

Локализация опухоли при раке молочной железы по данным микроволновой термометрии с использованием искусственных нейронных сетей

В. А. Глазунов

Волгоградский государственный университет

Аннотация: Данная работа выполнена в рамках исследований, посвященных разработке методов интеллектуального анализа медицинских термометрических данных, предназначенных для создания консультативной интеллектуальной системы диагностики рака молочной железы. В работе получена искусственная нейронная сеть, которая позволяет производить локализацию опухоли по данным микроволновой термометрии. Сеть использует архитектуру глубоких сетей доверия. В случаях, когда опухоль не совпадает и не находится рядом с самой горячей точкой молочной железы, нейронная сеть может достигать достоверности свыше 56% на тестовых выборках. Данный результат превосходит предыдущий на 13%.

Ключевые слова: микроволновая термометрия, рак молочной железы, маммология, локализация опухоли, достоверность, интеллектуальный анализ данных, искусственные нейронные сети, глубокое обучение, термометрические диагностические признаки, кросс-валидация.

Введение

Наиболее распространенной формой инвазивного рака у женщин является рак груди [1].

Микроволновая термометрия – один из методов диагностики рака груди, который основан на измерении температуры тела человека на поверхности кожи и на глубине до нескольких сантиметров. Этот метод позволяет определять отклонения температуры внутри тела пациента, которые в большинстве случаев соответствуют патологиям [2].

Отдельно стоит отметить, что микроволновая термометрия не имеет противопоказаний и может показать наличие заболевания груди в 83% случаев [3]. Возможность использования этого метода для диагностики рака груди была продемонстрирована еще в середине 1970-х годов [4]. Однако технические проблемы, связанные с изготовлением подходящих термометров, не были решены до конца 20 века [5].

Измерения молочных желез методом микроволновой термометрии производятся в следующих точках (рис. 1).

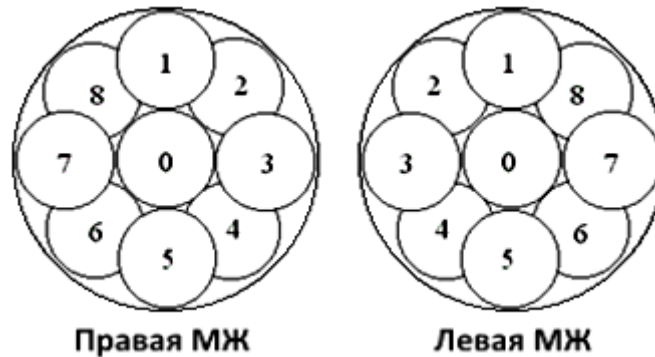


Рис. 1. – Расположение точек измерения на молочных железах

Опыт использования микроволновой термометрии в медицинской практике выявил ряд проблем. В частности, анализ термометрических данных, на основании которых ставится диагноз, является достаточно сложной задачей и требует от диагноста большого опыта и высокой квалификации. Это обстоятельство препятствует организации массового скрининга рака груди на основе микроволновой радиотермометрии и, следовательно, сводит на нет его основные преимущества.

Традиционно эти проблемы решались путем создания систем интерпретации и анализа медицинских данных. Перспективным направлением считаются экспертные системы, которые содержат механизм для объяснения и обоснования предлагаемых решений на языке, понятном пользователю. Некоторые авторы в этом направлении очень активны [6, 7], но в целом решают проблему определения наличия рака груди у человека. Это исследование посвящено проблеме определения местоположения опухоли.

Помимо экспертных систем для решения подобных задач также применяются некоторые методы машинного обучения, которые не предполагают объяснения полученных результатов. Одним из наиболее ярких представителей таких методов являются искусственные нейронные

сети, которые активно применяются для решения некоторых задач, связанных с диагностикой рака молочной железы [8, 9].

Экспертная база данных

В работе использована экспертная база данных, полученная на основе информации из онкологических центров, которые применяют метод микроволновой термометрии (комплекс РТМ-01-РЭС). База данных содержит результаты измерений внутренней температуры и температуры кожи, возраст, анамнез, диагноз и некоторую информацию о местонахождении злокачественного новообразования.

В Основной базе содержится информация о 174 молочных железах, из которых 89 поражены злокачественными опухолями.

Работа с фактическими измерениями температуры показала, что в медицинской практике локализация опухоли описывается относительно квадрантов молочных желез.

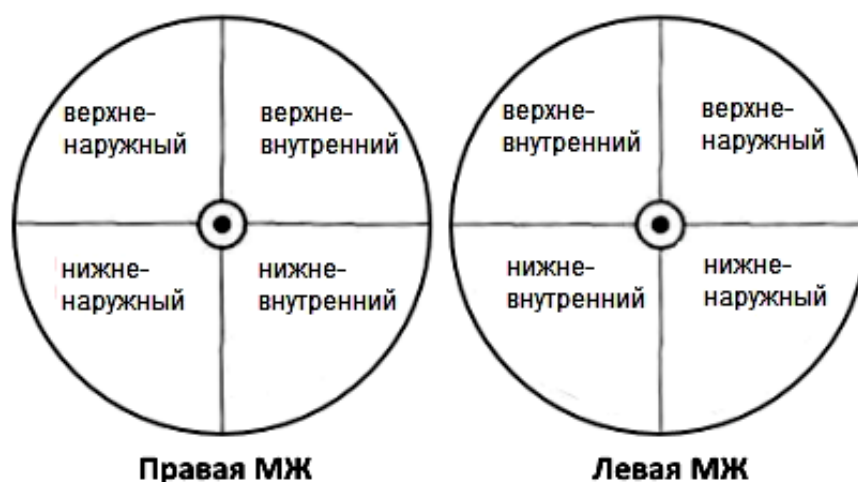


Рис. 2. – Расположение квадрантов на молочных железах

Четыре квадранта дают четыре варианта расположения опухоли. Кроме того, в некоторых описанных случаях опухоль располагается на границе соседних квадрантов или в центре груди. Это добавляет еще пять вариантов локализации. Таким образом, каждую молочную железу можно разделить на 9 областей, обозначенных буквой d. Их количество и расположение

соответствуют точкам измерения температуры, поэтому участки пронумерованы так же, как и соответствующие точки измерения.

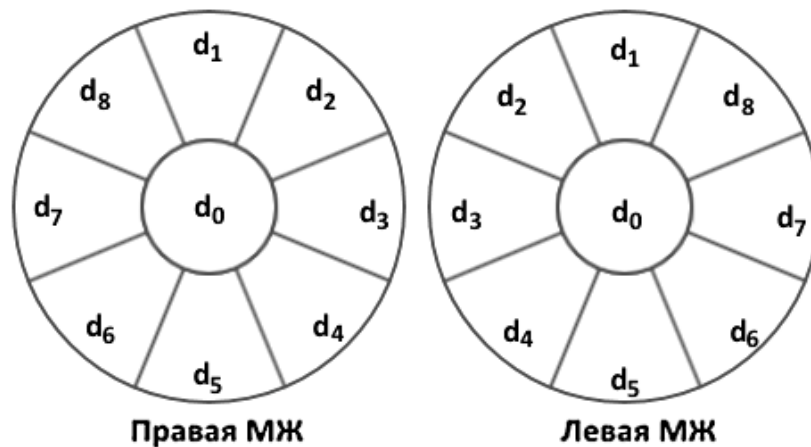


Рис. 3. – Схема расположения участков

Рассматривались различные модели распределения опухолей по областям. Строгая модель предполагает, что опухоль занимает строго одну область d_i . Однако для врача менее точное, но более надежное указание местоположения опухоли может иметь большое значение. Поэтому рассматривалась и нестрогая модель распределения опухолей, в которой опухоль на внешних областях дополнительно занимает две соседние области. Другими словами, если в строгой модели опухоль занимает область d_2 , то в нестрогой модели она занимает площадь d_1, d_2, d_3 .

Строгая модель не дает подходящих результатов, поэтому в работе применяется только нестрогая модель.

В используемой базе распределение опухолей по областям является весьма неравномерным, так в d_8 находятся 32 опухоли, а в d_5 – 2. Эту особенность приходится учитывать при проведении кросс-валидации.

В работе [10] было обнаружено, что в 45% случаев опухоль не только не находится в самой горячей точке молочной железы, но даже не соседствует с ней. Пациенты с таким расположением опухолей были взяты из основной базы и помещены в новую базу, которая получила название Фильтрованной. Она содержит информацию о 78 молочных железах.

Решение задачи локализации

Автором данной работы ранее был создан алгоритм локализации на основе информации, полученной от медицинских экспертов. Указанный алгоритм использует взвешенное голосование признаков локализации, каждый из которых основан на некоторых качественных признаках, применяемых врачами в своей работе [11]. При использовании этого алгоритма есть возможность получить текстовое объяснение результатов по набору выполненных признаков.

В качестве базовой использовалась гипотеза, что опухоли для роста и развития требуется большой приток крови, который вызывает локальное повышение температуры. Однако, как указывалось выше, далеко не во всех случаях эта гипотеза выполняется, поэтому алгоритм локализации дает приблизительно в полтора раза худшие результаты на Фильтрованной базе, чем на Основной.

По этой причине в данной работе применяется другой подход к локализации опухоли – искусственные нейронные сети. В данном случае применялись нейронные сети из пакета Accord для языка C#. На начальном этапе работы предпринимались попытки использовать многослойный перцептрон для решения данной задачи, однако это не привело к сколь-нибудь заметному успеху. После этого выбор был сделан в пользу глубокого обучения, а именно - в пользу глубоких сетей доверия (класс DeepBeliefNetwork) с одним скрытым слоем. В этом случае такая сеть является ограниченной машиной Больцмана, которая относится к стохастическим нейронным сетям.

Во входном слое количество нейронов совпадает с количеством входным параметров, а в скрытом слое оно равно количеству возможных вариантов локализации, то есть 9. В качестве функции активации нейронов использовалась функция Гаусса, для обучения применялся алгоритм

устойчивого обратного распространения (Rprop). Функция активации и алгоритм обучения подбирались в процессе вычислительных экспериментов.

Для оценки качества работы использовалась достоверность (Accuracy):

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FN + TP + FP}, \quad (1)$$

где TN – количество верных отрицательных результатов (опухоль действительно отсутствует), TP – количество верных положительных результатов (действительно обнаружили опухоль), FN – количество ошибочных отрицательных результатов (опухоль не обнаружена там, где она есть), FP – количество ошибочных положительных результатов (опухоль обнаружена там, где ее в действительности нет).

Использовалось 2 варианта подачи данных на вход нейронной сети, которые отличаются количеством параметров. В первом варианте на вход подаются только температурные данные (44 числа). Во втором к ним добавляются результаты применения признаков локализации из работы [11], что повышает количество входных параметров до 134. Второй вариант демонстрирует несколько большую достоверность, поэтому в дальнейшей работе применялся именно он.

Таблица № 1

Результаты тестирования

База	Алгоритм локализации	Нейронная сеть
Основная	67,2%	61,6%
Фильтрованная	42,9%	56,3%

Выше приводятся результаты работы нейронной сети и алгоритма локализации из работы [11] на двух базах термометрических данных. В каждом случае применялась кросс-валидация по методу Монте-Карло: база делилась на обучающую и тестовую выборки в соотношении 2 к 1. Такое деление осуществлялось по 50 раз.

На Общей базе результаты нейронной сети несколько уступают алгоритму локализации, однако на Фильтрованной базе удалось улучшить результаты алгоритма локализации более чем на 13%. Отсюда можно сделать осторожный вывод, что, возможно, может быть найдена новая базовая гипотеза для формирования признаков локализации, которые подошли бы для таких случаев. Получение таких признаков помогло бы улучшить результаты алгоритма локализации в том числе на Основной базе.

Заключение

В процессе работы была получена искусственная нейронная сеть, которая позволяет производить локализацию опухоли по данным микроволновой термометрии. Сеть использует архитектуру глубоких сетей доверия.

В случаях, когда опухоль не находится рядом с самой горячей точкой молочной железы, нейронная сеть может достигать достоверности свыше 56% на тестовых выборках. Это на 13% выше предыдущего результата.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект «Математические модели радиационных полей и анализа данных микроволновой радиотермометрии в ранней диагностике рака молочных желез» № 19-01-00358.

Литература

1. Пак Д. Д., Усов Ф. Н., Фетисова Е. Ю., Волченко А. А., Ефанов В. В. Современные подходы к лечению больных с карциномой in situ молочной железы // Онкология. 2013. № 4. С. 34-39.

2. Мустафин Ч. К. Радиотермометрические основы исследования молочных желез // Медицинская визуализация. 2006. № 3. С. 31-38.

3. Рожкова Н.И., Смирнова Н.А., Назаров А.А. Факторы, влияющие на эффективность радиотермометрических измерений молочной железы с

помощью диагностического комплекса РТМ-01-РЭС // Опухоли женской репродуктивной системы. 2007. № 3. С. 21-25.

4. Barrett A.H., Myers P.C. Subcutaneous Temperature: A method of Noninvasive Sensing // Science. 1975. Vol.190. pp. 669-671.

5. Сдвижков А.М., Веснин С.Г., Карташева А.Ф. О месте радиотермометрии в маммологической практике//Актуальные проблемы маммологии, М., 2000. С. 28-40.

6. Зенович А. В., Петренко А. Ю. Построение настраиваемого медиком классификатора онкологических заболеваний молочных желез методом комбинированной термометрии // Инженерный вестник Дона. 2019. № 5. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N5y2019/5974.

7. Кобринский Б. А. Консультативные интеллектуальные медицинские системы: классификации, принципы построения, эффективность // Врачи и информационные технологии. 2008. № 2. С. 38-47.

8. Araujo T., Aresta G., Castro E., Rouco J., Aguiar P., Eloy C., Polonia A., Campilho A. Classification of breast cancer histology images using convolutional neural networks // PLoS ONE. 2016. V. 12(6): e0177544.

9. Ghoneim O., Soliman G., Galal A., Mahgoub H. Breast Cancer Histological Image Classification using Ensemble Convolutional Neural Network and Triplet Loss // IOSR Journal of Computer Engineering. 2021. V. 23. Is. 4. Ser. II. pp. 30-42.

10. Glazunov V. A., The Algorithm for Tumor Localization in Case of Breast Cancer According to Microwave Thermometry // 2020 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), 2020, pp. 378-383.

11. Глазунов В.А., Лосев А.Г., Алгоритм локализации опухоли при раке молочной железы по данным микроволновой термометрии //



Инженерный вестник Дона, 2019, № 7. URL:
ivdon.ru/ru/magazine/archive/N7y2019/6085.

References

1. Pak D. D., Usov F. N., Fetisova E. YU., Volchenko A. A., Efanov V. V. *Onkologiya*. 2013. № 4. pp. 34-39.
2. Mustafin CH. K. *Medicinskaya vizualizaciya*. 2006. № 3. pp. 31-38.
3. Rozhkova N.I., Smirnova N.A., Nazarov A.A. *Opuholi zhenskoj reproduktivnoj sistemy*. 2007. № 3. pp. 21-25.
4. Barrett A.H., Myers P.C. *Subcutaneous Temperature: A method of Noninvasive Sensing*. Science. 1975. Vol.190. pp. 669-671.
5. Sdvizhkov A.M., Vesnin S.G., Kartasheva A.F. *Aktual'nyye problemy mammologii*, M., 2000. pp. 28-40.
6. Zenovich A. V., Petrenko A. YU. *Inzhenernyj vestnik Dona*. 2019. № 5. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N5y2019/5974.
7. Kobrinskij B. A. *Vrach i informacionnye tekhnologii*. 2008. № 2. pp. 38-47.
8. Araujo T., Aresta G., Castro E., Rouco J., Aguiar P., Eloy C., Polonia A., Campilho A. *PLoS ONE*. 2016. V. 12(6): e0177544.
9. Ghoneim O., Soliman G., Galal A., Mahgoub H. *IOSR Journal of Computer Engineering*. 2021. V. 23. Is. 4. Ser. II. pp. 30-42.
10. Glazunov V. A., 2020 2nd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), 2020, pp. 378-383.
11. Glazunov V. A., Losev A. G. *Inzhenernyj vestnik Dona*, 2019, № 7. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/N7y2019/6085.