, С.К. Серікбаева¹

¹Евразийский национальный университет им.Л.Н.Гумилева, г. Нур-Султан, Казахстан
²Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси,
г.Минск, Республика Беларусь
*e-mail: ogs12@mail.ru

КОМБИНАЦИЯ АДАПТИВНОГО ВЫРАВНИВАНИЯ ГИСТОГРАММЫ С ОГРАНИЧЕНИЕМ КОНТРАСТНОСТИ И МЕТОДА ГАММА-КОРРЕКЦИИ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ МЕДИЦИНСКОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

Аннотация

Повышение контрастности изображения имеет важное значение в медицинских приложениях. Это связано с тем, что визуальное изучение медицинских изображений имеет важное значение для диагностики многих заболеваний. Для улучшения контрастности медицинских изображений используются различные методы усиления контрастности, такие как выравнивание гистограммы, методы модификации гистограммы, гамма коррекция и т.д. В статье изучены методы повышения контрастности графических изображений, в частности методы улучшения качества рентгеновских снимков. Исследования проводились в несколько этапов. Были предприняты попытки увеличить контрастность нескольких десятков рентгеновских изображений с целью выбора наилучшей яркости изображения с помощью методов преобразования яркости в системе MATLAB. При выполнении опытов была определена необходимость последовательного выполнения нескольких методов повышения контраста изображений. Для получения лучшего результата перед выполнением гамма-коррекции предложено применение метода выравнивания гистограммы рентгеновского снимка. Рассмотрены возможности метода выравнивания гистограммы изображения. В результате сравнения представляется улучшенный вариант этого алгоритма. Применение алгоритма адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контрастности дает визуальный эффект улучшения контраста рентгеновских изображений. Для объективной количественной оценки результатов преобразования используются функции оценки *niqe* и *brisque*, которые не используют эталонные изображения.

Ключевые слова: цифровые медицинские изображения, качество изображения, улучшение изображения, повышение контраста, преобразование яркости, выравнивание гистограммы изображения, оценка контраста, базы изображений.

Аңдатпа

Г.С. Омарова¹, В.В. Старовойтов², Ж.Ж. Айтқожа¹, С.К. Серікбаева¹
¹Л.Н.Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Нұр-Сұлтан қ., Қазақстан
²Беларусь Ұлттық ғылым академиясының информатика мәселелері біріккен институты,
Минск қ., Беларусь республикасы

МЕДИЦИНАЛЫҚ КЕСКІНДІ ЖАҚСARTУ ҮШІН ГИСТОГРАММАНЫ ШЕКТЕУЛІ КОНТРАСТПЕН АДАПТИВТІ ТЕҢЕСТІРУ МЕН ГАММА-ТҮЗЕТУ ӘДІСТЕРІНІҢ КОМБИНАЦИЯСЫ

Медициналық қосымшаларда кескіннің контрастын жоғарылату өте маңызды. Себебі, көптеген ауруларды диагностикалау үшін медициналық кескіндерді визуалды зерттеу қажет. Медициналық суреттердің контрастын жақсарту үшін гистограмманы туралау, гистограмманы модификациялау, гамма түзету әдістері және т.б. сияқты контрастты жақсартудың әртүрлі әдістері қолданылады. Зерттеулер бірнеше кезеңде жүргізілді. MATLAB жүйесіндегі жарықтылықты түрлендіру әдістерін қолдана отырып, кескіннің ең жақсы жарықтығын таңдау үшін бірнеше ондаған рентген суреттерінің контрастын арттыруға әрекет жасалды. Эксперименттерді орындау кезінде суреттердің контрастын арттырудың бірнеше әдістерін дәйекті түрде орындау қажеттілігі анықталды. Жақсы нәтиже алу үшін гамма-түзетуді жасамас бұрын рентгендік кескін гистограммасын туралау әдісін қолдану ұсынылады. Кескін гистограммасын туралау әдісінің мүмкіндіктері қарастырылады. Салыстыру нәтижесінде осы алгоритмнің жетілдірілген нұсқасы ұсынылады. Гистограмманы шектеулі контрастпен адаптивті теңестіру әдісін қолдану рентгендік кескіндердің контрастының жақсаруына әкеледі. Түрлендіру нәтижелерін объективті түрде сандық бағалау үшін эталондық кескіндерді пайдаланбайтын *niqe* және *brisque* бағалау функциялары қолданылады.

Түйін сөздер: Сандық медициналық кескіндер, сурет сапасы, суретті жақсарту, контрастты жақсарту, жарықтылықты түрлендіру, контрастты бағалау, кескіндер базасы.

Abstract

COMBINATION OF CONTRAST-LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION AND GAMMA CORRECTION METHOD TO ENHANCE MEDICAL IMAGE

Omarova G.S.¹, Starovoitov V.V.², Aitkoja Zh.Zh.¹, Serikbayeva S.K.¹

²L.N. Gumilyov Eurasian National University, Nur-Sultan, Kazakhstan

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

Image contrast enhancement is important in medical applications. This is due to the fact that the visual study of medical images is important for the diagnosis of many diseases. To improve the contrast of medical images, various contrast enhancement methods are used, such as histogram alignment, histogram modification methods, gamma correction, etc. The article studies methods of increasing the contrast of graphic images, in particular methods of improving the quality of X-ray images. The research was carried out in several stages. Attempts have been made to increase the contrast of several dozen X-ray images in order to select the best image brightness using brightness conversion methods in the MATLAB system. During the experiments, the need for sequential implementation of several methods to increase the contrast of images was determined. To obtain the best result before performing gamma correction, it is proposed to use the method of equalizing the histogram of the X-ray image. The possibilities of the method of image histogram alignment are considered. As a result of the comparison, an improved version of this algorithm is presented. The use of an adaptive histogram alignment algorithm with limited contrast gives a visual effect of improving the contrast of X-ray images. To objectively quantify the results of the transformation, the niqe and brisque evaluation functions are used, which do not use reference images.

Keywords: digital medical images, image quality, image enhancement, contrast enhancement, brightness conversion, contrast estimation, image databases.

Введение

По сути, идея методов улучшения заключается в том, чтобы выявить детали, которые скрыты, или просто выделить определенные интересные особенности изображения. Знакомый пример улучшения – это когда мы увеличиваем контрастность изображения, потому что "оно выглядит лучше". Термин "контраст", наблюдаемый на цифровых изображениях, представляет собой разделение темных и светлых областей, присутствующих на изображении [11]. Улучшение изображения зависит от контекста приложения. Метод улучшения, хорошо работающий при улучшении биомедицинских изображений, может быть не столь эффективным при улучшении спутниковых изображений. Медицинские изображения играют важную роль в диагностике заболевания и мониторинге эффекта выбранных методов лечения. Чрезвычайные ситуации, шумы окружающей среды, особые условия пациентов при фотографировании, условия освещения и технические ограничения устройств визуализации являются одними из причин, по которым изображения могут иметь низкое качество. В таких случаях могут быть полезны методы улучшения изображения, особенно когда повторное отображение невозможно. Он используется для восстановления поврежденных изображений, эффективный метод повышения контрастности может улучшить мелкие детали изображения, чтобы рентгенологи могли должным образом контролировать состояние здоровья пациента, и им не нужно идти на повторную визуализацию.

Сущность методов повышения качества рентгеновских изображений состоит в следующем: применить к изображениям малого контраста некоторые математические методы и улучшить качество цифрового медицинского изображения для более точной диагностики проблем здоровья.

Обзор литературы

При ознакомлении с опытом других исследователей в данной предметной области были изучены методы, рассматриваемые в зарубежной литературе. В статье [1] рассматривается повышение контрастности на основе внутренней декомпозиции изображения, используется разделенный алгоритм Брегмана и CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization – адаптивное выравнивание гистограммы с ограничением контрастности*). Авторы показывают улучшение изображений путем оценки уровней освещенности и отражения с помощью внутренней декомпозиции изображения. В результате получено хорошее улучшение контраста, но предлагаемый метод предназначен только для усиления контраста и не может использоваться для таких методов, как изменение текстуры поверхности, вставка объектов и т.д.

В статье [2] Cheolkon Jung рассматривает оптимизированное отображение тона восприятия для повышения контрастности изображений. Предлагаемый метод фокусируется на зрительном внимании человека путем построения гистограммы яркости и выполняет усиление контраста. Преимуществом

метода является то, что он повышает производительность без чрезмерного усиления контраста. Для усиления контраста этим методом требует больше времени по сравнению с методами HE (*Histogram equalization – Выравнивание гистограммы*), CLAHE.

S.S. Haung [3] предложил эффективный метод изменения гистограмм и повышения контраста цифровых изображений. В статье представлен метод автоматического преобразования, который улучшает яркость затемненных изображений с помощью гамма-коррекции и распределения вероятности пикселей яркости. Он использован для улучшения видеоданных. Метод, предложенный в статье, использует различия между кадрами, чтобы уменьшить вычислительную сложность. Экспериментальные результаты показали, что предлагаемый способ позволяет получить улучшенные изображения сопоставимого или более высокого качества, чем те, которые были получены с использованием других методов.

M.Shakeri [4] предложил алгоритм повышения контрастности, основанный на локальном выравнивании гистограммы. Особенностью алгоритма является определение количества субгистограмм и разделение гистограммы на основе насыщенности. Алгоритм работал в три этапа. Первоначально оценка количества кластеров для уровней яркости изображения выполняется с использованием выравнивания гистограммы. На следующем этапе уровни яркости изображения группируются и, наконец, включают усиление контрастности для каждого отдельного кластера отдельно. Алгоритм сравнивается с другими методами, основанными на измерении качества и количества. Применение метода выдает естественный внешний вид изображений и повышенный контраст. Недостатками алгоритма являются потеря деталей при высоких уровнях яркости изображения и присутствие шума в выходном изображении.

В работе [5] авторами предложен новый метод улучшения медицинских изображений. Сначала исходное медицинское изображение разлагается на область NSCT (контурное преобразование без субдискретизации) с низкочастотным поддиапазоном и несколькими высокочастотными поддиапазонами. Затем использовано линейное преобразование для коэффициентов яркости низкочастотного поддиапазона. Для шумоподавления коэффициентов высокочастотных поддиапазонов используется адаптивный пороговый метод. Затем все поддиапазоны были реконструированы в пространственные области с помощью обратного преобразования NSC. Далее применено нерезкое маскирование для повышения четкости деталей реконструируемого изображения. Результаты экспериментов показывают, что предложенный метод превосходит другие методы по таким характеристикам, как энтропия изображения и PSNR (отношение пикового сигнала к шуму).

В [6] статье рассматривается оптимизированный для социальных сетей подход к объединению изображений для повышения контрастности и сохранения яркости. Алгоритм оптимизации социальных сетей создает два качественных изображения, одно с лучшей контрастностью, увеличенной энтропией, а второе изображение с увеличенным пиковым отношением сигнал/шум. Оба изображения объединяются, чтобы позже получить эффективное изображение. Сравнения проводились с помощью применения методов выравнивания гистограммы и линейного контрастного растяжения. Результаты показывают, что предложенный способ обеспечивает лучшее пиковое отношение сигнал/шум, сохраняет яркость, повышает контрастность любого заданного изображения, что приводит к качественному визуальному эффекту. Однако количество краевых пикселей этой техники велико, в то время как значение пригодности меньше.

В работе [7] Se EunKim предлагает метод усиления контраста в вейвлет-области, основанный на энтропии. Первоначально он использует локальное масштабирование энтропии в области вейвлетов для получения желаемого контраста. Были использованы математические методы, а затем был разработан метод улучшения цвета в цветовом пространстве HSI (от англ. hue, saturation, lightness (intensity)). Алгоритм работал в два этапа: модификация низких частот в области вейвлетов и масштабирование цветового пространства HSI за счет увеличения компонента интенсивности таким образом, чтобы изображения при слабом освещении получали подробную информацию о цвете без какой-либо последующей обработки. Особенностью алгоритма является то, что он используется в цветовом пространстве HSI и обеспечивает повышение контрастности изображения.

В работе [8] Huang Lidong предложил комбинацию адаптивного выравнивания гистограммы с ограниченным контрастом и дискретного вейвлет-преобразования для улучшения изображения. Алгоритм работает в три этапа. Сначала исходное изображение распределяется по низкочастотным и высокочастотным компонентам с помощью вейвлет-преобразования. Низкочастотные коэффициенты

улучшаются с помощью метода CLAHE, а высокочастотные коэффициенты остаются неизменными. При обратном вейвлет-преобразовании изображение монтируется успешно. Предлагаемый метод применим для улучшения локальных деталей изображения, хорошо сохраняет детали и подавляет шум. Но высокочастотный компонент, который содержит большую часть шума в исходном изображении, остается неизменным.

Авторы работы [9] для сохранения яркости и повышения контрастности изображения предлагают высокоскоростное выравнивание гистограммы на основе квантилей (HSQHE). Повышение контрастности данным методом подходит для высококонтрастных цифровых изображений. Рекурсивная сегментация гистограммы не выполняется, поэтому для сегментации требуется минимальное время. Для оценки PSNR (Peak signal-to-noise ratio – Пиковое отношение сигнала к шуму) контрастного усиления используются показатели энтропии. Для оценки сохранения яркости используется абсолютная ошибка средней яркости (AMBE - Absolute Mean Brightness Error). HSQHE сохраняет яркость изображения более точно за меньший промежуток времени, но высокое значение PSNR достигается только для определенных изображений.

В работе [10] авторы предлагают схему модификации гистограммы с максимизацией энтропии. Метод модификации гистограммы максимизации энтропии делит глобальное выравнивание гистограммы на два этапа: этап слияния популяций пикселей (PPM - pixel populations mergence), который согласуется с правилом максимизации энтропии, и этап распределения уровней серого (GLD - grey-levels distribution). Применение метода дает хорошее улучшение, позволяет избежать усиленного шума и искажений в изображении, но существует проблема чрезмерного растяжения контраста.

Ознакомление с предложенными методами подтверждает необходимость использования методов нелинейного преобразования яркости изображения для улучшения контраста, но требует детального исследования для получения более информативного изображения после обработки.

Методы улучшения изображений

Методы улучшения изображения подразумевают выполнение таких преобразований над исходным изображением, которые приводят к результату, более подходящему для конкретного применения [11]. Визуальная оценка качества изображения – это крайне субъективный процесс, а автоматическое вычисление количественного значения такой оценки очень сложная задача. Для выбора того или иного метода для повышения контраста медицинского изображения, необходима оценка результата. Алгоритмы объективной оценки качества подразделяются на эталонные и безэталонные. Разные эталонные критерии используют сравнительную оценку качества, когда обычно известно как выглядит эталонное изображение, и известны его характеристики [13]. При работе с низкоконтрастными медицинскими изображениями отсутствуют эталоны для сравнения. Поэтому необходимо подбирать те возможности оценки, которые не требуют эталонного изображения.

Подходы к улучшению изображения делятся на две категории: методы обработки в пространственной области и методы обработки в частотной области. Термин пространственная область относится к плоскости изображения как таковой, и данная категория объединяет подходы, основанные на прямом преобразовании значений пикселей изображения. Частотные методы предполагают изменения изображений после преобразования Фурье.

Рассмотрим некоторые методы, относящиеся к методам обработки в пространственной области. Пространственные методы описываются уравнением [12]:

$$g(x,y) = T[f(x,y)], \quad (1)$$

где $f(x,y)$ – функция, описывающая исходное изображение, $g(x,y)$ – преобразованное изображение, T – оператор над f , определенный в некоторой окрестности пиксела с координатами (x,y) . Под окрестностью пиксела понимается квадратная или прямоугольная область, являющаяся подмножеством изображения и центрированная относительно данного пиксела. Простейший вариант оператора T имеет место в случае, когда окрестность состоит из одного пиксела, в этом случае значение g является функцией от $f(x,y)$ и T называется преобразованием точечного типа.

Градации преобразования делятся на следующие группы: линейные логарифмические и степенные преобразования. Выравнивание гистограммы цифрового изображения – это преобразование исходного изображения, при котором гистограмма преобразованного изображения имеет более горизонтальную форму, чем гистограмма исходного изображения.

Для повышения качества изображения необходимо увеличить такие параметры, как яркостный диапазон, контрастность, резкость, четкость. В совокупности эти параметры можно улучшить выравниванием гистограммы изображения. Алгоритмы выравнивания гистограммы широко используются для улучшения обрабатываемого цифрового полутонового изображения. В целом, такие алгоритмы просты в реализации, имеют сравнительно невысокую вычислительную стоимость и при этом показывают высокую эффективность. Суть работы таких алгоритмов заключается в регулировании уровней полутонового изображения в соответствии с функцией распределения вероятности данного изображения (2) и, в результате, увеличивается динамический диапазон распределения яркости. Это приводит к улучшению визуальных эффектов, таких как: яркостный контраст, резкость, четкость.

$$P(i) = \frac{n_i}{n}, i = 0, 1, \dots, 255;$$

$$H(j) = 255 \sum_{i=0}^j P(i) \quad (2)$$

где $P(i)$ – вероятность появления пикселя яркостью i , нормализованная функция гистограммы исходного изображения, j – координаты пикселя обрабатываемого изображения, $H(j)$ – преобразованное изображение [12]. Алгоритмы выравнивания гистограммы разделяют на следующие два типа: локальное (адаптивное) выравнивание гистограммы и глобальное выравнивание гистограммы. В глобальном методе строится одна диаграмма и производится выравнивание гистограммы всего изображения целиком. В локальном методе производится построение большого количества гистограмм, где каждая гистограмма соответствует лишь части обрабатываемого изображения. При таком методе улучшается локальный контраст изображения, что позволяет в целом получить лучшие результаты обработки.

Улучшенным вариантом вышерассмотренного алгоритма является алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контрастности (Contrast limited adaptive histogram equalization – CLAHE). Главной особенностью данного алгоритма является ограничение диапазона гистограммы на основе анализа значений яркости пикселей в обрабатываемом блоке (3), тем самым получаемое изображение выглядит более естественным и менее зашумленным [14].

$$da = \frac{n_c}{n} \quad (3)$$

где da – коэффициент приращения значения функции гистограммы, n_c – количество пикселей, превышающих пороговое значение.

Стоит отметить, что в классическом алгоритме CLAHE используется билинейная интерполяция для устранения границ между обрабатываемыми блоками.

Выравнивание гистограммы в среде Matlab реализовано функцией `histeq`, которая имеет синтаксис:

$$J = \text{histeq}(I, n) \quad (4)$$

где I – входное изображение, n – число уровней интенсивности, установленное для выходного изображения J . Если n равно общему числу возможных уровней входного изображения, то `histeq` просто реализует функцию преобразования. Если это число меньше общего числа возможных уровней входного изображения, то `histeq` выполнит перераспределение уровней, для того, чтобы они приближали плоскую диаграмму. Для истинной реализации данного метода для n используется максимально возможное число уровней, то есть 256. Алгоритм CLAHE реализован функцией `adapthisteq`, которая имеет следующий синтаксис:

$$J = \text{adapthisteq}(I, \text{Name}, \text{Value}) \quad (5)$$

Входными параметрами `Name` могут быть:

- `Number of tiles` – количество прямоугольных контекстных областей (плиток), на которые `adapthisteq` делит изображение, заданное как 2-элементный вектор положительных целых чисел;
- `Contrast enhancement limit` – предел увеличения контрастности, заданный как действительный скаляр в диапазоне $[0, 1]$;

- Number of histogram bins used to build a contrast enhancing transformation – количество интервалов гистограммы, используемых для построения преобразования, повышающего контраст (по умолчанию - 256);
- Desired histogram shape - Желаемая форма гистограммы;
- Distribution parameter - Параметр распределения.

CLANE работает с небольшими областями изображения, называемыми плитками, а не со всем изображением. `adapthisteq` вычисляет функцию преобразования контраста для каждой плитки в отдельности. Контрастность каждой плитки повышается, так что гистограмма выходной области приблизительно соответствует гистограмме, заданной значением "Распределение". Затем соседние плитки объединяются с использованием билинейной интерполяции для устранения искусственно созданных границ. Контраст, особенно в однородных областях, может быть ограничен, чтобы избежать усиления любого шума, который может присутствовать в изображении.

Исходные данные и описание экспериментальных исследований

Для проведения эксперимента по применению методов преобразования яркости изображения используем рентгеновские снимки из базы Kaggle [15]. Целью эксперимента является повышение контраста изображения для получения более информативного для врача-пульмонолога представления изображения легких. Сущность методов повышения качества медицинских изображений состоит в следующем: применить к изображениям малого контраста математические методы и улучшить качество цифрового медицинского изображения для повышения точности диагностики.

Проведен ряд экспериментов применения функции преобразования яркости полутонных изображений к нескольким рентгеновским снимкам для выбора наиболее подходящих входных параметров. Значения для входных параметров выбирались с шагом 0.1 в диапазоне от 0 до 1 [16].

В процессе экспериментов перебрали ряд диапазонов яркости исходных изображений, для которых попытки повышения контраста рентгеновских снимков давали положительный результат и визуально, и в виде количественных оценок. Для определения насколько повысилась контрастность использовались нерференсные функции оценки `niqe` и `brisque`. Функции оценки NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator) и BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator) используются в случаях, когда эталон изображения отсутствует. Функция NIQE (A) сравнивает качество изображения A относительно абстрактного модельного изображения, построенного на базе изображений естественных сцен. Функция BRISQUE (A) сравнивает качество изображения A относительно другого модельного изображения, построенного по ряду изображений естественных сцен с определенными искажениями. Чем меньше значения этих функций, тем выше качество изображений.

При выборе необходимых параметров с выбранными значениями можно визуально отобразить результат преобразования и сравнить с исходным изображением (рис.1).

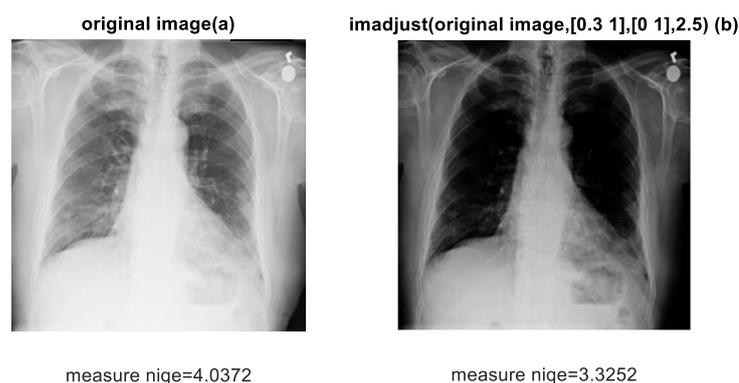


Рисунок 1. Сравнение `imadjust('1.png',[0.3, 1],[0, 1],2.5) (b)` с исходным изображением (a)

Рисунок 1 показывает исходное изображение (a) и результат применения функции `imadjust` с выбранными параметрами (b). Здесь оценка `Niqe` для исходного изображения равна 4.0372, а для преобразованного изображения оценка равна 3.3252. Можно отметить более высокий контраст преобразованного изображения, и количественная оценка `Niqe` показывает меньшее значение, чем у исходного изображения.

При выборе значения параметра γ , в большинстве случаев выполнения функции, результат преобразования не давал улучшения и визуального восприятия и в количественной оценке результата. Например, рисунок 2 показывает результаты преобразования исходного изображения 4.png.

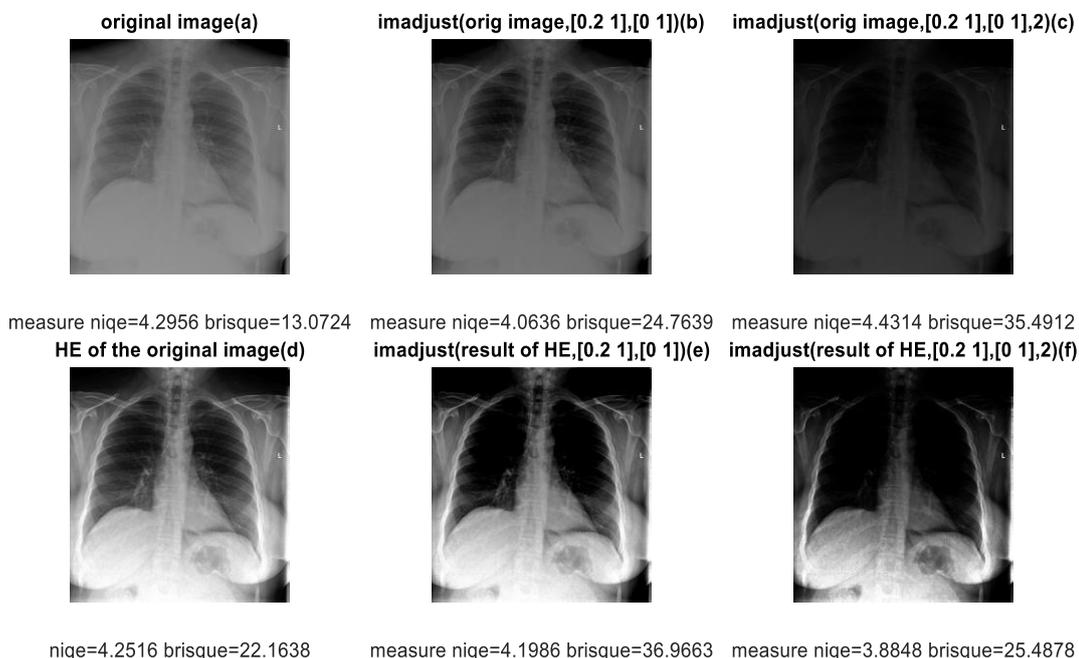


Рисунок 2. Исходное изображение(a) и его преобразованные варианты с оценками (b)(c)(d)(e)(f)

Применение выравнивания гистограммы (4) исходного изображения перед тестированием функции `imadjust` с выбором параметра γ , дает результат улучшенного контраста изображений. В следующем эксперименте применены методы выравнивания гистограммы нескольких изображений со сравнением их результатов с качеством исходного изображения. Например, для вышерассмотренного изображения 4.png (a) применение выравнивания гистограммы (b) и адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контрастности (c) показано на рисунке 3.

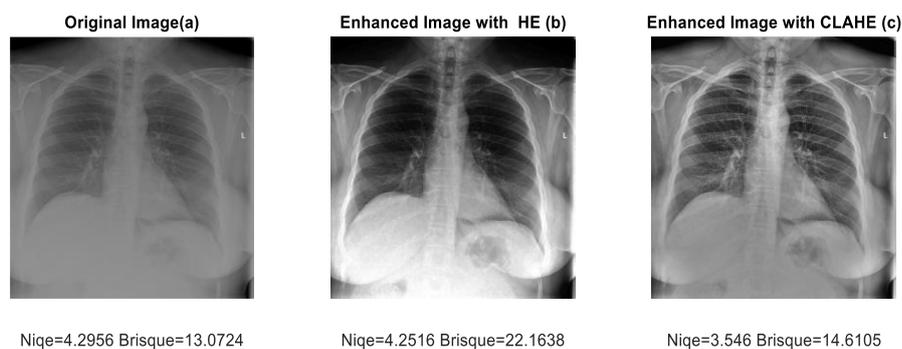


Рисунок 3. Сравнение исходного изображения с результатами применения методов выравнивания гистограммы изображения 4.png

Рисунок 4 показывает результаты аналогичных действий для другого изображения `person9_bacteria_39.jpeg` [15], что применение метода адаптивного выравнивания гистограммы изображения с ограничением контраста (c) по сравнению с результатом выравнивания гистограммы изображения (b) визуально дает лучший результат, но оценки `niqe` и `brisque` не всегда соответствуют им.

В таблице 1 показаны оценки 15 тестовых изображений после применения методов выравнивания гистограммы. В большинстве случаев результаты применения метода CLAHE показывают визуальное улучшение контраста изображений и уменьшение нерелевантных оценок одновременно. В некоторых

случаях оценки результатов применения адаптивного выравнивания с ограничением контраста не уменьшаются в значении по сравнению с оценками исходного изображения.

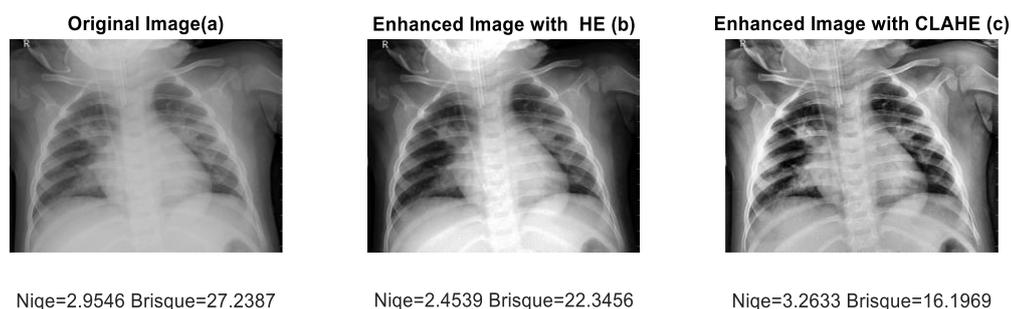


Рисунок 4. Сравнение результатов применения методов выравнивания гистограммы изображения с неперепенными оценками для изображения person9_bacteria_39.jpeg(a)

Таблица 1. Оценки изображений после применения методов выравнивания гистограммы

Название изображения	Исходное изображение		Результат выравнивания гистограммы		Результат CLAHE	
	Niqe	Brisque	Niqe	Brisque	Niqe	Brisque
1.png	4.0372	16.1975	3.8041	18.5971	3.2715	10.6472
2.png	4.2881	18.7059	4.0796	25.8175	3.3852	6.6687
3.png	4.1413	10.4101	4.8412	29.7437	3.4034	8.2951
4.png	4.2956	13.0724	4.2516	22.1638	3.5460	14.6105
5.png	4.3203	25.7744	3.8508	27.6071	3.8508	27.6071
6.png	4.8023	29.9513	5.4088	40.3179	4.2207	28.3585
person1_bacteria_2.jpeg	3.0889	28.7698	2.5252	26.2216	3.3720	12.7819
person2_bacteria_4.jpeg	3.3458	19.7843	3.0630	20.6180	3.8828	24.8727
person3_bacteria_10.jpeg	2.8316	21.7251	2.9140	22.7425	3.1578	21.8798
person5_bacteria_15.jpeg	2.4308	34.7898	2.3427	32.8920	2.9593	28.5670
person6_bacteria_22.jpeg	2.6389	29.0688	2.3890	19.8988	3.3271	17.6235
person7_bacteria_24.jpeg	2.8125	28.8672	2.5647	28.1311	3.0936	2.2356
person8_bacteria_37.jpeg	2.7626	31.0623	2.3359	29.3576	2.3359	29.3576
person9_bacteria_39.jpeg	2.9546	27.2387	2.4539	22.3456	3.2633	16.1969
person17_bacteria_56.jpeg	2.6956	38.5977	2.6956	38.5977	2.6956	38.5977

В результате анализа данных таблицы 1 было решено, что для улучшения результатов повышения контраста изображения, целесообразно будет заменить метод выравнивания гистограммы адаптивным выравниванием гистограммы с ограничением контрастности. В следующем эксперименте использована функция (5) для повышения контрастности изображения I в градациях серого путем преобразования значений с помощью адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста. Применение данного метода было акцентировано на параметры Distribution и ClipLimit. Параметр Distribution принимает значения 'uniform', 'rayleigh', 'exponential', которые задают желаемую форму гистограммы. Этот параметр определяет распределение, которое adapthisteq использует в качестве основы для создания функции преобразования контраста. По определению выбранное распределение должно зависеть от типа входного изображения. Например, подводные изображения кажутся более естественными при использовании распределения 'rayleigh'.

Параметр ClipLimit – это коэффициент контрастности, который предотвращает перенасыщение изображения, особенно в однородных областях. Эти области характеризуются высоким пиком на гистограмме конкретного фрагмента изображения из-за того, что многие пиксели попадают в один и тот же диапазон уровней серого. Без ограничения клипа метод адаптивного выравнивания гистограммы может дать результаты, которые в некоторых случаях хуже, чем исходное изображение. Его значение по умолчанию равно 0.01.

Для нескольких тестовых рентгеновских изображений были выполнены следующие действия:

- Применение метода адаптивного выравнивания гистограммы с выбором следующих значений для параметров:
 - Распределение Distribution = 'rayleigh', 'exponential';
 - Для определения оптимального значения параметра 'clipLimit' выполнялся выбор его значений из интервала [0, 1] с шагом 0.01;
- Вычисление объективных оценок для всех преобразованных изображений;
- Построение графиков объективных оценок для всех вариантов изображений;
- Определение минимальных оценок niqe и brisque;
- Выбор оптимального визуального отображения изображения с минимальными объективными оценками.

Построение графиков объективных оценок (рис.5) для нескольких рентгеновских снимков показали, что значения параметра clipLimit можно ограничить с [0,1] на [0,0.2], так как следующие значения были не информативны. Минимальные меры оценок niqe и brisque позволяют нам выбрать изображения с улучшенным контрастом. Такой выбор связан с утверждением того, что чем меньше значение нерелевантной оценки, тем визуально улучшается изображение. Данное утверждение было доказано при выполнении предыдущих исследований, когда минимальное значение оценки Niqe чаще совпадало с улучшением визуального восприятия изображения.

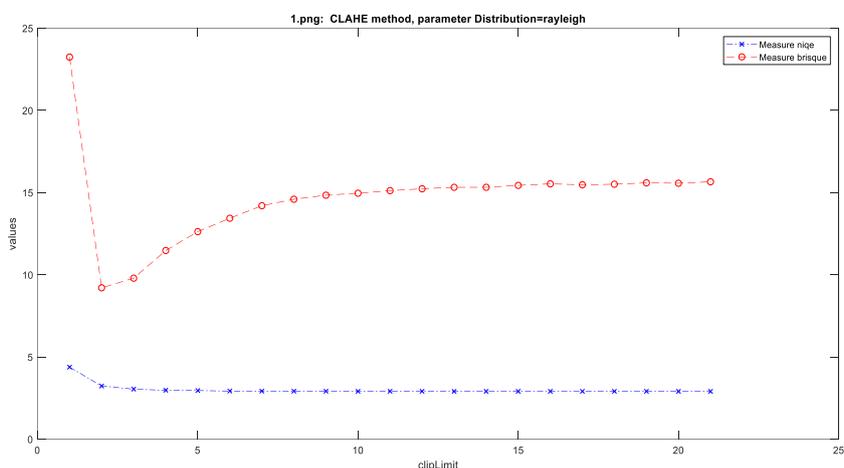


Рисунок 5. Графики объективных оценок для преобразованных изображений оригинала '1.png' со значениями distribution='rayleigh'; и 'clipLimit'=[0,0.2] с шагом 0.01 (красным цветом отмечены оценки Brisque, синим цветом оценки Niqe).

На рисунке 6 показано визуальное сравнение исходного изображения (а) с преобразованным(б), где применен метод CLAHE с выбранными параметрами и с минимальной оценкой niqe.

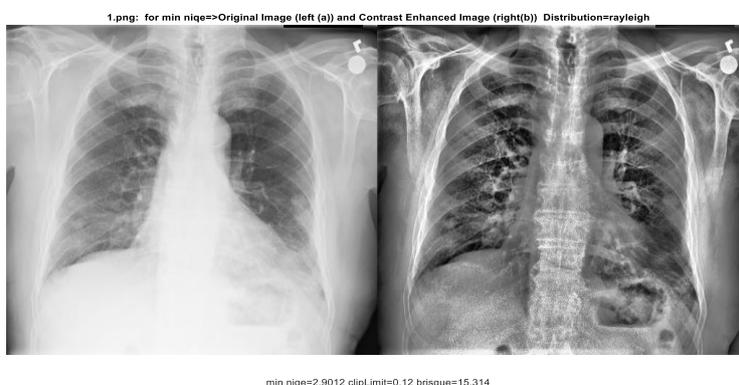


Рисунок 6. Сравнение результата преобразования исходного изображения (а) методом CLAHE (distribution='rayleigh', clipLimit=0.12) (б) с минимальной оценкой Niqe

Здесь значение параметра `distribution` равно `'rayleigh'` и выбраны те полученные изображения, при которых нерелативные оценки имели минимальные значения. Например, для изображения `1.png` получена минимальная оценка `Niqe=2.9012` при `clipLimit=0.12`, и ей соответствует оценка `Brisque=15.314`. Для изображения с минимальной оценкой `Brisque` равным `9.1993` при значении параметра `clipLimit=0.01` определена оценка `Niqe=3.2265`. Здесь можно отметить, уменьшение оценки `Brisque` во многих случаях не соответствует уменьшению значения оценки `Niqe`, при котором наблюдались визуальные улучшения.

Визуальное сравнение исходного изображения (а) с преобразованным изображением методом CLAHE (b) с минимальной оценкой `Brisque` показано на рисунке 7.

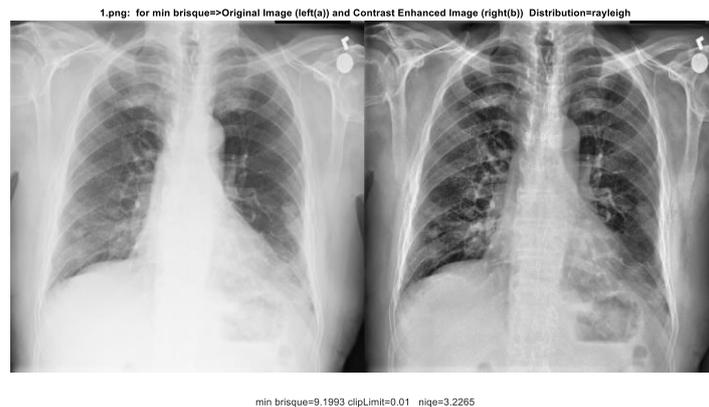


Рисунок 7. Визуальное сравнение исходного изображения (а) с преобразованным методом CLAHE (`distribution='rayleigh'`, `clipLimit=0.01`) (b) и с минимальной оценкой `brisque`

Здесь параметр `distribution` при значении `'rayleigh'` принимает минимальное значение оценки `Brisque` равное `9.1993`, которому соответствует значение оценки `Niqe=3.2365` при значении параметра `clipLimit=0.01`.

Построенные графики объективных оценок для преобразованных изображений оригинала `'1.png'` методом адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста показаны на рисунке 8. Здесь параметр `distribution` принимает значение `'exponential'`; а параметр `'clipLimit'` получает значения из интервала `[0,0.2]` с шагом `0.01`.

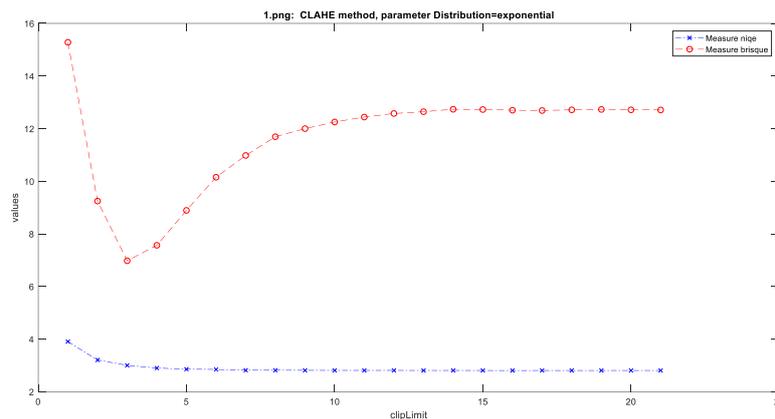


Рисунок 8. Графики объективных оценок для преобразованных изображений оригинала `'1.png'` со значениями `distribution='exponential'`; и `'clipLimit'=[0,0.2]` с шагом `0.01` (красным цветом отмечены оценки `Brisque`, синим цветом оценки `Niqe`)

Визуальное сравнение исходного изображения (а) с преобразованным изображением методом CLAHE (b) с минимальной оценкой `Brisque` показано на рисунке 9. Здесь параметр `distribution` при значении `'exponential'` принимает минимальное значение оценки `Niqe` равное `2.8036`, которому соответствует значение оценки `Brisque=12.6992` при значении параметра `clipLimit=0.15`.

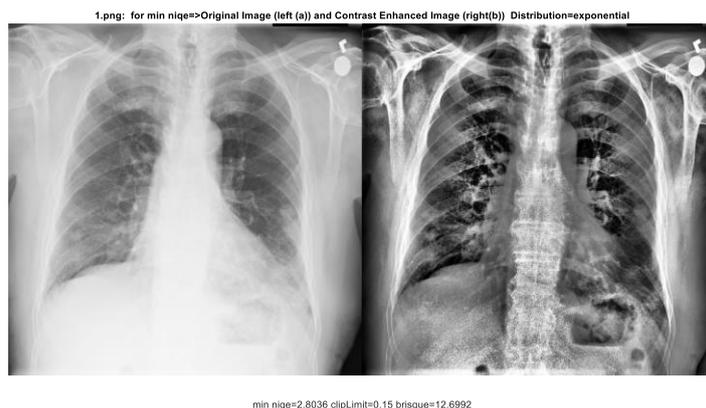


Рисунок 9. Визуальное сравнение исходного изображения(а) с преобразованным методом CLAHE ($distribution='exponential'$, $cliplimit=0.15$)(b) и с минимальной оценкой $niqe$

Визуальное сравнение исходного изображения (а) с преобразованным изображением методом CLAHE (b) с минимальной оценкой $Brisque$ показано на рисунке 10. Здесь параметр $distribution$ при значении 'exponential' принимает минимальное значение оценки $Brisque$ равное 6.9796, которому соответствует значение оценки $Niqe=3.0005$ при значении параметра $cliplimit=0.02$.

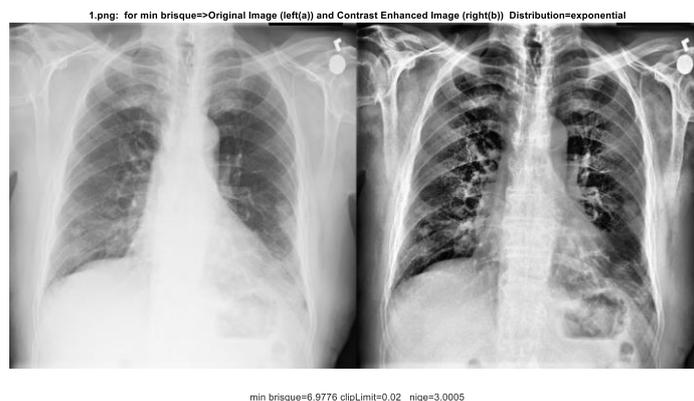


Рисунок 10. Визуальное сравнение исходного изображения(а) с преобразованным методом CLAHE ($distribution='exponential'$, $cliplimit=0.02$)(b) с минимальной оценкой $Brisque$.

Результаты выполненных аналогичных действий над остальными тестовыми изображениями отражены в таблице 2. Здесь указаны нерезеренсные оценки исходного изображения и результатов преобразования методом CLAHE с выбранными значениями параметра $distribution$. Для каждого из значений данного параметра определены минимальные оценки $niqe$ и $brisque$, и соответствующие для них значения параметра $cliplimit$ и оценки.

В таблице 2 показаны значения полученных нерезеренсных оценок исходного изображения и преобразованных изображений методом CLAHE. Можно заметить, что изменение значений параметров $distribution$ и $cliplimit$, при выполнении метода адаптивного выравнивания с ограничением контраста, дает положительные результаты. Анализ значений таблицы 2 дает предпочтение значению параметра $distribution \equiv 'exponential'$ при определенных значениях параметра $cliplimit$. Этому свидетельствуют значения нерезеренсных оценок $Niqe$ и $Brisque$, которые уменьшаются в значении при улучшении контраста медицинских изображений. Как показали выполненные лабораторные исследования, во многих случаях оценка $Niqe$ больше соответствовала улучшению изображения.

В результате выполненных исследований считается целесообразным использование комбинации метода гамма коррекции и метода адаптивного выравнивания гистограммы, в котором усиление контрастности ограничено во избежание возникновения или усиления шумов на изображении.

Таблица 2. Сравнение значений нереперенсных оценок исходного изображения и преобразованных изображений методом CLAHE при изменении значений параметров *distribution* и *cliplimit*

Image	Niqe (оригинал)	Brisque (оригинал)	<i>distribution</i>	<i>min niqe</i>	<i>for min niqe, cliplimit</i>	<i>for min niqe brisque</i>	<i>min brisque</i>	<i>for min brisque, cliplimit</i>	<i>for min brisque, niqe</i>
1	4.0372	16.1975	'rayleigh'	2.9012	0.1200	15.314	9.1993	0.0100	3.2265
			'exponential'	2.8036	0.1500	12.6992	6.9776	0.0200	3.0005
2	4.2881	18.7059	'rayleigh'	3.0420	0.0800	15.7290	8.9939	0.0100	3.3514
			'exponential'	3.0024	0.0800	14.7401	7.2666	0.0100	3.3447
3	4.1413	10.4101	'rayleigh'	3.1609	0.0700	14.4351	6.6493	0.0100	3.4322
			'exponential'	3.0930	0.0700	15.6488	9.0976	0.0100	3.3438
4	4.2956	13.0724	'rayleigh'	3.2971	0.1700	17.8653	13.0724	0.0100	3.5975
			'exponential'	3.2193	0.1700	19.9392	13.0724	0.0100	3.5217
5	4.3203	25.7744	'rayleigh'	2.9495	0.0500	27.6091	25.7744	0.0100	3.3356
			'exponential'	2.9055	0.0600	26.7410	22.3760	0	4.2776
6	4.8023	29.9513	'rayleigh'	3.9037	0.1300	17.1803	16.9361	0.2300	3.9085
			'exponential'	3.9655	0.1600	19.0927	18.9781	0.2100	3.9714
7	3.0889	28.7698	'rayleigh'	3.0759	0	33.8095	4.9285	0.0100	3.1913
			'exponential'	3.0337	0	29.4685	10.0346	0.0100	3.3622
8	3.3458	19.7843	'rayleigh'	3.2490	0	19.1865	19.1865	0	3.2490
			'exponential'	3.3083	0	13.8267	13.8267	0	3.3083
9	2.8316	21.7251	'rayleigh'	2.6969	0	28.6374	11.0289	0.0100	3.0216
			'exponential'	2.7980	0	21.5236	18.7296	0.0100	3.1852

Заклучение

Во время эксперимента были использованы рентгеновские снимки, некоторые из которых при преобразовании яркости без затруднений визуально улучшались, а некоторые после преобразования принимали более темный оттенок, и качество изображения оставалось низким. При работе с такими изображениями возникали трудности в улучшении контраста методом гамма коррекции. С целью достижения лучшего контраста перед применением гамма коррекции было выполнено выравнивание гистограммы изображения. В результате чего были получены более лучшие результаты. Эксперименты с методами выравнивания гистограммы медицинских изображений дали возможность сравнить их возможности. С целью улучшения полученных результатов применения выравнивания гистограммы было решено заменить его адаптивным выравниванием гистограммы с ограничением контрастности.

В результате применения данного метода было определено, что при задании значения параметру *distribution* дается предпочтение значению 'exponential' при определенных значениях параметра *cliplimit*. Выполненные эксперименты показали, что комбинация адаптивного выравнивания гистограммы с ограниченным контрастом и метода гамма-коррекции дает положительный результат при увеличении контраста медицинского изображения. Также при выполнении исследований было определено, что в большинстве случаев при оценке качества изображения количественная мера *niqe* больше соответствует улучшению изображения, чем оценка *brisque*.

Список использованных источников:

- 1 Huanjing Yue, Jingyu Yang, Xiaoyan Sun, Feng Wu. Contrast Enhancement Based on Intrinsic Image Decomposition, *IEEE Transactions on image processing* 2017, 26(8), P.3981-3994.
- 2 Cheolkon Jung, Tingting Sun. Optimized Perceptual Tone Mapping for Contrast Enhancement of Images, *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology* 2017, 27(6), P. 1161-1170.
- 3 S.S. Haung, F.S. Cheng, Y.C. Chiu. Efficient contrast enhancement Using Adaptive Gama Correction with Weighting Distribution. *IEEE Transactions on Image Processing* 2013; 22 (3): P.1032-1041.
- 4 M.Shakeri, M.H.Dezfoulian, H.Khotanlou, A.H.Barati, Y.Masoumi. Image contrast enhancement using fuzzy clustering with adaptive cluster parameter and sub-histogram equalization", *Elsevier Digital signal Processing* 2017, P. 224-237.
- 5 L.Liu, Z. Jia, J. Yang, N. Kasabov. A Medical Image Enhancement Method Using Adaptive Thresholding in NSCT Domain Combined Unsharp Masking. *Wiley Periodicals, Inc.* 2015, 25: P.199-205.

- 6 Lalit Maurya, Prasant Kumar Mahapatra, Amod Kumar. A social spider optimized image fusion approach for contrast enhancement and brightness preservation, Elsevier Applied soft computing 2017, P.575–592.
- 7 Se EunKim, JongJuJeon, IlKyuEom. Image contrast enhancement using entropy scaling in wavelet domain, Elsevier signal Processing 2016, P. 1-11.
- 8 Huang Lidong, Zhao Wei ✉, Wang Jun, Sun Zebin, Combination of contrast limited adaptive histogram equalisation and discrete wavelet transform for image enhancement, IET Image Processing Journals 2015, Vol. 9, Iss. 10, P. 908–915.
- 9 Mayank Tiwari, Bhupendra Gupta, Manish Shrivastava, Highspeed quantile-based histogram equalisation for brightness preservation and contrast enhancement, IET Image Process 2015, 9(1), P. 80–89.
- 10 Zhao Wei, Huang Lidong, Wang Jun, Sun Zebin, Entropy maximisation histogram modification scheme for image enhancement, IET Image Process 2015, 9(3), P. 226–235.
- 11 Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - Издание 3-е, исправленное и дополненное. –М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
- 12 Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде Matlab. – М.: Техносфера, 2006. -616 с.
- 13 Старовойтов Ф.В., Параметры кривой распределения локальных оценок как меры качества изображений / Ф. В. Старовойтов, В. В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. – 2018. – №3. – С. 26–41.
- 14 Ma J., Fan X., Yang S.X., Zhang X.J, Zhu X. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Based Fusion for Underwater Image Enhancement // Preprints [Электронный ресурс] 2017, URL: <https://www.preprints.org/manuscript/201703.0086/v1>
- 15 <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
- 16 Омарова Г., Старовойтов В. Увеличение контраста рентгеновских изображений на основе гамма-коррекции. «Физико-математические науки». 77, 1 (апр. 2022). DOI:<https://doi.org/10.51889/2022-1.1728-7901.32> .

References:

- 1 Huanjing Yue, Jingyu Yang, Xiaoyan Sun, Feng Wu. Contrast Enhancement Based on Intrinsic Image Decomposition, IEEE Transactions on image processing 2017, 26(8), P.3981-3994.
- 2 Cheolkon Jung, Tingting Sun. Optimized Perceptual Tone Mapping for Contrast Enhancement of Images, IEEE Transactions on circuits and systems for video technology 2017, 27(6), P. 1161-1170.
- 3 S.S. Haung, F.S. Cheng, Y.C. Chiu. Efficient contrast enhancement Using Adaptive Gama Correction with Weighting Distribution. IEEE Transactions on Image Processing 2013; 22 (3): P.1032-1041.
- 4 M.Shakeri, M.H.Dezfoulian, H.Khotanlou, A.H.Barati, Y.Masoumi. Image contrast enhancement using fuzzy clustering with adaptive cluster parameter and sub-histogram equalization”, Elsevier Digital signal Processing 2017, P. 224-237,.
- 5 L.Liu, Z. Jia, J. Yang, N. Kasabov. A Medical Image Enhancement Method Using Adaptive Thresholding in NSCT Domain Combined Unsharp Masking. Wiley Periodicals, Inc. 2015, 25: P.199–205.
- 6 Lalit Maurya, Prasant Kumar Mahapatra, Amod Kumar. A social spider optimized image fusion approach for contrast enhancement and brightness preservation, Elsevier Applied soft computing 2017, P.575–592.
- 7 Se EunKim, JongJuJeon, IlKyuEom. Image contrast enhancement using entropy scaling in wavelet domain, Elsevier signal Processing 2016, P. 1-11.
- 8 Huang Lidong, Zhao Wei ✉, Wang Jun, Sun Zebin, Combination of contrast limited adaptive histogram equalisation and discrete wavelet transform for image enhancement, IET Image Processing Journals 2015, Vol. 9, Iss. 10, P. 908–915.
- 9 Mayank Tiwari, Bhupendra Gupta, Manish Shrivastava, Highspeed quantile-based histogram equalisation for brightness preservation and contrast enhancement, IET Image Process 2015, 9(1), P. 80–89.
- 10 Zhao Wei, Huang Lidong, Wang Jun, Sun Zebin, Entropy maximisation histogram modification scheme for image enhancement, IET Image Process 2015, 9(3), P. 226–235.
- 11 Gonzalez R., Woods R. Digital image processing.- 3rd edition, revised and supplemented. - Moscow: Technosphere, 2012. - 1104 p.
- 12 Gonzalez R., Woods R., Eddins S. Digital image processing in the Matlab environment. - Moscow: Technosphere, 2006. - 616с.
- 13 Starovoitov F.V., Parameters of the distribution curve of local estimates as a measure of image quality / F. V. Starovoitov, V. V. Starovoitov // System analysis and applied Informatics. – 2018. – No. 3. – pp. 26-41.
- 14 Ma J., Fan X., Yang S.X., Zhang X.J, Zhu X. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Based Fusion for Underwater Image Enhancement // Preprints [Электронный ресурс] 2017, URL: <https://www.preprints.org/manuscript/201703.0086/v1>
- 15 <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
- 16 Omarova G., Starovoitov V. Contrast enhancement of X-ray images based on gamma correction. "Physical and mathematical sciences". 77, 1 (Apr. 2022). DOI:<https://doi.org/10.51889/2022-1.1728-7901.32> .