



DOI: <https://doi.org/10.15688/jvolsu1.2016.5.13>

УДК 004.89

ББК 55.6

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МНОГОМЕРНЫХ ТЕРМОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ В МЕДИЦИНСКОЙ ДИАГНОСТИКЕ<sup>1</sup>

**Александр Георгиевич Лосев**

Доктор физико-математических наук, профессор кафедры  
математического анализа и теории функций,  
Волгоградский государственный университет  
[alexander.losev@volsu.ru](mailto:alexander.losev@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@rambler.ru](mailto:zenovich@rambler.ru), [fiou@volsu.ru](mailto:fiou@volsu.ru)  
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

**Олег Андреевич Бочкарев**

Студент института математики и информационных технологий,  
Волгоградский государственный университет  
[mr.differential@mail.ru](mailto:mr.differential@mail.ru)  
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

**Владислав Викторович Левшинский**

Студент института математики и информационных технологий,  
Волгоградский государственный университет  
[vladi.lev.email@gmail.com](mailto:vladi.lev.email@gmail.com)  
просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

**Аннотация.** Данная работа посвящена технологии разработки консультативных интеллектуальных систем, а также методов искусственного интеллекта, предназначенных для анализа, моделирования и интерпретации медицинских термометрических данных. В течение последнего десятилетия метод микроволновой радиотермометрии получил широкое распространение в различных областях медицины. Однако существующий на данный момент диагностический комплекс является системой поддержки решений очень квалифицированного специалиста. Последнее значительно сужает область применения и во многом нивелирует уникальные возможности метода в ранней диагностике. Решение указанной проблемы обеспечивает разработка консультативной интеллектуальной системы, то есть экспертной системы, содержащей механизм объяснения и обоснования предлагаемых решений на языке, понятном пользователю.

В работе предложены новые подходы к интеллектуальному анализу данных микроволновой радиотермометрии, предназначенных для диагностики рака молочной железы. Предъявлен метод формирования многомерных информационных признаков на базе количественного описания существующих медицинских знаний, а также получения новых знаний на основе физико-математических моделей температурных полей.

Полученный набор диагностических признаков является основой создаваемой консультативной интеллектуальной системы диагностики рака молочной железы. Кроме того, предлагаемый метод обеспечивает создание аналогичных систем диагностики ряда других заболеваний на основе данных микроволновой радиотермометрии.

**Ключевые слова:** интеллектуальный анализ данных, микроволновая радиотермометрия, консультативные интеллектуальные системы, маммология, онкология.

## Введение

Одной из актуальных проблем современности является ранняя диагностика рака молочной железы. Ежегодно в мире от данной болезни умирает более 500 000 человек. При современном уровне развития медицины для успешного лечения выявляемая опухоль должна иметь диаметр не более 5–7 мм. При этом, в настоящее время (см., например, [5]), средний размер впервые выявляемых опухолей значительно больше (1,34 см), а частота выявления опухолей до 1 см в диаметре составляет 10–20 %. В связи с этим необходима организация качественных профилактических осмотров женщин с применением неинвазивных методов обследования. Одним из таких способов диагностики является метод микроволновой радиотермометрии (иногда называемый комбинированной термометрией).

Микроволновая радиотермометрия — это биофизический метод неинвазивного обследования, заключающийся в измерении внутренних и поверхностных температур тканей по интенсивности их теплового излучения. Анализ получаемых данных позволяет выявлять локальные температурные аномалии, которые в большинстве случаев сопровождают возникающие опухоли. Радиотермометрия не может ответить на вопрос, есть

ли у этой пациентки узловое образование или нет, но может выделить пациенток с высоким риском рака, которым необходимо провести комплексное обследование. Причем температурные изменения характерны в первую очередь для опасных, быстрорастущих опухолей. В связи с этим радиотермометрия зачастую является единственной возможностью ранней диагностики. К сожалению, для адекватной диагностики при данном обследовании необходим специалист-маммолог высокой квалификации, что затрудняет использование метода при массовых профилактических осмотрах. Решение указанной проблемы обеспечивает разработка консультативной интеллектуальной системы, то есть экспертной системы, содержащей механизм объяснения и обоснования предлагаемых решений на языке, понятном пользователю (см. [2]).

Для постановки предварительного диагноза в консультативной системе необходимо нахождение высокоинформативных признаков заболеваний, способных объяснить и обосновать предлагаемое решение на языке, доступном врачу. При этом, в силу целого ряда причин, традиционные методы нахождения диагностических признаков зачастую не являются эффективными. Одновременно, по мнению экспертов, на будущее качество алгоритмов классификации влияют, с одной стороны, качественный и количественный составы обучающей выборки и, с другой стороны, качественный и количественный составы пространства информационных признаков.

Целью данного исследования является разработка алгоритмов поиска многомерных диагностических признаков и построения на их основе алгоритма диагностики. Полученный алгоритм планируется использовать при создании консультационной информационной системы.

## 1. Пространство информационных признаков

### 1.1. Качественные признаки и моделирующие функции

Опишем технологию диагностики рака молочной железы методом комбинированной термометрии с применением измерительного комплекса РТМ-01-РЭС. Данный комплекс позволяет проводить измерения температуры кожи (диапазон ИК) и внутренней температуры пациента на глубине до 5 см (диапазон РТМ). Обследование пациентки проводится в горизонтальном положении, обнаженной по пояс, руки под головой. Измерения проводятся в девяти точках правой и левой молочной железы, в точках левой и правой аксиллярной области, а также в двух опорных точках Т1 и Т2, расположенных в центре грудной клетки (рис. 1). В каждой из данных точек измеряются две температуры (кожная и глубинная). Таким образом каждому пациенту мы можем поставить в соответствии вектор из 44-х температур  $t_0, \dots, t_{43}$ .

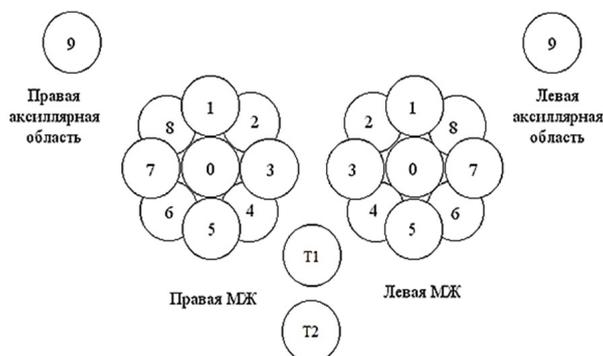


Рис. 1. Схема обследования молочных желез

Анализируя полученные температурные данные, специалисты выявили следующие качественные признаки рака молочной железы (см. [1; 4]):

- повышенная величина термоасимметрии между одноименными точками молочных желез;
- повышенный разброс температур между отдельными точками в пораженной молочной железе;
- повышенная дисперсия разности температур между железами;
- разница температур сосков;
- повышенная температура соска в пораженной молочной железе по сравнению со средней температурой молочной железы с учетом возрастных изменений температуры;
- соотношение кожной и глубинной температур;
- повышенное значение осцилляции температур в областях и некоторые другие.

Для каждого такого качественного признака можно построить набор числовых моделирующих функций от температур, значения которых количественно характеризуют изучаемый феномен. Например, повышенную величину термоасимметрии между одноименными точками молочных желез можно моделировать различными функциями вида

$$g(f(t_{0,пр}, \dots, t_{n,пр}) - f(t_{0,л}, \dots, t_{n,л})),$$

где  $f(t_{0,пр}, \dots, t_{n,пр})$  — значение функций температур для точек  $t_0, \dots, t_n$  правой молочной железы;  $f(t_{0,л}, \dots, t_{n,л})$  — значение аналогичной функции температур для точек  $t_0, \dots, t_n$  левой молочной железы, а  $g(x)$  — некоторая функция одного переменного.

Приведем несколько конкретных функций, моделирующих данный качественный признак.

- 1) Повышенная разница температур сосков правой и левой молочных желез:

$$|t_{0,пр} - t_{0,л}|.$$

- 2) Повышенное среднеквадратичное значение разностей температур между одноименными точками правой и левой молочных желез:

$$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(t_{i,пр} - t_{i,л})^2}{9}}.$$

- 3) Повышенная разница температур в отдельных точках молочной железы

$$|t_{i,пр} - t_{i,л}|,$$

где  $i = 1, 2, \dots, 8$ .

Очевидно, что для каждого качественного признака можно представить достаточно большой набор моделирующих функций. Более того, с помощью изучения областей изменения различных функций можно попытаться обнаружить новые медицинские знания. Например, среди представленных выше качественных признаков и, соответственно, моделирующих их функций, присутствуют как функции температур, так и разностные аналоги их производных по различным направлениям. Однако в математической физике при описании температурных полей традиционно используются различные виды уравнений теплопроводности. Таким образом, для обнаружения аномалий температурных полей пациенток может оказаться интересным изучение поведения разностных аналогов вторых производных функции температур.

## 1.2. Определение многомерных характеристических и высокоинформативных признаков

На основе результатов обследования, представленных онкологическими центрами, была создана база термометрических данных, по которой были сформированы обучающая и тестовая выборки (см.: [3; 7]). Обучающая выборка состоит из 74 здоровых и 302 больных пациентов. Каждому пациенту ставится в соответствие набор из 44-х температур. Таким образом обучающая выборка может быть представлена в виде матрицы:

$$\begin{pmatrix} t_0^1 & \cdots & t_{43}^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^k & \cdots & t_{43}^k \\ t_0^{k+1} & \cdots & t_{43}^{k+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ t_0^n & \cdots & t_{43}^n \end{pmatrix},$$

где  $t_i^j$  при  $j = 1, \dots, k$  — температуры здоровых пациентов;  $t_i^j$  при  $j = k + 1, \dots, n$  — температуры больных пациентов.

Перейдем к точным определениям. Пусть  $f^q = f^q(t_0, t_1, \dots, t_{43})$  —  $q$ -я моделирующая функция, рассматриваемая на множестве векторов  $\Omega = \{(t_0^j, \dots, t_{43}^j)\}$ , где  $j = 1, \dots, n$ . Обозначим  $f_j^q = f^q(\vec{t}_j)$ , где  $\vec{t}_j = (t_0^j, t_1^j, \dots, t_{43}^j)$ ,  $j = 1, \dots, n$ . Рассмотрим вектор-функции  $f = (f^{q_1}, \dots, f^{q_m})$ .

Характеристическим признаком будем называть пару  $(f, X)$ , где  $X \subset R^m$  — максимальное (в каком-то смысле) подмножество области изменения вектор-функции  $f$ , такое, что  $(f_j^{q_1}, \dots, f_j^{q_m}) \in X$  для некоторых  $j = k + 1, \dots, n$  и  $(f_j^{q_1}, \dots, f_j^{q_m}) \in R^m \setminus X$  для всех  $j = 1, \dots, k$ .

Алгоритм нахождения характеристических признаков заключается в выборе  $X$  так, чтобы в него вошли все вектора  $(f_j^{q_1}, \dots, f_j^{q_m})$  при  $j = 1, \dots, k$ , и минимум векторов  $(f_j^{q_1}, \dots, f_j^{q_m})$  при  $j = k + 1, \dots, n$ .

Очевидно, что если характеристический признак выполняется для какого-то пациента, этот пациент относится к классу «Больные».

Вычислительные эксперименты показали, что проводить диагностику, основываясь только на характеристических признаках, не представляется возможным. Впрочем, это вполне естественно, так как с их помощью обнаруживаются только достаточно серьезные аномалии поведения температурных полей. По аналогии с характеристическими введем понятие высокоинформативного признака.

Высокоинформативным признаком будем называть тройку  $(f, V, X)$ , где  $f$  — вектор-функция, моделирующая поведение температурных полей;  $V = I(S, f, X)$  — информативность, или вес признака;  $X$  — область изменения вектор-функции. Информативность — это количественный параметр, определяющий, насколько хорошо закономерность описывает различия между искомой и отделяемой группами. В качестве  $V = I(S, f, X)$  использовались следующие характеристики:

1) Статистическая информативность:

$$SI(f^q, X) = -\ln \frac{C_k^h C_{n-k}^s}{C_n^{h+s}}, \quad (1)$$

где  $h$  обозначено количество молочных желез класса «Здоровые», для которых  $f \in X$ , а  $s$  — количество молочных желез класса «Больные», для которых  $f \in X$ .

2) Эвристическая информативность:

$$HI(f^q, X) = \frac{\max(\frac{k}{h}, \frac{n-k}{s})}{\min(\frac{k}{h}, \frac{n-k}{s})}. \quad (2)$$

3) Комбинированная информативность:

$$CI = \sqrt{SI \cdot HI}. \quad (3)$$

Данные виды информативностей использовались ранее в диагностике заболеваний нижних конечностей [6] и онкологических заболеваний молочных желез [7]. Для высокоинформативных признаков область  $X$  подбирается так, чтобы комбинированная информативность была максимальной. Использование комбинированной информативности обусловлено рядом причин. А именно: статистическая информативность отделяет достаточно большие группы исследуемых объектов, но при этом теряется точность, эвристическая информативность достаточно точная, но при этом отделяет маленькое количество исследуемых объектов.

### 1.3. Алгоритмы поиска двумерных характеристических признаков

Особый интерес представляют двумерные характеристические признаки, так как они характеризуют взаимное влияние двух качественных медицинских признаков друг на друга, но при этом достаточно понятны врачу-диагносту (то есть вполне применимы в консультативной интеллектуальной системе).

Обозначим  $x_j = f_j^{q1}$ ,  $y_j = f_j^{q2}$  значения двух моделирующих функций на  $j$ -м векторе обучающей выборки. Нам необходимо научиться выбирать выпуклую область  $X$  координатной плоскости, имеющую достаточно небольшую площадь и содержащую все точки  $(x_j, y_j)$ ,  $j = 1, \dots, k$ . Можно в качестве  $X$  взять выпуклую оболочку множества данных точек, но при этом есть опасность, что такая область будет сильно зависеть от нюансов обучающей выборки. В данной работе проводились вычислительные эксперименты, в качестве области  $X$  строились эллипсы, обладающие внутренней симметрией.

Обозначим  $P$  — множество точек, соответствующее пациентам из класса «Здоровые»;  $Q$  — множество точек, соответствующее пациентам из класса «Больные».

Было рассмотрено 3 эвристических алгоритма построения эллипсов минимальной площади, включающие набор двумерных точек.

Алгоритм 1. Центр эллипса выбирается как среднее арифметическое двух точек из  $P$ , находящихся на наибольшем расстоянии друг от друга. Варьируя угол наклона большой полуоси и расстояние между фокусами, добиваемся минимальной площади.

Алгоритм 2. Методом наименьших квадратов ищем коэффициенты прямой

$$y = ax + b, \quad (4)$$

наименее удаленной от множества  $P$ . Вычисляем среднее значение  $x' = \sum_{j=1}^k \frac{x_j}{k}$  и подставляем его в уравнение (4), получаем  $y' = ax' + b$ . Положим координаты центра эллипса  $x_0 = x'$ ,  $y_0 = y'$ , после чего пользуемся алгоритмом 1.

Алгоритм 3. Действуем согласно алгоритму 2, за исключением того, что  $y' = \sum_{j=1}^k \frac{y_j}{k}$ ,  $x' = \frac{y'-b}{a}$ .

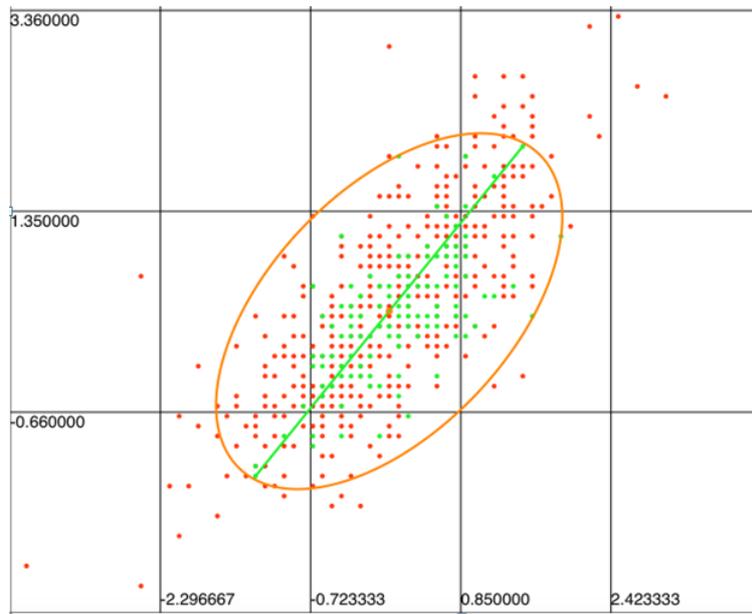


Рис. 2. Пример работы алгоритма 1

В качестве примера в таблице 1 приведены несколько двумерных признаков, построенных на основе алгоритмов, приведенных выше. Для каждого признака в первой колонке приведена доля пациентов из класса «Больные», для которых выполняется данный признак, а во второй — разность между количеством больных, выявляемых двумерным признаком, и количеством больных, выявляемых последовательным применением двух соответствующих одномерных признаков.

Таблица 1

**Характеристические двумерные признаки**

$f^{(q_1)}$	$f^{(q_2)}$	Алгоритм 1		Алгоритм 2		Алгоритм 3	
$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(\Delta t_i - \bar{t})^2}{9}}$ (РТМ)	$\max_{i=1,8} t_i$ (РТМ)	13,2%	0	15,2%	6	20,8%	23
$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(\Delta t_i - \bar{t})^2}{9}}$ (ИК)	$(\max_{i=1,8} t_i - \min_{i=1,8} t_i) -$ $(\max_{i=1,8} t_i - \min_{i=1,8} t_i)$ (РТМ)	25,8%	22	24,5%	18	23,8%	16
$\max_{i=1,8} \{t_0 - t_i\}$ (РТМ)	$(\max_{i=1,8} t_i - \min_{i=1,8} t_i)$ (ИК)	19,7%	24	17,6%	14	17,9%	15
$ t_{0,п} - t_{0,л} $ (ИК)	$\max_{i=1,8} \left\{ \left  \left( \frac{t_0 - t_i}{2} \right)_п - \left( \frac{t_0 - t_i}{2} \right)_л \right  \right\}$ (ИК)	21,8%	36	15,2%	16	15,2%	16
$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(\Delta t_i - \bar{t})^2}{9}}$ (РТМ)	$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(\Delta t_i - \bar{t})^2}{9}}$ (ИК)	21,8%	18	25,1%	28	23,1%	22

### 1.4. Алгоритм поиска двумерных высокоинформативных признаков

По любой паре моделирующих функций  $(f^{q1}, f^{q2})$  можно построить высокоинформативный признак. Для этого сначала находим эллипс  $X$ , для которого тройка  $(f^{q1}, f^{q2}, X)$  является характеристическим признаком. Затем начинаем сужать эллипс  $X$ , строя подобные ему эллипсы с тем же центром и на полученных областях вычисляем комбинированную информативность (3). Обозначим  $Y$  тот эллипс, на котором комбинированная информативность максимальна. Тогда тройка  $(f^{q1}, f^{q2}, Y)$  образует высокоинформативный признак с максимальной комбинированной информативностью.

В таблице 2 приведены несколько двумерных высокоинформативных признаков, построенных на основе алгоритмов 1–3. Для каждого признака приведены значения комбинированной информативности.

Таблица 2

Высокоинформативные двумерные признаки

$f^{(q1)}$	$f^{(q2)}$	Алг. 1	Алг. 2	Алг. 3
$\max_{i=1,8} \{t_0 - t_i\}$ (PTM)	$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(t_{i,n} - t_{i,l})^2}{9}}$ (ИК)	14,7	6,6	8,4
$\max_{i=1,8} \left\{ \left  \left( \frac{t_0 - t_i}{2} \right)_n - \left( \frac{t_0 - t_i}{2} \right)_l \right  \right\}$ (ИК)	$(\max_{i=1,8} t_i - \min_{i=1,8} t_i)$ (ИК)	5,5	10,2	3,3
$\sqrt{\sum_{i=0}^8 \frac{(\Delta t_i - \bar{t})^2}{9}}$ (PTM)	$\max_{i=1,8} \left\{ \frac{t_0 + \sum_{j=1}^4 t_{(j+i) \bmod 8+1}}{5} \right\}$ (PTM)	1,9	4,3	13,9
$\max_{i=1,8} \left\{ t_0 - \frac{\sum_{j=1}^7 t_{(j+i) \bmod 8+1}}{7} \right\}$ (ИК)	$t_0 - t_{cp}$ (PTM)	6,0	3,9	4,8

### 2. Алгоритм диагностики с использованием двумерных признаков

Качество алгоритма диагностики характеризуется тремя параметрами: точностью  $Ac$  (долей верно диагностированных пациентов), специфичностью  $Sp$  (долей верно диагностированных здоровых пациентов) и чувствительностью  $Se$  (доля верно диагностированных больных пациентов).

Параметры алгоритма диагностики подбираются на материалах обучающей выборки экспериментально с целью максимизации критерия эффективности  $D = \sqrt{Sp \cdot Se}$ .

Для построения двумерных характеристических признаков использовалась 681 моделирующая функция. Было получено 231 540 двумерных признаков. Ясно, что для создания эффективного алгоритма классификации необходима минимизация полученного набора признаков. Минимизация осуществлялась жадным алгоритмом. Сортируем признаки по количеству выявляемых больных. В качестве первого признака минимизиру-

ванного набора берем признак с наибольшим количеством, в качестве второго признака берем признак, дающий максимальное приращение количества больных относительно первого признака и т. д. до тех пор, пока не выявим всех больных на обучающей выборке. В результате получим минимизированный набор из 25–33 двумерных признаков, в зависимости от используемого алгоритма построения эллипсов. Аналогичная минимизация проводилась для высокоинформативных признаков, только там признаки ранжировались по возрастанию комбинированной информативности.

На основе минимизированного набора характеристических и высокоинформативных двумерных признаков был построен алгоритм диагностики.

На первом шаге алгоритма диагностики происходит вычисление всех характеристических признаков из минимизированного набора. Если выполнен хотя бы один признак, то пациента (молочную железу), чей вектор температур был использован, относим к классу «Больные».

На втором шаге алгоритма вычисляем сумму  $S$  комбинированных информативностей выполненных высокоинформативных признаков. Если  $S$  больше критерия классификации  $S_0$ , то пациента (молочную железу) относим к классу «Больные», в противном случае — к классу «Здоровые» (рис. 3).

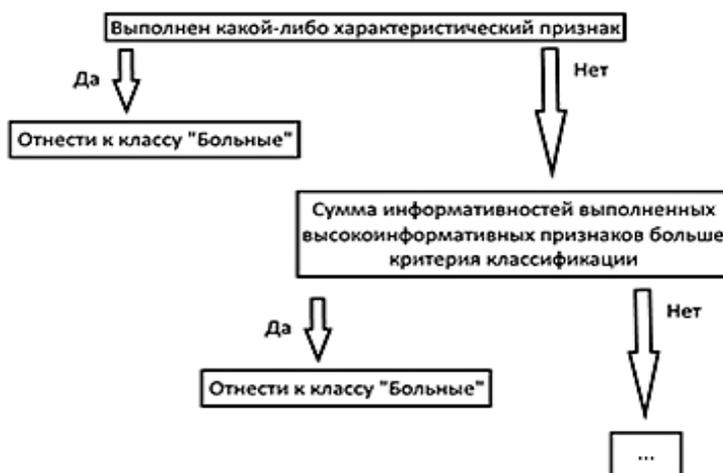


Рис. 3. Схема алгоритма диагностики

Критерий классификации  $S_0$  подбирается экспериментально на обучающей выборке, чтобы минимизировать  $D$ .

Результаты алгоритма диагностики с использованием минимизированных наборов двумерных характеристических и высокоинформативных признаков приведены в таблице 3. Отдельно проведена диагностика по молочным железам и пациентам. Проверка на тестовой выборке показала, что результаты диагностики являются удовлетворительными.

### ПРИМЕЧАНИЕ

<sup>1</sup> Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ (проект № 15-47-02475-р\_поволжье\_а).

**Результаты диагностики с использованием двумерных характеристических  
и высокоинформативных признаков**

	Алгоритм 1		Алгоритм 2		Алгоритм 3	
	МЖ, %	П, %	МЖ, %	П, %	МЖ, %	П, %
<i>Sp</i>	54,95	62,38	60,89	66,34	64,85	70,30
<i>Se</i>	84,2	78,95	86,84	84,21	89,47	89,47
<i>D</i>	68,03	70,15	72,78	74,74	76,18	79,31

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Веснин, С. Г. Современная микроволновая радиотермометрия молочных желез / С. Г. Веснин, А. М. Каплан, Р. С. Авакян // Медицинский альманах. — 2008. — № 3. — С. 82–87.
2. Кобринский, Б. А. Консультативные интеллектуальные медицинские системы: классификация, принципы построения, эффективность / Б. А. Кобринский // Врач и информационные технологии. — 2008. — № 2. — С. 38–47.
3. 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. 35–44.
4. 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. — С. 254–261.
5. Моисеенко, В. М. Кинетические особенности роста рака молочной железы и их значение для раннего выявления опухоли / В. М. Моисеенко, В. Ф. Семиглазов // Маммология. — 1997. — № 3. — С. 3–11.
6. О некоторых характерных признаках в диагностике заболеваний нижних конечностей методом комбинированной термографии / Е. В. Анисимова, Т. В. Замечник, А. Г. Лосев, Е. А. Мазепа // Вестник новых медицинских технологий. — 2011. — № 18 (2). — С. 329–330.
7. Проблемы измерения и моделирования тепловых и радиационных полей в биотканях: анализ данных микроволновой радиотермометрии / А. Г. Лосев, А. В. Хоперсков, А. С. Астахов, Х. М. Сулейманова // Вестник Волгоградского государственного университета. Серия 1, Математика. Физика. — 2015. — № 6 (31). — С. 31–71.

**REFERENCES**

1. Vesnin S.G., Kaplan A.M., Avakyan R.S. Sovremennaya mikrovolnovaya radiotermometriya molochnykh zhelez [Modern Microwave Radiometry of Breasts]. *Meditinskiy almanakh*, 2008, no. 3, pp. 82-87.
2. Kobrinskiy B.A. Konsultativnye intellektualnye meditsinskie sistemy: klassifikatsiya, printsipy postroeniya, effektivnost [Consulting Intelligent Medical Systems: Classification, Principles of Construction, Efficiency]. *Vrach i informatsionnye tekhnologii*, 2008, no. 2, pp. 38-47.
3. Losev A.G., Mazepa E.A., Suleymanova Kh.M. O vzaimosvyazi nekotorykh priznakov RTM-diagnostiki zabolevaniy molochnykh zhelez [The Relationship Between Some Signs 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. 35-44.

4. Losev A.G., Mazepa E.A., Zamechnik T.V. O nekotorykh kharakternykh priznakakh v diagnostike patologii molochnykh zhelez po dannym mikrovolnovoy radiotermometrii [Some Typical Symptoms in the Diagnosis of Breast Pathology Glands According Microwave Radiometry]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*, 2014, no. 6, pp. 254-261.

5. Moiseenko V.M., Semiglazov V.F. Kineticheskie osobennosti rosta raka molochnoy zhelezy i ikh znachenie dlya rannego vyyavleniya opukholi [Kinetics of Growth Breast Cancer and Their Significance for the Early Detection of Tumors]. *Mammologiya*, 1997, no. 3, pp. 3-11.

6. Anisimova E.V., Zamechnik T.V., Losev A.G., Mazepa E.A. O nekotorykh kharakternykh priznakakh v diagnostike zabolevaniy nizhnikh konechnostey metodom kombinirovannoy termografii [On Some Characteristic Features in the Diagnosis of Diseases of the Lower Extremities by a Combined Thermography]. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy*, 2011, no. 18 (2), pp. 329-330.

7. Losev A.G., Khoperskov A.V., Astakhov A.S., Suleymanova Kh.M. Problemy izmereniya i modelirovaniya teplovykh i radiatsionnykh poley v biotkanyakh: analiz dannykh mikrovolnovoy radiotermometrii [Problems of Measurement and Modeling of Thermal and Radiation Fields in Biological Tissues: Analysis of Microwave Thermometry Data]. *Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya 1, Matematika. Fizika* [Science Journal of Volgograd State University. Mathematics. Physics], 2015, no. 6 (31), pp. 31-71.

## **MULTIDIMENSIONAL THERMOMETRIC DATA MINING IN MEDICAL DIAGNOSTICS**

**Alexander Georgievich Losev**

Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor,  
Department of Mathematical Analysis and Function Theory,  
Volgograd State University  
alexander.losev@volsu.ru  
Prosp. 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

**Oleg Andreevich Bochkarev**

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

**Vladislav Viktorovich Levshinskiy**

Student, Institute of Mathematics and Information Technologies,  
Volgograd State University  
vladi.lev.email@gmail.com  
Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

**Abstract.** This paper is devoted to the development of technology advisory intelligent systems and artificial intelligence methods intended for analysis, modeling and interpretation of medical thermometer data. During the last decade

microwave radiometry method is widely used in various fields of medicine. However, the currently existing diagnostic system is a system of decision support for a very qualified person. This feature greatly narrows the scope and, in many respects, eliminates the possibilities of the method in the early diagnosis. The solution to this problem provides the development of an intellectual advisory system, that is expert system comprising a mechanism explanation and justification of the proposed solutions in a language understandable to the user. In this paper we propose a new approach to intellectual analysis of microwave radiometry data intended for the diagnosis of breast cancer. We present the method of formation of multidimensional information signs on the basis of a quantitative description of the existing medical knowledge and acquire new knowledge on the basis of physical and mathematical models of temperature fields. The resulting set of diagnostic features is the basis for the establishment of consultative Intellectual cancer diagnosis system of breast. In addition, the proposed method provides a similar diagnostic systems of a number of other diseases based on microwave radiometry data.

**Key words:** data mining, microwave radiometry, intelligent advisory systems, mammalogy, oncology.