

Сегментация очаговых образований молочной железы на ультразвуковых изображениях

Аннотация

Предложена методика сегментации ультразвуковых изображений на основе автоматизированного расчета параметров сигмоидного фильтра в зависимости от характеристик функции распределения отсчетов яркости исследуемого изображения. Установлено, что она позволяет эффективно сегментировать на ультразвуковых изображениях следующие очаговые образования: гипоэхогенные с относительно четким контуром на более эхогенном фоне (как правило, жидкостные образования и доброкачественные опухоли молочной железы); гипоэхогенные с менее четким контуром на менее эхогенном фоне (как правило, раки, но также и доброкачественные процессы, характеризующиеся выраженным фиброзом и склерозом). Для изоэхогенных образований клиническая эффективность предложенной методики низкая и требуется использование альтернативных подходов.

Введение

Ультразвуковое исследование (УЗИ) является одним из широко используемых методов исследования молочных желез (МЖ) [1], поэтому представляется целесообразной разработка систем автоматического анализа получаемых при УЗИ изображений. Подобные системы, как правило, состоят из нескольких основных блоков, первый из которых предназначен для обнаружения интересующего очага. Для достижения этой цели предложен широкий круг методов.

Известно, что основным недостатком классических методов обнаружения краев на цифровых изображениях (операторов Собеля, Превитта, Канни и т. п.) является их чувствительность к шуму [2], тогда как патологические очаги на ранних стадиях часто являются низкоконтрастными и имеют нечеткие границы, которые трудно определить человеческим глазом из-за низкого отношения сигнал-шум на лучевых медицинских изображениях.

Методы сегментации с использованием активных контуров, как правило, не являются устойчивыми к большой вариации форм и внешнего вида патологического очага и обычно требуют высокопроизводительных вычислений [3].

При обработке медицинских ультразвуковых изображений часто используется сигмоидный фильтр для усиления границ патологического очага и устранения слабых краев различных артефактов [4]. Но из-за сильной вариации контрастности как фона изображений, так и самих областей интереса использование стандартных параметров самого фильтра невозможно, а варианты аддитивного их расчета в данных работах не приводятся.

Цель работы: создание аддитивной методики автоматизированного расчета параметров сигмоидного фильтра в зависимости от характеристик исследуемого изображения без участия оператора для последующей сегментации очаговых образований МЖ на ультразвуковых изображениях.

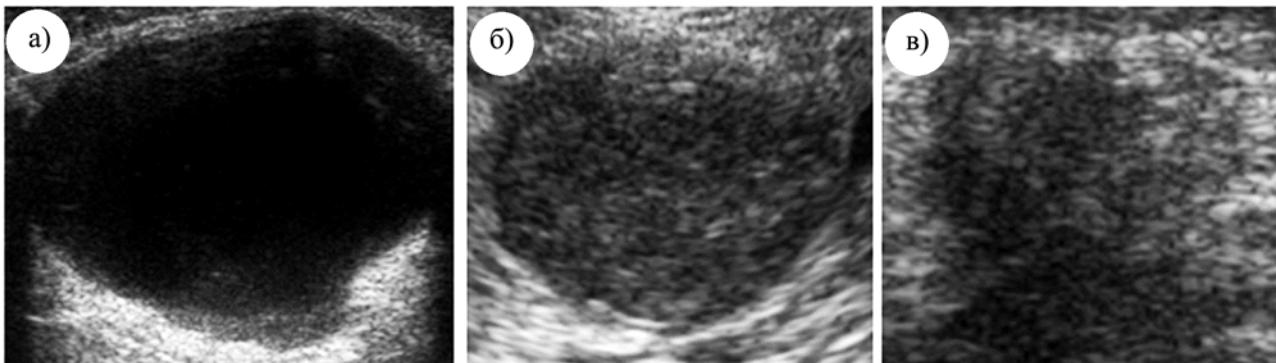


Рис. 1. Ультразвуковые цифровые изображения: а) жидкостное образование (группа 1); б) фиброаденома на фоне фиброзной паренхимы (группа 1); в) рак молочной железы (группа 2)

Материалы и методы

Материалы

В качестве исходных данных использовались 375 ультразвуковых изображений доброкачественных и злокачественных очаговых патологий МЖ с 256 градациями серого цвета (глубина цвета – 8 бит; см. рис. 1). Все диагнозы были верифицированы цито- и/или гистологически.

Учитывая широкий спектр вариабельности характеристик патологических очагов относительно фона, все очаговые образования МЖ были разделены на три группы: 1) гипоэхогенные с относительно четким контуром на более эхогенном фоне (как правило, кисты и доброкачественные опухоли МЖ); 2) гипоэхогенные с менее четким контуром на менее эхогенном фоне (как правило, раки); 3) изоэхогенные образования (как правило, липомы и молодые фиброаденомы на фоне живой паренхимы).

Методы

Каждый i -й пиксель изображения представлен его координатами x_i , y_i и яркостью $I = I(x_i, y_i)$.

Идентификация образования на изображении производится в два этапа. На первом этапе выполняются поиск и выделение области интересов (или контура образования). Выделение такой области выполняется при помощи предварительного гауссова фильтра [5], сигмоидного фильтра и линий уровней [4]. Гауссов фильтр применяется для удаления аддитивного шума. Свертка по функции

$$\tilde{I} = \sum_{l=-n}^n \sum_{k=-m}^m I(i+l)(j+k) \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}}; d = \sqrt{l^2 + k^2},$$

где I и \tilde{I} – интенсивность входных и выходных пикселей. Параметр σ задает степень размытия. Сигмоидный фильтр ис-

пользуется для усиления границы опухоли и для устранения слабых краев. Следующее соотношение представляет собой преобразование интенсивности сигмоида:

$$\tilde{I} = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{1 + e^{-\left(\frac{I - \beta}{\alpha}\right)}} + I_{\min},$$

где I и \tilde{I} – интенсивность входных и выходных пикселей; I_{\max} и I_{\min} – максимальное и минимальное значения входных изображений; α – ширина входного диапазона интенсивности (в нашем случае равна 1); β – определяется интенсивностью рядом стоящих пикселей. В данной работе величина β оценивалась по эмпирической функции распределения яркости изображения и при необходимости корректировалась в соответствии со средней яркостью точек изображения, имеющих наибольший градиент яркости. По обучающей выборке ультразвуковых изображений были определены значения параметра β , при которых контур выделялся наилучшим образом. В результате дальнейшего анализа было установлено, что существует линейная корреляционная зависимость между оптимальным значением параметра β и характерным параметром эмпирической функции распределения отсчетов яркости изображения D – максимальным расстоянием от эмпирической функции распределения до прямой $y = x$ (рис. 2). Соответствующее уравнение линейной регрессии имеет вид

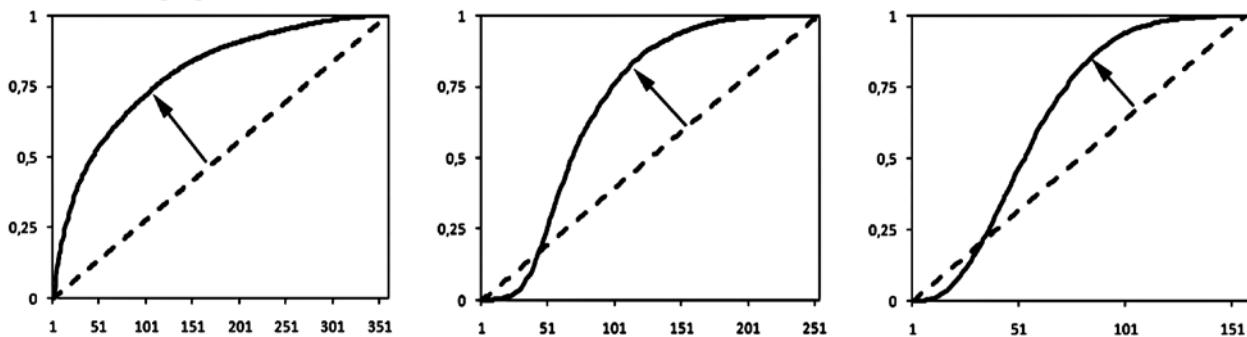


Рис. 2. Эмпирические функции распределения яркости изображений, соответствующие рис. 1 (сплошная линия). Стрелкой указана точка на эмпирической функции, имеющая наибольшее удаление от пунктирной прямой



Рис. 3. Результат применения сигмоидного фильтра

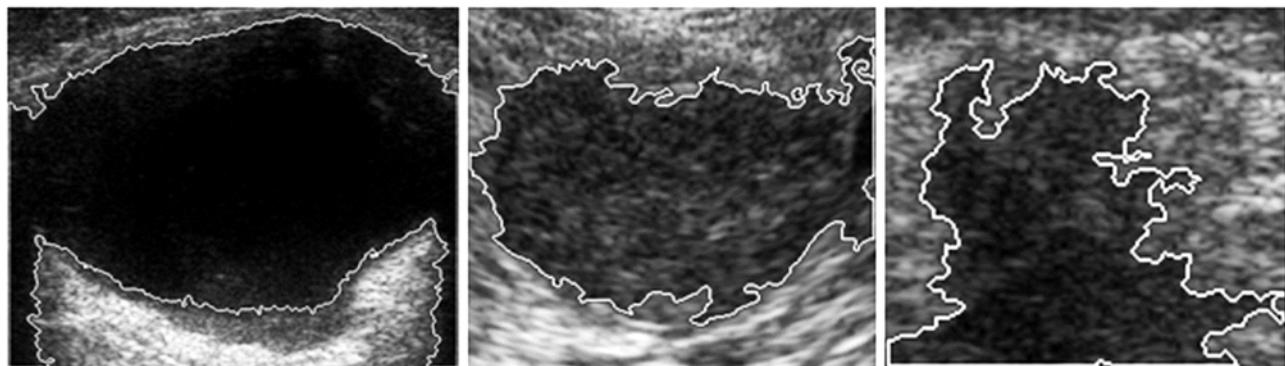


Рис. 4. Результат сегментирования образования

$$\beta = -16,8047098 + 1,3594196 \cdot D.$$

На рис. 3 представлены результаты применения сигмоидного фильтра с параметром β , рассчитанным по предложенной моделью уравнения линейной регрессии.

Окончательное сегментирование изображения проводилось путем построения контуров образований с использованием модифицированного алгоритма «жука» [6] (рис. 4).

Определение уникальных характеристик образований

Определение уникальных характеристик образований отдельных групп было необходимо для принятия решения о целесообразности использования предложенного подхода в каждом конкретном случае, а также оценки его результативности. Для всех трех групп оценивался параметр контрастности образования относительно фона изображения по методу Р.А. Воробеля [7], базирующийся на линейном описании локальных контрастов, где контрастность определяется отношением разности средних яркостей объекта наблюдения I_{cp2} и фона I_{cp1} к максимальному значению этих яркостей $\max(I_{\text{cp1}}; I_{\text{cp2}})$:

$$K = \frac{I_{\text{cp1}} - I_{\text{cp2}}}{\max(I_{\text{cp1}}; I_{\text{cp2}})}.$$

Кроме того, для всех групп образований рассчитывались значения модулей и направлений градиентов функции яркости, для изображений которых также определялся параметр контраста. Градиент для каждой точки изображения находился при помощи оператора Собеля.

Оценка адекватности сегментации

Для оценки эффективности предложенной методики сравнивались контуры, выделенные вручную сертифицированным врачом ультразвуковой диагностики (эталон), с контурами, полученными автоматически при помощи предложенной методики.

Производился расчет относительной ошибки в определении координат контура по верхней полуокружности образования, имеющей более четкий контур, меньшее количество шумовых «артефактов» и, как следствие, представляющей наибольший практический интерес для исследования самого образования. Использовалась следующая формула:

$$R = \frac{\sum_i \|r_{i2}\| - |r_{i1}\|}{\sum_i \|r_{i2}\|},$$

где r_{i1} , r_{i2} – евклидово расстояние от центра тяжести контуров, взятого за эталон и полученного при помощи предложенной методики, до их краев (i -х точек контура) соответственно. Так же рассчитывался коэффициент покрытия выделенным контуром контура эталона [8]:

$$CoverageRate = \frac{A \cap B}{A \cup B},$$

где A и B – области контура эталона и контура, полученного при помощи предложенной методики, соответственно.

Результаты

Определение уникальных характеристик образований

Для первой группы образований (гипоэхогенные с относительно четким контуром на более эхогенном фоне) средний параметр контрастности $K = 0,43 \pm 0,07$; для второй (гипоэхогенные с нечетким контуром на более эхогенном фоне) – $K = 0,21 \pm 0,05$; для третьей (изоэхогенные) – $K = 0,21 \pm 0,07$ (см. табл. 1).

Отметим, что группа 1 включает в себя образования с высоким различием средней яркости самих образований по сравнению с фоном и четким контуром, группы 2 и 3 имеют схожую контрастность образования относительно фона; но у образований группы 3 наиболее четко выражена граница образования, а образования группы 2 имеют более равномерное распределение яркости как для самого образования, так и для фона.

В соответствии с этим описанием для первой группы образований средний параметр контрастности изображений модуля градиента был равен 0,19; для второй – 0,13; для третьей – 0,17, что соответствует тому, что образования группы 2 имеют наименее контрастную границу.

Средний параметр контрастности изображений направлений градиента для первой группы образований был равен 0,19; для второй – 0,26; для третьей – 0,30. Такие значения этого параметра связаны с различиями в однородности распределения значений яркости образований различных групп.

Таким образом, показатель контрастности исходного изображения для первой группы в два раза отличается от показателей контрастности второй и третьей групп. Разделение второй и третьей групп происходит по контрастности характеристик изображений градиентов.

Оценка адекватности сегментации

Результаты оценки эффективности выделения образования приведены в табл. 1. Отметим, что с уменьшением контрастности между областью образования и фоном уменьшается точность контурирования. Лучшее выделение области образования, принадлежащей к группе 2 и имеющей практически одинаковый коэффициент контрастности с группой 3, обеспечивается за счет более контрастного перехода яркости у края образований группы 2. У образований группы 3 этот переход является плавным либо «размыт».

Обсуждение результатов

На наш взгляд, результаты, полученные при работе предложенного алгоритма в идентифицируемых группах 1 и 2 образований, представляются приемлемыми, а приведенные данные о корректности сегментации следует интерпретировать в свете неизбежной вариабельности ручного оконтуривания интересующего образования врачом. Кроме того, в довольно большой доле случаев невозможно четко определить контур интересующего образования (например, злокачественной опухоли), в результате и контур, выделенный вручную, и контур, выделенный автоматически, будут являться двумя различными аппроксимациями истинной границы.

Важно отметить также, что подобные кистозные и солидные образования выявляются при ультразвуковом исследовании в широком круге других органов (печени, щитовидной и предстательной железах, почках, селезенке и т. п.), в результате данный подход может использоваться и для сегментации изображений других органов с аналогичными характеристиками.

Заключение

Предложенная методика позволяет эффективно сегментировать следующие очаговые образования на УЗИ-изображениях: 1) гипоэхогенные с относительно четким контуром на более эхогенном фоне (как правило, жидкостные образования и доброкачественные опухоли МЖ); 2) гипоэхогенные с менее четким контуром на менее эхогенном фоне (как правило, раки, но также и доброкачественные процессы, характеризующиеся выраженным фиброзом и склерозом). Напротив, для изоэхогенных образований клиническая эффективность предложенной методики низкая и требуется использование альтернативных подходов.

Список литературы:

1. Stout N.K., Lee S.J., Schechter C.B. et al. Benefits, harms, and costs for breast cancer screening after US implementation of digital mammography // Journal of the National Cancer Institute. 2014. Vol. 106. № 6.
2. Chakraborty S., Bhowmik M.K., Ghosh A.K., Pal T. Automated edge detection of breast masses on mammograms / IEEE Region 10 Conference (TENCON). 2016. PP. 1241-1245.
3. Ciechowski M. Malignant and Benign Mass Segmentation in Mammograms Using Active Contour Methods // Symmetry. 2017. Vol. 9. № 11. PP. 1-22.

Таблица 1

Оценка эффективности контурирования

№ группы	Контрастность K , отн. ед.	Контрастность изображений модулей градиентов, отн. ед.	Контрастность изображений направлений градиентов, отн. ед.	Относительная ошибка R , отн. ед.	CoverageRate, %
1	$0,43 \pm 0,07$	$0,19 \pm 0,11$	$0,192 \pm 0,19$	$11,66 \pm 4,20$	$89,67 \pm 5,37$
2	$0,21 \pm 0,05$	$0,13 \pm 0,02$	$0,255 \pm 0,13$	$24,38 \pm 8,58$	$75,79 \pm 8,44$
3	$0,21 \pm 0,07$	$0,17 \pm 0,06$	$0,304 \pm 0,18$	$39,35 \pm 15,03$	$54,63 \pm 18,08$

4. Suri J.S., Chang R.-F., Kathuria C., Fenster A. Advances in Diagnostic and Therapeutic Ultrasound Imaging. – Artech House, 2008. 431 p.
5. Minavathi M., Murali S., Dinesh M.S. Classification of Mass in Breast Ultrasound Images Using Image Processing Techniques // International Journal of Computer Applications. 2012. Vol. 42. № 10. PP. 29-36.
6. Андреев А.Ю., Бобков С.П. Сегментация символов в изображении модифицированным методом жука // Современные научно-исследовательские технологии. 2014. Т. 37. № 1. С. 85-88.
7. Воробель Р.А. Цифровая обработка изображений на основе теории контрастности / Дис. д-ра техн. наук. 05.13.06. – Львов, 1999. 369 с.
8. Li K., Guo J., Yi Z. A collaborative contour detector by gradient and active contours for ultrasound kidney images // International Journal of Computer Mathematics. 2018. Vol. 96. № 6. PP. 1292-1312.

Иван Александрович Егошин,
аспирант,
кафедра прикладной математики
и информатики,
ФГБОУ ВПО «Марийский
государственный университет»,

Дмитрий Валерьевич Пасынков,
канд. мед. наук, зав. отделением,
отделение лучевой диагностики,
ГБУ Республики Марий Эл «Республиканский
онкологический диспансер»,
г. Йошкар-Ола,
Алексей Анатольевич Колчев,
канд. физ.-мат. наук, доцент,
ФГАОУ ВО «Казанский (Приволжский)
федеральный университет»,
Иван Владимирович Клюшкин,
д-р мед. наук, профессор,
кафедра общей хирургии,
ФГБОУ ВО «Казанский государственный
медицинский университет» Министерства
здравоохранения Российской Федерации,
г. Казань,
Ольга Олеговна Пасынкова,
канд. мед. наук, доцент,
кафедра экологии,
ФГБОУ ВПО «Марийский
государственный университет»,
г. Йошкар-Ола,
e-mail: jungl91@mail.ru

**Б.Б. Горбунов, В.А. Востриков, Е.Э. Горохов-Мирошников,
И.В. Нестеренко, Г.В. Слюсарев**

Формирование дефибрилляционного биполярного импульса со ступенчатым регулированием его формы и фиксированной длительностью

Аннотация

Представлен силовой блок конструкции Е.Э. Горохова-Мирошникова, предназначенный для формирования дефибрилляционного биполярного импульса со ступенчатым регулированием его формы и оптимальной фиксированной длительностью (~10 мс) в диапазоне сопротивления нагрузки 25...175 Ом. Блок, сконструированный с применением электронных компонентов относительно небольшой стоимости, обеспечивает высокий коэффициент использования накопленной энергии. Приведены основные характеристики биполярного импульса, формируемого макетом силового блока. Описаны особенности конструирования силового блока для формирования дефибрилляционного импульса.

Введение

В соответствии с действующим нормативным документом: «Если дефибриллятор оборудован средствами установки непрерывной или ступенчатой выбранной энергии, то должна быть включена индикация выбранной энергии в джоулях, выраженной как номинальная энергия в джоулях, доставляемая на сопротивление нагрузки 50 Ом» [1]. Максимальное значение выбранной энергии не должно превышать 360 Дж. Доставляемая энергия на других сопротивлениях нагрузки (25, 75, 100, 125, 150, 175 Ом) может отличаться от выбранного значения, и ее значение должно быть нормировано для всех перечисленных сопротивлений. Выходное напряжение дефибриллятора не должно превышать 5 кВ на нагрузке 175 Ом.

Хотя в нормативном документе [1] регламентированы значения энергии импульса, проведенные исследования показали, что основными параметрами, определяющими дозозависимый успех дефибрилляции, являются амплитуда тока (точнее, его среднее значение) и длительность его воздействия [2], [3].

Согласно данным [4], при устраниении первичной и вторичной фибрилляций желудочков сердца суммарная эффективность биполярного квазисинусоидального импульса Гурвича-Венина [5] при энергии разрядов ≤ 115 Дж может достигать 86...90 %, а при ~200 Дж – 97...100 %. Дозозависимая эффективность указанного импульса (диапазон 40...195 Дж) при ус-

транении пароксизмальной фибрилляции предсердий длительностью до 48 ч у больных с различными формами ишемической болезни сердца и сопротивлением грудной клетки 42...143 Ом представлена в публикации [6].

У некоторых современных дефибрилляторов с биполярной трапецеидальной формой импульса максимальная набираемая энергия составляет не 200, а 360 Дж, что более характерно для дефибрилляторов с импульсом монополярной формы. При выбранной энергии 200 Дж применение указанных выше дефибрилляторов с биполярным трапецеидальным импульсом у больных с высоким сопротивлением грудной клетки в ряде случаев не обеспечивает достаточной силы тока для проведения успешной дефибрилляции сердца. Основной причиной этого является способ формирования импульса, который заключается в непосредственном разряде накопителя энергии с фиксированной емкостью на сопротивление нагрузки. В связи с этим при увеличении сопротивления длительность импульса возрастает (нередко до значений, которые могут выходить за пределы «полезного времени раздражения сердца»), а сила тока уменьшается [2], [3], [7]-[9]. В результате для достижения большей величины тока требуется увеличивать энергию биполярного трапецеидального импульса до 300...360 Дж. Следует отметить, что при высоком сопротивлении грудной клетки пока не получено убедительных клинических данных преимущества биполярных трапецеидальных импульсов с увеличивающейся длительностью и максимальной энергией больше 200 Дж.