

ненная технология воздействия ФУВИ обеспечивает повышение температуры в зоне облучения выше 62 °C, что достаточно для денатурации коллагена.

В механизме окклюзии и облитерации вен большое значение имеет активация системы гемостаза в ответ на повреждение эндотелия. Во всех экспериментах после воздействия ФУВИ мы наблюдали те или иные изменения эндотелиоцитов: вакуолизацию цитоплазмы, набухание, десквамацию. В некоторых случаях структурные изменения были столь значительны, что средняя оболочка вен контактировала непосредственно с кровью. Вместе с тем случаев пристеночного или обтурирующего тромбоза вен мы не выявили. Возможно, это объясняется тем, что исследование вен производилось в ближайшее время после воздействия ФУВИ (тромбы могли образоваться позже), а также тем, что тепловое воздействие снижает агрегационную и адгезивную активность тромбоцитов [5]. Можно предположить, что повреждение эндотелия под воздействием ФУВИ приведет к более быстрой инициации тромбоза вен в том случае, когда денатурация коллагена и жесткость сосудистой стенки будут менее выражены и, следовательно, менее ограничены возможности вазоспазма, способствующего тромбозу.

Таким образом, высокointенсивное фокусированное ультразвуковое воздействие на вены вызывает структурные изменения в стенке сосуда, которые можно рассматривать как основу последующей облитерации. Использование ФУВИ-технологии при венозной недостаточности нижних конечностей человека особенно актуально при несостоятельности коммуникантных вен (горизонтальный рефлюкс). Метод «подкупает» своей точностью и минимальным повреждением тканей, окружающих сосуды. Сочетание УЗ-диагностики и ФУВИ-технологии в режиме on-line можно рассматривать как один из вариантов терапии – ультразвуковую терапию.

*Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки РФ (соглашение о предоставлении субсидии № 14.578.21.0081 от 28.11.2014 г.).*

#### *Список литературы:*

1. Delon-Martin C., Vogt C., Chignier E., Guers C., Chapelon J.Y., Cathignol D. Venous thrombosis generation by means of high-intensity focused ultrasound // Ultrasound Med. Biol. 1995. Vol. 21. PP. 113-119.

2. Hwang J.H., Zhou Y., Warren C., Brayman A.A., Crum L.A. Targeted venous occlusion using pulsed high-intensity focused ultrasound // IEEE Trans. Biomed. Eng. 2010. Vol. 57. PP. 37-40.
3. Henderson P.W., Lewis G.K., Shaikh N., Sohn A. Portable high-intensity focused ultrasound device for noninvasive venous ablation // Journal of Vascular Surgery. 2010. Vol. 51. № 3. PP. 707-711.
4. Shaw C.J., ter Haar G.R., Rivens I.H., Giussani D.A., Lees C.C. Pathophysiological mechanisms of high-intensity focused ultrasound-mediated vascular occlusion and relevance to non-invasive fetal surgery // Journal of the Royal Society Interface. 2014. Vol. 26. № 11 (95). P. 20140029.
5. Rao G.H., Smith 2nd C.M., Escolar G., White J.G. Influence of heat on platelet biochemistry, structure, and function //J. Lab. Clin. Med. 1993. Vol. 122. PP. 455-464.

Александр Ефимович Беркович,

зав. лабораторией,

Андрей Арнольдович Бурсин,

гл. конструктор,

Константин Юрьевич Сенчик,

д-р мед. наук, профессор, консультант,

лаборатория «Медицинская

ультразвуковая аппаратура»,

ФГАОУ ВО СПбПУ,

Николай Николаевич Петрищев,

д-р мед. наук, профессор, руководитель,

Центр лазерной медицины,

Андрей Юрьевич Цибин,

канд. мед. наук, доцент,

кафедра общей хирургии,

Галина Юрьевна Юкина,

канд. мед. наук, зав. лабораторией патоморфологии,

ГБОУ ВПО ПСПбГМУ им. И.П. Павлова,

г. С.-Петербург,

e-mail: aeberkovich@yandex.ru

**Д.М. Батухтин, Е.А. Романычева, В.В. Севастьянов, К.О. Иванов, Я.А. Фурман**

## **Комбинированная методика классификации объектов на маммографических изображениях**

#### **Аннотация**

Предложены алгоритмы диагностики доброкачественных и злокачественных образований на рентгеновских изображениях молочных желез. Алгоритмы основаны на оценке степени прямолинейности контура новообразования и сравнении изображений обеих молочных желез пациентки путем сопоставления вида аналогичных участков органа на маммограммах. Проведен анализ работы предложенных алгоритмов на реальной выборке маммографий группы пациенток.

#### **Введение**

Актуальность проблемы диагностики новообразований молочной железы на ранних этапах в первую очередь связана с достаточно большим количеством регистрируемых случаев рака молочной железы. Кроме того, тенденции снижения среднего возраста заболеваемости и высокая смертность при раке молочной железы также свидетельствуют о важности более раннего выявления данной патологии при проведении скрининговых и диагностических исследований [1]-[3]. В настоящее время общепринятым методом выявления наличия новообразований в молочной железе является рентгеновская мам-

мография. Эффективность метода была доказана в ряде рандомизированных контролируемых исследований [4], [5].

Недостатками рентгеновской маммографии являются: субъективность оценки рентгеновских маммограмм, зависимость от качества рентгеновской пленки и метода обработки рентгенограмм. По современным представлениям достаточно профессиональным в области маммографии считается рентгенолог, проанализировавший не менее 10 000 маммограмм [6], что соответствует общему стажу работы около 5 лет.

В данной статье аналитически обоснованы методы выявления «подозрительных» новообразований в маммографических изображениях. В качестве информативных признаков пред-

лагается использовать особенности форм изображений объектов. Форма изображений доброкачественных образований имеет, как правило, гладкие очертания с протяженными прямолинейными сегментами, в то время как злокачественные образования имеют очертания формы в виде волнообразных линий с длинными узкими выбросами, в то же время подобные образования проявляются лишь на одной из желез. Разработанные математические модели контурного анализа изображений новообразований на маммограммах позволяют проводить количественную оценку патологических образований, что позволит повысить достоверность обнаружения патологического образования минимального размера в молочной железе. Это, в свою очередь, позволит снизить частоту проводимых маммографических исследований и индуцированных ими побочных эффектов у конкретной пациентки.

## 1 Материалы и методы

Работы базировались на оцифрованных парных изображениях молочных желез 20 пациенток в прямой и косой проекциях. Пример таких изображений представлен на рис. 1. Изображения были предварительно обработаны с целью аномализации пациенток и устранения явных артефактов. Оцифровка изображений проводилась при помощи сканера, после чего они были переведены в градации серого.

На рис. 1б присутствуют области, выделяющиеся по яркости. Область, указанная стрелкой 1, соответствует доброкачественному образованию, стрелкой 2 – онкологии. Класс патологических объектов обозначим через  $A_1$ , а доброкачественных заболеваний – через  $A_2$ . Дифференциация этих областей врачом-экспертом происходит на основании того, что контур области патологии имеет, как правило, большую «чистоту», тогда как контур доброкачественного образования характеризуется протяженными прямолинейными отрезками.

Необходимую количественную информацию для дифференциации объектов на изображении по их признакам можно получить в результате аналитического представления кода контура объекта в виде дискретного сигнала, описывающего границы оцифрованного бинарного изображения. В векторном виде контур изображения представляется последовательностью элементарных векторов (ЭВ)  $\gamma(n)$ ,  $n = 0, 1, \dots, s - 1$ , каждый из которых соединяет центры пикселов, относящихся к граничным точкам изображения. Здесь  $n$  – номер текущего граничного пикселя, а  $s$  – количество ЭВ в контуре. Каждый ЭВ задается комплексным числом  $\gamma(n) = \gamma_1(n) + i\gamma_2(n)$ , вещественная и мнимая части которого могут принимать одно из трех следующих значений:  $-1, 0, 1$  [7]. Произвольный контур будем обозначать в следующем виде:

$$\Gamma = \{\gamma(n)\}_{0}^{s-1} = \{\gamma_1(n) + i\gamma_2(n)\}_{0}^{s-1}.$$

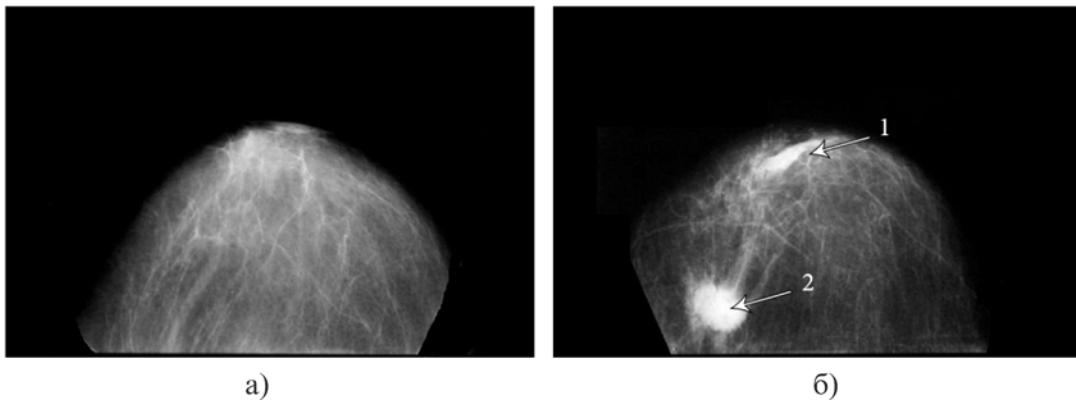


Рис. 1. Парные маммографические изображения: а) без патологии; б) с патологией

Отличительным видом контура изображения как сигнала является его замкнутость:

$$\sum_{n=0}^{s-1} \gamma(n) = 0.$$

Для выделения контуров необходимо сформировать бинарную по яркости сцену, в которой границы объекта минимально искажены отсчетами фона, окружающего объект. В работе [8] в качестве способа осуществления подобной операции используется локально-оптимальная процедура получения яркостного порога. С этой целью вокруг каждого объекта формируется так называемый математический строб в виде области пространства, включающего в себя изображение самого объекта и часть прилегающего к нему фона, и производится бинаризация этой области. В качестве порога бинаризации выбирается такое значение, при котором сумма длин периметров получаемых изображений в бинарной сцене достигает минимума. Выделенный контур прослеживается алгоритмом Розенфельда [9]. На рис. 2а, б представлены виды прослеженных контуров для соответствующих объектов 1 и 2, выделенных на рис. 1б.

Далее к контурам применяется операция нормировки, т. е.  $\|N_1\| = \|N_2\| = 1$ .

## 2 Методика вычисления коэффициентов линейности контуров

В рамках задачи классификации объектов на маммографическом изображении различия между классами тканей оцениваются по величине коэффициента линейности их контуров

$$k_{\text{лин}} = \frac{1}{s} \sum_{n=0}^{r-1} l(n), \quad 0 \leq k_{\text{лин}} \leq 1, \quad (1)$$

где  $l(n)$ ,  $n = 0, 1, \dots, r - 1$ ,  $r \leq s$  – длина отрезка контура (количество составляющих его ЭВ), признанного прямолинейным и достаточно протяженным. При этом решающее правило имеет вид

$$N \subset D \text{ при } k_{\text{лин}} \geq k_{\text{порог}}. \quad (2)$$

В соответствии с правилом (2) объект с контуром  $N = \{\nu(n)\}_{0}^{s-1}$  относится к классу  $A_2$  при условии, что коэффициент линейности его контура не ниже пороговой величины  $k_{\text{порог}}$ . В противном случае объект считается принадлежащим к классу  $A_1$ .

Как следует из выражения (2), статистика  $k_{\text{лин}}$  равна количеству следующих друг за другом ЭВ контура  $N$ , образующих прямолинейный отрезок, длина которого не меньше некоторой заранее установленной величины  $t_{\text{порог}}$ , т. е.

$$l(n) \geq t_{\text{порог}}, \quad n = 0, 1, \dots, r - 1. \quad (3)$$

Рассмотрим подход к выделению прямолинейных фрагментов контура  $N = \{v(n)\}_{0}^{s-1}$  диагностируемого объекта, удовлетворяющего правилу (3). Импульсная характеристика фильтра  $\lambda_x$ , согласованная с прямолинейным отрезком контура  $N = \{v(n)\}_{0}^{s-1}$  длиной  $d$ , будет иметь вид, совпадающий с аналитическим представлением этого отрезка, т. е.

$$\Lambda = \{\lambda(n)\}_{0}^{d-1} = \{1\}_{0}^{d-1}. \quad (4)$$

Сигнал на выходе фильтра равен

$$\eta(m) = \sum_{n=m}^{m+d-1} v(n), \quad m = 0, 1, \dots, s-1. \quad (5)$$

Согласованный фильтр, задаваемый этим выражением, называется фильтром скользящего среднего (ФСС) [10]. Каждый  $m$ -й отсчет ФСС образован суммированием всех ЭВ отрезка контура

$$\{v(n)\}_{n=m}^{m+d-1}. \quad (6)$$

По данному отсчету необходимо принять обоснованное решение о том, что отрезок (6) обладает свойством прямолинейности. Отметим, что степень прямолинейности можно охарактеризовать величиной отношения

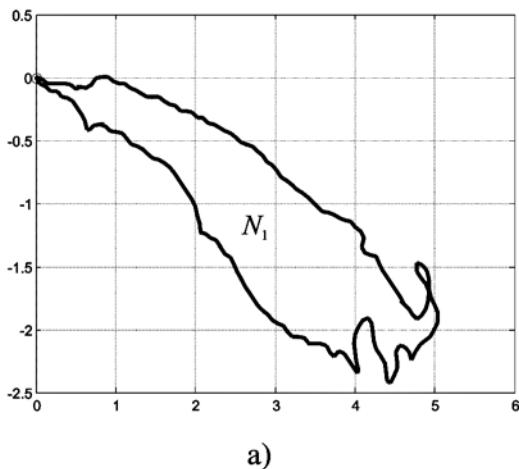
$$\rho(m) = \frac{\left| \sum_{n=m}^{m+d-1} v(n) \right|}{\sum_{n=m}^{m+d-1} |v(n)|}, \quad m = 0, 1, \dots, s-1, \quad (7)$$

которое назовем индексом прямолинейности отрезка контура. Если в окне ФСС расположен отрезок контура, задаваемый выражением (4), то  $\rho(m) = 1$ . Поэтому, чем меньше индекс  $\rho(m)$  отличается от единицы, тем выше индекс прямолинейности отрезка (7). Решение можно принять при условии выполнения неравенства

$$\rho(m) \geq \rho_{\text{порог}}, \quad m = 0, 1, \dots, s-1. \quad (8)$$

Величина  $\rho_{\text{порог}}$  выбирается из условия допускаемой вероятности ошибочного решения. В том случае, когда выделяемый прямолинейный отрезок контура может иметь произвольную ориентацию, выражение (7) принимает вид

$$|\rho(m)| = \frac{\left| \sum_{n=m}^{m+d-1} v(n) \right|}{\sum_{n=m}^{m+d-1} |v(n)|}, \quad m = 0, 1, \dots, s-1. \quad (9)$$



a)

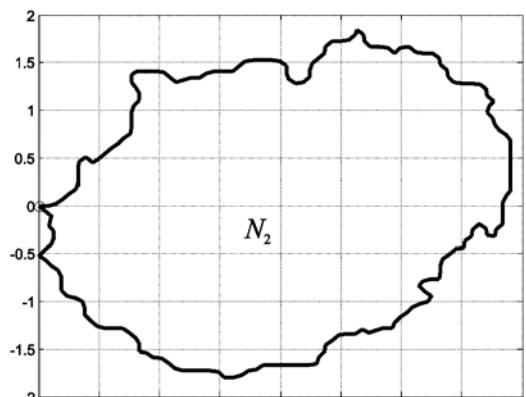
Для проверки работоспособности классификатора были использованы маммографические снимки 20 пациенток, отобранных врачом-экспертом. Снимки были представлены в прямой и косой проекциях, при этом два снимка в этих двух проекциях содержали объект, признанный специалистом доброкачественным. Таким образом, для проведения эксперимента использовалось 44 изображения новообразований, из которых 4 изображения являлись доброкачественными. Первоначально для снижения вычислительных затрат данные изображения были промасштабированы и сжаты примерно в 10 раз. При этом в качестве пороговых значений принимались следующие: для коэффициента линейности – 0,1; для индекса прямолинейности – 0,98; количество следующих друг за другом ЭВ было равно 10. В результате были правильно классифицированы 28 объектов, что составляет 63,6 %, при этом ошибочно доброкачественными были признаны 14 объектов из 40, а ошибочно злокачественными – 2 из 4. При увеличении значения  $k_{\text{порог}}$  вероятность правильного распознавания злокачественных объектов возрастала, однако увеличивалась ошибка распознавания доброкачественных объектов. Подобная тенденция наблюдалась и при увеличении значения  $\rho_{\text{порог}}$ . Поскольку подобные результаты оказались неудовлетворительными, в дальнейшем использовались изображения оригинального размера.

В выборке доброкачественных образований на изображениях оригинального размера при пороговых значениях  $k_{\text{порог}} = 0,1$ ;  $t_{\text{порог}} = 10$ ;  $\rho_{\text{порог}} = 0,95$  были верно распознаны все объекты. В то же время среди 40 патологических объектов лишь 2 были классифицированы неверно. Таким образом, использование оригинальных изображений значительно повышает вероятность правильного распознавания.

### 3 Дополняющая методика

Для снижения вероятности ошибки при вынесении решения о состоянии тканей тела молочной железы была разработана дополняющая автоматизированная методика. Она основана на том утверждении, что злокачественное образование, как правило, проявляется на одной из двух молочных желез пациента. Наличие характерного яркостного объекта на одном изображении и его отсутствие на другом сигнализируют врачу в первую очередь о наличии патологии.

Обозначим через  $V$  изображение, содержащее новообразование, которое необходимо отнести к одному из классов заболеваний, и  $Q$  – изображение парной железы. Необходимо на изображении  $Q$  локализовать область возможного нахождения яркостного объекта. Для этого к изображениям  $V$  и  $Q$  применяются операции выделения и прослеживания контура, описанные выше, с целью определения границы железы. Для сглаж-



б)

Рис. 2. Контуры  $N_1$  и  $N_2$  объектов 1 и 2, расположенных в ткани молочной железы

живания формы контура применяется медианная фильтрация изображения. Получив контуры желез, можно определить точки центров масс  $c_V$  и  $c_Q$  для изображений  $V$  и  $Q$  соответственно. На изображении  $V$  выделяется контур объекта и находится его центр масс  $c_o$ . Вектор, соединяющий точки  $c_V$  и  $c_o$ , проецируется из точки  $c_Q$  на изображение  $Q$ , при этом в окрестности конца этого вектора формируется строб, соответствующий размерам новообразования на изображении  $V$ . Таким образом, определяется зона возможного нахождения патологии на изображении парной железы.

Имея координаты новообразования и сопряженной зоны на парном изображении, необходимо сравнить яркостные характеристики этих участков. Следует построить классификатор, который однозначно интерпретирует яркостные характеристики строба на парном изображении, относя этот строб к тому или иному классу. Подобная классификация осуществляется на основе математических моделей тканей тела молочной железы и новообразования. Пиксели объекта новообразования формируют массив значений яркостей  $w$ , в то время как пиксели окружающих данный объект тканей железы формируют выборку  $q$ . В качестве математической модели выбрано нормальное распределение яркостей этих выборок. Подобный характер распределения был подтвержден экспериментально при помощи критерия Колмогорова-Смирнова с доверительной вероятностью, равной 0,95.

Входным параметром классификатора тканей является усредненное значение яркости  $u$  в выделенном на изображении  $Q$  стробе. В процессе работы классификатора определяются значения правдоподобия отнесения значения  $u$  к той или иной математической модели. Значения правдоподобия для новообразований имеют вид

$$L_i(u) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(u - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2} \right], \quad (10)$$

где  $L_i$  – значение правдоподобия отнесения к одной из моделей;  $\mu_i$  и  $\sigma_i$  – математическое ожидание и СКО модели соответственно.

На основании отношения этих значений принимается решение об отнесении зоны сформированного строба к патологии или к здоровой ткани. Таким образом, можно объективно подтвердить или опровергнуть решение об отнесении новообразования к классу злокачественных.

При помощи представленного алгоритма проанализированы 40 изображений с наличием образования, признанным врачом-экспертом патологией. В результате классификации изображений 39 объектов были правильно отнесены к злокачественным образованиям.

При интеграции результатов работы двух описанных методов доброкачественные образования были определены в 100 % случаев. Для гистологически подтвержденных злокачественных образований характерно то, что в тех случаях, когда алгоритм нахождения коэффициента линейности выносит ошибочное решение, при сравнении парных изображений данный результат не подтверждается. Поэтому при применении комбинированной методики вероятность правильного распознавания объекта на маммографических изображениях увеличивается.

## Заключение

Разработан классификатор объектов на маммографическом изображении на основе характеристик линейности их контуров и сравнения парных изображений молочных желез. Получены пороговые значения коэффициентов прямолинейности для эффективного различия контуров объектов новообразования. Приведенные в статье методы классификации объектов на маммографических снимках позволяют увеличить эффективность ранней диагностики и повысить шанс на успешное выздоровление пациенток. Однако необходимо отметить, что окончательный диагноз устанавливается по результатам патогистологического исследования.

## Список литературы:

1. Рак молочной железы / Пер. с англ. Под ред. У.И. Чен, Э. Уордли; ред. серии А.Т. Скарин. – М.: ООО «Рид Элси-вер», 2009. С. 11-53.
2. Рак молочной железы. Руководство для врачей / Под ред. Ш.Х. Ганцева. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2015. С. 6-39.
3. Рожкова Н.И. и др. Диффузные доброкачественные заболевания молочной железы. Диагностика и лечение: руководство для врачей / Под ред. В.А. Солодского, Н.И. Рожковой. – М.: Спец. изд-во мед. кн., 2012. 124 с.
4. Фишер У., Баум Ф. Маммография: 100 клинических случаев / Пер. с англ. Под общ. ред. проф. Н.В. Заболотской. – М.: МЕДпресс-информ, 2009. 368 с.
5. Рожкова Н.И. и др. Цифровая маммологическая клиника: технологии визуализации / Под ред. Н.И. Рожковой, В.А. Горшкова. – М.: Спец. изд-во мед. кн., 2013. С. 15-28.
6. Руководство по лучевой диагностике заболеваний молочных желез / Под редакцией Г.Е. Труфанова. 3-е изд. – СПб.: ЭЛБИ-СПб, 2014. С. 7-18.
7. Furman Ya.A., Yanshin V.V. Extraction and Linear Filtering of Closed Polygonal Contours of Images // Pattern Recognition and Image Analysis. 1994. Vol. 4. № 2. PP. 146-166.
8. Романычева Е.А., Батухтин Д.М., Иванов К.О., Севастьянов В.В., Фурман Я.А., Ерусланов В.В. Классификация объектов по их форме на маммографических изображениях методами контурного анализа // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Серия «Радиотехнические и инфокоммуникационные системы». 2014. № 4 (23). С. 58-74.
9. Фурман Я.А., Кревецкий А.В., Передреев А.К. и др. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов / Под ред. Я.А. Фурмана. 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. 592 с.
10. Фурман Я.А. Согласованная фильтрация контуров изображений // Радиотехника. 1995. № 6. С. 30-33.

Дмитрий Михайлович Батухтин,  
аспирант,

Екатерина Андреевна Романычева,  
аспирант,

кафедра РТиМБС ПГТУ,  
Виктор Викторович Севастьянов,

д-р мед. наук, профессор,  
кафедра РТиМБС ПГТУ,

гл. врач Центра патологии речи  
и нейрореабилитации нейросенсорных

и двигательных нарушений Министерства  
здравоохранения Республики Марий Эл,

Константин Олегович Иванов,  
аспирант,

Яков Абрамович Фурман,  
д-р техн. наук, профессор,  
кафедра РТиМБС ПГТУ,

г. Йошкар-Ола, Республика Марий Эл,  
e-mail: krtmbs@volgatech.net