

МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ТЕРМОГРАММ ДЛЯ ЭКСПРЕСС-ДИАГНОСТИКИ НОВООБРАЗОВАНИЙ МОЛОЧНЫХ ЖЕЛЕЗ

*И.С. Кожевникова**, *М.Н. Панков**, *Н.А. Ермошина***

*Северный (Арктический) федеральный университет имени М.В. Ломоносова
(г. Архангельск)

**Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ» имени Д.Ф. Устинова
(Санкт-Петербург)

Статья представляет собой аналитический обзор достижений в разработке систем автоматизированной интерпретации термограмм для диагностики опухолей молочных желез. Для эффективного использования термографии в диагностике необходима автоматизация оперативного анализа, количественного описания и интерпретации результатов исследований. Системы автоматизированной диагностики обладают функцией экспертного анализа, их цель заключается в принятии решения о характере явлений, зафиксированных на медицинском изображении. Существует 4 этапа работы с изображениями: предобработка, сегментация, выделение признаков и классификация. За последние несколько лет достигнуты заметные результаты в автоматизации постановки диагноза на основе анализа термограмм в терминах точности, специфичности и чувствительности. Эти результаты обусловлены улучшением эксплуатационных характеристик тепловизоров, а также успехами в разработке алгоритмов обработки изображений и анализа данных. Точность, с которой алгоритмы определяют наличие или отсутствие опухоли, приближается к 100 %, предложены модели систем, способных достоверно выделять анатомические области интереса. Тем не менее все еще не решена проблема существенного количества недостоверно-положительных и недостоверно-отрицательных результатов. Активно разрабатываются новые направления, такие как автоматизация диагностики рака груди по последовательности снимков не только для более точной фиксации и количественного описания пространственного расположения температурных карт, но и для учета температурных изменений во времени или количественного анализа реакций на стресс-тесты. Разрабатываются методы детального анализа обнаруженных опухолей для автоматизации определения их типа и стадии заболевания. Качество существующих моделей компьютерной диагностики на основе анализа термограмм пока не дает возможность внедрить их в клиническую практику, однако динамика развития и совершенствования методов позволяет предположить, что это будет возможно в ближайшие несколько лет.

Ключевые слова: *системы компьютерной диагностики, инфракрасная термография, цифровая обработка медицинских изображений, выявление новообразований молочных желез.*

Ответственный за переписку: Кожевникова Ирина Сергеевна, адрес: 163045, г. Архангельск, проезд Бадигина, д. 3; e-mail: kogechnikovais@yandex.ru

Для цитирования: Кожевникова И.С., Панков М.Н., Ермошина Н.А. Методы обработки и анализа термограмм для экспресс-диагностики новообразований молочных желез // Журн. мед.-биол. исследований. 2017. Т. 5, № 2. С. 56–66. DOI: 10.17238/issn2542-1298.2017.5.2.56

Объемные образования молочных желез по встречаемости занимают 5-е место среди всех опухолей: ежегодно в мире регистрируется до 1,5 млн случаев развития рака. Стандартными методиками выявления опухолей молочных желез в настоящее время являются маммография и ультразвуковое исследование (УЗИ). Однако эти методы имеют свои недостатки: недостаточно высокие чувствительность и специфичность (чувствительность УЗИ составляет 71–84 %, специфичность 65–97 %, а чувствительность маммографии 73–95 %), невозможность использования при беременности и лактации (ионизирующее излучение), недостаточная информативность при малых размерах опухоли (до 0,5 см), невозможность использования при больших объемах молочной железы и при развитой фиброзной ткани. Эти недостатки стали предпосылками к поиску новых диагностических методов [1]. Одним из методов, все чаще внедряемых в практику в этой области клинической медицины, является тепловидение.

Цель данной статьи – обобщить современные достижения в области разработок систем автоматизированного анализа и интерпретации термографических изображений для диагностики новообразований молочных желез и выявить перспективные направления исследований.

Обзор методов автоматизации анализа и интерпретации термограмм. Термография в последние годы все шире распространяется в связи с усовершенствованием аппаратной базы, появлением новых разработок в оценке и анализе термографического изображения. Методика абсолютно неинвазивна, высокоинформативна и легко применима на практике. При исследовании молочных желез сравнивают симметричные участки по квадрантам; в норме разница температур не должна превышать 0,5 °С, при наличии гипертермических участков, свидетельствующих о наличии патологических процессов, градиент температур может достигать 3–5 °С [2].

Исследования в области использования тепловизионной техники для скрининга и диагностики опухолей молочных желез активно

развивались со второй половины 1950-х годов. В 1982 году Министерство здравоохранения и социальных служб США признало термографию вспомогательным методом скрининга новообразований молочной железы. За этот период времени около 300 000 женщин приняли участие в экспериментах, результаты которых приведены в более чем 800 научных работах, опубликованных в индексируемых источниках. Для многих исследований характерны большие выборки: количество пациентов доходило до 10–85 тыс. человек [3, 4]. Неоднократно приводились результаты 5–10-летних наблюдений за пациентами после первичного обследования. Например, команда ученых под руководством С. Gros [5] обследовала с помощью тепловизора 58 000 пациентов и в течение 10 лет наблюдала за группой из 1 527 человек, здоровых на момент первичного обследования, однако с выявленным отклонением от нормы на термограмме. У 40 % пациентов из данной группы опухоль развилась в течение 5 последующих лет. Таким образом, термография – самый ранний (обнаружение на 8–10 лет раньше) из всех существующих методов выявления риска развития раковых опухолей молочных желез.

Сравнительно новый подход к диагностике новообразований молочных желез – динамическая термография: техника позволяет регистрировать процесс изменения температуры во времени, анализировать реакции на различные температурные воздействия и использовать эти данные как дополнительные диагностические критерии [2]. Динамическая термография – еще одно перспективное направление исследований. Первые работы в доказательной медицине появились в начале 2000-х годов, а методы автоматизации анализа последовательности термоснимков только начинают обращать на себя внимание научного сообщества. Тем не менее уже опубликованные результаты показали, что динамическая термография способна преодолеть многие ограничения статической тепловизионной диагностики. Например, она позволяет преодолеть зависимость от температуры окру-

жающей среды и снизить ее влияние на ход обследования пациента [6].

Разницу в изменении температуры здоровой молочной железы и железы с новообразованиями с течением времени описала группа авторов под руководством Е. Герасимовой [7]. С помощью метода динамической термографии были получены серии термоснимков пораженных и здоровых участков груди 46 пациентов; на основании анализа Фурье, вейвлет-анализа и анализа фазовых диаграмм сигнала исследователи пришли к выводу, что патологические участки не способны адаптироваться к внешним температурным воздействиям, в отличие от здоровых [6].

Вопрос относительно стандартов протокола проведения тепловизионных обследований до сих пор остается открытым. В частности, нет регламента, определяющего количество термоснимков, достаточное для постановки диагноза. Часть исследователей выступает за протокол, устанавливающий минимальный набор снимков из 5 проекций: прямая, две боковые и две косые [8]. Другие исследователи придерживаются мнения, что достаточно одного фронтального снимка [9].

Процедура анализа и интерпретации полученных снимков чаще всего осуществляется врачом, который проводит визуальный анализ снимка пациента и принимает решение о характере наблюдаемого явления, основываясь на опыте и знаниях. Субъективность оценки накладывает серьезные ограничения на достоверность постановки диагноза, в первую очередь из-за ограниченных возможностей зрения человека. Кроме того, высок риск ошибок и неверной интерпретации ввиду отсутствия опыта или необходимых знаний у диагноста. Именно поэтому растет спрос на автоматизированные системы обработки и анализа термоизображений, в т. ч. популярно направление разработки методов автоматизированной интерпретации. В рамках данного направления решаются следующие задачи: автоматизация обнаружения новообразований, определение областей риска на термоснимках, отнесение новообразований к

классам «злокачественные»/«доброкачественные». Направление обладает значимым потенциалом, реализация которого может привести к существенному вкладу в развитие метода в целом, а также способствовать массовому внедрению этой техники в клиническую практику.

Одним из первых опытов создания компьютерной системы диагностики (CAD) новообразований с помощью тепловизора был компьютеризированный интерпретатор термограмм груди (Computerized Breast Thermographic Interpreter), созданный в 1977 году. В ее основе лежал линейный дискриминантный анализ. Процесс принятия решения о принадлежности каждого снимка к классам «норма»/«патология» занимал около 5 мин, а точность распознавания достигала 79 % – это достаточно высокий результат для своего времени [10]. В последние несколько лет благодаря развитию методов обработки изображений и успехам в разработке компьютерных систем диагностики чувствительность и специфичность термографии стала значительно превышать аналогичные показатели маммографии и УЗИ.

Особенности различных этапов обработки термоизображений. Аппарат теории цифровой обработки сигналов, распознавания образов, машинного обучения предоставляет методы и алгоритмы автоматизации семантического анализа изображений, количественного описания зафиксированных на них явлений и, наконец, трактовки полученных данных. Определим 4 основных этапа работы с термоизображениями: предобработка, сегментация, выделение диагностических признаков и классификация, т. е. отнесение изображения к классу «норма» или «патология».

1. *Предварительная обработка термограмм.* На данном этапе осуществляется подготовка изображения для дальнейшего анализа. Цель предобработки – повышение качества диагностического термоснимка. Стационарные шумы и размытость изображения наиболее характерны для термограмм и обусловлены как качеством камер, так и характером процедуры получения термоснимка. Слабый контраст и

отсутствие четких границ усложняют выделение области интереса на снимках.

Устранение различных видов шумов на изображении может выполняться с помощью пространственной или частотной фильтрации. В литературе, посвященной предобработке термоснимков, чаще всего предлагают использовать пространственные методы улучшения изображения. *Пространственная фильтрация* заключается в том, что к каждому пикселю исходного изображения применяются специальные операторы, которые принято называть маской или ядром фильтра.

При выборе техники устранения шумов на термограммах очень важно иметь в виду, что при удалении шумов могут быть побочные эффекты. Например, важные детали изображения, особенно границы, могут оказаться размытыми. Решая эту проблему, P. Perona and J. Malik [11] предложили использовать коэффициент диффузии в зависимости от градиента изображения, что позволило контролировать размытие границ объектов и при этом существенно понижать уровень шума. Данный метод известен как фильтр анизотропной диффузии, он успешно используется на термоснимках. Показано, что применение метода способствует существенному улучшению качества дальнейшей сегментации [12]. В другой работе отмечается, что использование двустороннего фильтра требует меньше вычислительных ресурсов, при этом шумы на термоснимках устраняются не менее эффективно [13].

Пример использования *частотных методов фильтрации* – работа, в которой описаны результаты подавления шумов термоизображения на основе вейвлет-преобразования [14].

Преобразование гистограммы яркостей изображения таким образом, чтобы итоговое распределение яркостей отвечало равномерному закону, помогает сделать более четкими характерные черты изображения. Нужно учитывать, что средняя яркость и контраст фона и открытых участков тела будут сильно отличаться друг от друга, и чтобы этот факт не повлиял на результат, используют техни-

ки локальной нормализации. Существует ряд техник адаптивного выравнивания гистограмм, в которых функция преобразования строится по ограниченной области вокруг каждого пикселя.

Часто встречающаяся проблема при использовании методов адаптивного выравнивания гистограмм заключается в том, что вместе с усилением контраста усиливаются шумы, присутствующие на снимке. Для того чтобы этого избежать, используют методы с ограничением предела яркости, например контрастно-ограниченное адаптивное выравнивание гистограммы (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [15]. Термоснимок фиксирует распределение температур, и чем больше температурная разница между участками, тем выразительнее разница яркостей изображения, тем самым очерчивается граница между ними на снимке. Например, становится явной граница открытого участка тела и фона. Однако границы анатомических участков при этом не четкие и зачастую практически неразличимы. Чтобы усилить эти границы, необходимо использовать специальные техники или их комбинации. Из традиционных методов выделения границ для предобработки термограмм выбирают операторы Собеля и Кэнни [16–18].

2. *Сегментация термограмм.* Диагностика новообразований молочной железы основана на анализе асимметрии контралатеральных участков. Очевидно, что анализ всего термоснимка даст искаженные результаты, поэтому необходимо выделить области интереса (ROI). Таким образом, цель сегментации сводится к выделению областей левой и правой груди, отделению их друг от друга и от остального изображения.

Задача отделения открытых участков тела от фона может быть решена с помощью методов пороговой бинаризации, например, часто используют метод Оцу и его модификации [19, 20]. Гораздо сложнее выделить на изображении области, относящиеся к левой и правой груди. Для этого, как правило, используется комбинация методов, включающая алгоритмы разрас-

тания областей, выделения границ, кластеризации. Нижние границы левой и правой груди могут быть приближены с помощью параболы, для выделения этих границ некоторые авторы используют преобразование Хафа в сочетании с различными техниками усиления границ [21].

После того как область интереса отделена от остального изображения, очень часто с помощью алгоритмов кластеризации выделяют области гипотермии. Выявление патологий осуществляется с помощью средств анализа области гипотермии – оценки ее формы, размера и характерных особенностей границ [17]. Показано, что метод функции уровня способен достоверно очертить форму новообразования. Этот метод показал самый лучший результат сегментации по сравнению с методом k -средних и методом нечеткой кластеризации c -средних. Метод функции уровня показал хорошие результаты также в сочетании с использованием нелинейного фильтра полной вариации, который применяется для генерации карты границ, служащей точками останова для метода функции уровня [18].

Еще один подход к решению проблемы анатомической сегментации заключается в том, чтобы получать информацию о границах анатомических участков, не зафиксированную на термоснимке, из обычных оптических снимков, сделанных в течение нескольких секунд после термограммы. Оптический снимок содержит достаточно информации для того, чтобы сформировать маску исследуемых анатомических областей, которую затем можно наложить на термоснимок, тем самым и выделив нужные сегменты термограмм [22].

3. Выделение диагностических признаков. Данный этап представляет собой трансформацию исходного изображения в совокупность количественных измерений. Эти измерения будем называть признаками. В рамках вероятностной модели изображение рассматривается как случайная функция координат в пространстве и времени, под текстурами понимаются «типы изображений, класс которых обладает

свойством эргодичности, т. е. любое изображение данной текстуры является типовым и полностью характеризует все другие изображения, относящиеся к этому классу» [23].

На основе моментов функции яркости могут быть определены статистические характеристики образца текстуры. Для описания изображения рассчитывают такие показатели, как энергия, энтропия, коэффициент асимметрии, коэффициент эксцесса и др. [18, 21, 24]. Наиболее распространенный способ описания текстуры изображения – расчет характеристик полутоновых матриц смежности [25]. Практически в 90 % проанализированных нами исследований авторы используют полутоновые матрицы смежности как основной или дополнительный способ количественного описания термограмм для выявления новообразований груди. Полутоновые матрицы смежности (Gray Levels Co-Occurrence Matrix) характеризуют пространственные отношения между пикселями изображения и состоят из значений, показывающих, как часто пары пикселей с определенной яркостью и в заданном пространственном отношении содержатся на изображении. Таким образом, для каждого направления может быть построена матрица смежности, однако обычно ограничиваются построением матрицы для $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$. В 1973 году были предложены характеристики матриц смежности, которые в настоящее время активно используются для количественного описания текстур изображения, их принято называть признаками Харлика.

Наиболее обсуждаемым методом частотного анализа в последние несколько лет является вейвлет-анализ. Во многих работах показаны результаты разложения термоизображений и извлечения признаков на основе различных вейвлет-преобразований [12, 19, 26, 27]. Предложен еще один метод краткомасштабного представления изображения, основанный на курвлет-преобразовании – анизотропном многомерном преобразовании, локализованном в окне, размеры которого подчиняются приближительной параболической зависимости [28].

Изучены возможные паттерны злокачественных и доброкачественных новообразований и определена разница между двумя типами изображений на основании фрактального анализа термоснимков [29].

Итоговый набор данных представляет совокупность количественных измерений всех имеющихся изображений. Чем больше размерность пространства признаков, характеризующих каждый экземпляр данных, тем больше данных подается на вход алгоритмов распознавания образов, и, следовательно, растет количество вычислений, которое будет необходимо произвести. С одной стороны, это важные признаки, отражающие явление, зафиксированное на изображении, с другой – увеличение размерности данных может негативно сказаться на точности работы алгоритмов машинного обучения и скорости их работы. Поэтому для снижения размерности данных используют различные техники, например анализ главных компонент (преобразование Кархунена–Лоэва) [30].

4. *Классификация.* Цель анализа термоизображения заключается в отнесении снимка пациента к классу «норма» или «патология», в случае установления зоны риска задача может быть определена как отнесение отдельных пикселей изображения к классам «норма» или «риск». Таким образом, необходимо решить задачу бинарной классификации. Аппарат теории машинного обучения, подраздела искусственного интеллекта, предоставляет обширный набор алгоритмов классификации. Суть этих алгоритмов заключается в поиске закономерностей по набору прецедентной информации с целью как можно более точной классификации новых данных. Для настройки параметров решающего правила формируется набор примеров с заранее указанной меткой класса. Итеративный процесс предъявления обучающих примеров и настройки параметров алгоритма продолжается до тех пор, пока метрика, характеризующая точность классификации, не установится в целевое значение. В терминах метода этот процесс называется обучением с

учителем. После настройки параметров производится классификация экземпляров, ранее не предъявляемых алгоритму.

Результаты работы классификации сравнивают по нескольким критериям:

а) точность – общее количество правильно классифицированных экземпляров из всех имеющихся примеров,

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN},$$

где TP , TN , FP , FN – достоверно положительные, достоверно отрицательные, недостоверно классифицированные положительные и недостоверно классифицированные отрицательные экземпляры;

б) чувствительность (%) – способность корректно классифицировать случаи наличия патологии,

$$SE = \frac{TP}{TP + FN};$$

в) специфичность (%) – способность корректно классифицировать случаи отсутствия патологии,

$$SP = \frac{TN}{TN + FP}.$$

Один из самых лучших результатов в терминах точности, чувствительности и специфичности описан коллективом авторов под руководством А. Lashkari [26]. Предложен четырехэтапный алгоритм автоматизированной диагностики рака груди, включающий предобработку изображения и сегментацию, выделение признаков, процедуру отбора наиболее информативных из них и классификацию. Параметрическое описание двух областей (левой и правой груди) состоит из 23 признаков, среди которых – характеристики матриц смежности, гистограммы, спектральные признаки. Для создания наиболее эффективного количественного представления информации использованы методы отбора наиболее информативных признаков, включая метод минимальной избыточности/максимальной релевантности и генетический алгоритм. Авторы провели сравнение нескольких алгоритмов классификации,

в результате которого пришли к выводу, что для диагностики рака груди наилучшее из исследуемых сочетание алгоритма отбора признаков и классификатора достигается при использовании генетического алгоритма для отбора признаков и алгоритма AdaBoost для классификации. Алгоритм AdaBoost представляет собой метаалгоритм, который строит композицию из базовых алгоритмов таким образом, чтобы каждый следующий классификатор строился по объектам, на которых предыдущие алгоритмы оказались не эффективны. В качестве базовых алгоритмов авторы предложили использовать метод опорных векторов, вероятностную нейронную сеть и метод k -ближайших соседей. Точность классификации «норма»/«патология» составила 98 %.

Сегментация термоизображения и процедура выделения признаков – важнейшие этапы в создании САД. Несмотря на то, что в этих направлениях достигнуты впечатляющие результаты, задачи полной автоматизации сегментации и создания емкого и информативного количественного описания изображений до сих пор окончательно не решены. Как в процедуре сегментации, так и для выделения признаков используются методы, разработанные для анализа изображений видимого спектра. Существует необходимость разработки специализированных алгоритмов для работы с термоизображениями, которые позволят создать более точное количественное описание явлений, зафиксированных на этих снимках.

Заключение. Усовершенствованные процедуры получения изображения открывают

новые возможности для повышения точности распознавания образов. Вместе с тем появляется потребность в разработке алгоритмов автоматизации анализа и интерпретации данных с учетом характера получения изображений. Например, метод ротационной тепловизионной диагностики подразумевает особый принцип получения изображения с помощью маммарной вращающейся тепловизионной системы (Mammary Rotational Infrared Thermographic System (MamRIT)) [31, 32].

На фоне улучшения эксплуатационных характеристик приборов, успехов в разработке алгоритмов обработки изображений и анализа данных, автоматизированная диагностика на основе анализа термограмм становится все более доступной для исследователей [33, 34]. Точность, с которой алгоритмы определяют наличие или отсутствие патологии, приближается к 100 %, предложены модели систем, способных достоверно выделять анатомические области интереса. Тем не менее до сих пор не решена проблема существенного количества недостоверно-положительных и недостоверно-отрицательных результатов. Автоматизация диагностики по последовательности изображений – так называемая динамическая термография, возможно, поможет решить существующие трудности. Развитие и совершенствование методов обработки термоизображений будет способствовать широкому применению автоматизированной диагностики опухолей молочных желез в клинической медицине в ближайшем будущем.

Список литературы

1. Макарова М.В., Юницына А.В. Тепловизионное исследование молочных желез в оценке объемных образований // Вестн. Сев. (Арктич.) федер. ун-та. Сер.: Мед.-биол. науки. 2013. № 3. С. 44–50.
2. Etehadtavakol M., Ng E.Y.K. Breast Thermography as a Potential Non-Contact Method in the Early Detection of Cancer: A Review // Journal Mech. Med. Biol. 2013. Vol. 13, №. 2. Art. № 1330001.
3. Isard H.J., Becker W., Shilo R., Ostrum B.J. Breast Thermography After Four Years and 10,000 Studies // Am. J. Roentgenol. 1972. Vol. 115. P. 811–821.

4. Jones C.H. Thermography of the Female Breast // *Diagnosis of Breast Disease*. Baltimore, 1983. P. 214–234.
5. Gautherie M., Gros C. Breast Thermography and Cancer Risk Prediction // *Cancer*. 1980. Vol. 45. P. 51–56.
6. Silva L.F., Sequeiros G.O., Santos M.L., Fontes C.A., Muchaluat-Saade D.C., Conci A. Signal Analysis for Breast Cancer Risk Verification // *Stud. Health Technol. Inform.* 2015. Vol. 216. P. 746–750.
7. Gerasimova E., Audit B., Roux S.G., Khalil A., Argoul F., Naimark O., Arneodo A. Multifractal Analysis of Dynamic Infrared Imaging of Breast Cancer // *Europhys. Lett.* 2014. Vol. 104, № 6. Art. № 68001.
8. Antonini S., Kolaric D., Nola I.A., Herceg Ž., Ramljak V., Kuliš T., Holjevac J.K., Ferencić Ž. Thermography Surveillance After Breast Conserving Surgery – Three Cases // *ELMAR: Proc. 53rd Int. Symp., Zadar, 14–16 September 2011*. IEEE, 2011. P. 317–319.
9. Agostini V., Knaflitz M., Molinari F. Motion Artifact Reduction in Breast Dynamic Infrared Imaging // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2009. Vol. 56, № 3. P. 903–906.
10. Negin M., Ziskin M.C., Piner C., Lapayowker M.S. A Computerized Breast Thermographic Interpreter // *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 1977. Vol. 24, № 4. P. 347–352.
11. Perona P., Malik J. Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990. Vol. 12, № 7. P. 629–639.
12. Suganthi S.S., Ramakrishnan S. Anisotropic Diffusion Filter Based Edge Enhancement for Segmentation of Breast Thermogram Using Level Sets // *Biomed. Signal Process. Control*. 2014. Vol. 10, № 1. P. 128–136.
13. Chao S.-M., Tsai D.-M. An Improved Anisotropic Diffusion Model for Detail- and Edge-Preserving Smoothing // *Pattern Recognit. Lett.* 2010. Vol. 31, № 13. P. 2012–2023.
14. Kafieh R., Rabbani H. Wavelet-Based Medical Infrared Image Noise Reduction Using Local Model for Signal and Noise // *IEEE Stat. Signal Process. Workshop*, 2011. P. 549–552.
15. Dinsha D., Manikandaprabu N. Breast Tumor Segmentation and Classification Using SVM and Bayesian from Thermogram Images // *Unique J. Eng. Adv. Sci.* 2014. Vol. 2, № 2. P. 147–151.
16. Kamath D., Kamath S., Prasad K., Rajagopal K.V. Segmentation of Breast Thermogram Images for the Detection of Breast Cancer – A Projection Profile Approach // *J. Image Graph.* 2015. Vol. 3, № 1. P. 213–217.
17. Nader A.E.-R.M. Breast Cancer Risk Detection Using Digital Infrared Thermal Images // *Int. J. Bioinform. Biomed. Eng.* 2015. Vol. 1, № 2. P. 185–194.
18. Kapoor P., Prasad S.V.A.V., Patni S. Image Segmentation and Asymmetry Analysis of Breast Thermograms for Tumor Detection // *Int. J. Comput. Appl.* 2012. Vol. 50, № 9. P. 40–45.
19. Pramanik S., Bhattacharjee D., Nasipuri M. Wavelet Based Thermogram Analysis for Breast Cancer Detection // *Int. Symp. Adv. Comput. Commun., Silchar, 14–15 September 2015*. IEEE, 2015. P. 67–72.
20. Rajaa N.S.M., Sukanya S.A., Nikita Y. Improved PSO Based Multi-Level Thresholding for Cancer Infected Breast Thermal Images Using Otsu // *Procedia Comput. Sci.* 2015. Vol. 48. P. 524–529.
21. Zadeh H.G., Kazerouni I.A., Haddadnia J. Distinguish Breast Cancer Based on Thermal Features in Infrared Images // *Can. J. Image Process. Comput. Vis.* 2011. Vol. 2, № 6. P. 116–121.
22. Golestani N., Etehadtavakol M., Ng E.Y.K. Level Set Method for Segmentation of Infrared Breast Thermograms // *EXCLI J.* 2014. Vol. 13. P. 241–251.
23. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю. Метод вейвлетной сегментации цветных текстурных изображений // *Оптич. журн.* 2012. Т. 79, № 11. С. 21–27.
24. Nurhayati O.D., Widodo T.S., Susanto A., Tjokronagoro M. First Order Statistical Features for Breast Cancer Detection Using Thermal Images // *WASET*. 2010. Vol. 46. P. 382–384.
25. Milosevic M., Jankovic D., Peulic A. Thermography Based Breast Cancer Detection Using Texture Features and Minimum Variance Quantization // *EXCLI J.* 2014. № 13. P. 1204–1215.
26. Lashkari A., Pak F., Firouzmand M. Full Intelligent Cancer Classification of Thermal Breast Images to Assist Physician in Clinical Diagnostic Applications // *J. Med. Signals Sens.* 2016. Vol. 6, № 1. P. 12–24.
27. Suganthi S.S., Ramakrishnan S. Analysis of Breast Thermograms Using Gabor Wavelet Anisotropy Index // *J. Med. Syst.* 2014. Vol. 38, № 9. P. 101–106.

28. Francis S.V., Sasikala M., Saranya S. Detection of Breast Abnormality from Thermograms Using Curvelet Transform Based Feature Extraction // *J. Med. Syst.* 2014. Vol. 38, № 4. Art. № 23.

29. Etehadtavakol M., Lucas C., Sadri S., Ng E.Y.K. Analysis of Breast Thermography Using Fractal Dimension to Establish Possible Difference Between Malignant and Benign Patterns // *J. Healthc. Eng.* 2010. Vol. 1, № 1. P. 27–43.

30. Etehadtavakol M., Ng E.Y.K., Chandran V., Rabbani H. Separable and Non-Separable Discrete Wavelet Transform Based Texture Features and Image Classification of Breast Thermograms // *Infrared Phys. Technol.* 2013. Vol. 61. P. 274–286.

31. Lakshmi N.V.S.S.R., Jaipurkar S., Neelakanta K. Study on Mammary Rotational Infrared Thermographic System (MAMRIT) // *Proc. 2015 Glob. Conf. Commun. Technol., Thuckalay, 23–24 April 2015. IEEE, 2015. P. 576–578.*

32. Francis S.V., Sasikala M., Bharathi G.B., Jaipurkar S.D. Breast Cancer Detection in Rotational Thermography Images Using Texture Features // *Infrared Phys. Technol.* 2014. Vol. 67. P. 490–496.

33. Попова Н.В., Попов В.А., Гудков А.Б. Диагностическое значение термографии рук, ультразвукового исследования сонных артерий и артериального давления у больных ишемической болезнью сердца // *Экология человека.* 2013. № 10. С. 32–36.

34. Кожеевникова И.С., Панков М.Н., Грибанов А.В., Старцева Л.Ф., Ермошина Н.А. Применение инфракрасной термографии в современной медицине (обзор литературы) // *Экология человека.* 2017. № 2. С. 39–46.

References

1. Makarova M.V., Yunitsyna A.V. Teplovizionnoe issledovanie molochnykh zhelez v otsenke ob'emnykh obrazovaniy [Thermal Imaging of Breast for Tumour Evaluation]. *Vestnik Severnogo (Arkticheskogo) federal'nogo universiteta. Ser.: Mediko-biologicheskie nauki*, 2013, no. 3, pp. 44–50.

2. Etehadtavakol M., Ng E.Y.K. Breast Thermography as a Potential Non-Contact Method in the Early Detection of Cancer: A Review. *J. Mech. Med. Biol.*, 2013, vol. 13, no. 2. Art. no. 1330001.

3. Isard H.J., Becker W., Shilo R., Ostrum B.J. Breast Thermography After Four Years and 10,000 Studies. *Am. J. Roentgenol.*, 1972, vol. 115, no. 4, pp. 811–821.

4. Jones C.H. Thermography of the Female Breast. *Diagnosis of Breast Disease*. Baltimore, 1983, pp. 214–234.

5. Gautherie M., Gros C. Breast Thermography and Cancer Risk Prediction. *Cancer*, 1980, vol. 45, no. 1, pp. 51–56.

6. Silva L.F., Sequeiros G.O., Santos M.L., Fontes C.A., Muchaluat-Saade D.C., Conci A. Signal Analysis for Breast Cancer Risk Verification. *Stud. Health Technol. Inform.*, 2015, vol. 216, pp. 746–750.

7. Gerasimova E., Audit B., Roux S.G., Khalil A., Argoul F., Naimark O., Arneodo A. Multifractal Analysis of Dynamic Infrared Imaging of Breast Cancer. *Europhys. Lett.*, 2014, vol. 104, no. 6. Art. no. 68001.

8. Antonini S., Kolarić D., Nola I.A., Herceg Ž., Ramljak V., Kuliš T., Holjevac J.K., Ferenčić Ž. Thermography Surveillance After Breast Conserving Surgery – Three Cases. *ELMAR: Proc. 53rd Int. Symp. Zadar, 14–16 September 2011. IEEE, 2011, pp. 317–319.*

9. Agostini V., Knaflitz M., Molinari F. Motion Artifact Reduction in Breast Dynamic Infrared Imaging. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2009, vol. 56, no. 3, pp. 903–906.

10. Negin M., Ziskin M.C., Piner C., Lapayowker M.S. A Computerized Breast Thermographic Interpreter. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1977, vol. 24, no. 4, pp. 347–352.

11. Perona P., Malik J. Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1990, vol. 12, no. 7, pp. 629–639.

12. Suganthi S.S., Ramakrishnan S. Anisotropic Diffusion Filter Based Edge Enhancement for Segmentation of Breast Thermogram Using Level Sets. *Biomed. Signal Process. Control*, 2014, vol. 10, no. 1, pp. 128–136.

13. Chao S.-M., Tsai D.-M. An Improved Anisotropic Diffusion Model for Detail- and Edge-Preserving Smoothing. *Pattern Recognit. Lett.*, 2010, vol. 31, no. 13, pp. 2012–2023.

14. Kafieh R., Rabbani H. Wavelet-Based Medical Infrared Image Noise Reduction Using Local Model for Signal and Noise. *IEEE Stat. Signal Process. Workshop*, 2011, pp. 549–552.

15. Dinsha D., Manikandaprabu N. Breast Tumor Segmentation and Classification Using SVM and Bayesian from Thermogram Images. *Unique J. Eng. Adv. Sci.*, 2014, vol. 2, no. 2, pp. 147–151.
16. Kamath D., Kamath S., Prasad K., Rajagopal K.V. Segmentation of Breast Thermogram Images for the Detection of Breast Cancer – A Projection Profile Approach. *J. Image Graph.*, 2015, vol. 3, no. 1, pp. 213–217.
17. Nader A.E.-R.M. Breast Cancer Risk Detection Using Digital Infrared Thermal Images. *Int. J. Bioinform. Biomed. Eng.*, 2015, vol. 1, no. 2, pp. 185–194.
18. Kapoor P., Prasad S.V.A.V., Patni S. Image Segmentation and Asymmetry Analysis of Breast Thermograms for Tumor Detection. *Int. J. Comput. Appl.*, 2012, vol. 50, no. 9, pp. 40–45.
19. Pramanik S., Bhattacharjee D., Nasipuri M. Wavelet Based Thermogram Analysis for Breast Cancer Detection. *Int. Symp. Adv. Comput. Commun.* Silchar, 14–15 September 2015. IEEE, 2015, pp. 67–72.
20. Rajaa N.S.M., Sukanya S.A., Nikita Y. Improved PSO Based Multi-Level Thresholding for Cancer Infected Breast Thermal Images Using Otsu. *Procedia Comput. Sci.*, 2015, vol. 48, pp. 524–529.
21. Zadeh H.G., Kazerouni I.A., Haddadnia J. Distinguish Breast Cancer Based on Thermal Features in Infrared Images. *Can. J. Image Process. Comput. Vis.*, 2011, vol. 2, no. 6, pp. 116–121.
22. Golestani N., Etehadtavakol M., Ng E.Y.K. Level Set Method for Segmentation of Infrared Breast Thermograms. *EXCLI J.*, 2014, vol. 13, pp. 241–251.
23. Fisenko V.T., Fisenko T.Yu. Wavelet Segmentation of Color Texture Images. *J. Opt. Technol.*, 2012, vol. 79, no. 11, pp. 693–697.
24. Nurhayati O.D., Widodo T.S., Susanto A., Tjokronagoro M. First Order Statistical Features for Breast Cancer Detection Using Thermal Images. *WASET*, 2010, vol. 46, pp. 382–384.
25. Milosevic M., Jankovic D., Peulic A. Thermography Based Breast Cancer Detection Using Texture Features and Minimum Variance Quantization. *EXCLI J.*, 2014, no. 13, pp. 1204–1215.
26. Lashkari A., Pak F., Firouzmand M. Full Intelligent Cancer Classification of Thermal Breast Images to Assist Physician in Clinical Diagnostic Applications. *J. Med. Signals Sens.*, 2016, vol. 6, no. 1, pp. 12–24.
27. Suganthi S.S., Ramakrishnan S. Analysis of Breast Thermograms Using Gabor Wavelet Anisotropy Index. *J. Med. Syst.*, 2014, vol. 38, no. 9, pp. 101–106.
28. Francis S.V., Sasikala M., Saranya S. Detection of Breast Abnormality from Thermograms Using Curvelet Transform Based Feature Extraction. *J. Med. Syst.*, 2014, vol. 38, no. 4. Art. no. 23.
29. Etehadtavakol M., Lucas C., Sadri S., Ng E.Y.K. Analysis of Breast Thermography Using Fractal Dimension to Establish Possible Difference Between Malignant and Benign Patterns. *J. Healthc. Eng.*, 2010, vol. 1, no. 1, pp. 27–43.
30. Etehadtavakol M., Ng E.Y.K., Chandran V., Rabbani H. Separable and Non-Separable Discrete Wavelet Transform Based Texture Features and Image Classification of Breast Thermograms. *Infrared Phys. Technol.*, 2013, vol. 61, pp. 274–286.
31. Lakshmi N.V.S.S.R., Jaipurkar S., Neelakanta K. Study on Mammary Rotational Infrared Thermographic System (MAMRIT). *Proc. 2015 Glob. Conf. Commun. Technol.* Thuckalay, 23–24 April 2015. IEEE, 2015, pp. 576–578.
32. Francis S.V., Sasikala M., Bharathi G.B., Jaipurkar S.D. Breast Cancer Detection in Rotational Thermography Images Using Texture Features. *Infrared Phys. Technol.*, 2014, vol. 67, pp. 490–496.
33. Popova N.V., Popov V.A., Gudkov A.B. Diagnosticheskoe znachenie termografii ruk, ul'trazvukovogo issledovaniya sonnykh arteriy i arterial'nogo davleniya u bol'nykh ishemicheskoy bolezni serdtsa [Diagnostic Significance of Hand Thermography, Ultrasonic Research of Carotid and Arterial Pressure in Patients with Ischemic Heart Disease]. *Ekologiya cheloveka*, 2013, no. 10, pp. 32–36.
34. Kozhevnikova I.S., Pankov M.N., Gribanov A.V., Startseva L.F., Ermoshina N.A. Primenenie infrakrasnoy termografii v sovremennoy meditsine (obzor literatury) [The Use of Infrared Thermography in Modern Medicine (Literature Review)]. *Ekologiya cheloveka*, 2017, no. 2, pp. 39–46.

*Irina S. Kozhevnikova**, *Mikhail N. Pankov**, *Nadezhda A. Ermoshina***

*Northern (Arctic) Federal University named after M.V. Lomonosov
(Arkhangelsk, Russian Federation)

**Baltic State Technical University “VOENMEH” named after D.F. Ustinov
(St. Petersburg, Russian Federation)

METHODS OF INFRARED THERMOGRAM PROCESSING AND ANALYSIS FOR INSTANT DIAGNOSIS OF BREAST CANCER

This article provides an analytical review of recent achievements in the development of automated thermogram interpretation systems for diagnosing breast cancer. Effective use of thermography in diagnosing breast cancer requires a computer-aided diagnosis system (CADx) capable of performing instant image analysis and providing an interpretation of the data. The purpose of CADx is to determine the nature of the phenomena presented in the thermogram. Computer algorithms involved in the CADx scheme include four steps: image pre-processing, segmentation, feature extraction and selection, and classification. Over the past few years, significant results have been achieved in automating the diagnosis based on thermogram analysis in terms of accuracy, specificity and sensitivity. These results were possible mainly due to improved performance of thermal imagers, as well as successful development of algorithms for image processing and data analysis. The accuracy with which algorithms determine the presence or absence of a tumour is close to 100 %; there are models that are able to reliably identify the anatomical areas of interest. Nevertheless, the problem of a significant number of false positive and false negative results is still far from being solved. The most promising research areas address such problems as thermal image sequence analysis and interpretation which makes it possible not only to record the spatial distribution of body temperature but also to analyse the temporal changes in temperature or stress test responses. Another important research area focuses on the development of methods for a detailed analysis of detected tumours in order to separate cancerous tissue from the normal one, classify benign and malignant cancers and identify the stage of the disease. The quality of the existing models of computer-aided diagnosis systems based on thermogram analysis is not sufficient for their implementation and application in clinical practice. However, the dynamics of the development and improvement of new methods allows us to suggest that it will be possible in the nearest future.

Keywords: *computer-aided diagnosis systems, infrared thermography, medical image processing, breast tumour detection.*

Поступила 20.09.2016
Received 20 September 2016

Corresponding author: Irina Kozhevnikova, *address:* proezd Badigina 3, Arkhangelsk, 163045, Russian Federation;
e-mail: kogechnikovais@yandex.ru

For citation: Kozhevnikova I.S., Pankov M.N., Ermoshina N.A. Methods of Infrared Thermogram Processing and Analysis for Instant Diagnosis of Breast Cancer. *Journal of Medical and Biological Research*, 2017, vol. 5, no. 2, pp. 56–66. DOI: 10.17238/issn2542-1298.2017.5.2.56