

ПРИБОРОСТРОЕНИЕ, МЕТРОЛОГИЯ И ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЕ ПРИБОРЫ И СИСТЕМЫ

ПРИБОРЫ, СИСТЕМЫ И ИЗДЕЛИЯ МЕДИЦИНСКОГО НАЗНАЧЕНИЯ

УДК 004.932

ПОВЫШЕНИЕ КОНТРАСТА МАММОГРАММ, СОДЕРЖАЩИХ ОБЛАСТИ РАКА МОЛОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ, НА ФОНЕ ЖИРОВОЙ ИНВОЛЮЦИИ

Статья получена редакцией 20.03.2020, в окончательном варианте – 04.06.2020.

Подгорнова Юлия Анатольевна, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени А.Г. и Н.Г. Столетовых, 602264, Российская Федерация, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, 23,

кандидат технических наук, e-mail: yuliyabulanova@yandex.ru

Жизняков Аркадий Львович, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени А.Г. и Н.Г. Столетовых, 602264, Российская Федерация, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, 23

доктор технических наук, профессор, e-mail: lvovich1975@mail.ru

Садыков Султан Сидыкович, Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета имени А.Г. и Н.Г. Столетовых, 602264, Российская Федерация, Владимирская область, г. Муром, ул. Орловская, 23

доктор технических наук, профессор, e-mail: sadykovss@yandex.ru

По данным Международного агентства по исследованию рака, в 2018 г. Россия занимала пятое место по смертности от онкологических заболеваний. Каждой шестой женщине был поставлен диагноз «рак молочной железы». Единственным способом диагностики данного заболевания является своевременное прохождение профосмотров. Для женщин старше 40 лет предусмотрено обследование молочных желез с помощью маммографии. Основная часть государственных медицинских учреждений оснащена устаревшими маммографическими комплексами, которые зачастую не позволяют получить снимки требуемого качества. Наличие какого-либо типа мастопатии также усложняет диагностику – на скрининговой маммограмме легко пропустить зарождение онкологической опухоли. В данной работе предлагается применить вейвлет-преобразования для повышения контраста маммографических снимков как на фоне жировой инволюции, так и на фоне фиброзно-кистозной болезни и аденоза. Целью работы является исследование подхода к повышению контраста маммографических снимков, содержащих изображения рака молочной железы на фоне жировой инволюции, на основе использования вейвлет-преобразований. Приведенные результаты экспериментальных исследований показали возможность использования данного подхода в маммографическом скрининге.

Ключевые слова: маммограмма, скрининговое исследование, контраст, линейное контрастирование, выравнивание гистограмм, эквализация, CLAHE, меры контрастности, EME, AMBE, энтропия изображений, вейвлет-преобразование, преобразование Габора, заболевание молочной железы, онкология

CONTRAST ENHANCEMENT MAMMOGRAMS CONTAINING THE FIELD OF BREAST CANCER ON THE BACKGROUND OF FATTY INVOLUTION

The article was received by the editorial board on 20.03.2020, in the final version – 04.06.2020.

Podgornova Yulia A., Murom Institute (branch) of Vladimir State University named after A. G. and N. G. Stoletov, 23 Orlovskaya St., Murom, Vladimir region, 602264, Russian Federation,

Cand. Sci. (Engineering), e-mail: yuliyabulanova@yandex.ru

Zhiznyakov Arkady L., Murom Institute (branch) of Vladimir State University named after A. G. and N. G. Stoletov, 23 Orlovskaya St., Murom, Vladimir region, 602264, Russian Federation,

Doct. Sci. (Engineering), Professor, e-mail: lvovich1975@mail.ru

Sadykov Sultan S., Murom Institute (branch) of Vladimir State University named after A. G. and N. G. Stoletov, 23 Orlovskaya St., Murom, Vladimir region, 602264, Russian Federation,

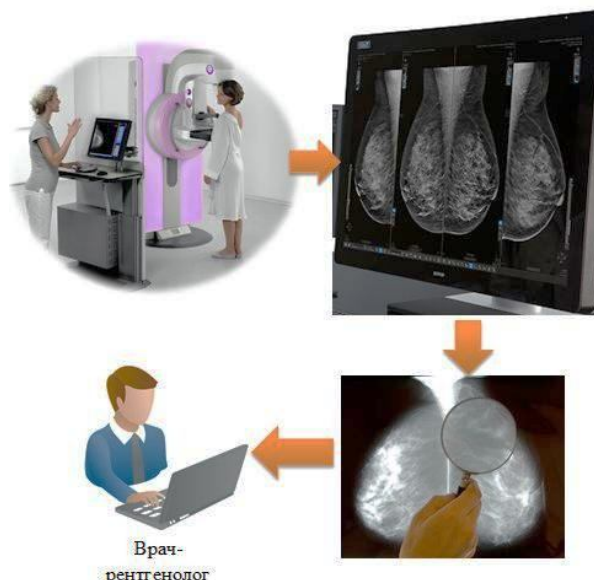
Doct. Sci. (Engineering), Professor, e-mail: sadykovss@yandex.ru

According to the International Agency for Research on Cancer, in 2018, Russia ranks fifth in cancer mortality. Every sixth woman was diagnosed with breast cancer. The only way to diagnose this disease is the timely passage of professional examinations. For women over 40 years of age, a mammary gland examination is planned using mammography. Most of the state medical institutions are equipped with outdated mammographic systems, which often do not allow obtaining images of the required quality. The presence of any type of mastopathy also complicates the diagnosis, as a result of which, on

the screening mammogram, it is easy to skip the onset of the oncological tumor. It is proposed to apply wavelet transforms to increase the contrast of mammographic images, both against the background of fat involution, and against the background of fibrocystic disease and adenosis. The aim of the work is to study the approach to increasing the contrast of mammograms containing breast cancer on the background of fat involution, based on wavelet transforms. The results of experimental studies have shown the possibility of using this approach in mammography screening.

Keywords: mammogram screening study, contrast, linear contrast enhancement, histogram equalization, EQ, CLAHE, contrast measures, EME, AMBE, image entropy, wavelet transform, Gabor transform, breast disease, oncology

Graphical annotation (Графическая аннотация)



Введение. Маммография является наиболее эффективным методом ранней диагностики рака молочных желез и других заболеваний груди. По данным международных исследований [3, 11], каждой шестой россиянке в 2018 г. был вновь поставлен диагноз «рак молочной железы»; каждая одиннадцатая женщина живет с этим диагнозом до конца жизни. Если обнаружить онкологическую опухоль на ранней стадии, то можно добиться полного излечения пациента, тем самым улучшив и увеличив продолжительность и качество его жизни.

Маммограммы представляют собой малоcontrastные рентгеновские изображения молочных желез, состоящие из фона, области молочной железы и области грудной мышцы [9]. Анализ маммографических снимков выполняется врачом-рентгенологом визуально. Правильность постановки диагноза зависит от опыта и квалификации врача, а также от качества самого снимка. На рисунке 1 представлены примеры различных маммограмм, взятых из международной базы данных MIAS [9].

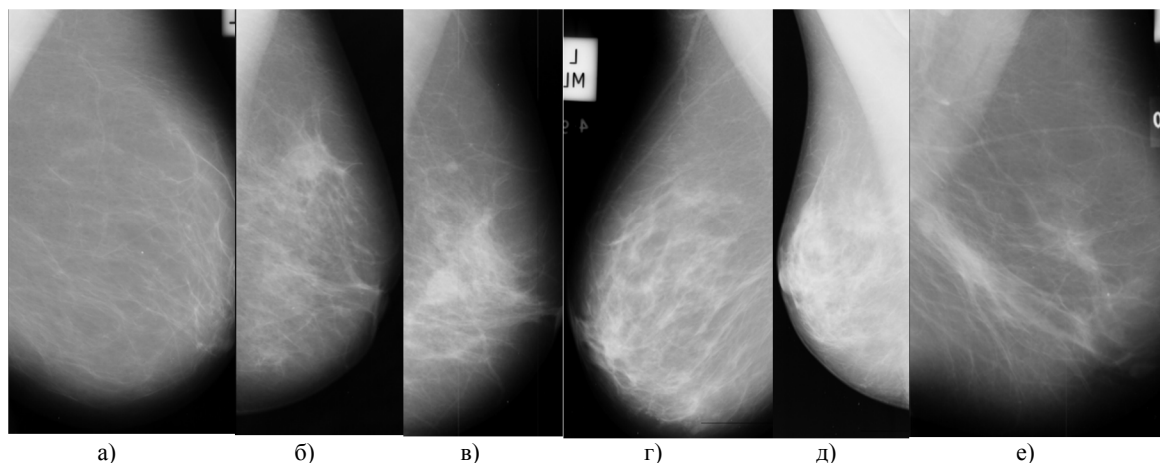


Рисунок 1 – Маммограммы из базы данных MIAS: а – mdb310.bmp; б – mdb092.bmp; в – mdb104.bmp; г – mdb159.bmp; д – mdb191.bmp; е – mdb274.bmp

Молочная железа состоит из трех типов ткани, видимых на маммограмме: фиброзной, железистой и жировой. Фиброзная и железистая ткани имеют примерно одинаковую радиографическую плотность, и их нельзя адекватно различить на маммограмме. Жировая ткань лучше пропускает рентгеновские лучи, что приводит к увеличению контраста изображений. Поскольку мягкие ткани слабо различаются по коэффициентам поглощения рентгеновских лучей, изображение имеет слабый контраст. Следовательно, обнаружение незначительных изменений в тканях на ранних стадиях болезни и выявление опухолей малых размеров являются затруднительными. При проектировании изображения молочной железы на рентгенограмме различные участки тканей накладываются друг на друга. Это также искажает общую картину происходящих в тканях изменений.

На маммограммах рисунка 1 (а, б) преобладает жировая ткань. Поэтому и без компьютерной обработки изображений врач-рентгенолог сможет без труда правильно описать маммограмму. На рисунке 1 (е), преобладает жировая ткань, а на рисунке 1 (г, д) – фиброзная ткань (они осложнены мастопатией). Для этих рисунков обязательно необходимо контрастирование с целью улучшения качества снимка; устранения влияния изображения мастопатии; для уточнения краев найденных опухолей, питающих сосудов и поиска отсеков образований.

Большинство медицинских учреждений России оснащены аналоговыми, или их еще называют «плечными», маммографическими комплексами. Маммограммы, полученные с помощью таких комплексов, имеют значительное количество недостатков [9]. Например, при проявлении пленки используются специальные реактивы, за состоянием которых необходимо тщательно следить – иначе использование истощенного фиксажа или проявителя дает желто-зеленую вуаль, а недостаточная промывка пленки приводит к появлению вуали или белого налета при неполном удалении гипосульфита. Неплотный прижим крышек кассеты или экрана к пленке приводит к появлению нерезкости изображения. Использование экранов с повышенной зернистостью приводит к повышенной зернистости фона – это затрудняет поиск микрокальцинатов. Кроме вышеперечисленного на снимке могут появиться различные артефакты – дефекты, возникшие в процессе проявления, фиксирования, промывки и сушки маммограмм, а также воздействия мелких дефектов усиливающих экранов на кассете.

Использование цифровых маммографических комплексов позволяет устранить практически все недостатки пленочной маммографии: ошибки при выборе условий экспонирования сводятся к минимуму; отсутствует потребность в использовании пленки и химикатов – это способствует получению экономического и экологического эффекта; получаются снимки высокого качества.

На сайте Medical ExpO [8] представлена онлайн-выставка программного обеспечения для маммографии. Сегодня на рынке известны следующие системы: АРМ врача для просмотра результатов маммографических исследований (Россия), SUITESTENSA MG (Италия), DIRECTVIEW CR (Россия), MED MAMMO (Франция), VXVUE MAMMO WITH PUREIMPACT M™ (Южная Корея), QUANTRA (США), MAMMOCAD (США), NOVAMG™ (США), AURORACAD™ (США), EXAMVUE DR (США), PACSPLUS MAMMOVIEW (Южная Корея), GOPVIEW® MAMMO3 (Швеция), DEXVIEW MAM (США). Однако ни у одной из коммерческих систем обработки маммографических снимков не описаны алгоритмы предварительной обработки, сегментации, распознавания опухолей на маммограммах.

Авторы работы сотрудничают с медицинским центром г. Муром «Норма», в котором установлен цифровой маммографический комплекс GIOTTO IMAGE. Программное обеспечение, входящее в базовую поставку этого комплекса, имеет небольшой функционал обработки изображений. Он позволяет линейно изменять яркость и контрастность снимков, применять один фильтр для уменьшения шума, причем имеющий возможность измерения размеров новообразований.

Контрастность – одна из основных характеристик изображения, напрямую связанная с яркостью пикселей, которые являются источниками информации об объектах на изображении. Изменение контраста маммограммы позволяет повысить четкость восприятия изображения, лучше выделить границы опухолей, а также обеспечить эффективность ее последующей обработки. Так, при увеличении контрастности изображения светлые участки становятся еще светлее, а затемненные – еще темнее. В результате происходит перераспределение пикселей за счет среднего тонового диапазона. При уменьшении контрастности изображения, наоборот, происходит расширение среднего тонового диапазона. Темные пиксели становятся более светлыми, а светлые – более темными и частично переходят в средние тона.

Таким образом, увеличение контраста снимка позволяет сделать отдельные детали изображения более различимыми. Это важно как для визуального, так и автоматического анализа медицинских изображений. Контрастирование необходимо для большинства пленочных маммограмм с целью улучшения качества оцифрованных снимков, а также для улучшения цифровых маммограмм, осложненных мастопатией.

Материалы и методы. Для контрастирования маммографических изображений могут быть использованы различные методы. Среди них можно выделить [2, 7, 9, 15, 16]: выравнивание гистограммы значений яркости, эквализацию, нелинейное растяжение динамического диапазона значений яркостей изображения, использование различных масок фильтрации, нечеткое маскирование. Недостатком перечисленных методов является возможная потеря некоторых контрастных деталей, присутствующих в исходном сигнале, которые могли представлять интерес для врача-рентгенолога.

В современной науке для обработки сигналов и изображений активно используются сигналы специального вида – вейвлеты [1, 4, 6]. Свою эффективность они показали и в спектральном анализе, и в сжатии сигналов. Обработку изображений с помощью вейвлетов разделяют на два подхода: 1) работа с вейвлет-коэффициентами, позволяющая выполнить удаление шумов, повысить контрастность изображений; 2) многомасштабная обработка, позволяющая сегментировать изображение, выделить контуры и т. д. В данной статье будет рассмотрен первый подход.

Каждый вейвлет ψ позволяет любую функцию $f(x) \in L^2(R)$ представить в виде ряда, полученного при произведении сигнала на вейвлет-функцию двух параметров $f(x) = \sum d_{a,b} \psi_{a,b}(x)$. Базис функционального пространства можно создать путем непрерывных преобразований масштаба и переносов вейвлета с произвольными значениями базисных параметров (коэффициента масштаба a и параметра сдвига b):

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a, b \in R \quad \psi \in L^2(R).$$

В качестве двумерного вейвлет-преобразования рассматривается расширение одномерного сигнала на двумерный путем тензорного произведения одномерных функций. В таком случае получаем четыре порождающих функции: масштабная функция $\varphi\varphi(x,y)$ и три вейвлета – $\varphi\psi(x,y)$, $\psi\varphi(x,y)$ и $\psi\psi(x,y)$ [4].

$$\varphi\varphi(x,y) = \varphi(x) \cdot \varphi(y),$$

$$\varphi\psi(x,y) = \varphi(x) \cdot \psi(y),$$

$$\psi\varphi(x,y) = \psi(x) \cdot \varphi(y),$$

$$\psi\psi(x,y) = \psi(x) \cdot \psi(y).$$

Прямое вейвлет-преобразование вычисляется по формуле [4]:

$$sv_{j,k}^i = \langle f(x,y) | \varphi\psi_{j,k}^i(x,y) \rangle,$$

$$vs_{j,k}^i = \langle f(x,y) | \psi\varphi_{j,k}^i(x,y) \rangle,$$

$$vv_{j,k}^i = \langle f(x,y) | \psi\psi_{j,k}^i(x,y) \rangle, \quad i, j \in Z.$$

Обратное вейвлет-преобразование вычисляется по формуле:

$$f(x,y) \sim \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} (sv_{j,k}^i \cdot \varphi\psi_{j,k}^i(x,y) + vs_{j,k}^i \cdot \psi\varphi_{j,k}^i(x,y) + vv_{j,k}^i \cdot \psi\psi_{j,k}^i(x,y)).$$

В качестве базиса был выбран фильтр Габора [13, 14], поскольку в цифровой обработке изображений он широко применяется для выделения границ объектов [14].

Формула функции Габора выглядит следующим образом:

$$g(x,y) = s(x,y) \cdot w_r(x,y),$$

где $s(x,y)$ – комплексная синусоида, а $w_r(x,y)$ – огибающая Гаусса для двумерного пространства. Остановимся более подробно на составных частях этого фильтра.

Комплексная синусоида определяется как:

$$s(x,y) = e^{j \cdot (2\pi(u_0x + v_0y) + P)},$$

где (u_0, v_0) – пространственная частота синусоиды; P – фаза синусоиды.

Можно представить синусоиду как две действительные функции, расположенные в действительной и мнимой части комплексной функции.

Действительная и мнимая части синусоиды имеют вид:

$$\text{Re}(s(x,y)) = \cos(2\pi(u_0x + v_0y) + P),$$

$$\text{Im}(s(x,y)) = \sin(2\pi(u_0x + v_0y) + P).$$

Параметры (u_0, v_0) определяют частоту синусоиды в декартовых координатах.

Огибающая Гаусса имеет вид:

$$w_r(x, y) = K \cdot e^{-\pi(a^2(x-x_0)^2 + b^2(y-y_0)^2)},$$

где (x_0, y_0) – координаты пика функции; a и b – скалярные параметры Гауссиана; r – индекс, обозначающий операцию вращения, такой, что:

$$\begin{aligned}(x - x_0)_r &= (x - x_0) \cos \Theta + (y - y_0) \sin \Theta, \\ (y - y_0)_r &= -(x - x_0) \sin \Theta + (y - y_0) \cos \Theta.\end{aligned}$$

Комплексная функция Габора определяется следующими 9-ю параметрами:

K – весовой коэффициент огибающей Гаусса; a , b – весовые коэффициенты огибающей, распределенные по осям; Θ – угол вращения огибающей Гаусса; (x_0, y_0) – координаты пика огибающей Гаусса; (u_0, v_0) – пространственные частоты комплексной синусоиды; P – фаза комплексной синусоиды. Каждая комплексная функция Габора состоит из двух частей, расположенных в действительной и мнимой части функции.

Для построения двумерного фильтра Габора применяется формула:

$$G(x, y) = \cos(2\pi\Theta x_\phi) \exp\left(-\frac{1}{2} \times \left(\frac{x_\phi^2}{\delta_x^2} + \frac{y_\phi^2}{\delta_y^2}\right)\right),$$

где $x_\phi = x \cdot \cos \phi + y \cdot \sin \phi$; $y_\phi = -x \cdot \sin \phi + y \cdot \cos \phi$; δ_x, δ_y – стандартные отклонения Гауссова ядра по осям соответственно, определяющие растянутость фильтра по осям; Θ – частотная модуляция фильтра; ϕ – пространственное направление фильтра, определяющее ориентацию фильтра относительно осей x и y .

Алгоритм повышения контраста маммограммы состоит из следующих шагов:

1. Загрузка исходного изображения $I(i, j)$ размером $n \times m$, где $i \in [0, n-1]$, $j \in [0, m-1]$.
2. Выбор и задание параметров для фильтра Габора: размера фильтра, $[x, y]$, σ , θ , F .

3. Расчет $g_ \sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{1}{2} \times \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}\right)$.

4. Получение действительной и мнимой части функции Габора

$$real_g(x, y) = g_ \sigma(x, y) \cdot \cos(2\pi F \cdot (x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta))),$$

$$im_g(x, y) = g_ \sigma(x, y) \cdot \sin(2\pi F \cdot (x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta))).$$

5. Свертка исходного изображения и действительной части:

$$S_r(i, j) = S[I(i, j), real_g(x, y)],$$

где S – оператор свертки.

6. Свертка исходного изображения и мнимой части:

$$S_im(i, j) = S[I(i, j), im_g(x, y)].$$

7. $uT(i, j) = \sqrt{S_r(i, j)^2 + S_im(i, j)^2}$.

8. Нормализация uT :

$$uTn(i, j) = \frac{uT(i, j) - uT_s}{uT_\sigma},$$

где uT_s – среднее значение массива $uT(i, j)$; uT_σ – среднеквадратическое отклонение $uT(i, j)$.

9. Поиск локальных максимумов по строкам и столбцам $uTn(i, j)$:

$$Mrow(a) = M[uTn(i, j)]$$

$$Mcol(b) = M[uTn(i, j)]$$

где M – оператор функции поиска локальных максимумов; $Mrow(a)$ – вектор локальных максимумов по строкам массива uTn ; $Mcol(b)$ – вектор локальных максимумов по столбцам массива uTn .

$$Str(i, j) = \begin{cases} Mrow(a) & \text{если } Mrow(a) \leq i < Mrow(a+1) \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

$$Stc(i, j) = \begin{cases} Mcol(b) & \text{если } Mcol(b) \leq j < Mcol(b+1) \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

$$uR(i, j) = \begin{cases} |I(i, j) * Str(i, j) * uTn(i, j)| & \text{если } uTn(i, j) \geq Str(i, j) \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

$$uC(i, j) = \begin{cases} |I(i, j) * Stc(i, j) * uTn(i, j)| & \text{если } uTn(i, j) \geq Stc(i, j) \\ 0 & \text{иначе} \end{cases}$$

$$K(i, j) = O[uR(i, j) + uC(i, j)],$$

где $K(i, j)$ – контрастированное изображение; O – оператор обратного преобразования.

В качестве критериев улучшения контрастности были взяты следующие:

1. ЕМЕ [17] – мера улучшения, характеризующаяся отношением максимумов и минимумов яркостей изображения. Пусть $F(n, m)$ – изображение размером $n \times m$, разбивается на меньшие блоки размером $[d, e]$ с округлением в меньшую сторону, тогда

$$EME(g) = \frac{1}{k_1 k_2} \cdot \sum_{i=1}^{k_1} \sum_{j=1}^{k_2} 20 \cdot \ln \frac{\max_{i,j}(g)}{\min_{i,j}(g)},$$

где $k_1 = \frac{n}{d}$, $k_2 = \frac{m}{e}$; $\max_{i,j}(g)$ – максимальная яркость внутри блока (i, j) ; $\min_{i,j}(g)$ – минимальная яркость внутри блока (i, j) .

2. Ошибка абсолютной средней яркости (АМБЕ) [17] – абсолютная разница между средней яркостью входного изображения и средней яркостью выходного изображения:

$$AMBE = F_s - G_s,$$

где F_s – средняя яркость входного изображения $F(n, m)$; G_s – средняя яркость выходного изображения $G(n, m)$.

3. Еще одной характеристикой изображения является энтропия [17]:

$$H = - \sum_i \sum_j p(F(i, j)) \log_2(p(F(i, j))),$$

где $p(F(i, j))$ – вероятность появления яркости $F(i, j)$ на изображении.

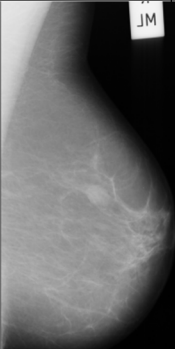
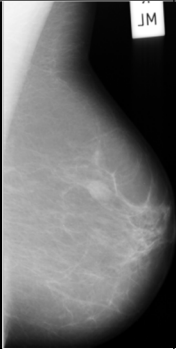
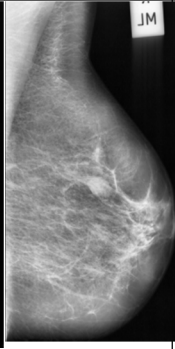
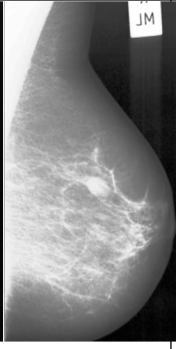
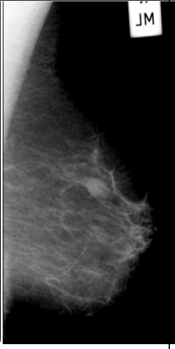
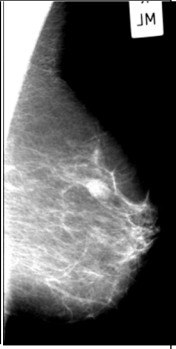
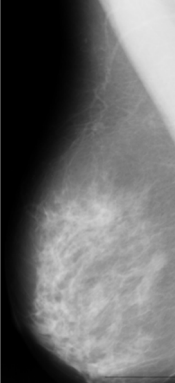
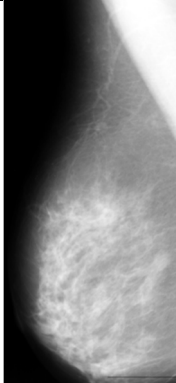
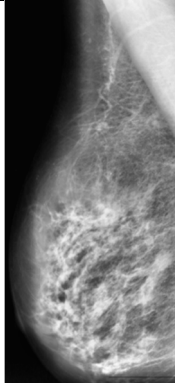
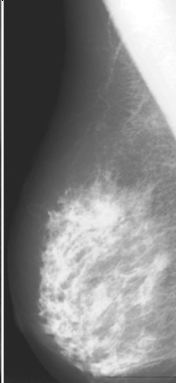
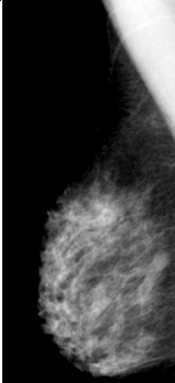
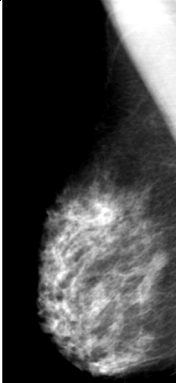
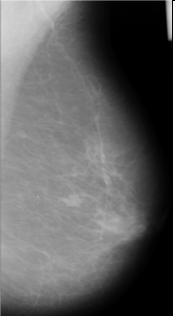
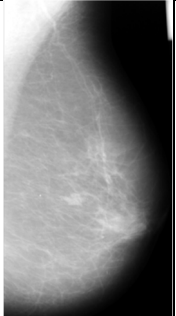
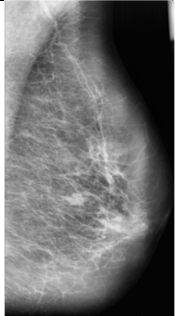
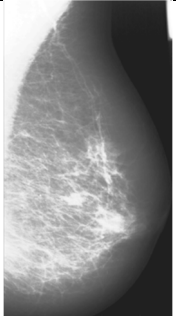
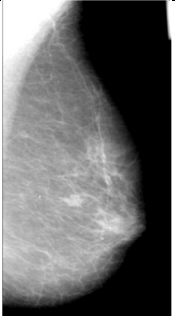
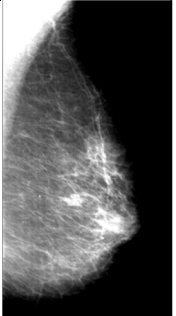
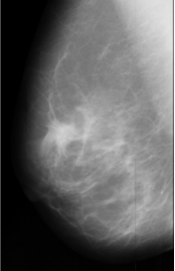
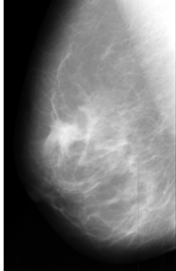
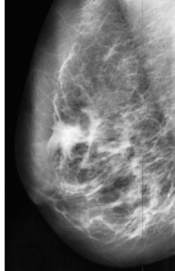
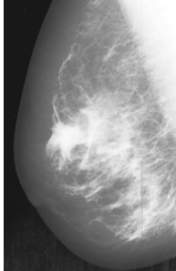
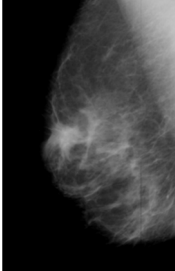
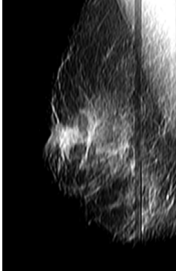
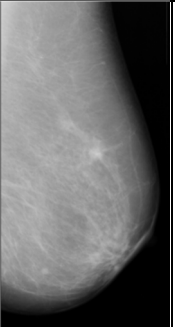
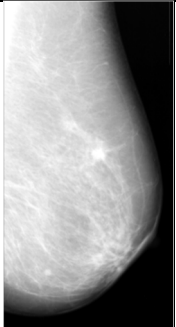
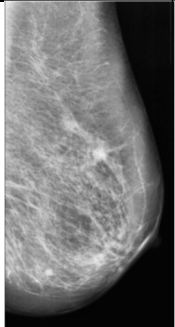
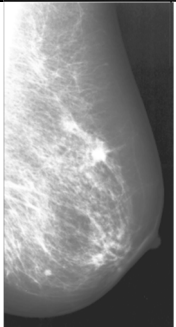
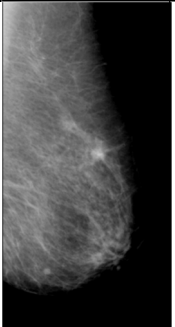
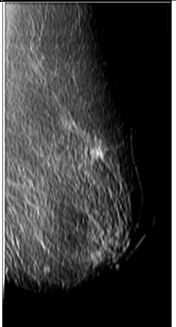
Результаты и их обсуждение. Для исследований была сформирована тестовая выборка из изображений, входящих в международную базу данных MIAS: mdb012.bmp, mdb078.bmp, mdb092.bmp, mdb099.bmp, mdb104.bmp, mdb117.bmp, mdb144.bmp, mdb158.bmp, mdb159.bmp, mdb191.bmp, mdb274.bmp, mdb310.bmp.

Для оценки методов улучшения изображений каждая маммограмма из тестовой выборки была улучшена с помощью алгоритма линейного контрастирования, реализованного в виде функции `imadjust` [10], алгоритма адаптивной эквализации гистограмм `CLANE` [9], выравнивания гистограмм `histeq` [11], функции изменения яркости/контрастности в графическом редакторе `GIMP`, а также с помощью разработанного авторами алгоритма. Затем для каждого контрастированного изображения были рассчитаны критерии ЕМЕ, АМБЕ и энтропия.

Основной целью исследования является улучшение маммограмм для дальнейшего выделения на них областей интереса (ROI) – областей, содержащих доброкачественные и злокачественные новообразования, а также микрокальцинаты. Во время изменения яркости и контрастности маммографического снимка необходимо избегать появления артефактов при выделении краев областей, присутствующих на изображениях, поскольку они могут ложно восприниматься за опухоль, и, наоборот, из-за плохого усиления контраста на конечной маммограмме опухоль будет выглядеть как «норма».

В таблице представлены примеры применения алгоритмов контрастирования к тестовой выборке. По результатам визуального анализа контрастирования можно сделать следующие выводы: 1. При использовании линейного контрастирования изображения практически не изменяются. 2. На снимках, улучшенных алгоритмом `CLANE`, четче видны сосуды, области новообразований и фиброза. Однако слишком большая избыточность, эквализация гистограмм с помощью стандартной функции `histeq` не подходит к такому типу изображений, поскольку перераспределение яркостей вносит слишком много изменений. 3. Стандартное контрастирование в `GIMP` недостаточно выделяет края новообразований. 4. Контрастирование предложенным авторами алгоритмом показывает наилучшие результаты, так как четко видно края и форму новообразований, питающие их сосуды.

Таблица 1 – Сравнение результатов контрастирования

	Исходное изображение	imadjust	CLAHE	histeq	GIMP	Разработанный алгоритм
mdb012.bmp						
mdb099.bmp						
mdb078.bmp						
mb117.bmp						
mb158.bmp						

На рисунках 2–3 в качестве примера представлены гистограммы для изображений mdb099.bmp и mdb012.bmp из таблицы. На рисунке 4 показаны минимальные, максимальные и средние значения яркости исходного и обработанных изображений. Анализ гистограмм, а также значений на рисунке 4, показывает, что изображения имеют «перекос» в сторону темных тонов. После улучшения контраста изображений видно, что произошло растяжение гистограммы как в темной, так и в светлой области, хотя максимальное значение изменилось незначительно. Увеличилось среднее значение яркости для снимков, улучшенных с помощью imadjust, CLAHE и histeq, что характеризует увеличение разброса значений яркости от среднего значения как в сторону темных, так и в сторону светлых областей. Только линейное контрастирование и предложенный авторами алгоритм выполняют растяжение яркостей на весь диапазон.

Наличие грудной мышцы на большинстве снимков вносит дополнительные проблемы при контрастировании, особенно при эквализации гистограмм. Причина – этот участок становится еще светлее, и при дальнейшем выделении областей интереса будет выделен в первую очередь.

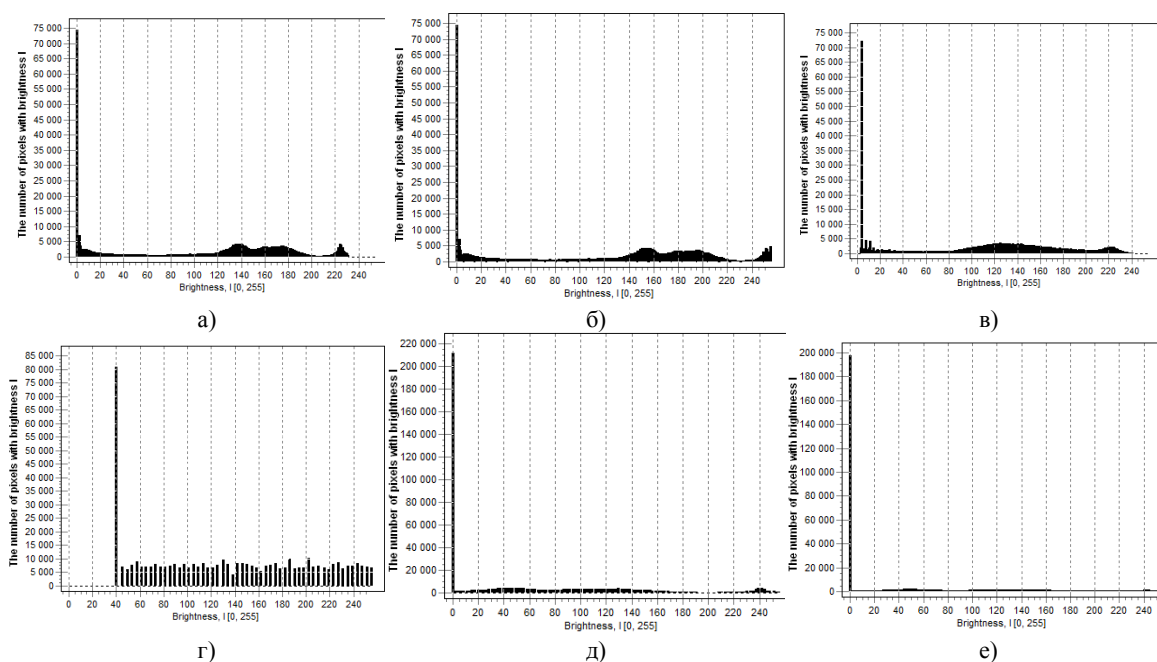


Рисунок 2 – Гистограммы маммограммы mdb099.bmp: а) исходное изображение; б) imadjust; в) CLAHE; г) histeq; д) GIMP; е) алгоритм, разработанный авторами

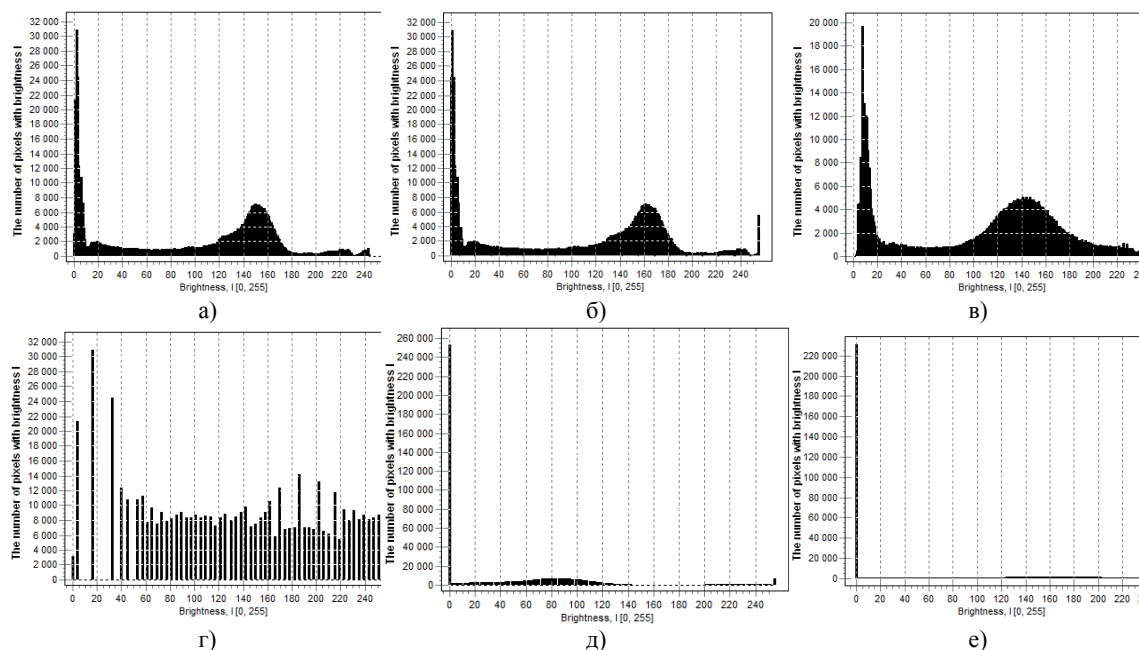


Рисунок 3 – Гистограммы маммограммы mdb012.bmp: а) исходное изображение; б) imadjust; в) CLAHE; г) histeq; д) GIMP; е) разработанный алгоритм

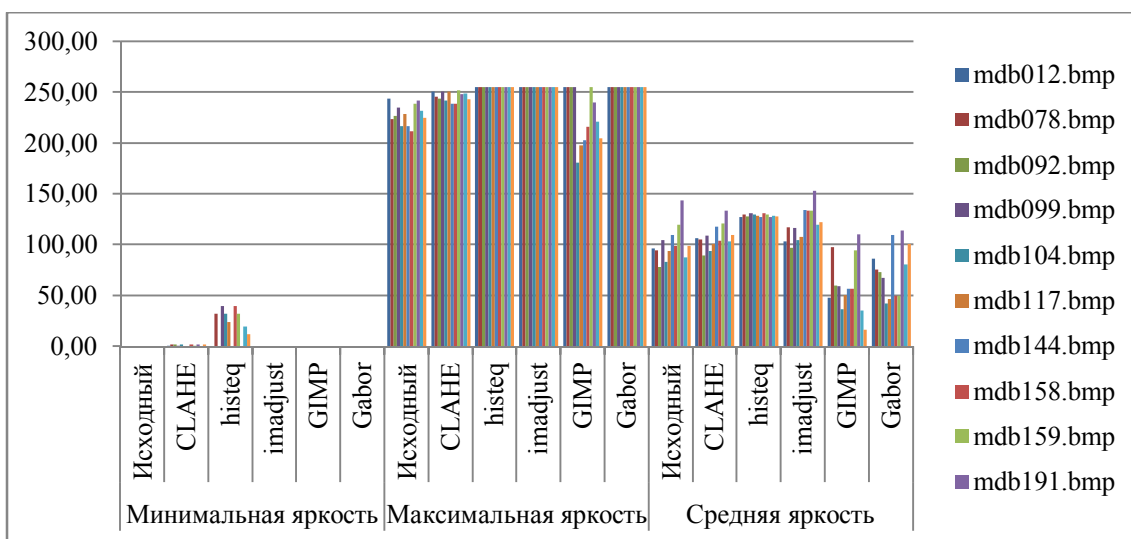


Рисунок 4 – Минимальная, максимальная и средняя яркости для исходных и улучшенных маммограмм

Характеристики ЕМЕ, АМВЕ и значения энтропии исходных и обработанных изображений для сравнения представлены на графиках на рисунках 5–7.

Чем меньше значение показателя ЕМЕ, тем больше локальной информации скрыто из-за недостаточного улучшения. Например, самое минимальное значение ЕМЕ показало для изображений mdb078.bmp, mdb099.bmp, mdb104.bmp, mdb117.bmp, mdb158.bmp, mdb159.bmp, mdb274.bmp при эквализации гистограмм с помощью функции histeq.

Чем ниже значение показателя АМВЕ, тем ближе обработанное изображение находится к исходному и тем лучше качество изображения. На маммограммах mdb092.bmp, mdb144.bmp и mdb310.bmp разработанный авторами алгоритм показывает наилучшие результаты.

Чем ниже значение энтропии обработанного изображения по сравнению с исходным, тем меньше неравномерность распределения яркостей изображения. На рисунке 7 можно видеть, что энтропия изображений, обработанных предложенным алгоритмом, существенно ниже исходных значений.

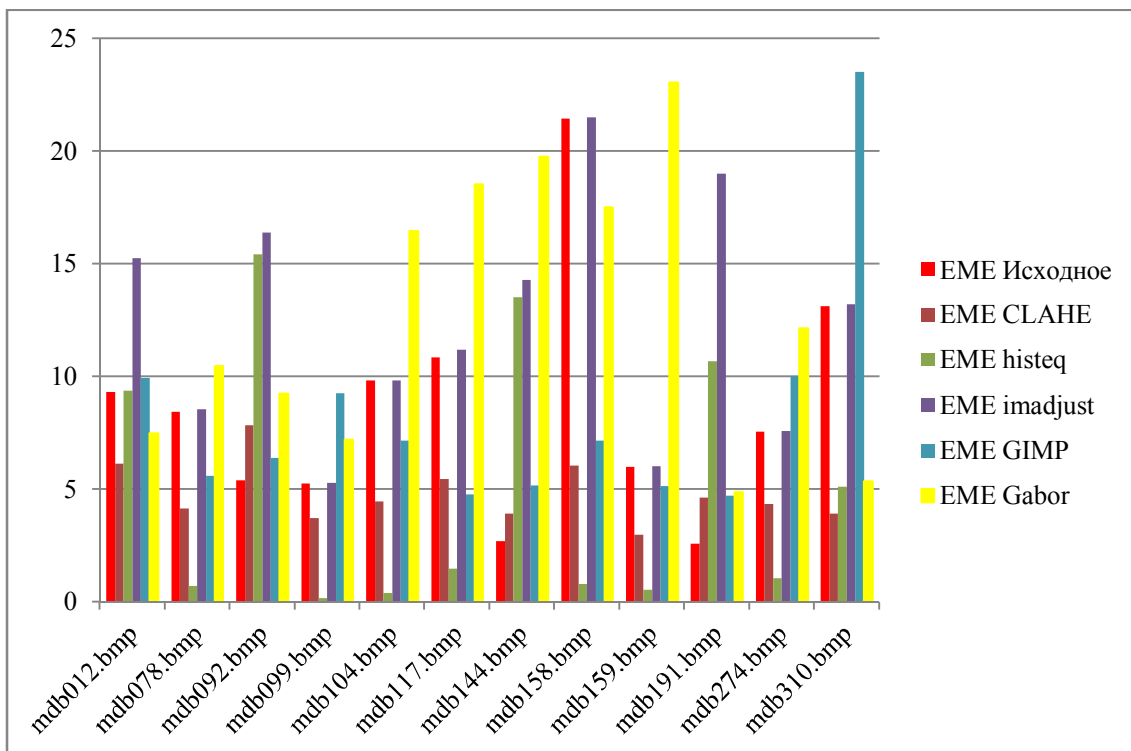


Рисунок 5 – Значения показателя ЕМЕ для исходных и улучшенных маммограмм

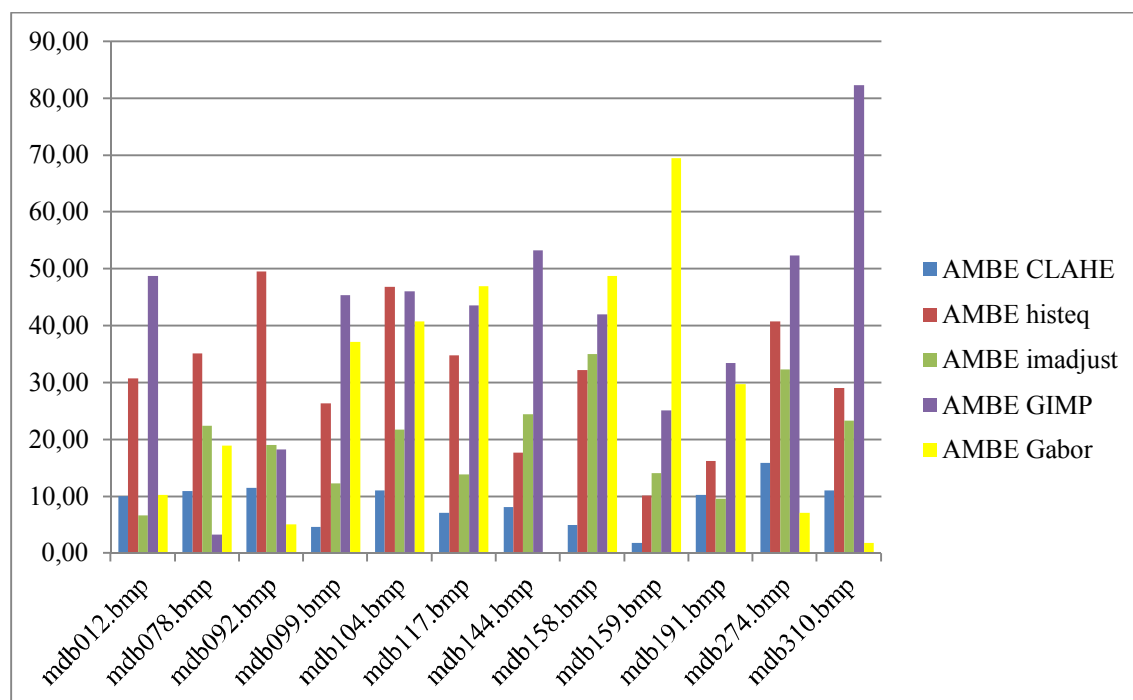


Рисунок 6 – Значения показателя AMBE для исходных и улучшенных маммограмм

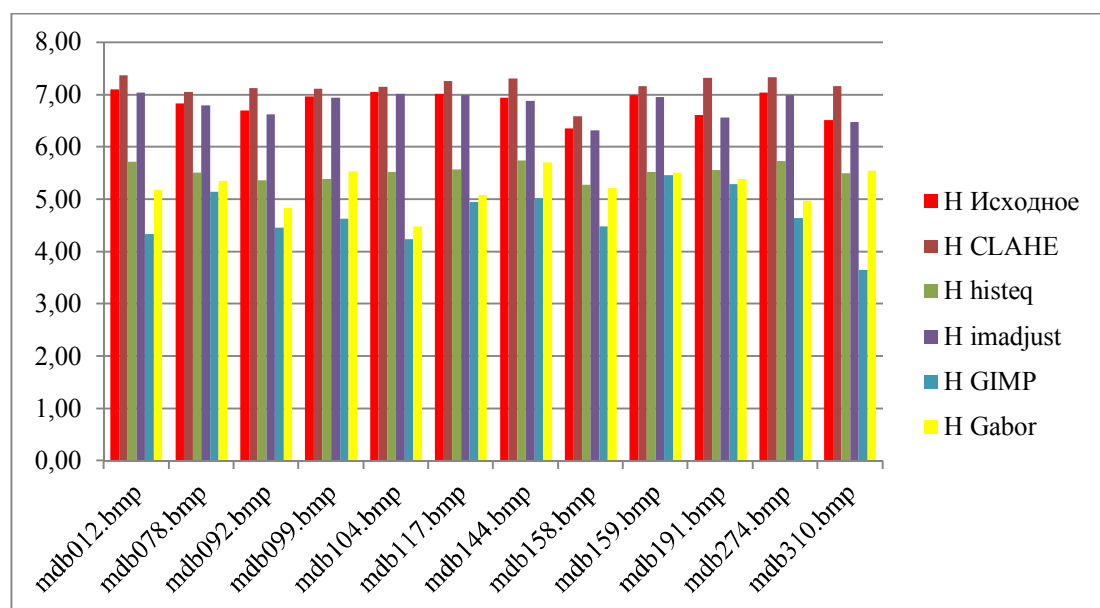


Рисунок 7 – Значения энтропии для исходных и улучшенных маммограмм

Выводы. Маммографические снимки – сложные рентгеновские изображения молочных желез. От качества их анализа зависит человеческая жизнь. Чем раньше будет найдена злокачественная опухоль, тем больше шансов на успешное лечение.

Оцифрованные пленочные маммограммы требуют обязательного улучшения. Наличие мастопатии на цифровых маммограммах усложняет визуальный анализ. Поэтому необходимо изменение яркости и контрастности таких снимков.

В статье приводятся результаты применения существующих алгоритмов контрастирования для улучшения информативности маммограмм. Анализ этих результатов показал, что использование стандартных методов для обработки маммографических снимков не позволяет четко выделять края опухолей.

В статье обоснована возможность применения вейвлет-преобразований для повышения контраста маммографических снимков. Приведен разработанный алгоритм контрастирования

маммографических снимков. С помощью него выделяются области новообразований, несмотря на наличие области грудной мышцы. Улучшенные с помощью предложенного алгоритма маммограммы в дальнейшем будут использоваться при автоматическом выделении «областей интереса» и распознавании патологий.

Библиографический список

1. Бехтин Ю. С. Теоретические основы вейвлет-кодирования зашумленных сигналов : монография / Ю. С. Бехтин. – Рязань, 2009. – 124 с.
2. Буланова Ю. А. Экспертно-аналитическая система обработки и анализа маммограмм / Ю. А. Буланова // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2014. – № 1 (25). – С. 92–102.
3. Высоцкая И. В. Клинические рекомендации Российского общества онкомаммологов по профилактике рака молочной железы, дифференциальной диагностике, лечению предопухолевых и доброкачественных заболеваний молочных желез / И. В. Высоцкая, В. П. Летагин, В. Г. Черенков и др. // Опухоли женской репродуктивной системы. – 2016. – Т. 12, № 3. – С. 43–52.
4. Жизняков А. Л., Вакунов Н. В. Вейвлет-преобразование в обработке и анализе изображений. – Москва : ВНИИгеосистем, 2004. – 102 с.
5. Журавель И. М. Краткий курс теории обработки изображений. – Обработка сигналов и изображений, 2005 / И. М. Журавель. – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/index.php>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус. (дата обращения: 21.10.19).
6. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов / С. Малла. – Москва : Мир, 2005. – 671 с.
7. Подгорнова Ю. А. Распознавание типа опухолей молочных желез на основе анализа их формы по рентгеновским снимкам / Ю. А. Подгорнова // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2018. – № 63. – С. 103–108.
8. Программное обеспечение для маммографии. – Режим доступа: <https://www.medicalexpo.ru/proizvoditel-medicinskoj-produkcii/programmnoe-obespechenie-mammografii-8141.html>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус. (дата обращения: 30.04.2020).
9. Садыков С. С. Автоматизированная обработка и анализ маммографических снимков : монография / С. С. Садыков, Ю. А. Буланова, Е. А. Захарова ; Владим. гос. ун-т им. А.Г. и Н.Г. Столетовых. – Владимир : Изд-во ВлГУ, 2014. – 208 с.
10. Функция `imadjust`. – Режим доступа: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/imadjust.html>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус. (дата обращения: 06.05.2020).
11. Функция `histeq`. – Режим доступа: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/histeq.html>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус. (дата обращения: 06.05.2020).
12. Global Cancer Statistics 2018: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. Bray F. et al. CA: A Cancer Journal for Clinicians 2018; 0:1-31. – Режим доступа: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.3322/caac.21492>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ. (дата обращения: 12.12.2018).
13. Lee T. S. Image Representation Using 2D Gabor Wavelets / T. S. Lee // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1996. – Vol. 18, № 10. – P. 1–13.
14. Mencattini A. Mammographic Images Enhancement and Denoising for Breast Cancer Detection Using Dyadic Wavelet Processing / A. Mencattini, M. Salmeri, R. Lojacono, M. Frigerio, F. Caselli // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. – 2008. – № 57 (7). – P. 1422–1430.
15. Podgornova Yu. A. Detection of malignant breast tumors on the background of fibrocystic breast disease / Yu. A. Podgornova, S. S. Sadykov // CEUR Workshop Proceedings. – 2018. – Vol. 2210. – P. 177–183.
16. Podgornova Yu. A. Comparative analysis of segmentation algorithms for the allocation of microcalcifications on mammograms / Yu. A. Podgornova, S. S. Sadykov // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2391. – P. 121–127.
17. Sundaram M. Efficient edge emphasized mammogram image enhancement for detection of microcalcification / M. Sundaram, K. Ramar, N. Arumugam, G. Prabin // Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications. – 2014. – Vol. 26, № 5. – P. 1450056-1–1450056-14. DOI: 10.4015/S1016237214500562.

References

1. Bekhtin Yu. S. *Teoreticheskie osnovy veyvlet-kodirovaniya zashumlennykh signalov* [Theoretical foundations of the wavelet coding of noisy signals]. Ryazan, 2009. 124 p.
2. Bulanova Yu. A. *Ekspertno-analiticheskaya sistema obrabotki i analiza mammogramm* [Expert analytical system for processing and analyzing mammograms]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2014, no. 1 (25), pp. 92–102.
3. Vysotskaya I. V., Letyagin V. P., Cherenkov V. G. et al. *Klinicheskie rekomendatsii Rossiyskogo obshchestva onkomammologov po profilaktike raka molochnoy zhelezy, differentsialnoy diagnostike, lecheniyu predopukhlevykh i dobrokachestvennykh zabolovaniy molochnykh zhelez* [Clinical recommendations of the Russian Society of oncologists-mammologists for the prevention of breast cancer, differential diagnosis, treatment of precancerous and benign breast diseases]. *Opukholi zhenskoy reproduktivnoy sistemy* [Tumors of the female reproductive system], 2016, no. 12 (3), pp. 43–52.
4. Zhiznyakov A. L., Vakunov N. V. *Veyvlet-preobrazovanie v obrabotke i analize izobrazheniy* [Wavelet transform in image processing and analysis]. Moscow, 2004. 102 p.
5. Zhuravel I. M. *Kratkiy kurs teorii obrabotki izobrazheniy*. – *Obrabotka signalov i izobrazheniy, 2005* [A short course in image processing theory. – Signal and image processing, 2005]. Available at: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/index.php> (accessed 21.10.19).

6. Malla S. *Veyvlety v obrabotke signalov* [Wavelets in signal processing]. Moscow, 2005. 671 p.
7. Podgornova Yu. A. Raspoznavanie tipa opukholey molochnykh zhelez na osnove analiza ikh formy po rentgenovskim snimkam [Recognition of the type of breast tumors based on the analysis of their shape by X-ray photographs]. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of Ryazan State Radiotechnology University], 2018, no. 63, pp. 103–108.
8. *Programmnoe obespechenie dlya mammografii* [Mammography software]. Available at: <https://www.medicalexpo.ru/proizvoditel-medicinskoj-produkcii/programmnoe-obespechenie-mammografii-8141.html> (accessed 30.04.2020).
9. Sadykov S. S., Bulanova Yu. A., Zakharova E. A. *Avtomatizirovannaya obrabotka i analiz mammograficheskikh snimkov* [Automated processing and analysis of mammographic images]. Vladimir, Vladimir State University Publ., 2014. 208 p.
10. *Funktsiya imadjust* [Imadjust function]. Available at: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/imadjust.html> (accessed 06.05.2020).
11. *Funktsiya histeq* [Histeq function]. Available at: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/histeq.html> (accessed 06.05.2020).
12. *Global Cancer Statistics 2018: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries*. Bray F, et al. *CA: A Cancer Journal for Clinicians* 2018; 0:1-31. Available at: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.3322/caac.21492> (accessed 12.12.2018).
13. Lee T. S. Image Representation Using 2D Gabor Wavelets. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1996, no. 18 (10), pp. 1–13.
14. Mencattini A., Salmeri M., Lojacono R., Frigerio M., Caselli F. Mammographic Images Enhancement and Denoising for Breast Cancer Detection Using Dyadic Wavelet Processing. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2008, no. 57 (7), pp. 1422–1430.
15. Podgornova Yu. A., Sadykov S. S. Detection of malignant breast tumors on the background of fibrocystic breast disease. *CEUR Workshop Proceedings*, 2018, vol. 2210, pp. 177–183.
16. Podgornova Yu. A., Sadykov S. S. Comparative analysis of segmentation algorithms for the allocation of microcalcifications on mammograms. *CEUR Workshop Proceedings*, 2019, vol. 2391, pp. 121–127.
17. Sundaram M., Ramar K., Arumugam N., Prabin G. Efficient edge emphasized mammogram image enhancement for detection of microcalcification. *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, 2014, vol. 26, no. 5, pp. 1450056-1–1450056-14. DOI: 10.4015/S1016237214500562.