



DOI: <http://dx.doi.org/10.15688/jvolsu1.2015.6.4>

УДК 618.19+004.021

ББК 55.6

РЕГРЕССИОННАЯ МОДЕЛЬ ДИАГНОСТИКИ ПАТОЛОГИЙ МОЛОЧНЫХ ЖЕЛЕЗ ПО ДАННЫМ МИКРОВОЛНОВОЙ РАДИОТЕРМОМЕТРИИ ¹

Олег Андреевич Бочкарев

Студент института математики и информационных технологий,
Волгоградский государственный университет
mr.differential@mail.ru, matf@volsu.ru
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

Андрей Васильевич Зенович

Старший преподаватель кафедры фундаментальной информатики и оптимального управления,
Волгоградский государственный университет
zenovich@gambler.ru, fiou@volsu.ru
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

Александр Георгиевич Лосев

Доктор физико-математических наук, профессор кафедры математического анализа
и теории функций,
Волгоградский государственный университет
allosev59@gmail.com, matf@volsu.ru
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

Аннотация. В работе А.Г. Лосева, Е.А. Мазепы и Т.В. Замечник [6] изложен алгоритм получения высокоинформативных диагностических признаков патологий молочных желез на основе данных микроволновой радиотермометрии. В данной статье исследуется влияние температуры в опорных точках на информативность признаков. Была проведена предобработка данных обучающей выборки с помощью линейной интерполяции используемых в алгоритмах классификации температур в зависимости от температуры в опорных точках. Изменение выборки привело к повышению эффективности большинства характеристических признаков диагностики и повышению информативности высокоинформативных признаков, что позволило улучшить точность применяемого алгоритма диагностики.

Ключевые слова: микроволновая радиотермометрия, корреляционный анализ, скрининг молочной железы, экспресс-диагностика злокачественных опухолей молочной железы, маммология.

Введение

Работа выполнена в рамках направления, занимающегося разработкой методов и алгоритмов искусственного интеллекта, предназначенных для анализа и интерпретации медицинских данных, получаемых с помощью микроволновой радиотермометрии, и созданием на их основе технологии разработки экспертных диагностических систем.

Активно развивающийся в последние годы метод медицинской диагностики по данным микроволновой радиотермометрии, основан на измерении собственного электромагнитного излучения внутренних тканей пациента в диапазоне сверхвысоких частот. Изменение температуры тканей, как правило, предшествует структурным изменениям, которые далеко не всегда обнаруживаются традиционными методами диагностики, особенно на ранней стадии заболевания. Например, температурные аномалии могут быть вызваны усиленным метаболизмом раковых клеток, что послужило основой для использования метода микроволновой радиотермометрии в диагностике рака молочной железы. В настоящее время микроволновую радиотермометрию для диагностических целей применяют в маммологии, онкологии, флебологии, гинекологии, хирургии и многих других областях медицины.

Проблема заключается в том, что хотя получаемые температурные данные носят объективный характер, постановка диагноза на их основе остается искусством врача, в том числе – существенно зависит от его специализации, опыта и т. п. Сложность восприятия информации, возникающая у медицинского персонала без специальной длительной подготовки, значительно снижает потенциальную возможность использования термометрической аппаратуры в скрининге. Данное обстоятельство серьезно сужает область применения и, по сути дела, нивелирует уникальные возможности термометрии в ранней диагностике. В том числе причиной последнего является то, что существующие диагностические комплексы не содержат эффективных экспертных систем, не опираются на интеллектуальный анализ и математические модели интерпретации данных и разрабатываются без использования алгоритмов искусственного интеллекта.

В целом данную проблему можно решить созданием интеллектуальных диагностических систем. Интеллектуальными их принято называть в связи с тем, что в них предусмотрен механизм обоснования предлагаемых решений [4], использующий множество специальных знаний из предметной области.

На первом этапе построения экспертной системы диагностики по данным микроволновой радиотермометрии были построены соответствующие математические модели классификации заболеваний вен нижних конечностей. Вначале применялись традиционные методы распознавания состояний на основе статистической обработки данных: нейронные сети (см., например, [1]), байесовский классификатор (см., например, [3; 8]) и т. п. Однако, несмотря на приемлемую точность работы классификаторов, обосновать и объяснить предлагаемые диагностические решения система не могла.

При построении интеллектуальных диагностических систем особую сложность вызывает нахождение высокоинформативных признаков заболеваний. Так как метод микроволновой радиотермометрии находится на начальном этапе развития и применяется в довольно ограниченном числе научно-медицинских центров, количество квалифицированных экспертов крайне мало. В связи с этим многие традиционные методы получения диагностических признаков, основанные на обработке экспертной информации, оказываются малоэффективными. Однако подход, основанный на математической формализации качественных медицинских признаков, построении и анализе соответствующих числовых функций, уже показал свою эффективность (см., например, [6; 7]).

Остановимся подробнее на способе формирования пространства информационных признаков при диагностике заболеваний молочной железы. В основе получения его элементов будет лежать количественное описание качественных медицинских признаков. Вначале опишем подробнее существующую методику диагностики рака молочной железы по данным микроволновой радиотермометрии (см., например, [2]). Применяемый в настоящее время комплекс РТМ-01-РЭС позволяет оценивать функциональное состояние тканей путем измерения внутренней температуры (РТМ) на глубине до 5 см и температуры кожи (ИК). Обследование пациентки проводится в горизонтальном положении, обнаженной по пояс, руки под головой. Обследование начиналось с измерения температур в опорных точках T_1 и T_2 , расположенных: первая – в центре грудной клетки сразу под и между молочными железами; вторая – непосредственно под мечевидным отростком. Далее измерения проводятся в 10 точках на каждой железе и в аксиллярной области (схема представлена на рис. 1).

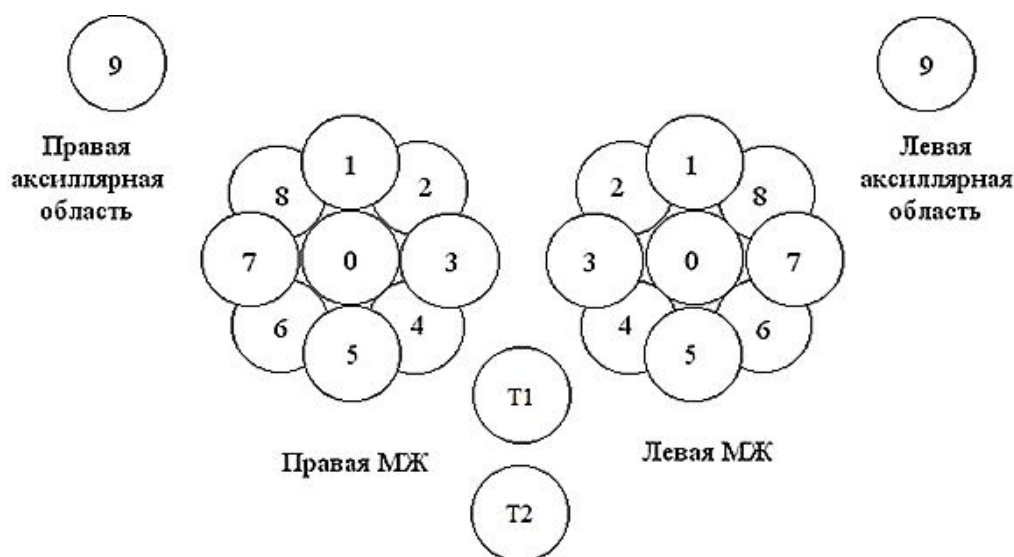


Рис. 1. Схема обследования молочных желез

Обучающая выборка создана на основе базы термометрических данных пациенток, полученной в результате исследований, проводимых в нескольких крупных онкологических центрах России в течение последних нескольких лет. В процессе исследования происходит постоянное пополнение и уточнение базы данных и, соответственно, обучающей выборки. На момент написания данной статьи обучающая выборка включала в себя информацию о 598 молочных железах пациенток в возрасте от 17 до 88 лет (подробнее см.: [5]). Выборка разделена на два контрольных класса: данные термометрических измерений молочных желез здоровых пациенток (122 молочные железы) и данные термометрических измерений молочных желез больных пациенток (476 молочных желез). Последние делятся на следующие классы:

- данные здоровых молочных желез больных пациенток (124 молочные железы);
- данные больных молочных желез больных пациенток (140 молочных желез) и данные пациенток группы «риска» (212 молочных желез).

Отметим, что при интеллектуальном анализе данных микроволновой радиотермометрии следует учитывать зависимость результатов измерений от внешних условий и физиологическо-

го состояния пациента (см., например, [1; 5]). В соответствии с методикой, измерения проводились при температуре окружающей среды от 20 до 27 градусов. Однако температура окружающей среды при создании обучающей выборки, к сожалению, не фиксировалась. Заметим, что зависимость результатов термометрических измерений от температуры окружающей среды – достаточно очевидна, должна использоваться при анализе данных (см., например, [1]), и после проведения соответствующих исследований, очевидно, будет применяться при анализе данных в диагностике заболеваний молочных желез. Для косвенного анализа влияния температуры окружающей среды было решено использовать температуры в контрольных точках $T1$ и $T2$. Были исследованы зависимости температур в 9 точках молочной железы от $T1$ и $T2$ и вычислены соответствующие коэффициенты корреляции (табл. 1). Их анализ показал [5], что температура в контрольных точках имеет высокую степень прямой корреляции с изменениями температуры в молочной железе.

Таблица 1

Коэффициенты корреляции поверхностных и глубоких температур молочных желез пациенток в зависимости от $T1$ и $T2$

		0	1	2	3	4	5	6	7	8
$T1$, РТМ	РТМ	0,60	0,68	0,64	0,64	0,68	0,71	0,69	0,71	0,72
	ИК	0,39	0,56	0,53	0,53	0,59	0,53	0,58	0,56	0,56
$T2$, РТМ	РТМ	0,74	0,81	0,75	0,74	0,76	0,77	0,81	0,83	0,81
	ИК	0,54	0,72	0,67	0,60	0,71	0,64	0,70	0,69	0,68
$T1$, ИК	РТМ	0,64	0,55	0,62	0,72	0,73	0,71	0,68	0,66	0,60
	ИК	0,71	0,80	0,78	0,77	0,86	0,83	0,80	0,76	0,76
$T2$, ИК	РТМ	0,63	0,57	0,60	0,68	0,72	0,72	0,70	0,69	0,65
	ИК	0,70	0,81	0,76	0,74	0,84	0,83	0,82	0,73	0,74

Таким образом, естественно возникает идея попытки предобработки данных обучающей выборки с помощью линейной интерполяции зависимости температур в точках молочной железы от температуры в опорных точках и приведения всех температур к одинаковой температуре в опорной точке.

1. Алгоритм

В качестве примера рассмотрим исследование зависимости $t1$ от $T1$.

Рассматриваем множество точек $(T1_i, t1_i)$, $i = 1, \dots, n$. Здесь $T1_i$ и $t1_i$ – температуры соответственно в опорной точке $T1$ и в точке 1 i -й молочной железы; n – количество молочных желез в обучающей выборке. Методом наименьших квадратов ищем прямую $t1 = a * T1 + b$, наименее удаленную от точек нашего множества. Вычисляем среднее значение $T1_{cp}$ и передвигаем наши точки параллельно линии регрессии на прямую $T1 = T1_{cp}$. В обучающей выборке заменяем $(T1_i, t1_i)$ на $(T1_{cp}, t1_{in})$, где $t1_{in} = t1_i + a * (T1_{cp} - T1_i)$.

Вместо $T1$ можно использовать опорную точку $T2$, а вместо $t1$ – температуру в любой точке молочной железы, а также функцию от нескольких температур, описывающую диагностические признаки. Регрессию можно проводить в ИК и в РТМ-диапазоне.

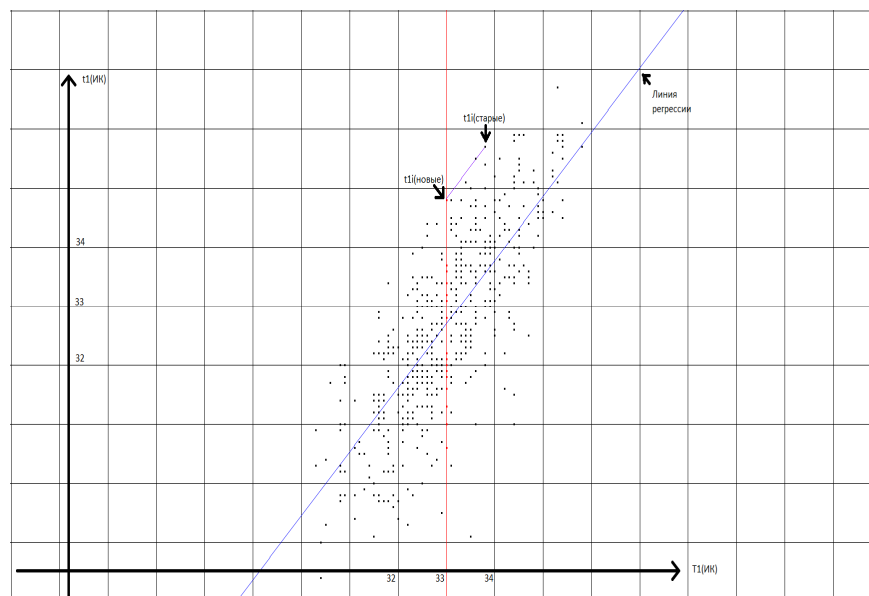


Рис. 2. Иллюстрация алгоритма

2. Полученные результаты

Было написано приложение на языке C#, которое реализует описанный выше алгоритм. Пользователь задает опорную точку, после чего программа осуществляет линейную регрессию, вычисляет соответствующие коэффициенты корреляции и изменяет обучающую выборку.

Как указывалось выше, при создании экспертных диагностических систем существенное значение имеют выявление и анализ числовых функций, описывающих качественные признаки (см., например, [1; 6; 7]). Очевидно, что таких функций существует достаточно много. Приведем некоторые примеры.

1. Повышенная величина термоасимметрии между одноименными точками молочных желез. В качестве функции, которая описывает данный эффект, можно использовать, например, $|t_{np.i} - t_{л.i}|$, где $t_{np.i}$ и $t_{л.i}$ – температуры в i -х точках правой и левой молочных желез соответственно.

2. Повышенная температура соска в пораженной молочной железе по сравнению со средней температурой молочной железы. В качестве функции, которая описывает данный эффект, можно использовать $t_0 - t_{ср}$.

3. Повышенная дисперсия разности температур между железами. В качестве функции, которая описывает данный эффект, можно использовать, например, $\sum_0^8 (\Delta t_i - \overline{t_{мж}})^2$, где $\Delta t_i = t_{np.i} - t_{л.i}$,

$$\overline{t_{мж}} = \sum_0^8 \frac{\Delta t_i}{9}.$$

4. Повышенное значение температуры соска по сравнению с каждой точкой молочной железы. В качестве соответствующих функций можно использовать, например, $t_0 - t_i$. Аналогично можно использовать ряд функций, описывающих сравнение температуры соска со средней температурой различных областей молочной железы. Например, повышенное значение температуры соска по сравнению со средними значениями соседних точек молочной железы можно описать функциями $t_0 - (t_i + t_{i+1}) / 2$.

Вообще, при исследованиях было проанализировано несколько сотен числовых функций, которые характеризовали степень симметрии температурных полей, наличие зон аномально высокой или низкой температуры и другие качественные медицинские диагностические признаки.

Перейдем к точным определениям информативных признаков. Пусть $t_i^j, i = 0, \dots, 9$ – температура i -й точки j -й молочной железы; $t_{10}^j = T_1, t_{11}^j = T_2$ – температуры опорных точек j -й молочной железы, измеренные в РТМ-диапазоне. Аналогично, пусть $t_i^j, i = 12, \dots, 21$ – температура i -й точки j -й молочной железы; $t_{22}^j = T_1, t_{23}^j = T_2$ – температуры опорных точек j -й молочной железы, измеренные в ИК-диапазоне. Тогда обучающую выборку можно представить в виде матрицы

$$\begin{pmatrix} t_0^1 & \dots & t_{23}^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^k & \dots & t_{23}^k \\ t_0^{k+1} & \dots & t_{23}^{k+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^n & \dots & t_{23}^n \end{pmatrix},$$

где t_i^j при $j = 1, \dots, k$ – температуры молочных желез здоровых пациенток; t_i^j при $j = k + 1, \dots, n$ – температуры молочных желез больных пациенток.

Пусть f^q – q -я исследуемая функция, определенная на множестве векторов: $\Omega_q = \{(t_0^j, \dots, t_{24}^j)\}$, где $j = 1, \dots, n$. Обозначим $f_j^q = f^q(t_0^j, \dots, t_{23}^j)$. В работе исследуются всевозможные пары (f^q, X) , где X – подобласти множества Ω_q . Характеристический признак считается выполненным, если $f_j^q \in \Omega_q \setminus X$ для некоторых $j = k + 1, \dots, n$ и $f_j^q \in X$ для всех $j = 1, \dots, k$.

Таким образом, поиск характеристических признаков заключался в нахождении подобластей, на которых множество значений функций f^q , соответствующих множеству векторов (t_0^j, \dots, t_{23}^j) при $j = 1, \dots, k$, будет пустым. Из этих подобластей выбирается подобласть, содержащая множество значений функций f^q , которому соответствует наибольшее количество векторов (t_0^j, \dots, t_{23}^j) при $j = k + 1, \dots, n$.

Однако множество больных пациенток, у которых выполнен хотя бы один из характеристических признаков, оказалось, как и ожидалось, недостаточно широкими – примерно 60 %. Применение существующих логических алгоритмов классификации предполагает использование достаточно широкого набора высокоинформативных признаков. Для оценки каждого признака были использованы величины, которые традиционно относят к информативностям.

В качестве оценки использовались:

– статистическая информативность:

$$I_l^q = -\ln \left(\frac{C_M^m C_K^k}{C_{M+K}^{m+k}} \right),$$

где M – количество молочных желез класса «Здоровые»; m – количество молочных желез класса «Здоровые», у которых выполнен признак; K – количество молочных желез класса «Больные»; k – количество молочных желез класса «Больные», у которых выполнен признак;

– эвристическая информативность:

$$b_l^q = \frac{\max \{x, y\}}{\min \{x, y\}},$$

где x – доля молочных желез класса «Здоровые», у которых выполнен признак; y – доля молочных желез класса «Больные», у которых выполнен признак;

– комбинированная информативность:

$$c_l^q = \sqrt{I_l^q \cdot b_l^q}.$$

Использование в алгоритмах классификации среднего геометрического значения статистической и эвристической информативностей обусловлено рядом причин. А именно: статистическая информативность отделяет достаточно большие группы исследуемых объектов, но при этом теряется точность, эвристическая же информативность достаточно точная, но при этом отделяет маленькое количество исследуемых объектов.

С помощью приложения, осуществляющего предобработку данных с помощью линейной регрессии, – изменялась обучающая выборка, пересчитывались все температуры с целью улучшения параметров отдельных признаков алгоритма диагностики.

В качестве основного параметра, характеризующего эффективность высокоинформативного признака, будем использовать комбинированную информативность. После регрессии по T_1 и по T_2 у большинства признаков наблюдается увеличение комбинированной информативности (табл. 2).

Таблица 2

Пример признаков, у которых увеличилась информативность

Функция признака	До	После
$t_0 - \frac{(t_6 + t_7)}{2}$	8,8	10,5
$t_{cp} - \frac{(t_6 + t_7)}{2}$	6,6	6,8
$t_6, pmm - t_6, uk$	3,4	5,0
$t_{cp} - t_3$	4,0	5,0

У характеристических признаков показателем эффективности служит доля больных, которую обнаруживает данный признак. После пересчета у большинства признаков эта доля осталась прежней, хотя несколько характеристических признаков незначительно повысили свою эффективность. Примером такого признака служит $t_0 - \frac{t_6+t_7}{2}$. До регрессии данный признак обнаруживал 8 % больных, после регрессии – 9 % больных.

После пересчета обучающей выборки были проведены вычислительные эксперименты для проверки улучшения параметров алгоритма диагностики. Таблица 3 показывает результаты диагностики пациентов только по характеристическим признакам. Налицо небольшое улучшение специфичности и точности.

Таблица 3

Изменение эффективности диагностики по характеристическим признакам

	Исходный алгоритм		После регрессии по T_1		После регрессии по T_2	
	МЖ	Пациентки	МЖ	Пациентки	МЖ	Пациентки
Точность	69,4	72,24	73,41	76,59	73,58	77,93
Чувствительность	61,55	65,13	66,6	70,59	66,81	72,27
Специфичность	100	100	100	100	100	100

Таблица 4 демонстрирует улучшение параметров алгоритма диагностики с использованием и характеристических, и высокоинформативных признаков. После регрессии по T_2 эффективность алгоритма возрастает примерно на 4 %.

Таблица 4

Изменение эффективности диагностики по всем признакам

	Исходный алгоритм		После регрессии по T_1		После регрессии по T_2	
	МЖ	Пациентки	МЖ	Пациентки	МЖ	Пациентки
Точность	75,59	77,93	79,43	81,27	79,93	84,28
Чувствительность	70,59	73,95	74,79	77,31	76,47	82,77
Специфичность	95,08	93,44	97,54	96,72	93,44	90,16

Также в работе была предпринята попытка использования нелинейных моделей регрессии, у которых можно сделать линеаризующее преобразование. Для получения новых обучающих выборок использовалась гиперболическая, логарифмическая, степенная, показательная и экспоненциальная регрессия (см. рис. 3 и 4).

Как можно видеть из рисунков 3 и 4, внутри диапазона, в котором находятся температуры пациентов, линии регрессии становятся идентичными с точностью $0,1^\circ$.

Вследствие этого применение таких регрессий не дает существенного изменения обучающей выборки по сравнению с линейной регрессией.

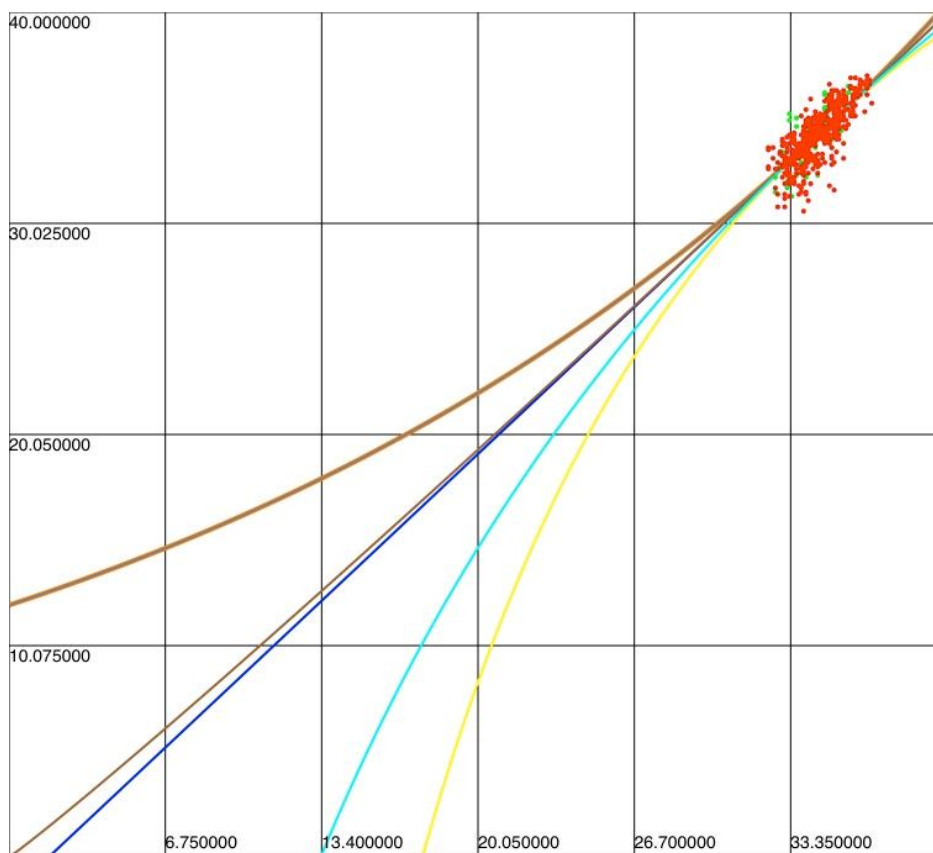


Рис. 3. Линии регрессий между t_1 и T_1 в РТМ-диапазоне

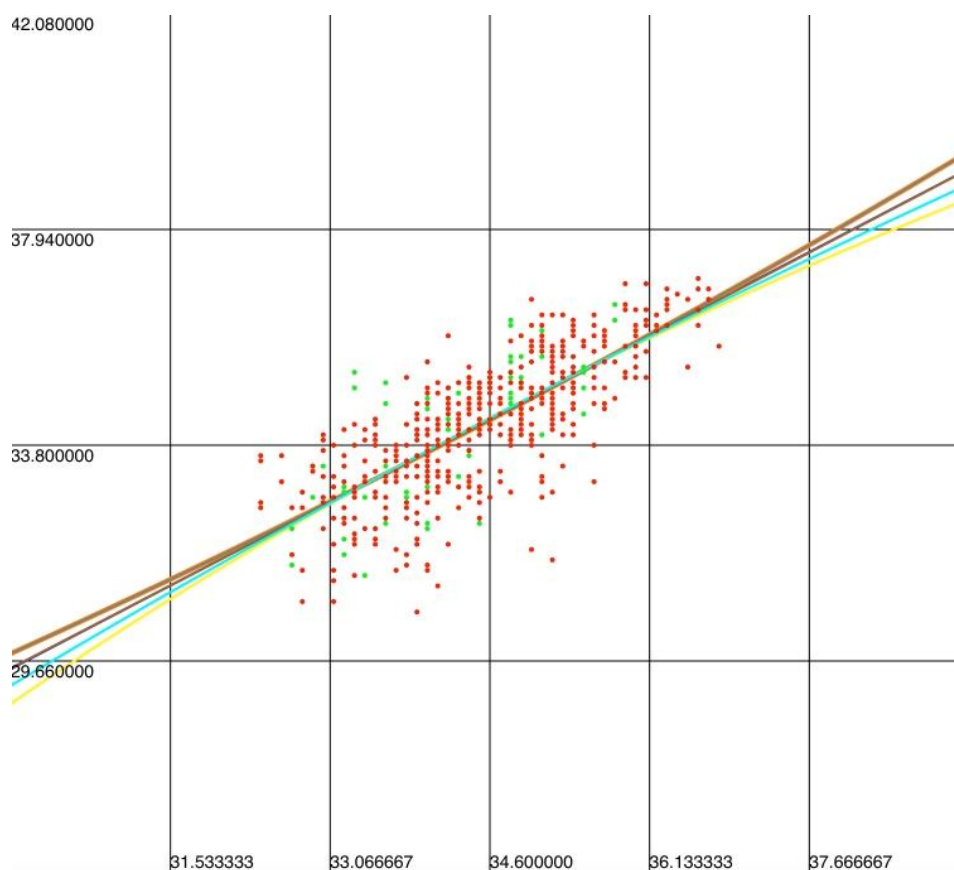


Рис. 4. Линии регрессий между t_1 и T_1 в РТМ-диапазоне

ПРИМЕЧАНИЕ

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты № 15-47-02475-р_поволжье_a и № 15-47-02642-р_поволжье_a).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Веденяпин, Д. А. Об одной нейросетевой модели диагностики венозных заболеваний / Д. А. Веденяпин, А. Г. Лосев // Управление большими системами. – 2012. – № 39. – С. 219–229.
2. Веснин, С. Г. Современная микроволновая радиотермометрия молочных желез / С. Г. Веснин, М. А. Каплан, Р. С. Авакян // Опухоли женской репродуктивной системы. – 2008. – № 3. – С. 28–35.
3. Изучение надежности комбинированной термографии как метода диагностики состояния вен нижних конечностей / Т. В. Замечник, Н. С. Овчаренко, С. И. Ларин, А. Г. Лосев // Флебология. – 2010. – Т. 4, № 3. – С. 23–26.
4. Кобринский, Б. А. Консультативные интеллектуальные медицинские системы: классификация, принципы построения, эффективность / Б. А. Кобринский // Врач и информационные технологии. – 2008. – № 2. – С. 38–47.
5. Лосев, А. Г. О взаимосвязи некоторых признаков РТМ-диагностики заболеваний молочных желез / А. Г. Лосев, Е. А. Мазепа, Х. М. Сулейманова // Вестник Волгоградского государственного университета. Серия 1, Математика. Физика. – 2015. – № 4 (29). – С. 36.
6. Лосев, А. Г. О некоторых характерных признаках в диагностике патологии молочных желез по данным микроволновой радиотермометрии / А. Г. Лосев, Е. А. Мазепа, Т. В. Замечник // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 6.

7. О некоторых характерных признаках в диагностике венозных заболеваний нижних конечностей методом комбинированной термографии / Е. В. Анисимова, Т. В. Замечник, А. Г. Лосев, Е. А. Мазепа // Вестник новых медицинских технологий. – 2011. – Т. 18, № 2. – С. 329–330.

8. Способ комбинированной термометрии и математические модели вероятностной диагностики заболеваний вен нижних конечностей / Т. В. Замечник, С. И. Ларин, А. Г. Лосев, Н. С. Овчаренко // Вестник новых медицинских технологий. – 2009. – Т. 16, № 4. – С. 14–16.

REFERENCES

1. Vedenyapin D.A., Losev A.G. Ob odnoy neyrosetevoy modeli diagnostiki venoznykh zabolovaniy [About One Neural Network Model of Venous Diseases Diagnosis]. *Upravlenie bolshimi sistemami*, 2012, no. 39, pp. 219-229.

2. Vesnin S.G., Kaplan M.A., Avakyan R.S. Sovremennaya mikrovolnovaya radiotermometriya molochnykh zhelez [Modern Microwave Radiometry of Breast]. *Opukholi zhenskoy reproduktivnoy sistemy*, 2008, no. 3, pp. 28-35.

3. Zamechnik T.V., Ovcharenko N.S., Larin S.I., Losev A.G. Izuchenie nadezhnosti kombinirovannoy termografii kak metoda diagnostiki sostoyaniya ven nizhnikh konechnostey [Study of Reliability of the Combined Thermography as a Method of Diagnostics of the Condition of Veins of the Lower Extremities]. *Flebologiya*, 2010, vol. 4, no. 3, pp. 23-26.

4. Kobrinskiy B.A. Konsultativnye intellektualnye meditsinskie sistemy: klassifikatsiya, printsipy postroeniya, effektivnost [Intelligent Medical Advisory Systems: Classification, Principles of Development, Efficiency]. *Vrach i informatsionnye tekhnologii*, 2008, no. 2, pp. 38-47.

5. Losev A.G., Mazepa E.A., Suleymanova Kh.M. O vzaimosvyazi nekotorykh priznakov RTM-diagnostiki zabolovaniy molochnykh zhelez [The Interrelation of Some Features of RTM-Diagnosis of Breast Diseases]. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 1, Matematika. Fizika* [Science Journal of Volgograd State University. Mathematics. Physics], 2015, no. 4 (29), pp. 36.

6. Losev A.G., Mazepa E.A., Zamechnik T.V. O nekotorykh kharakternykh priznakakh v diagnostike patologii molochnykh zhelez po dannym mikrovolnovoy radiotermometrii [About Some Characteristic Signs in Diagnosis of Pathology of Mammary Glands According to Microwave Radio Thermometry]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*, 2014, no. 6.

7. Anisimova E.V., Zamechnik T.V., Losev A.G., Mazepa E.A. O nekotorykh kharakternykh priznakakh v diagnostike venoznykh zabolovaniy nizhnikh konechnostey metodom kombinirovannoy termografii [About Some Characteristic Signs in Diagnosis of Venous Diseases of the Lower Extremities by the Method of Combined Thermography]. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy*, 2011, vol. 18, no. 2, pp. 329-330.

8. Zamechnik T.V., Larin S.I., Losev A.G., Ovcharenko N.S. Sposob kombinirovannoy termometrii i matematicheskie modeli veroyatnostnoy diagnostiki zabolovaniy ven nizhnikh konechnostey [The Combined Thermometry and Mathematical Model of Probabilistic Diagnostics of Diseases of Lower Limb Veins]. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy*, 2009, vol. 16, no. 4, pp. 14-16.

REGRESSION MODEL FOR DIAGNOSIS OF BREAST PATHOLOGY ACCORDING TO MICROWAVES RADIOMETRY DATA

Oleg Andreevich Bochkarev

Student, Institute of Mathematics and Information Technologies,
Volgograd State University
mr.differential@mail.ru, matf@volsu.ru
Pros. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

Andrey Vasilyevich Zenovich

Senior Lecturer, Department of Fundamental Computer Science and Optimal Control,
Volgograd State University
zenovich@rambler.ru, fiou@volsu.ru
Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

Alexander Georgievich Losev

Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor,
Department of Mathematical Analysis and Function Theory,
Volgograd State University
allosev59@gmail.com, matf@volsu.ru
Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

Abstract. The paper by T.V. Zamechnik, A.G. Losev and E.A. Mazepa [6] set out an algorithm for obtaining highly informative diagnostic signs for breast pathology based on microwave radiometry. This paper examines the effect of the temperature at the reference points on the informative features. Obviously, the results of measurements depend on the ambient temperature. Unfortunately, the ambient temperature was not recorded during creation of the training sample. For analysis of indirect effects of ambient temperature we decided to use the temperature at control points T_1 and T_2 . Analysis of the corresponding correlation coefficients revealed that the temperature at the control points has high direct correlation with the temperature changes in the mammary glands.

Learning sample data was pre-processed. We obtained linear regressions depending on the results of measurements of the temperature at the control points. Thereafter, we reduced the measurement results to an average temperature at reference points T_1 and T_2 . The pre-processing of sample data resulted in increasing efficiency of some characteristic features for diagnosis and improved the information content of highly informative signs. So it improved the accuracy of the diagnostic algorithm.

The paper attempts to use non-linear regression models which can be linearized. For the new training samples we used hyperbolic, logarithmic, power and exponential regressions. Using these types of regression doesn't give any new results because the regression lines of all kinds are almost identical within a range of patients temperature.

Key words: microwave radiometry, correlation analysis, breast screening, express diagnostics of malignant breast tumors, mammology.