

# ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ И СИНДРОМНЫЙ АНАЛИЗ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ ИНТЕРПРЕТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Т.П. Беликова, И. И. Стенина, Н.И. Яшунская\*  
Институт проблем передачи информации РАН, Москва, Россия  
\*) Московская Медицинская Академия, Россия

## Аннотация

В работе предлагаются методы, позволяющие усилить диагностические возможности врача в распознавании медицинских изображений. С помощью цифровой обработки были выделены информативные детали и структуры изображений. В результате их анализа экспертом были сформированы описания изображений в виде наборов признаков, которые использовались для статистического анализа связи выделенных признаков с патологиями различной природы и построения формального решающего правила. Рассмотрен подход к замене (или дополнению) отдельных визуальных оценок признаков, сделанных экспертом, на формализованные числовые показатели (статистики), измеряемые на изображении. Разработанные методы были опробованы в задаче дифференциальной диагностики шаровидных образований легких, и позволили эффективно решать сложные диагностические задачи, как профессионалу, так и специалисту, имеющему ограниченные знания в данной предметной области.

## 1. Введение

В настоящее время во всем мире происходят существенные изменения в технологиях получения и анализа медицинских изображений, призванные облегчить интерпретацию полученной видеoinформации [1-7].

Полезность использования методов цифровой обработки изображений и экспертного анализа признаков при решении сложных диагностических задач в настоящее время становится все более очевидной [2,4].

Цель данной работы - построение комплекса методов, базирующихся на использовании достижений в области цифровой обработки изображений, применении экспертных знаний и статистического анализа нечетких данных для усиления диагностических возможностей врача и повышения точности диагностических решений. Предложенный комплекс методов облегчает анализ изображений и может помочь в решении сложных диагностических задач, как профессионалу, так и специалисту, имеющему ограниченные знания в данной предметной области.

## 2. Материалы и методы

На Рис. 1 приведена блок-схема разработанного комплекса методов.

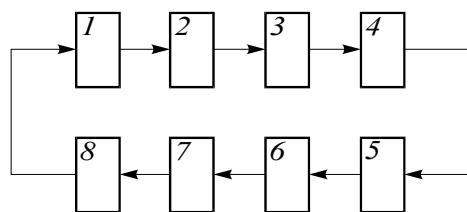


Рис.1. Блок-схема методов, позволяющих усилить диагностические возможности врача в распознавании медицинских изображений.

1. Цифровая обработка изображений.

Выделение или измерение особенностей изображения (деталей, структур, объектов, количест-

венных характеристик и т.д.), важных для правильной интерпретации изображений экспертом.

2. Анализ обработанных изображений.

Использование экспертных знаний для описания обработанных изображений с помощью набора признаков, используемых при анализе изображения и при постановке диагноза.

3. Создание базы описаний изображений.

Построение базы данных в терминах выбранных признаков и их значений.

4. Комбинированный выбор специфических признаков

Выбор диагностически значимых признаков на основе статистического анализа данных в базе данных и дополнение их признаками, важными по смыслу с точки зрения эксперта.

5. Построение формального решающего правила (ФРП).

Использование метода синдромного анализа [8] для построения порогового решающего правила в виде СИНДРОМА (набора признаков), привычного для медицинской диагностики.

6. Проверка построенного решающего правила.

Проверка из тестовой выборке точности решений эксперта и решений построенного ФРП.

7. Проверка ФРП для разных пользователей

Проверка точности решающего правила для пользователей разной квалификации.

8. Формализованная оценка признаков.

Замена (или дополнение) отдельных визуальных оценок признаков, сделанных экспертом, на формализованные числовые показатели (статистики), измеряемые на изображении. (Возвращение к пункту 1).

Предложенные методы были опробованы при решении задачи доклинической диагностики периферического рака легкого (дифференциальная диагностика шаровидных образований).

Использование традиционных диагностических методов, таких, как обычная и компьютерная томография, не позволяет решать эту задачу с высо-

кой точностью на ранних стадиях заболевания [9], когда еще можно рассчитывать на хороший отдаленный прогноз результатов лечения. Это вызвано сходством наблюдаемых рентгенологических признаков у злокачественных и доброкачественных образований на раннем этапе заболевания [10]. В то же время применение инвазивных методов (пункционной биопсии и торокатомии) для уточнения диагноза часто оказывается нежелательным и может привести к серьезным осложнениям [11].

Для цифровой обработки были использованы фронтальные и боковые линейные томограммы легких с толщиной среза 2 мм, которые были введены в ЭВМ с шагом 100 мкм с 8 бит на каждый отсчет. Выбор линейных томограмм был обусловлен тем, что компьютерные и магниторезонансные томограммы пока не обеспечивают необходимого пространственного разрешения анатомических деталей.

Около 600 томограмм с маленькими (до 2.5 см в диаметре) шаровидными образованиями были обработаны методом оптимальной линейной фильтрации [7] (Выборка (1), Табл.1). Сто из них (Выборка (2)) были с использовались для создания обучающей базы данных. При построении ФРП на основе формального описания признаков использована Выборка (3). Для экспериментов с пользователями разной квалификации было отобрано 38 томограмм (Выборка (4)). Около половины этих изображений представляли диагностически сложные случаи. В эксперименте приняли участие 4 специалиста разной квалификации, которые анализировали обработанные изображения и отвечали на вопросы о наблюдаемых признаках. На Выборке (5) проведено сравнение результатов интерпретации с использованием экспертной и формализованной оценки ряда признаков.

**Таблица 1. Выборки, использованные для :(1) обработки изображений; (2) для построения формального решающего правила (обучающая выборка); (3) для построения ФРП по формальным оценкам признаков(обучающая выборка), (4) и (5) для проверки решающих правил (тестовые выборки). Класс А - злокачественные образования, Класс Б - доброкачественные образования.**

Выборка №	Класс объекта	Число объектов	Размер объектов в см	
			≤ 1.5	1.5 - 2.5
1	Класс А	338	74	264
	Класс Б	258	170	88
2	Класс А	64	33	31
	Класс Б	36	33	3
3	Класс А	100	31	69
	Класс Б	183	103	80
4	Класс А	18	8	10
	Класс Б	20	9	11
5	Класс А	22 (20)	12	10
	Класс Б	27(13)	21	6

### 2.1. Цифровая обработка изображений

Для обработки изображений были использованы методы оптимальной линейной фильтрации, направленные на выделение информативных (диагностически важных) объектов и структур на медицинских изображениях [7, 12].

Наблюдаемое изображение  $X$  рассматривалось как смесь сигнала от интересующего пользователя объекта (ов)  $U$  (полезный сигнал) и фоновой части изображения  $W$  (шума) [12].

Задача состояла в определении оператора (синтезе фильтра)  $A$ , который позволил бы найти оценку  $\hat{U} = AX$  полезного сигнала, наилучшую по заданному критерию качества  $R(U, \hat{U})$ . Фильтр  $A$  был синтезирован при следующих предположениях [7]:

1. Исходное изображение  $X$  представляет собой аддитивную смесь изображения (сигнала) объекта  $U$  и фоновой части изображения  $W$ . Фоновая часть в рассматриваемой задаче - это изображение

от прилежащих анатомических тканей и шум датчика видеосигнала:

$$X=U+W. \quad (1)$$

2. Необходимые для синтеза фильтра характеристики сигнала объекта и фоновой части изображения могут быть вычислены с использованием соответствующих моделей сигналов объекта и фона или оценены по исходному изображению (классу изображений).

3. Сигнал объекта и фоновой части изображения независимы.

При синтезе оптимального фильтра были использованы два критерия:

а) критерий минимума среднеквадратичной ошибки восстановления сигнала объекта (критерия МСКО):

$$R(U, \hat{U}) = \langle (U - AX)^2 \rangle = \min, \quad (2)$$

где усреднение  $\langle \cdot \rangle$  осуществляется по всем случайным параметрам;

б) экспертный критерий:

- фильтрация не вносит артефактов, влияющих на точность диагностики;

- все детали и структуры, выделенные в результате обработки изображения объекта, соответствуют морфологическим деталям и структурам, наблюдаемым врачом-морфологом на гистологическом препарате этого объекта.

Оператор  $A$  искали в классе линейных операторов, допускающих для своей реализации использование быстрых алгоритмов.

Частотная характеристика оптимального по критерию МСКО фильтра задается выражением [13]:

$$H_{МСКО}(r,s) = K_U(r,s) / K_X(r,s), \quad (3)$$

где  $(r,s)$ - пространственные частоты, а  $K_X$  и  $K_U$  - энергетические спектры, описывающие классы, к которым принадлежит исходное изображение и исследуемый объект.

Оценка энергетического спектра сигнала объекта  $K_U$  была найдена с использованием оценок энергетических спектров анализируемого изображения  $K_X$  и модели фоновой части изображения  $K_W$  [7].

$$H_{МСКО}(r,s) = (K_X(r,s) - \overline{K}_W(r,s)) / K_X(r,s) \quad (4)$$

В качестве эмпирической оценки энергетического спектра фоновой части изображения  $K_W$  был использован спектр мощности, усредненный по  $T$  имеющимся реализациям фона [14]:

$$\overline{K}_W(r,s) = \sum_{j=1}^T |S_{W_j}(r,s)|^2 / T. \quad (5)$$

Здесь  $S_{W_j}(r,s)$  - спектр фонового изображения  $W_j$ , соответствующего выбранной модели фона (фоновое изображение, на котором отсутствует тренд видеосигнала [7]).

Для получения такой оценки реализации фона  $W_j$ , использованные для построения модели энергетического спектра фоновой части изображения, были стандартизированы так, чтобы их средние значения и дисперсия были такими же, как на однотипной фоновой части анализируемого изображения. Эмпирические оценки энергетических спектров были сглажены для удаления импульсных выбросов на отдельных частотах [7].

Линейный фильтр (4) адаптивно преобразовывает изображения: подавляет фоновую часть и усиливает контраст деталей и структур изображения, соответствующих полезному сигналу.

## 2.2. Визуальный анализ обработанных изображений

Оптимальная линейная фильтрация позволяет врачу хорошо различать на обработанном изображении рентгенологические признаки, характерные для патологий разной природы, и уверенно интер-

претировать анализируемое изображение. Так, например, после обработки томограмм фильтром (4) становится хорошо виден характер контуров шаровидного образования, особенности окружающей легочной ткани, детали и структуры как внутри, так и вне образования (Рис. 2б).

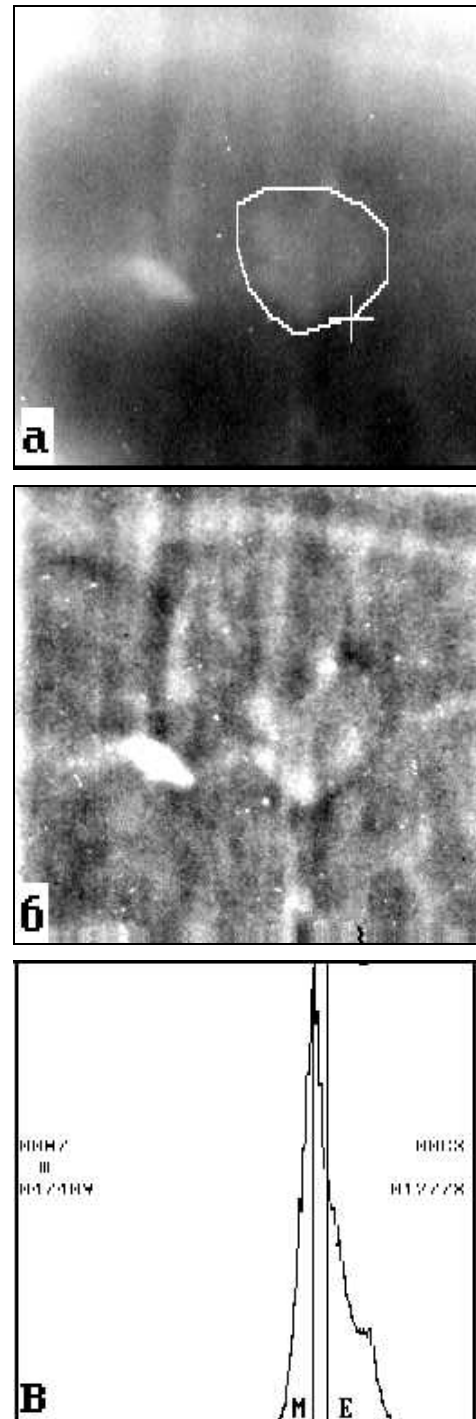


Рис. 2. а) Исходная томограмма (замкнутой линией отмечена область с шаровидным образованием); б) результат обработки изображения оптимальным линейным фильтром (б); в) гистограмма значений плотности, измеренная в области шаровидного образования.

Рентгено-морфологические сопоставления [15, 16] позволили идентифицировать все выделенные структуры с теми, которые наблюдает врач-патологоанатом на гистологическом срезе.

Исследования показали [16], что обработка изображений методом оптимальной линейной фильтрации не только позволила надежно различать известные дифференциально-диагностические признаки, но помогла эксперту выявить новые диагностически важные признаки. В частности, оказалось, что для злокачественных образований характерно наличие плотной фрагментированной тени, соответствующей рубцовой ткани. На исходной линейной томограмме она не различима из-за малой контрастности исходного изображения. На компьютерных томограммах она также не видна из-за недостаточного пространственного разрешения и искажений, возникающих на границе шаровидного образования, которые особенно значительны для объектов небольшого размера [17].

### 2.3. Создание базы описаний изображений.

Опыт эксперта в диагностике патологий был использован для определения диагностики важных признаков заболевания. Проведенные исследования [18] позволили эксперту сформулировать дифференциально-диагностические признаки, специфичные для патологических изменений разной природы. Эти признаки были использованы для описания изображений и построения базы данных в терминах выбранных признаков и их значений.

## 3. Синдромный анализ и построение формального решающего правила

### 3.1. Построение формального решающего правила (Синдрома)

Правило принятия решения о принадлежности объекта к классу злокачественных опухолей строилось с помощью метода синдромного анализа данных [8]. Анализируемые объекты были представлены исходным набором из  $m$  признаков, имеющих некоторые значения из заданной совокупности значений. Объект относили к Классу А, если для этого объекта  $k$  из  $m$  признаков имели значения, характерные для Класса А, где  $k \geq n$  ( $n \leq k \leq m$ ). Порог классификации  $n$  настраивается по данным (обучающей выборке) так, чтобы минимизировать число неправильных решений.

Такая классификационная схема решений хорошо имитирует аргументацию эксперта при решении медицинских задач и позволяет найти решение в легко интерпретируемой форме, что может быть использовано для обучения анализу изображений и распознаванию патологий.

Общее число правил в Синдроме равно полному числу возможных сочетаний из  $m$  признаков по  $k$

признаков, где  $k \geq n$ :  $\sum_{k=n}^m C_m^k$

### 3.2. Комбинированный выбор специфических признаков

Построенный Синдром (ФРП) был сформирован в виде набора признаков. В него вошли признаки:

а) важные по смыслу, даже если они редки в рассматриваемом классе;

б) характерные и высоко специфичные для рассматриваемого класса и при этом допустимые с точки зрения эксперта;

в) часто встречающиеся на одних и тех же объектах данного класса и в основном дополняющие друг друга на объектах альтернативных классов.

Выбранные признаки, имеющие ранговую шкалу значений, преобразовывались в бинарные путем подбора диапазона значений, характерных для рассматриваемого класса. Для формальной оценки меры связи исходных признаков с классифицирующим был использован критерий Хи квадрат.

### 3.3. Настройка параметров формального решающего правила

Порог выполнения ФРП (Синдрома) [8] выбирался так, чтобы:

а) диагностическая ценность синдрома при заданном пороге была максимальной, то есть среди всех объектов обучающей выборки, для которых выполняется данный синдром, преобладали объекты рассматриваемого класса;

б) синдром был устойчив, то есть диагностическая ценность синдрома при исключении необязательных с точки зрения эксперта или более слабых признаков снижалась незначительно.

Построенное таким образом ФРП работает и в случае неполных, неточных и зашумленных данных (пропущены значения ряда признаков, признаки оценены неточно и т.д.). Оно аккумулирует знания эксперта, и позволяет выявить неявные связи между выделенными диагностическими признаками и патологическими процессами разной природы.

### 3.4. Построение решающего правила для классификации шаровидных образований.

Формальное решающее правило было построено с использованием 100 обработанных медицински верифицированных томограмм (Табл.1, Выборка (2)). В нее вошли образования для которых диагноз эксперта совпадал с результатом морфологического заключения (точность диагностики эксперта соответствовала 100%). При составлении этой выборки предпочтение отдавалось образованиям маленького размера.

В Таблице 2 приведены признаки, отобранные с помощью комбинированного анализа признаков (первоначально экспертом было предложено использовать 25 признаков для описания рентгенологических особенностей шаровидного образования) [18].

**Таблица 2. Список признаков, использованных при построении ФРП.  
Классифицирующий признак - Морфологический диагноз  
(Злокачественное/доброкачественное образование).**

1.	Характер внутренних структур	(регулярные /нет)
2.	Фрагментированная плотная тень во внутренней области образования	(есть/нет/затрудняюсь ответить)
3.	Форма образования	(округлая/овальная/нерегулярная)
4.	Контур образования	(четкие /нечеткие)
5.	Контур образования	(ровные/ неровные)
6.	Контур угловатые	(да/нет)
7.	Контур лучистые	(да/нет)
8.	Сосуды в прилежащих тканях	(есть/нет)
9.	Отходящие от образования сосуды	(есть/нет)
10.	Отходящие от образования тени - инвазия в ткани	(есть/нет)
11.	Характер плевры	(видна/невидна )
12.	Утолщение плевры	(есть/нет)

С помощью синдромного анализа данных было построено три Синдрома с разным числом использованных признаков и разными порогами классификации. Точность их классификации была проверена на обучающей выборке для выбора лучшего из разработанных ФРП.

#### **4. Формализованная оценка признаков**

Анализ результатов чтения обработанных изображений разными экспертами, показал, что их оценки признаков часто различаются. Для уменьшения субъективизма в определении значений признака экспертом может оказаться полезной дополнение или замена некоторых визуальных оценок числовыми показателями, измеренными на изображении (статистиками, параметрами моделирующих функций и др.). Эти статистики (параметры) могут затем войти в решающие правила как новые признаки.

##### **4.1. Измерение значений признаков на томограммах**

Визуальный анализ маленьких (до 2,5 см в диаметре) доброкачественных образований, подтвержденный данными морфологического исследования, показал, что они, как правило, достаточно однородны (не считая мелких включений, например, кальцинатов). Это является их отличительной особенностью по сравнению с большинством злокачественных образований, имеющих, как правило, более разнородную структуру. Неоднородность злокачественного образования может быть вызвана наличием опухолевой и рубцовой ткани, полостей распада и т.д. [15,16]. Для оценки степени однородности-неоднородности образования мы измерили гистограмму значений плотности во внутренней области шаровидного образования для изображений из Выборки (3).

Оказалось, что гистограммы доброкачественных образований обычно имеют одну моду и симметричны относительно максимума гистограммы (166 из 183). Большинство многомодовых (55 из 72) и асимметричных одномодовых гистограмм

(Рис. 2в) соответствовало злокачественным образованиям.

Для оценки формы одномодовых гистограмм были предложены статистики:

1.  $L$  - число отсчетов (в процентах), где значения плотности выше, чем плотность, соответствующая максимуму  $E$  гистограммы.

2.  $K$  - отношение стандартного отклонения  $\sigma$  к разнице максимального  $M$  и среднего значения гистограммы  $E$ :  $K = \sigma / (E - M)$ .

Для вычисления значений  $K$  и  $L$  на исходном изображении во внутренней области шаровидного образования (в пределах границ, указанных экспертом (Рис 2 а)) измерялась гистограмма значений плотности (Рис. 2 в) [16].

Анализ экспертных оценок и гистограммных признаков показал, что такие измерения можно использовать только для изображений высокого качества при отсутствии кальцинатов, артефактов на пленке и полос размазывания. Поскольку артефакты, полосы размазывания и кальцинаты не являются дифференциально-диагностическими признаками, а их определение на изображении не представляет для эксперта затруднений, предложенные статистики были включены в решающее правило как замена признаков «рубец» и «бугристость», представляющих разные варианты неоднородности изображения.

##### **4.2. Классификация с использованием статистик и решающих правил**

По Выборке (3) были выбраны пороговые значения статистик  $L$  и  $K$  для различения доброкачественных и злокачественных образований. Для одномодовых гистограмм при  $K < 4.5$  и/или  $L > 61$  образование относили к классу злокачественных. К этому же классу были отнесены образования с многомодовыми гистограммами. Точность их классификации была проверена на обучающей выборке.

## 5. Эффективность диагностики с использованием разработанного комплекса методов

### 5.1. Классификация ФРП и визуальный анализ признаков экспертом

Диагностическая точность разработанных синдромов при классификации шаровидных образований из обучающей Выборки (2) представлена в Табл. 3. Синдромы построены для Класса А (рак) при разном числе значимых признаков **m** и разных значениях порога **n**.

Таблица 3. Диагностическая точность построенного формального решающего правила (Выборка 2).

№ Синдрома	Порог Синдрома <b>n</b>	Число признаков <b>m</b>	Число правильных решений/число объектов	
			Класс А	Класс Б
1	4	12	63/64	33/36
2	5	12	60/64	32/36
3	3	8	63/64	32/36

Таблица 4. Эффективность интерпретации изображений экспертом на основе анализа исходных и обработанных изображений, а также с использованием разработанного ФРП (по изображениям из Выборки (1), которые не вошли в Выборку (2)).

Метод анализа и интерпретации	Чувствительность %	Специфичность %	Точность %
1. Исходные томограммы (Эксперт)	81.4+3.2	73.3+3.9	77.82+2.6
2. Обработанные томограммы (Эксперт)	97.2+1.4	91.0+2.6	94.71+1.4
3. Обработанные томограммы (ФРП)	98.4+1.4	91.7+2.7	95.6+1.8

Как видно из приведенных данных, точность диагностики эксперта по обработанным изображениям возросла почти на 17% по сравнению с результатами его диагностики по исходным изображениям.

Использование ФРП позволяет классифицировать шаровидные образования с точностью, приближающейся к точности эксперта высокой квалификации.

Полученная здесь точность сравнима с результатами пункционной биопсии маленьких (до 2.5 см) шаровидных образований, получаемых под наблюдением компьютерной томографии [11, 19].

Диагностическая точность Синдрома 1 для пользователей разной квалификации представлена в Табл. 5. Четыре эксперта анализировали обработанные изображения из Выборки (4) и давали ответы на вопросы о наблюдаемых признаках. Поскольку поч-

Для дальнейших экспериментов с ФРП был выбран Синдром 1, который дал наименьшее число ошибок на обучающей выборке для обоих классов.

В Табл. 4 приведены результаты диагностических решений высококвалифицированного эксперта (Эксперт 1), анализировавшего исходные и обработанные томограммы, и результат применения ФРП (Синдром 1). Здесь были использованы оценки признаков Экспертом 1 при анализе обработанных изображений из Выборки (1).

ти половина изображений в этой выборке относилась к диагностически сложным случаям, пользователям разрешили самим выбрать те изображения, которые они хотели интерпретировать.

Эксперт 1 имел большой опыт анализа обработанных изображений: по результатам его визуального анализа была сформирована обучающая выборка и построены синдромы. Эксперты 2 и 3 - специалисты-пульмонологи. Эксперт 2 был обучен анализу изображений по обработанным томограммам с использованием независимой выборки. Эксперт 3 не прошел такого предварительного обучения. Эксперт 4 не был рентгенологом, но прошел этап обучения чтению признаков, подобно Эксперту 2.

В эксперименте 5 были использованы обработанные изображения из Выборки (1) (Табл. 1), которые были неправильно интерпретированы Экспертом 1.

Таблица 5. Диагностическая точность Синдрома 1 для пользователей разной квалификации с использованием изображений из Выборки (4).

Эксперимент №	Число правильных решений/число объектов			
	Решение Эксперта		Решение ФРП	
	Класс А	Класс Б	Класс А	Класс Б
1. Квалифицированный Эксперт 1	7/9	7/9	8/9	7/9
2. Обученный Эксперт 2	9/9	3/5	9/9	4/5
3. Необученный Эксперт 3	11/18	10/20	14/18	18/20
4. Неспециалист Эксперт 4	-	-	14/15	8/10
5. Ошибочные решения Эксперта 1 (по Выборке 1)	0/8	0/7	4/8	2/7

Как видно из Табл. 5, обучение чтению выделенных при обработке признаков является существенным компонентом предлагаемой технологии диагностики. Несмотря на то, что Эксперт 3 был специалистом-пульмонологом, рентгенологическая картина, получающаяся после цифровой обработки, была для него достаточно непривычной, что привело к низкой точности диагностических решений этого Эксперта. Обучение чтению признаков не только позволяет эксперту надежно ставить диагноз (см. результаты Эксперта 2), но дает возможность предположить, что выделенные в результате обработки признаки могут быть легко обнаружены экспертом, не обладающим опытом в области рентгенологии (см. результаты Эксперта 4 в Таблице 5). Это связано с тем, что сложная задача анализа и интерпретации медицинского изображения, требующая знаний и опыта работы в данной предметной области, оказалась представленной в виде последовательности более простых подзадач, связанных с анализом конкретных деталей и структурных элементов, которые после цифровой обработки становятся видны намного лучше, чем на исходном изображении. Анализ этих особенностей становится доступен неспециалисту после несложного обучения.

**Таблица 6. Точность диагностики ФРП при формализованной оценке ряда признаков по изображениям из Выборки (5).**

№ эксперимента	№ правила	m	n	Число правильных решений / число объектов в классе	
				Класс А	Класс Б
1	1	12	4	20/20	12/13
2	2	14	5	20/20	12/13
3	3	12	4	19/20	13/13
4	3	12	4	20/22	25/27

Точность решений при добавлении статистик К и L (Правило 2) и при исключении экспертных признаков «рубец» и «бугристость» (Правило 3, Эксперимент 3) не снизилась. Результаты диагностики на полной тестовой Выборке (5) (с артефактами и микрокальцинатами) (Правило 3, Эксперимент 4) изменились незначительно.

### 6. Выводы

1. Анализ обработанного изображения позволяет уверенно различать рентгенологические признаки, характерные для злокачественных и доброкачественных образований.

2. Построенное формальное правило дифференциальной диагностики шаровидных образований с использованием обработанных томограмм легких дает высокую точность диагностики, сравнимую с результатами эксперта высокой квалификации. При этом сложная задача анализа и интерпретации исходного изображения оказалась представленной в виде последовательности более простых задач, связанных с анализом конкретных деталей и структурных элементов, которые после цифровой обработки

становятся видны существенно лучше, чем на исходном изображении.

3. Применение разработанных методов позволило более эффективно решать сложные диагностические задачи как профессионалу, так и специалисту, имеющему ограниченные знания в данной предметной области. Следует отметить также, что ФРП может быть использовано для обучения дифференциальной диагностике шаровидных образований по обработанным томограммам.

### 5.2. Классификация ФРП при формализованной оценке признаков

Исходное решающее правило (без добавления статистик) включало 12 бинарных признаков (**m**) и имело порог выполнения **n=4** (Синдром 1), то есть правило относило объект к классу злокачественных образований, если у объекта наблюдались не менее 4 из 12 признаков со значениями, соответствующими злокачественному образованию. Первоначально для эксперимента были отобраны те изображения из Выборки (5), на которых отсутствовали микрокальцинаты, артефакты и полосы размазывания (20 изображений со злокачественными и 13 с доброкачественными образованиями, см. Эксперименты 1-3 в Табл. 5). Синдром 1 верно определял все злокачественные образования при одной ошибке в другом классе (Правило 1 в Табл. 6).

4. Формализованные числовые показатели (статистики), измеряемые на изображении, позволяют уменьшить субъективизм при анализе и интерпретации изображения экспертом.

Помимо измерения статистических характеристик для оценки ряда признаков могут быть использованы, например, методы компьютерного зрения, позволяющие перейти (там, где это возможно) к формальному описанию особенностей изображения, их анализу и распознаванию.

Представляется важным отметить, что предлагаемые формальные характеристики изображения не

должны рассматриваться как обязательная замена экспертных оценок (также как и использование решающего правила). Они предлагаются эксперту как дополнительные данные, которые он может использовать в случае затруднений с его собственной оценкой признака или изображения в целом.

5. Разработанная технология может помочь в диагностике рентгенологически неопределенных образований и дополнить данные линейной и компьютерной томографии. Она может быть использована при создании интеллектуального рабочего места для лучевой диагностики, соответствующего современному уровню разработок в этой области [5], и включена в состав цифровых систем PACS [6] для работы с медицинскими изображениями в рентгенодиагностических отделениях поликлиник и больниц.

### Литература

1. Lemke H.U. Medical Imaging and Computer Assisted Radiology. Tutorial Notes of the CAR'91. The 5-th International Symposium on Computer Assisted Radiology, Berlin, July 2-3 1991, Springer-Verlag, 1991, p.9-68.
2. McEachron D.L., Hess S., Knecht L.B. et. al. Image processing for the rest of us: the potential utility of inexpensive computerized image analysis in clinical pathology and radiology. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 1989, V.13, 1989, p.3.
3. Schuster E. Computer Aided Medical Diagnosis. *Digital Image Processing and Computer Graphics (Theory and Applications)*, R.Oldenbourg Wien Munchen, 1991, p.232-259.
4. Mac Mahon H., Doi K., Giger M.L. et. al. Expert systems image analysis and computer-aided diagnosis (Keynote Lecture). European Congress of Radiology, Scientific Programme and Abstracts, Vienna, Austria, September 15-20, 1991, p.67.
5. Stewart B.K., Aberle D.R., Boechat M.I., et al. Clinical Utilization of Grayscale Workstations". *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, V.12, N.1, 1993, p.86-102.
6. Deckert G. PACS - New Ways in Medical Imaging and Communication. *Digital Image Processing and Computer Graphics (Theory and Applications)*, R.Oldenbourg Wien Munchen, 1991, p.40-51.
7. Беликова Т.П. Синтез линейных фильтров для выделения диагностически важных объектов в задачах медицинской интроскопии. В: "Цифровая оптика в медицинской интроскопии", Москва, Наука, 1992, с.57-74.
8. Pereverzev-Orlov V.S., Stenina I.I., Trunov V.G.. Syndrome Analysis of Data. *Pattern Recogn. and Image Analysis*, V. 3, N.4, 1993, p.500-505.
9. Khan A., Herman P.G., Vorwerk P., et. al. Solitary Pulmonary Nodules: Comparison of Classification with Standard, Thin Section and Reference Phantom CT. *Radiology*, V 179, 1991, p. 477-481.
10. Spencer H. "Pathology of the lung." Pergamon press, Oxford-New-York - Toronto - Sydney - Paris - Frankfurt, V 2, 1977, -873p.
11. Sinner W.N. Transthoracic needle biopsy of small peripheral malignant lung lesions. *Investigative Radiology*, V 25, N. 4, 1991, p. 402-409.
12. Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии М.: Радио и связь, 1987, - 296 с.
13. Wiener N. Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series. John Wiley, New York, 1949.
14. Лебедев Д.С. Статистическая теория обработки видеoinформации. Учебное пособие. М: МФТИ, 1988, -80с.
15. Belikova T.P., Yashunskaya N.I., Kogan E.A. Computer-Aided differential Diagnosis of Small solitary Pulmonary Nodules. *Computer and Biomedical Research*, V.29, N.1, 1996, p. 48-62.
16. Belikova T.P., Yashunskaya N.I., Kogan E.A. Computer analysis for differential diagnosis of small pulmonary nodules. In: «Intern. Congress for lung cancer». Athens Greece, 22-26 June 1994, Monduzzi Editore Intern., 1994, p.93-98.
17. Godwin J.D., Fram. E.K., Cann C.E., et. al. CT Densitometry of Pulmonary Nodules: A Phantom Study. *J. of Computer-Assisted Tomography*, V.6, N.2, 1982, p.254-258.
18. Belikova T.P., Stenina I.I., Yashunskaya N.I.. Image Processing and syndrome features analysis for enhancement of expert diagnostic abilities. *Pattern Recognition and Image Analysis*, V.5, N.3, 1995, p.402-409.
19. Van Sonnenberg E., Casola G., Ness C.C., et. al. Difficult thoracic lesions -CT guided biopsy, experience in 150 cases. *Radiology*, V.167, 1988, p. 457-462.