

**Кирсанова Анна Владиславна**

**АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ  
НОВООБРАЗОВАНИЙ ГОЛОВНОГО МОЗГА  
ПО МАГНИТНО-РЕЗОНАНСНЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ.**

Специальность 05.11.17 – Приборы, системы и изделия  
медицинского назначения.

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Санкт-Петербург 2010

Работа выполнена в Тверском государственном техническом университете.

Научный руководитель:

доктор технических наук, профессор Г.А. Дмитриев

Официальные оппоненты:

доктор технических наук, профессор В.В. Шаповалов

кандидат технических наук, доцент В. А. Биллиг

Ведущая организация – Рязанский государственный радиотехнический университет

Защита состоится «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2010 г. в \_\_\_\_ часов на заседании совета по защите докторских и кандидатских диссертаций Д 212.238.09 Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» имени В.И.Ульянова (Ленина) по адресу: 197376, Санкт-Петербург, ул. Проф. Попова, 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке университета.

Автореферат разослан «\_\_\_» декабря 2009 г.

Ученый секретарь совета по защите докторских и кандидатских диссертаций

Болсунов К.Н.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** За последнее время в связи с ростом индустриальной оснащённости человечества, с ухудшением экологической обстановки, резко возросло количество опухолевых заболеваний. Одними из самых серьёзных являются опухоли головного мозга, поражающие центральную нервную систему и нарушающие важные функции организма.

По данным НИИ им. Бурденко за 2008г. процент нахождения опухолей среди пациентов, обратившихся с жалобами к невропатологу, составляет порядка 7-8%, причем с каждым годом этот процент постепенно растёт. В связи с этим встает необходимость раннего выявления и точной диагностики опухолей головного мозга. Это также объясняется особой тяжестью этих заболеваний из-за локализации объемного процесса в области мозговых центров и труднодоступностью для хирургического вмешательства.

На сегодняшний день существует множество способов исследования головного мозга, но наибольшим преимуществом в диагностике опухолей мозга обладает магнитно-резонансная томография. При проведении обследования на томографе, врач получает возможность исследовать структурные и патологические изменения, четко оценить локализацию и распространенность патологии, определить ее характер и воздействие на прилежащие структуры мозга.

Из-за большого разнообразия опухолей и их признаков на томограммах головного мозга, а также в связи с проблемой распознавания их среди других заболеваний, диагностика новообразований является трудоемким процессом, требующим от врача больших временных затрат. Это связано с чтением справочной литературы, а также с частой необходимостью консультаций с другими докторами. Так же сложность составляет то, что поиск аномальных зон на томограммах осуществляется визуальным способом. При наличии малоконтрастных объектов на изображении их легко пропустить.

Сложность и трудоемкость диагностики новообразований головного мозга требует разработки новых алгоритмов и программных средств обработки и анализа данных, получаемых с магнитно-резонансных изображений, с целью повышения достоверности поставленного диагноза. Это позволит повысить качество диагностики и снизить вероятность возникновения врачебных ошибок, что напрямую повлияет на дальнейшее лечение и позволит сократить количество смертельных случаев от этих заболеваний.

В связи с вышеизложенным, становится актуальной создание системы поддержки принятия решений врача-радиолога при диагностике новообразований головного мозга, которая помимо советов пользователю-врачу будет выполнять функцию распознавания области патологического сигнала на томограмме и определять характеристики этой области.

**Цель работы.** Разработка методов и алгоритмов для системы поддержки принятия решений врача-радиолога, обеспечивающих повышение качества диагностики новообразований головного мозга за счет применения методов распознавания образов и компьютерного анализа данных.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- проанализировать пути повышения эффективности диагностики опухолей головного мозга, рассмотрев диагностический процесс с точки зрения системного анализа;
- сформировать набор признаков, позволяющий выявлять новообразования среди других заболеваний головного мозга;
- разработать методы выделения области патологии на томограмме;
- разработать алгоритмы определения основных характеристик найденной патологии;
- разработать автоматизированную систему поддержки принятия решений для врача-радиолога, включающую методы распознавания томограмм головного мозга и алгоритмы анализа данных;
- провести оценку работы предложенных методов и алгоритмов на контрольных выборках.

**Объектом исследования** является автоматизированная система диагностики новообразований головного мозга по магнитно-резонансным томограммам.

**Предметом исследования** является информационное, методическое и программно-алгоритмическое обеспечение системы.

**Методы исследований.** Для решения поставленных задач использовались методы системного анализа, распознавания образов и обработки изображений, экспертного оценивания, основные положения теории вероятности, математической статистики и дерева решений.

**Научная новизна.** В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

- метод выделения очага повышения сигнала на томограммах головы, заключающийся в выделении области вещества мозга от окружающих его тканей черепа и анализе крутизны спада гистограммы яркости изображения.
- метод выделения патологии среди других структур головного мозга с повышенным сигналом на томограмме, отличающийся учетом априорной информации о признаках нормальных анатомических структур мозга.
- алгоритмы определения основных характеристик патологической зоны на томограмме, отличающиеся обработкой патологических очагов на серии томограмм головного мозга, а также подсчетом количества этих очагов во всем мозге. Определение характеристик осуществляется с учетом всех импульсных последовательностей, используемых при сканировании головного мозга.
- алгоритм построения дерева решений, основанный на отделении от общей выборки групп наблюдений по критерию максимальной однородности, отличающийся улучшенным критерием ветвления, способом обработки пропущенных значений и высокой скоростью работы на больших объемах трудно формализуемых данных.

**Практическая значимость.** Разработанные методы и алгоритмы составили основу построения автоматизированной системы поддержки принятия решений, применение которой в процессе диагностики новообразований головного мозга позволяет повысить диагностическую эффективность и сократить время анализа.

Разработанный модуль распознавания патологии, практические испытания которого показали высокое качество выделения патологических структур головного мозга, помогает врачу обратить внимание на различные патологии, в том числе малоконтрастные и патологии малых размеров, что ведет к сокращению врачебных ошибок.

В рамках выявления характеристик патологии осуществляется распознавание субдуральной гематомы по специфическим признакам от других патологий головного мозга, что позволяет повысить практическую ценность системы и открыть новые пути дальнейшего ее совершенствования.

#### **Научное положение, выносимое на защиту.**

При разработке системы диагностики новообразований головного мозга по МРТ изображениям необходимо использовать методы выделения очага повышения сигнала и его характеристик на томограммах, а также алгоритмы интерпретации в виде деревьев решений, позволяющие повысить качество диагностики новообразований головного мозга.

#### **Внедрение результатов работы.**

Результаты работы внедрены в учебную деятельность кафедры хирургической стоматологии Тверской государственной медицинской академии, а также используются в учебном процессе кафедры автоматизации технологических процессов Тверского государственного технического университета при подготовке специалистов по направлениям 200401 - "Биотехнические и медицинские аппараты и системы" и 200402 - "Инженерное дело в медико-биологической практике".

**Апробация работы.** Основные положения и научные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях, совещаниях и семинарах: Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Биомедсистемы» (Рязань 2007г.), XXI Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» (Саратов, 2008г.), Международной конференции «Информационные технологии в образовании, технике и медицине» (Волгоград 2009г.), Всероссийской научной школе для молодежи «Биомедицинская инженерия», «БМИ-2009» (Санкт-Петербург, ЛЭТИ), на VIII Всероссийской научно-практической конференции с международным участием "Информационные технологии и математическое моделирование" (ИТММ-2009, Томск).

**Публикации.** Основные теоретические и практические результаты диссертации опубликованы в 8 статьях и докладах, из них по теме диссертации 8, среди которых 1 публикация в ведущих рецензируемых изданиях, рекомендованных в действующем перечне ВАК, 1 статья в нерецензируемом журнале. 6 докладов доложены и получили одобрение на международных, всероссийских и межвузовских научно-практических конференциях перечисленных в конце автореферата

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и библиографического списка, включающего 87 отечественных и 28 зарубежных наименований. Работа изложена на 148 страницах машинописного текста, содержит 65 рисунков, 12 таблиц и одно приложение.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цели и задачи исследования, научная новизна и практическая значимость, приводится краткое содержание работы по главам.

**В первой главе** рассмотрены общие положения и особенности диагностики новообразований головного мозга на магнитно-резонансном томографе. Выполнен анализ состояния предметной области: рассмотрены методики исследования головного мозга, особенности получения томограмм, выполнен обзор существующих систем поддержки принятия решений в медицине, систем обработки медицинских изображений, выявлены их особенности и недостатки, выделены основные тенденции развития.

Проведен структурный анализ дифференциальной диагностики новообразований головного мозга, как процесса распознавания заболевания, проанализированы основные этапы диагностики. Составлен алгоритм диагностики новообразований головного мозга (рисунок 1).

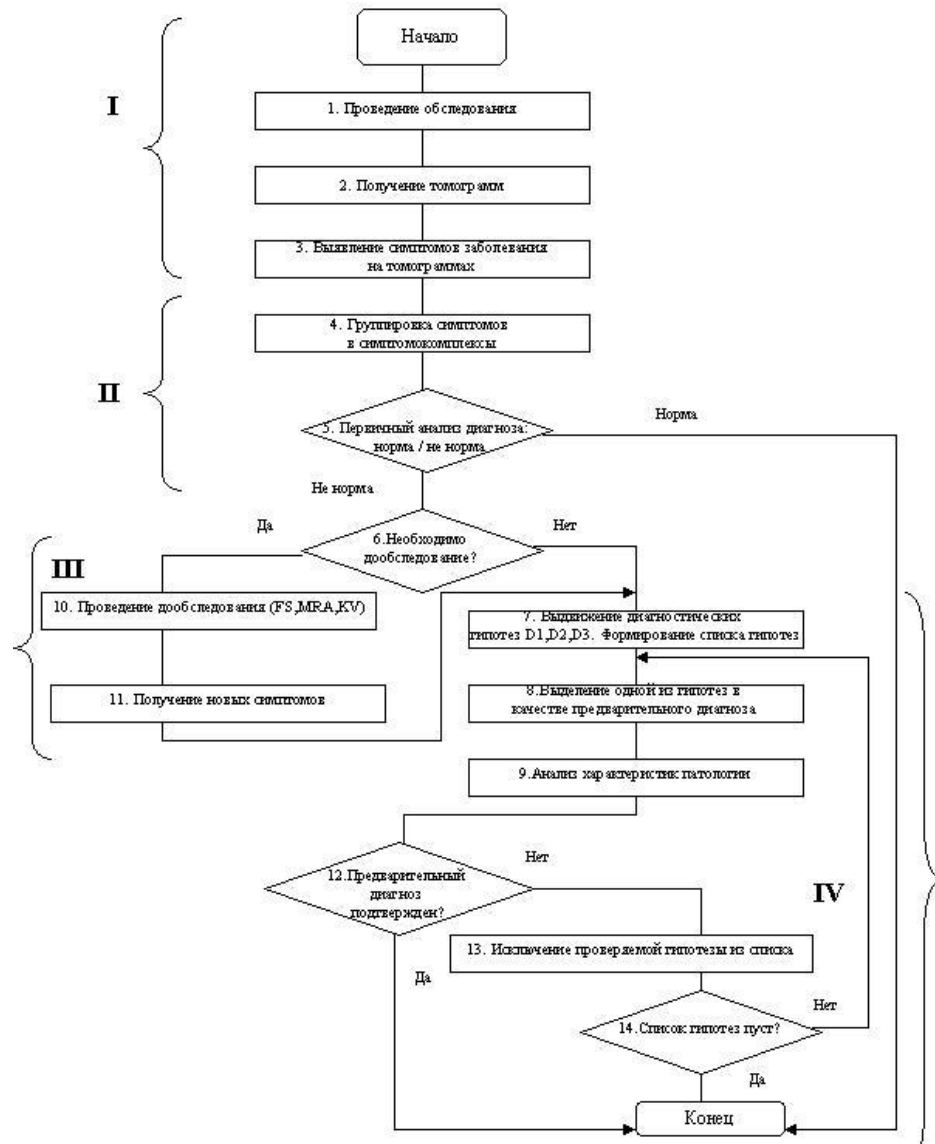


Рисунок 1 - Алгоритм процесса диагностики новообразований головного мозга

Проанализированы ошибки, возникающие на различных этапах алгоритма, и предложены пути автоматизации отдельных этапов диагностики – автоматизация задачи выявления признаков патологии и ее характеристик на томограммах, а так же автоматизация задачи интерпретации результатов исследований.

Выполнен функционально-структурный анализ систем поддержки принятия решений, применяемых для автоматизации различных этапов процесса диагностики. Выявлено отсутствие решений по автоматизации процесса диагностики новообразований головного мозга.

Разработана концепция архитектуры интеллектуальной системы исследования и диагностики новообразований головного мозга, Определен ее состав и функции подсистем.

Исходя из вышеописанной структуры процесса диагностики, можно выделить основные функции системы:

- 1) Выявление патологической зоны на томограммах головного мозга;
- 2) Распознавание характеристик патологической зоны на томограмме;
- 3) Выдвижение диагностической гипотезы.

Таким образом, в состав системы необходимо включить две функциональные подсистемы, одна из которых будет отвечать за обработку и анализ томограмм головного мозга и выполнять 1 и 2 функции, а другая будет осуществлять поддержку процесса принятия решения и выполнять 3 функцию, а так же обеспечивающую часть, предназначенную для ввода, поиска и представления информации в виде понятном пользователю.

Обосновано, что проблему повышения эффективности и качества дифференциальной диагностики образований головного мозга следует решать комплексно, путем создания интеллектуальной системы, интегрирующей функции и средства для решения задач исследования и диагностики – автоматизированное распознавание признаков новообразований на томограммах и методы анализа этих признаков и постановки диагностического заключения на их основе.

В заключение первой главы формируются цель и задачи исследования.

**Вторая глава** посвящена разработке методов для автоматизированного анализа томограмм головного мозга.

В связи со сложностью строения головного мозга и многообразием анатомических структур, процесс выделения патологической области на томограмме является сложной задачей.

Распознавание патологической области связано с рядом проблем:

Мягкие ткани головы и внутренняя часть черепа на томограммах, как и патология имеют повышенный сигнал по сравнению с веществом головного мозга, что затрудняет процесс нахождения патологической области.

Для решения этой проблемы предлагается метод обработки изображения, заключающийся в выделении только вещества головного мозга (рисунок 3).

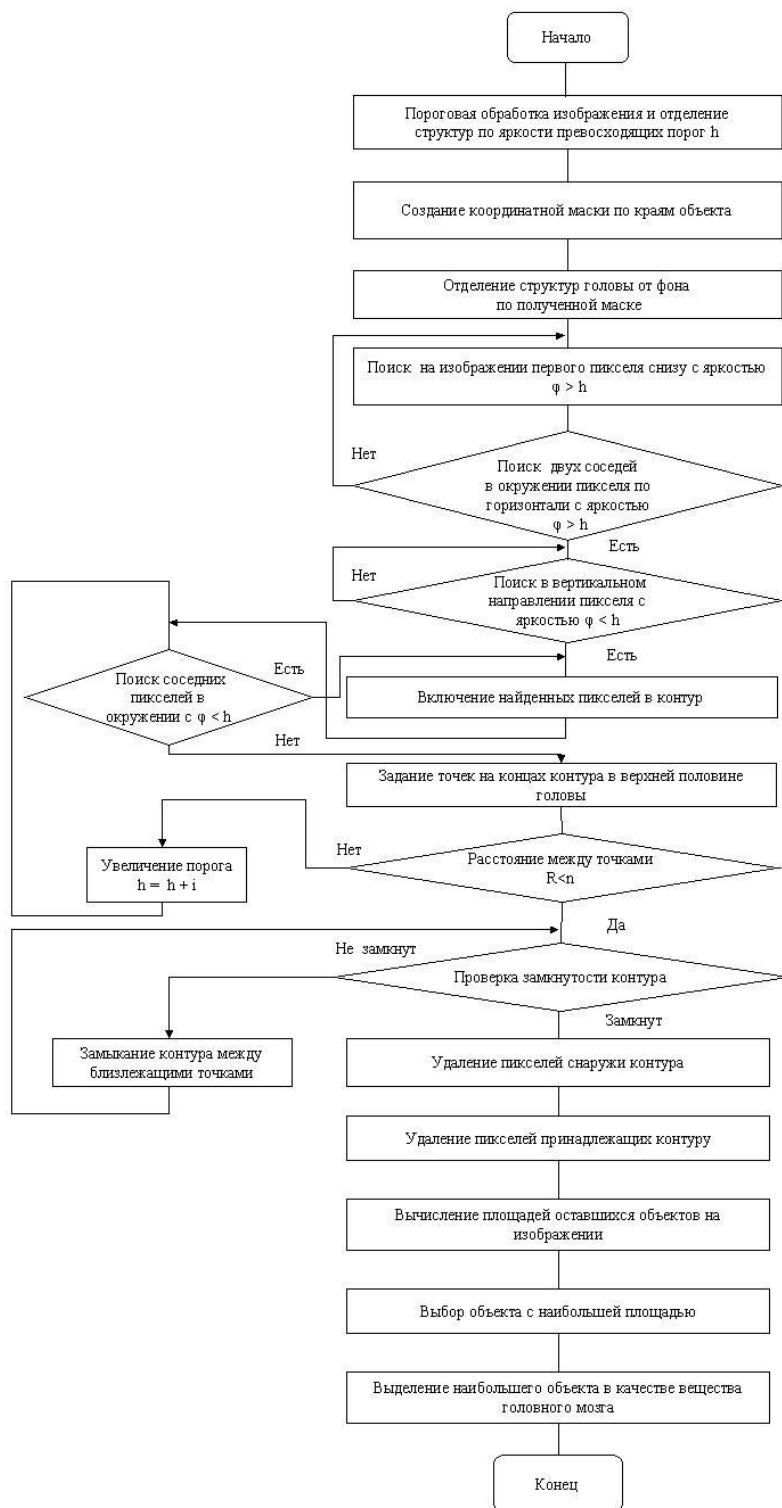


Рисунок 3 – Методика распознавания области мозга на томограмме

Обработка заключается в поиске пикселей с яркостью ниже пороговой  $\varphi < h$ , принадлежащих замкнутому контуру черепа, имеющего на томограмме низкий сигнал.

После нахождения контура происходит удаление с изображения всех структур принадлежащих контуру, а также структур находящихся снаружи. В итоге на изображении остается несколько объектов  $m$ .



Вычисление площадей объектов по формуле

$$S_m = \text{regionprop}(\text{Pathology}, \text{FilledArea})$$

Сравнение площадей объектов  $S_m$  и выбор объекта с наибольшей площадью, так как наибольшую площадь в голове занимает мозг.

Результаты работы предлагаемого метода представлены на рисунке 4.

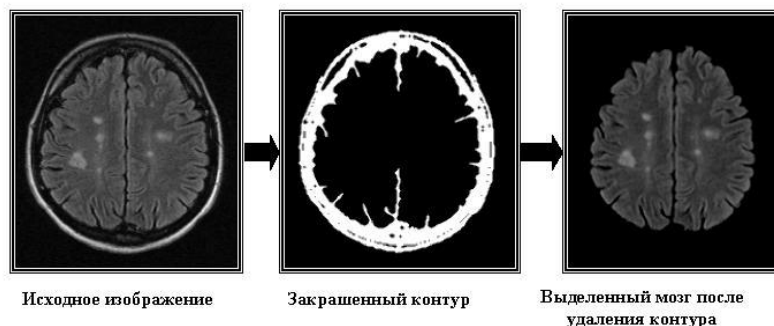


Рисунок 4 - Отделение контура мягких тканей головы и тканей черепа от вещества головного мозга

Анализ работ показал, что для выделения областей интереса на изображениях чаще всего используются методы сегментации и методы шаблонов. На практике они обладают недостатками и не всегда справляются с задачей поиска небольших и малоконтрастных объектов на изображениях со сложной изменчивой структурой.

Для решения проблемы выделения патологического очага на томограмме предложен способ анализа гистограммы яркости изображения (рисунок 5).

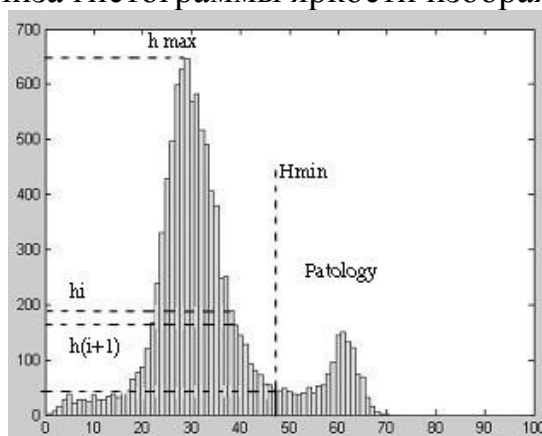


Рисунок 5 - Анализ гистограммы

При сравнении гистограмм яркости изображений с патологией и изображений с нормой выявлена особенность, позволяющая отличать одно от другого. Она заключается в различном количестве пикселей высокой яркости после участка плавного спада  $Hmin$  (рисунок 5). При появлении патологии на изображении, после плавного спада, что является нормой и связано с особенностями сканирующих катушек, количество пикселей высокой яркости оказывается на порядок больше, чем при норме. На рисунке 6 рассмотрен метод анализа гистограммы.



Рисунок 6 - Процесс анализа гистограмм яркости

Для оценки крутизны спада гистограммы предлагается критерий:

$$H = \frac{h_i - h_{i+1}}{h_{\max}}$$

где  $h_i$  - высота оцениваемого столбца гистограммы,

$h_{i+1}$  - высота следующего столбца гистограммы,

$h_{\max}$  - высота самого высокого столбца гистограммы.

Экспериментально выявлено такое значение  $H_{min}$ , что выше соответствующей ему яркости все пиксели либо принадлежат патологии, либо их количество незначительно и связано с особенностями сканирования.

Из-за того, что диапазон яркости изображения может варьироваться в широких пределах, гистограммы яркости имеют разный масштаб визуальное сравнение их затруднено. Для этого все гистограммы проходят процедуру нормирования по яркости.

Из-за случайных неоднородностей магнитного поля выделенная область анализируется по количеству пикселей и если их количество ниже  $n = 12$ , то область не считается патологией. Это значение соответствует минимально различимому очагу патологии.

Результат работы метода представлен на рисунке 7.

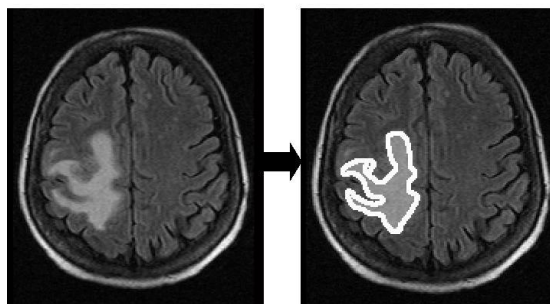


Рисунок 7 - Выделение патологии на томограмме

Для распознавания выделенной области патологии от других структур головного мозга (тканей орбит, тканей нижней части головы и др.), имеющих повышенный сигнал, предлагается метод, отличающийся учетом априорной информации о признаках нормальных анатомических структур мозга. Последовательность распознавания патологии от нормальных структур представлена на рисунке 8.

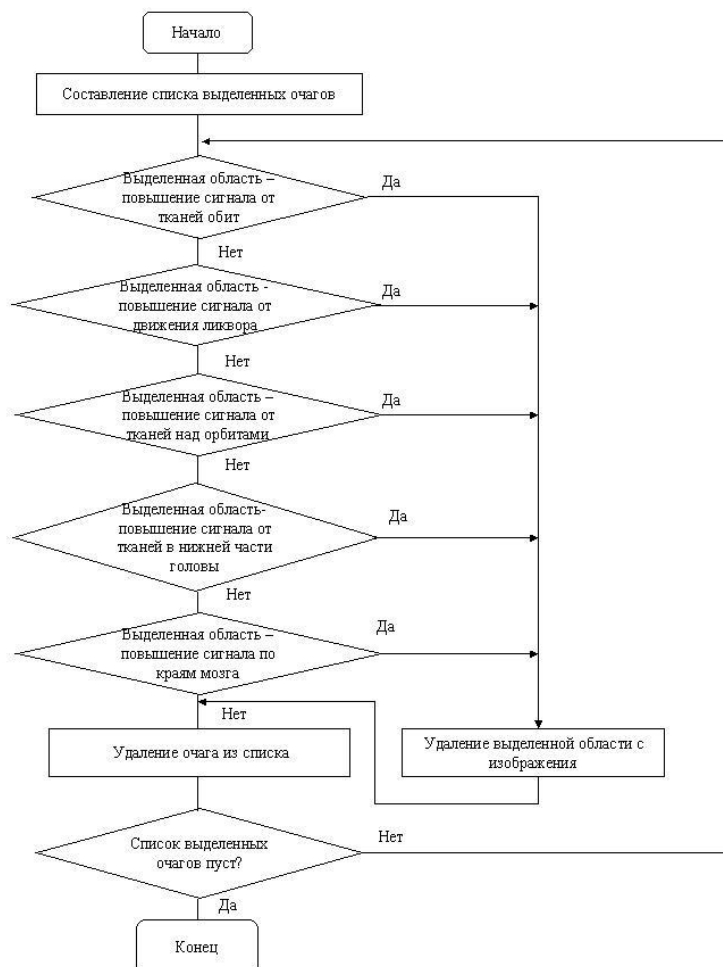


Рисунок 8 – Последовательность распознавания патологии.

Каждая из вышеперечисленных структур мозга обладает набором признаков, по которым ее можно отличить от патологической области. Основным признаком является локализация – принадлежность выделенной области зоне  $M(X_i, Y_i)$ :

$$X_i \in [X_0 - Ak, X_0 + Ak]$$

$$Y_i \in [Y_0 - Bl, Y_0 + Bl]$$

Где  $X_0, Y_0$  – координаты контрольной точки привязки;  
 $A, B$  – размеры головного мозга по горизонтали и вертикали;  
 $k, l$  – коэффициенты определяющие размер области  $M(X_i, Y_i)$ .

Среди других признаков можно выделить размер, форму выделенной области, количество. Таким образом, удастся распознать выделенную патологию среди вариантов нормы.

Для определения основных характеристик патологической зоны на томограмме разработан ряд алгоритмов. Характеристики патологии – это признаки патологии на томограмме. Среди всех признаков, перечисленных в Главе 1 диссертационной работы, автоматизированному распознаванию на томограмме подлежат лишь несколько:

1. Изменение сигнала на томограммах T1 взвешенности
2. Изменение сигнала на томограммах T2 взвешенности
3. Количество зон патологии
4. Форма патологии
5. Размеры патологии
6. Локализация патологии
7. Наличие субдуральной гематомы
8. Наличие геморрагии в патологическом очаге

Распознавание остальных признаков затруднено из-за сложности и комбинированной структуры их описания. Выделенные признаки используются для принятия решений в диагностической подсистеме.

**Третья глава** диссертации посвящена разработке алгоритмов принятия решений на основе признаков заболевания.

Проведен анализ различных методов принятия решений. Приоритетным направлением выбраны методы поиска закономерностей в данных (data mining), позволяющие выявить скрытые закономерности.

Среди всех методик data mining выбраны деревья решений, так как деревья решений позволяют создавать классификационные модели в областях, где достаточно сложно формализовать знания, а также дают возможность извлекать правила из базы данных на естественном языке, понятном пользователю и наглядно представлять результаты.

Исследованы наиболее популярные алгоритмы построения деревьев решений C4.5, CART, CHAID и ID3, и выявлены недостатки при работе с большими объемами трудноформализуемых данных.

Для устранения этих недостатков был предложен алгоритм отделения однородных групп наблюдений, который отличается компактной структурой дерева, сравнительно простым и не требующим больших затрат памяти критерием ветвления, компенсацией смещения данных в сторону одного из классов, а также способом обработки пропущенных значений.

При построении дерева решений с помощью алгоритма отделения однородных групп, каждый узел дерева имеет два дочерних узла. Для узла формируется правило, которое делит заданное множество примеров (обучающую выборку) на две части: – часть, в которой выполняется правило (потомок - left) и часть, в которой правило не выполняется (потомок - right).

$$a_i = \begin{cases} 1, & \text{если условие выполняется;} \\ 0, & \text{в противном случае,} \end{cases}$$

где  $a_i = 1$ , если условие для правила выполняется.

Структура узла дерева, построенного с помощью этого алгоритма, изображена на рисунке 9.



Рисунок 9 - Дерево, построенное с помощью алгоритма отделения однородных групп

Для обучения дерева используется уже классифицированный набор примеров. Для разбиения выборки по узлам предлагается двухэтапный подход, в котором два алгоритма включаются последовательно в зависимости от наличия в классах подгрупп. - на первом этапе от обучающей выборки отделяются однородные подгруппы  $G_i$  класса «образование» (алгоритм №1), по некоторым специфическим для них факторам, на втором происходит отделение от оставшейся выборки групп одного класса с минимальной ошибкой (алгоритм №2) (Рисунок 10).

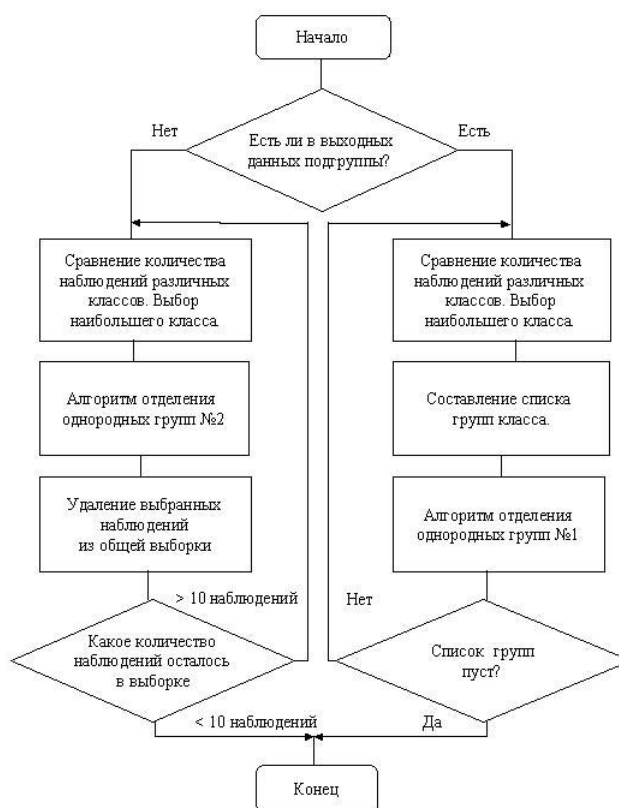


Рисунок 10 - Общая схема работы комбинированного алгоритма.

Алгоритм выполняется до тех пор, пока в выборке не останется наблюдений, которые можно сгруппировать и отделить по определенным факторам. Остановка ветвления осуществляется, если не удастся отделить группу наблюдений больше 10 наблюдений с точностью более 97%. Пропущенные значения в выборке переносятся в правую ветку, для дальнейшего анализа по другим факторам.

В основе разбиения по каждому узлу лежит критерий ветвления. Далеко не все критерии ветвления успешно работают на больших объемах данных с пропусками. Например, индекс *Gini*, реализованный в алгоритме CART на таких данных требует значительного времени на осуществление разбиения:

$$Gini(T) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2,$$

где  $p_i$  – вероятность (относительная частота) класса  $i$  в выборке  $T$ .

В алгоритмах ID3 и C 4.5. критерий ветвления основан на уменьшении энтропии и разбивает данные на множество ветвей по каждой категории выбранного фактора. В алгоритме C 4.5. этот критерий улучшен и позволяет учитывать пропущенные значения:

$$Gain(X) = \frac{|T| - U}{|T|} (Info(T) - Info_X(T)),$$

где  $T$  – множество обучающих примеров и  $X$  – проверка по некоторому атрибуту  $A$ ;  $U$  количество неопределенных значений атрибута  $A$ .

$Info(T)$  – оценка среднего количества информации, необходимого для определения класса примера из множества  $T$  – энтропия множества  $T$ .

На факторах, у которых более 5 категорий (в медицинских данных часто встречается) разбиение по такому критерию приведет к потере мощности и обобщающей способности, а также на выходе будет трудно интерпретируемая структура дерева.

Таким образом, в качестве критерия ветвления предлагается критерий отделения однородных групп наблюдений. Оценочная функция, базируется на идее отделения как можно более чистой и полной группы наблюдений одного класса или группы по определенной категории фактора. При таком подходе для более полного учета влияния факторов значимость определяется группой категорий выбранного фактора.

Для выбора списка отделяющих категорий используется критерий  $R$ :

$$R = \frac{P(B)}{const + K} \rightarrow \max,$$

где  $B$  – количество наблюдений отделяемого класса, которое выделяет рассматриваемая категория;  $A$  – количество наблюдений отделяемого класса;  $K$  – количество наблюдений постороннего класса, соответствующее группе выбранных категорий;  $P(B)$  – условная вероятность выделения наблюдений нужного класса категорией  $f_{mn}$ :

$$P(B) = \frac{B}{A}$$

При нахождении коэффициента  $R$  количество ошибочно классифицированных наблюдений отделяемой группы учитывается в параметре  $K$ .

$$K = B - C$$

Значение критерия зависит от количества ошибочных наблюдений, попавших в группу  $K$ , а также от условной вероятности выделения наблюдений данной категорией. Константа *const* введена в формулу на случай, если в выбранной группе не будет ошибочных наблюдений. В этом случае решающим фактором выбора группы станет вероятность  $P(B)$ .

Таким образом, вышеописанный алгоритм с помощью критерия отделяет от выборки группы с минимальным количеством ошибочных наблюдений максимального размера по определенному набору категорий. Такое отделение позволяет учесть особенность медицинских данных – группы наблюдений с похожими характеристиками, например случаи различных стадий одного и того же заболевания и т.п. Благодаря такому подходу удастся сократить признаковое пространство выборки и упростить интерпретацию результатов врачом.

**В четвертой главе** на основе предложенных методов и алгоритмов проведена разработка автоматизированной системы диагностики новообразований головного мозга. Представлены результаты экспериментальных исследований.

Разработанная структура автоматизированной системы для диагностики новообразований головного мозга, представлена на рисунке 11.

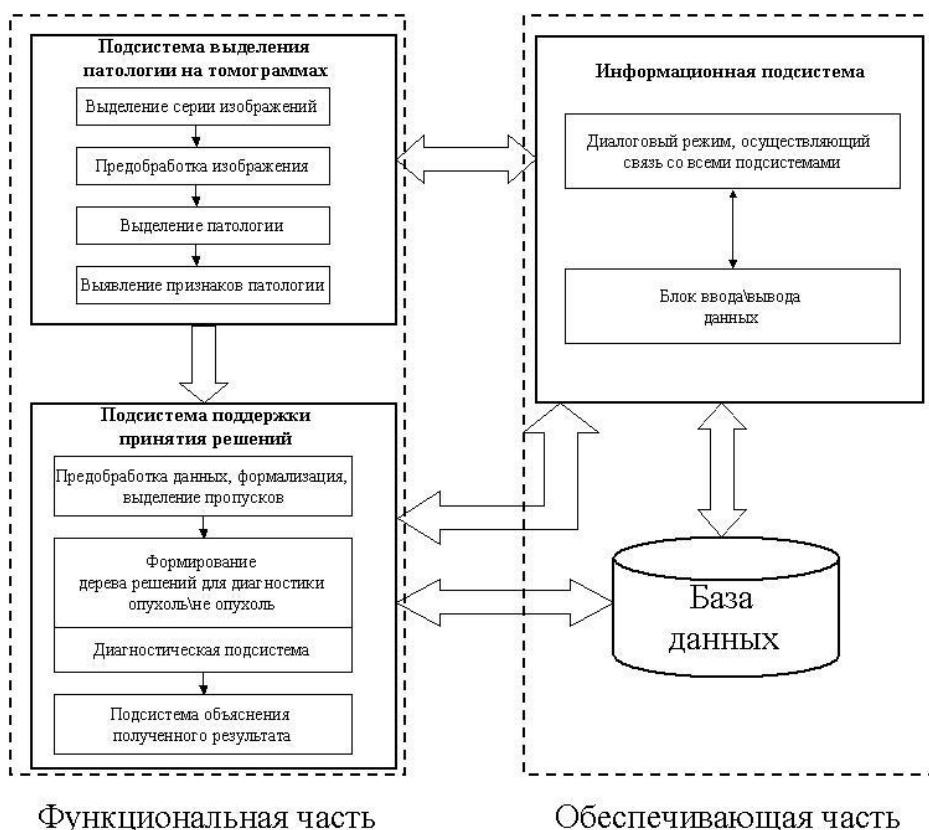


Рисунок 11 - Структура автоматизированной системы диагностики новообразований головного мозга

#### Основные блоки системы:

1. База данных. Осуществляет хранение информации о предметной области.

2. Информационная подсистема (интерфейс пользователя) предназначена для взаимодействия врача с другими подсистемами. Основные функции:

- Регистрация нового пациента и сохранение информации о нем в базе данных;
- Поиск и вывод данных о ранее зарегистрированном пациенте;
- Объединение всех подсистем в единое целое.

3. Подсистема поддержки принятия решений предназначена для автоматизации процесса диагностики новообразований головного мозга. Функции диагностической подсистемы реализованы в диалоговом режиме – врач имеет возможность влиять на выработку рекомендации системой.

Включает:

- Блок предварительной обработки и формализации данных, который осуществляет предобработку поступивших данных для хранения и дальнейшего анализа. Основная функция - нахождение пропусков в данных, их маркировка, а также преобразование данных в числовую форму для хранения в БД.
- Блок формирования диагностической модели. Основные функции - формирование ветвей диагностического дерева решений, а также генерация анкеты для занесения признаков патологии в базу данных.
- Блок постановки диагноза «опухоль»\ «не опухоль». Основные функции - формирование описания состояния пациента на языке признаков (симптомов), формирование диагностической гипотезы в нечетком виде, вывод диагностического результата на экран в понятной для врача форме, объяснение полученных в ходе логического вывода интерпретаций результатов исследований и диагностического заключения.

4. Подсистема автоматизированного распознавания томограмм. Основные функции - нахождение зоны патологии на томограмме и указание на нее врачу, определение признаков патологической области на томограммах для дальнейшего анализа. Эти функции реализованы в режиме советчика – т.е. врач принимает решение об использовании рекомендаций выданных системой.

Разработано программное обеспечение для решения основных задач диагностической подсистемы и подсистемы выделения патологий:

Обучение и оценка качества функционирования системы проводились на проверочной выборке (200 наблюдений) и обучающей выборке (900 наблюдений). Ошибкой системы является неверно поставленный диагноз относительно «истинного» значения, т.е. известного врачебного диагноза.

Точность классификации на обучающих данных составила 96,64%, на новых данных - 96,53%

Алгоритм C4.5, реализованный в системе Deduktor (BaseGroup) на тех же данных, показал результаты 92% на новых данных и 98% - на обучающих. Это подтверждает недостаток алгоритма C4.5 применительно к медицинской диагностике – переобучение. Алгоритм CART (SPSS) показал близкие по точности



результаты 98% на обучающих данных и 96% на тестовых, но построение дерева заняло значительно больше времени. При увеличении размера выборки это будет важным фактором.

Оценка точности выделения патологической области на томограмме и ее характеристик проводились группой экспертов на контрольной выборке из 30 серий томограмм головного мозга с различными патологиями.

## **ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ**

В работе получены следующие основные результаты.

1. Проанализированы пути повышения эффективности диагностики опухолей головного мозга, рассмотрен диагностический процесс с точки зрения системного анализа и предложено создание системы поддержки принятия решений, которая позволит повысить точность диагностики и уменьшить время, затраченное на постановку диагноза.

2. Сформирована система признаков новообразований головного мозга, отличающие их от других заболеваний. Рассмотрена возможность автоматизации этих признаков. Создана база данных, содержащая наблюдения значений признаков для каждого пациента.

3. Разработан метод, позволяющий распознавать на томограммах головного мозга область с патологическим изменением сигнала, основанный на анализе распределения гистограммы яркости, а также алгоритм выделения вещества головного мозга от окружающих его тканей черепа, орбит и других, сопутствующих немозговых структур.

4. Реализована группа алгоритмов, позволяющих автоматически выделять признаки и характеристики патологии, такие как форма, размер, характер изменения сигнала на T1 и T2 томограммах, наличие субдуральной гематомы, определение полушария, в котором патология расположена, подсчет количества патологий и наличия геморрагии в них.

5. Разработан алгоритм диагностики внутричерепных новообразований, основанный на поочередном отделении от общей выборки групп наблюдений по определенным характеристикам, позволяющий работать с большими объемами трудно формализуемых данных и выводящий результат в понятном для врача виде.

6. Создано программное обеспечение для решения задач информационного обмена с хранилищем данных, выделения очагов патологического изменения сигнала, а так же автоматического распознавания их характеристик. Реализована функция распознавания субдуральной гематомы среди других патологий, программное обеспечение для решения основных задач экспертно-диагностической подсистемы.

## СПИСОК НАУЧНЫХ РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

### Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Кирсанова А.В. Дмитриев Г.А. Нейросетевая система диагностики внутричерепных новообразований [Текст]// Программные продукты и системы. Вып.3(87). Тверь, 2009. – С.123-125.

### Статьи и материалы конференций

2. Кирсанова А.В. Автоматизированная система поддержки принятия решений врача-радиолога при диагностике внутричерепных новообразований на магнитно-резонансном томографе [Текст]// Труды научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. Рязанская государственная радиотехническая академия. -2007.- С. 174-180.

3. Кирсанова А.В. Дмитриев Г.А. Система поддержки принятия решений в диагностике внутричерепных новообразований на основе нечеткой логики [Текст]// Труды международной научной конференции. Саратовский государственный технический университет.- С. 50-52.

4. Алгоритм построения дерева решений в задаче диагностики новообразований головного мозга [Электронный ресурс]: статья / Кирсанова, А.В., Дмитриев, Г.А. // Вестник Тверского государственного технического университета [Электронный ресурс]. - Вып. 14 / Тверской гос. техн. ун-т. - Тверь, 2009. - с. 10-14.

5. Кирсанова А.В. Построение дерева решений путем отделения локальных групп наблюдений в задаче медицинской диагностики[Текст]// Труды международной научной конференции. Волгоградский государственный технический университет. - Волгоград, 2009. – С. 116.

6. Кирсанова А.В. Распознавание очага патологического сигнала на томограммах в системе диагностики новообразований головного мозга [Текст] // Информационные технологии и математическое моделирование (ИТММ-2009): Материалы VIII Всероссийской научно-практической конференции с международным участием (13-14 ноября 2009 г.). - Томск: Изд-во Том. ун-та, 2009. - Ч.2. - С. 110-116.

7. Кирсанова А.В. Автоматический анализ томограмм головного мозга [Текст]// Сборник трудов молодых ученых «Проведение поисковых научных исследований по техническим наукам в Научно-образовательных центрах Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета им. В.И. Ульянова (Ленина)». – СПб.: СПбГЭТУ . - 2009. – С. 91-101.

8. Кирсанова А.В. Алгоритм отделения однородных групп наблюдений при построении дерева решений в системе диагностики новообразований головного мозга по МРТ изображениям [Текст]// Сборник трудов молодых ученых Всероссийской научной школы по биомедицинской инженерии БМИ-2009 СПб.: СПбГЭТУ . - 2009. – С. 83-92.