

На правах рукописи

**Дабагов Анатолий Рудольфович**

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ СИНТЕЗА СИСТЕМ ИСКУССТВЕННОГО  
ИНТЕЛЛЕКТА С ГЕТЕРОГЕННЫМИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМИ  
АГЕНТАМИ ДЛЯ РЕНТГЕНОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ В  
ЦИФРОВОЙ МЕДИЦИНЕ**

Специальность:

05.11.17 – Приборы, системы и изделия медицинского назначения

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
доктора технических наук

Москва - 2020

Работа выполнена на кафедре вакуумной электроники федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)» (МФТИ)

Научный консультант доктор физико-математических наук, профессор,  
академик РАН

**Бугаев Александр Степанович**

Официальные оппоненты: **Ильясова Наталья Юрьевна**,  
доктор технических наук, доцент, Институт систем обработки изображений РАН – филиал федерального государственного учреждения «Федеральный научно-исследовательский центр «Кристаллография и фотоника» Российской академии наук», старший научный сотрудник лаборатории интеллектуального анализа данных (г. Саратов)

**Егошина Ирина Лазаревна**,  
доктор технических наук, доцент, Поволжский государственный технологический университет, кафедра радиотехнических и медико-биологических систем, профессор (г. Йошкар-Ола)

**Чопоров Олег Николаевич**,  
доктор технических наук, профессор, ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет», кафедра систем информационной безопасности, профессор (г. Воронеж)

Ведущая организация Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)», г. Санкт-Петербург

Защита диссертации состоится « 9 » октября 2020 года в 13<sup>00</sup> часов на заседании объединенного диссертационного совета Д 999.099.03, созданного на базе Юго-Западного государственного университета, Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева, Белгородского государственного национального исследовательского университета, по адресу: 305040, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94, конференц-зал.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Юго-Западного государственного университета и на сайте <https://swsu.ru/upload/iblock/27b/dissertatsiya-dabagov-a.r.pdf>

Автореферат разослан « \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2020 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета

Милостная Наталья Анатольевна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность исследования.** Среди многих известных методик ранней диагностики широкого спектра социально значимых заболеваний: пневмония, раковые заболевания легких, рак молочной железы, переломы и иные повреждения костей и т.д. наиболее точной на сегодняшний день является лучевая диагностика, позволяющая поставить диагноз на самой ранней стадии развития заболевания. Рентгеновский снимок (РС) и его интерпретация является превалирующим инструментом в постановке диагноза таких заболеваний.

Однако основной и, пожалуй, фундаментальный недостаток лучевой диагностики связан с интегральным характером получаемого изображения, что ведет к потере информации по глубине. Это вызывает необходимость в получении и анализе множества проекций и как следствие, к повышению стоимости исследования и снижению его безопасности. При этом специалисту (ЛПР) приходится анализировать множество разнотипных изображений с различными проекциями анатомических органов, которые трудно сопоставимы. Возникает парадоксальная ситуация, когда совершенствование методов и средств диагностики не только не приводит к улучшению показателей качества диагностики, но и, наоборот, приводит к увеличению диагностических ошибок. Поэтому одна из основных проблем лучевой диагностики состоит в повышении достоверности интерпретации изображений, поскольку перекрытие тканей может создать существенную визуальную помеху. Точность диагноза на ранних стадиях, по различным источникам, составляет не более 85%, что зачастую приводит к необходимости проведения дополнительных исследований, и, как следствие, увеличению дозовой нагрузки на пациента, удорожанию исследований, дополнительным стрессовым факторам у пациентов и т.д.

Интерпретация РС, в свою очередь, делается врачом-рентгенологом на основе визуального анализа изображений. Однако РС является сложноструктурируемым изображением, сегментация и классификация которого требует высокой классификации врача, так как из-за особенностей субъективного зрительного восприятия теряется информативность РС. Поэтому актуальна задача использования искусственного интеллекта в анализе и интерпретации изображений РС.

Однако, существующие методы и алгоритмы обработки изображений имеют ряд существенных недостатков с точки зрения работы с РС. Во-первых, известные решения не учитывают тот факт, что РС может состоять не только из одиночного изображения, но и естественным образом коррелированных между собой съемок, сделанных как в процессе серии снимков при моноэнергетической рентгенограмме при исследовании биообъекта в динамическом режиме, так и при исследовании биологического объекта в статическом режиме при мультиэнергетической рентгенограмме. Во-вторых, основанные на общих принципах обработки изображений,

алгоритмы оказываются слишком медленными для решения задач обработки изображений в реальном времени, т.е. в режиме поступления информации. Наконец, кроме всего прочего существующие решения не всегда дают удовлетворительный (качественный) результат, поэтому необходимы новые решения, с использованием, в том числе и комбинирования, существующих методов. Все это обуславливает необходимость разработки новых методов анализа и классификации РС в цифровых медицинских диагностических системах.

Учитывая изложенное, представляется актуальной разработка и исследование новых методов и алгоритмов классификации изображений РС и их сегментов в условиях априорной неопределенности координат патологических образований и относительных уровней яркости объекта на фоне пространственно-неоднородного изображения. Актуально также разработка новых методов предварительной обработки изображений РС, позволяющих минимизировать ошибки классификации, связанные с работой синтезируемых классификаторов.

**Степень разработанности темы исследования.** Широкое распространение компьютерной техники и информационных технологий создало условия для увеличения объема автоматизированной обработки рентгеновских изображений. В области построения систем интеллектуальной поддержки принятия диагностических решений принято использовать: концепции построения автоматизированных медицинских информационных систем (МИС), теоретические принципы создания медицинских экспертных систем (МЭС), модели представления знаний, нейронные сети и нечеткий логический вывод (А.О. Недосекин, Г.С. Поспелов, А.А. Дородницын, И.Ю. Каширин, Н.А. Корневский, М.Л. Минский, М.А. Айзерман, Н. Нильсон, В.М. Глушков, А.В. Шеер, Р. Риченс, Р. Симмонс, С. А. Юдицкий, Д. Дюбуа, А. Прад, Г.Н. Калянов).

В последнее время уделяется большое внимание развитию гибридных технологий построения интеллектуальных систем, функционирующих в условиях неопределенности и реализующих комплексное использование различных методов искусственного интеллекта, позволяющих сформировать новую методологию построения таких систем. Однако во многих случаях они не обеспечивают получение соответствующих требованиям решений ввиду малообоснованного выбора параметров моделирования, при этом нахождение адекватных решений из-за необходимости многократного выполнения реализаций используемых методов, алгоритмов и моделей, с целью выбора наиболее оптимальных параметров, сопровождается большими временными и материальными затратами.

Особое место в общей проблеме интеллектуальной поддержки принятия решений занимает проблема ранней диагностики социально-значимых заболеваний. В последние годы множество научных групп по всему миру занимаются задачей разработки новых и модификации существующих компьютерных методов ранней диагностики онкологических

заболеваний на основе анализа медицинских изображениях и видеоданных. Основные усилия исследователей направлены на улучшение процесса детектирования патологий путем расширения признакового пространства для выделенных областей интереса (ROI), предположительно, являющихся патологиями, повышения точности расчета значений признаков областей интереса, а также применения наиболее современных и эффективных моделей классификации патологий, свойственных определенным заболеваниям.

Снижение смертности от онкологических заболеваний (ОЗ) достигается путем совершенствования методов ранней диагностики (Семиглазов В.Ф., 2013 г.), наиболее эффективным из которых является скрининг ОЗ. Известны системы автоматизированного обнаружения (CAD), разработанные для повышения качества скрининга рака молочной железы (МЖ). В США CAD была одобрена в 1998 году (Rao et al., 2010). Тем не менее, дебаты по поводу эффективности CAD в рамках скрининга, продолжаются, так как в настоящее время нет рандомизированных исследований, определяющих влияние CAD на смертность от рака МЖ. В процессе исследования таких систем не было установлено улучшения диагностики инвазивного рака МЖ. Однако увеличилась частота обнаружения DSIS – протокового рака *in situ*. При этом возросло число случаев гипердиагностики, потребовавших дополнительных исследований и их финансирования. Таким образом, системы CAD ставят проблему подтверждения своей эффективности на основе доказательной медицины, одним из решений которой является мета-анализ.

В мировой практике для автоматизированной обработки изображений используют методы распознавания, основанные на идее Виолы – Джонса, технологии бустинга и нейросетевых моделях классификаторов (технологии *Bagging* и *Boosting* используют множества базовых классификаторов с последующей агрегацией их решений, направленной на снижение ошибок первого и второго рода). В настоящее время получили широкое распространение так называемые гибридные технологии, позволяющие объединять в одном классификаторе технологии обучаемых классификаторов и технологии мягких вычислений.

Наиболее успешно задачу распознавания решают с помощью нейросетевых моделей. Разработке методов и алгоритмов идентификации и классификации образов посвящены работы АН. Галушкина, АН. Горбаня, Т. Кохонена, Ф. Уоссермена, Дж. Хопфилда. Однако в виду отсутствия единой методологии решения прикладных задач классификации изображений с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС), целесообразно применительно к каждой конкретной задаче выбирать не только их архитектуру, но и метод формирования пространства информативных признаков и метод обучения ИНС.

Существует два подхода использования ИНС для интерпретации РС. Первый подход заключается в выделении дескрипторов из изображения или его сегмента, а затем построения классифицирующей модели на основе

полученных дескрипторов: обучаемого или не обучаемого классификатора. Второй подход предполагает применение классификатора непосредственно к данным изображения или области интереса.

Первый подход можно назвать попиксельной классификацией. Это значит, что классификация осуществляется путем отнесения каждого пикселя изображения к определенному классу (сегменту). Как правило, это бинарная классификация, в результате которой на выходе классификатора получаем бинарное изображение или «тепловую карту» с исходным растром (Hayat Mohameda, Mai S. Mabroukb, Amr Sharawy).

В большинстве современных исследовательских работ для осуществления одного из ключевых этапов компьютерной диагностики, связанного с классификацией предполагаемых патологий, используются сверточные нейронные сети (СНС), как одни из наиболее эффективных моделей распознавания образов сложных объектов на изображении. Однако сложность применения данной модели заключается в отсутствии формализованного подхода к построению архитектуры СНС. В существующих исследовательских работах до сих пор остаются практически не рассмотренными вопросы выбора наиболее эффективных параметров архитектуры СНС, которые в значительной степени могут оказывать влияние на точность классификации патологий и качество работы системы диагностики в целом. Как и в случае с многослойными ИНС прямого распространения, при проектировании архитектуры СНС увеличение количества слоев и связей внутри сети дает возможность строить более сложные модели, позволяющие оперировать более сложными образами.

Для обеспечения информационной поддержки при синтезе автономных интеллектуальных агентов (АИА), предназначенных для классификации изображений РС, необходима база данных (БД) РС с различными патологиями и их сочетания. Однако отдельное ЛПУ не имеет возможности создать такую БД, а доступные БД РС, как правило, университетские, имеют различные концептуальные модели и форматы данных, что затрудняет совместное использование их РС в едином информационном центре. В связи с этим возникает необходимость создания полноценной радиологической информационной системы (РИС), оснащённой современным IT-совместным оборудованием кабинетов радиологии. РИС медицинской организации (МО) должна интерпретироваться в региональные телекоммуникационные системы цифровой радиологии (РТСЦР) и региональные МИС. Развитие РИС способствует созданию распределённых баз данных РС, что позволяет создать Единое диагностическое информационное пространство (ЕДИП), обеспечивающее создание информационной диагностической системы любого масштаба, создания единой структурированной базы знаний (БЗ) для научных исследований и обучения, эффективное управление системой здравоохранения, в том числе человеческими и материальными ресурсами.

Проведённый анализ современных исследований в области цифровой медицины позволяет сформировать фундаментальную научную проблему, на

решение которой направлено данное исследование: развитие методологии синтеза систем искусственного интеллекта с гетерогенными интеллектуальными агентами, позволяющих повысить достоверность интерпретации изображений в лучевой диагностике и тем самым повысить качество диагностики онкологических заболеваний. Совокупное использование различных методов классификации изображений и их сегментов, нашедших своё воплощение в автономных интеллектуальных агентах, а также использование различных методов агрегации их решений, в том числе и с использованием интернета, даёт возможность создавать качественно новые МИС, позволяющие решать более широкий круг задач интерпретации изображений РС и диагностики социально значимых заболеваний, обеспечивая эффективность прилагаемых решений в условиях неполноты и неопределённости исходных данных.

**Цель диссертационной работы** состоит в разработке концептуальных моделей, методов и алгоритмов построения систем поддержки принятия решений в лучевой диагностике, позволяющих повысить качество диагностики социально-значимых заболеваний.

Для достижения поставленной цели в работе **решаются** следующие **задачи**:

- разработка концептуальных моделей региональных медицинских информационных систем с интегрированными автоматизированными рабочими местами врача-рентгенолога и базами данных с облачной инфраструктурой, позволяющими осуществлять мета-анализа результатов лучевой диагностики;

- развитие методологии построения систем искусственного интеллекта, основанной на парадигме сегментарной классификации растровых полутоновых изображений и предназначенной для интеллектуальной поддержки принятия решений при медицинской диагностике по результатам анализа рентгеновских снимков;

- разработка методов построения гетерогенных автономных интеллектуальных агентов, осуществляющих попиксельную и сегментарную классификации растровых полутоновых изображений, предназначенных для интеллектуальной поддержки принятия решений при медицинской диагностике по результатам анализа рентгеновских снимков;

- развитие методологии свёрточных нейронных сетей с интегрированными гетерогенными автономными интеллектуальными агентами, предназначенных для классификации растровых полутоновых рентгеновских изображений;

- разработка экспериментальных образцов автоматизированных рабочих мест врача-рентгенолога, позволяющих классифицировать рентгеновские снимки и осуществлять интеллектуальную поддержку принятия решений при диагностике социально значимых заболеваний и их клиническая апробация;

- разработка концептуальных моделей защиты информации в базах данных радиологических информационных систем, обеспечивающих конфиденциальность данных и их доступность при построении компьютерных диагностических систем и алгоритмов мета-анализа их диагностической эффективности;

- экспериментальные исследования образцов региональных медицинских систем с интегрированными автоматизированными рабочими местами врача-рентгенолога и базами данных по лучевой диагностике с облачной инфраструктурой и клиническая апробация результатов исследования.

**Объект исследования** – медицинские информационные системы с гетерогенными автономными интеллектуальными агентами, для компьютерной диагностики заболеваний на основе анализа медицинских изображений и видеоданных.

**Предмет исследования** – методология синтеза интеллектуальных систем поддержки принятия решений для врача-рентгенолога.

**Научная новизна результатов работы.** В рамках диссертационной работы были получены следующие основные результаты, обладающие научной новизной.

1. Архитектура радиологических информационных систем регионального уровня с возможностью интеграции медицинских организаций других профилей, отличающаяся многоуровневой иерархической модульной структурой, нижний уровень которой - цифровое радиологическое диагностическое оборудование, далее уровень отделения радиологии, аккумулирующий диагностическую информацию со всего диагностического оборудования, установленного в отделении радиологии, далее следует уровень РИС всей МО и на верхнем уровне - региональную РИС, интегрированную в региональную МИС, позволяющая повышать от уровня к уровню размерность признакового пространства, участвующего в формировании модели состояния пациента и, как следствие, обеспечивающая повышение точности постановки диагноза.

2. Метод классификации изображений рентгеновских снимков и его сегментов, отличающийся комплектом гетерогенных автономных интеллектуальных агентов, позволяющий выделять на изображении сегменты, относящиеся к области интереса, и выделять в области интереса сегменты, принадлежащие к классу «патология», включающий:

- многослойный морфологический оператор, отличающийся использованием множества структурообразующих элементов в комплекте с кортежем морфологических операторов, при этом один из них увеличивает яркость пикселя в структурообразующем элементе, а другой – уменьшает яркость пикселя, а окончательная яркость пикселя устанавливается посредством использования третьего морфологического оператора, позволяющий управлять показателями однородности сегментов



изображения с нечеткими и неопределенными показателями однородности без априорной информации о морфологии сегментов изображения;

- алгоритм сегментации изображений рентгеновского снимка, отличающийся тем, что каждому вновь полученному сегменту присваивается статус сегмента-потомка или материнского сегмента, в зависимости от которого формируется его уникальный код, определяющий его место в иерархии сегментов изображения;

- алгоритм модификации границ сегмента путем оптимизации критерия однородности у сегментов-потомков одного материнского сегмента, отличающийся итерационным процессом инкрементирования или декрементирования горизонтальных и вертикальных координат границ смежных сегментов-потомков таким образом, чтобы оптимизировать критерии однородности в сегментах с новыми границами, позволяющий снизить количество материнских сегментов изображения и тем самым повысить скорость обработки изображения;

- двухступенчатый алгоритм классификации патологических образований на рентгенограмме, включающий блок предварительной обработки, блок сегментации, блок идентификации области интереса и блок классификации области интереса, отличающийся тем, что в качестве классификатора первой ступени используется обучаемый классификатор «область интереса» и «не область интереса», а в качестве классификатора второй ступени – обучаемый классификатор «патология» и «нет патологии», а для повышения качества работы классификатора первой ступени предварительная обработка исходного изображения осуществляется морфологическими операторами, адаптируемыми к методу сегментации изображения;

- классификатор сегментов изображений рентгенограмм, отличающийся гетерогенными автономными агентами формирования дескрипторов по показателям текстуры классифицируемого сегмента.

3. Метод классификации рентгеновских снимков, основанный на двухальтернативной классификации пикселей полутонового изображения, отличающаяся использованием каскада параллельных «слабых» классификаторов с последующей агрегацией их решений на конечной ступени классификации, и использованием в качестве информативных признаков для «слабых» классификаторов оконных спектров, получаемых в окнах, дислокацию которых определяют координаты классифицируемого пикселя, позволяющий дифференцировать морфологические образования, относящиеся к различным заболеваниям, включающий:

- модель адаптивного фильтра, отличающуюся последовательностью масочных операторов, выполняющих пошаговую трансформацию оконного преобразования Уолша, позволяющую посредством выбора кортежа масочных операторов и его модификации синтезировать «сильные» и «слабые» классификаторы различных морфологических образований на изображении рентгеновского снимка;

- структуру двухальтернативного классификатора пикселя полутонового изображения, состоящую из каскада параллельных «слабых» классификаторов и агрегатор их решений на конечной ступени классификации, позволяющую дифференцировать на изображениях рентгеновских снимков различные морфологические образования;

- алгоритмическое и программное обеспечение для классификации изображений на рентгеновских снимках, экспериментальная апробация которого на контрольных выборках при классификации рентгеновских снимков молочной железы по классам «нет области интереса» - «есть область интереса» показала диагностическую эффективность не ниже 90%, а по классам сегментов «норма» - «патология» - не ниже 91%, при дифференциальной диагностике на рентгеновских снимках сегментов классов «пневмония» и «онкология» показала качество классификации по критерию  $M$  не ниже 15%, а по критерию  $\varepsilon$  - не ниже 50 единиц; а диагностическая чувствительности по классам онкология-пневмония составила не менее 0,8; при диагностической специфичности – не менее 0,75.

4. Метод автоматической классификации рентгеновских изображений с использованием масок прозрачности, предусматривающий формирование рентгеновского цифрового изображения в виде матрицы оптических плотностей объекта, получение глубинных слоев изображения путем обработки исходного цифрового изображения локальными фильтрами, уникальными для каждого слоя, снижение размерности изображений в глубинных слоях посредством технологии пулинга (субдискретизации), формирование пространства информативных признаков для обучаемой полносвязной нейронной сети из субдискретизированных глубинных слоев, и классификацию полученного вектора информативных признаков посредством полносвязной нейронной сети, отличающийся тем, что входное цифровое изображение дополняется маской прозрачности, полученной путем предварительной сегментации изображения рентгеновского снимка, а классифицируемый вектор признаков формируется не по всем пикселям изображения, а только по тем пикселям, которые не маскированы маской прозрачности, а локальные фильтры реализуются в виде тождественных операторов с различными масштабными масками, которые формируют глубинные слои посредством индексации масштаба маски фильтра, которая преобразует пиксели исходного изображения в мегапиксели - множество пикселей исходного изображения, попавших в границы маски фильтра.

5. Алгоритм четырехэтапного пулинга, отличающийся тем, что на первом этапе каждый мегапиксель глубинного слоя изображения представляется в виде двух векторов, получаемых посредством двух дифференциальных операторов адаптированных к горизонтальному и вертикальному направлениям, результаты дифференцирования сравниваются с порогом, в результате чего формируются компоненты вектора информативных признаков, на втором этапе на маске прозрачности выбирается классифицируемый сегмент и из полученных двух трехмерных

тензоров удаляются векторы, мегапиксели которых не принадлежат классифицируемому сегменту; на третьем этапе из четырех смежных векторов каждого мегапикселя формируется вектор информативных признаков для «слабого» классификатора, а в качестве «слабых» классификаторов используются однослойные персептроны; на четвертом этапе каждый «слабый» классификатор каждого глубинного слоя определяет степень принадлежности данного мегапикселя к заданному классу.

6. Интернет-технология, предназначенная для мета-анализа эффективности классификаторов рентгеновских снимков, отличающаяся автономными интеллектуальными агентами-интерьерами, позволяющими формировать распределённые эксклюзивные коллекции рентгеновских снимков предназначенных для обучения классификаторов сегментов рентгеновских снимков, а также формировать распределённые базы знаний с коллекциями классификаторов сегментов изображений рентгеновских снимков и показателями качества классификации на контрольных выборках из эксклюзивных коллекций распределённой базы данных.

**Достоверность** научных положений, теоретических выводов и практических результатов диссертационной работы подтверждается:

- корректным использованием математического аппарата, соответствием результатов вычислительных экспериментов, выполненных в диссертации, положениям и выводам качественного характера;
- использованием разработанных методов, алгоритмов и моделей для решения реальных прикладных задач цифровой медицины;
- практической реализацией региональных медицинских систем и отдельных их элементов, подтвержденной патентами на изобретения и полезные модели;
- длительной клинической апробацией МИС различного уровня и их отдельных модулей в медицинской практике.

Работоспособность разработанных методов и алгоритмов подтверждена статистикой обработки большого объема реальных данных, отсутствием противоречий с известными положениями теории и практики анализа и классификации растровых полутоновых изображений.

**Теоретическая и практическая значимость работы** заключается в системном подходе к развитию методологии МИС в цифровой радиологии, предусматривающим интеграцию АРМ-ов врача-рентгенолога и базы данных аннотированных РС в региональные ИС, обеспечивающие единое диагностическое информационное пространство и объединяющее интеллект специалистов различного профиля и искусственный интеллект систем поддержки принятия решений по диагностике и ранней диагностике социально значимых заболеваний.

Практическая значимость работы подтверждается разработанными методами, алгоритмами и моделями, реализованными в программных продуктах для ЭВМ.

Разработанные методы, алгоритмы и модели интеллектуальной поддержки врача-рентгенолога обеспечивают:

- внедрении новых методов компьютеризированной диагностики в области цифровой радиологии (CAD, SmartCAD),

- создания программно-аппаратных средств, на основе которых возможна как интеграция всей радиологии в системы и сети современного ЛПУ, так и интеграция в единое целое отдельных подсистем с возможностью их дальнейшей интеграции вплоть до больших региональных радиологических систем и сетей и возможностью их последовательного модульного наращивания системами других профилей, а также применения наиболее перспективных архитектур систем;

- разработку «умных» методов радиологической диагностики и обработки данных (SmartCad), построенных с использованием современных методов анализа данных и интегрированных в информационно-телекоммуникационные системы ЛПУ, а также создания медицинских IT-систем широкого профиля на базе разработанных программно-аппаратных решений, с возможностью масштабирования таких систем до регионального уровня.

Результаты работы нашли практическое применение в разработках системы компьютерной диагностики «Маммо КАД-МТ», автоматизированного рабочего места (АРМ) врача-диагноста (специализации: рентгенология, маммология, ангиография, компьютерная и магниторезонансная томография, УЗИ и др.) «ДИАРМ-МТ», радиологической информационной системы медицинской организации и РИС «Интегрис-МТ», а также в области интеграции региональных и межрегиональных радиологических информационных и телемедицинских систем в региональные медицинские информационные системы. Это диагностическое оборудование и системы, успешно функционирующие в сотнях медицинских организаций по всей стране, наряду с единственной функционирующей в стране региональной РИС в Краснодарском крае, являются наглядной клинической апробацией результатов диссертационного исследования.

Также по результатам работы разработан пилотный проект перехода на новые прогрессивные технологии и архитектуры – виртуализацию, облачные технологии, конвергентные архитектуры. Последнее существенно облегчит и удешевит развертывание МИС, а также значительно увеличит их надежность в смысле безопасности, хранения данных, бесперебойной работы сервисов и др.

Использование результатов диссертационной работы на практике подтверждено соответствующими актами о внедрении.

Получено 7 патентов на изобретения и полезные модели ФГБУ «Федеральный институт промышленной собственности» (РОСПАТЕНТ).

**Содержание диссертации соответствует паспорту научной специальности 05.11.17 «Приборы, системы и изделия медицинского**

назначения», а именно пункту 2. Значение решения научных, технических, медико-биологических проблем и проблем приборного и инструментального развития современных медицинских технологий и информационного их обеспечения для задач здравоохранения состоит в создании высокоэффективных инструментов, приборов, оборудования, изделий, систем, комплектов, технического и программного обеспечения принципиально новых высокоэффективных средств и методов воздействия на человека и в оценке влияния на человека лечебного и поражающего фактора различных излучений, полей и других энергетических факторов воздействия на человека, создании измерительной техники и средств метрологического обеспечения, создании новых средств передачи и отображения медико-биологической информации.

**Методология и методы исследования.** Теоретические исследования проведены с применением методов системного анализа, нейросетевых технологий, кластеризации, теории ортогональных преобразований, принятия решений, морфологического анализа, теории вероятностей и математической статистики, построения баз данных (БД) и информационных систем медицинского назначения. Экспериментальные исследования выполнены с использованием методов моделирования (математического и имитационного), технологий объектно-ориентированного и модульного программирования, технологий построения распределенных баз данных и Интернет-технологий. При разработке модулей сегментации и классификации изображений в качестве инструментария использовался MATLAB 2018b.

### **Основные положения, выносимые на защиту**

1. Архитектура радиологических информационных систем регионального уровня с возможностью интеграции медицинских организаций других профилей, построенная по многоуровневой иерархической модульной структуре, повышая от уровня к уровню размерность признакового пространства, участвующего в формировании модели состояния пациента, обеспечивает повышение качества медицинского обслуживания больных онкологическими заболеваниями.

2. Метод классификации изображений рентгеновских снимков и его сегментов, построенный на основе комплекса гетерогенных автономных интеллектуальных агентов, реализующих процедуры морфологической фильтрации, самоорганизующего процесса сегментации, модификации границ сегментов и их двухступенчатой классификации, обеспечивает диагностическую эффективность по классам рентгенограмм «нет области интереса» - «область интереса» не ниже 90%, а по классам сегментов «норма» - «патология» не ниже 91%.

3. Метод классификации рентгеновских снимков, основанный на двухальтернативной классификации пикселей полутонового изображения с использованием каскада параллельных «слабых» классификаторов, использующих в качестве дескрипторов оконные спектры Уолша, и

последующей агрегацией их решений, позволяет дифференцировать морфологические образования на рентгеновских снимках по классам онкология-пневмония с диагностической чувствительностью не менее 0,8; а диагностическая специфичность – не менее 0,75.

4. Метод автоматической классификации рентгеновских изображений, основанный на парадигмах попиксельной и сегментарной классификации, реализованный посредством масок прозрачности, интегрированных в сверточные нейронные сети, обеспечивает показатели качества диагностики рентгенологических синдромов по диагностической чувствительности 0,82, по диагностической специфичности 0,94, что превышает эти показатели у известных структур свёрточных нейронных сетей на 10...15%.

5. Автономные интеллектуальные агенты-интерьеры, предназначенные для создания баз данных эксклюзивных коллекций рентгеновских снимков и синтеза на их основе классификатора патологических морфологических образований на рентгеновских снимках, обеспечивают мета-анализ эффективности классификаторов и терапевтических назначений.

6. Совокупность научно обоснованных технических и технологических решений, разработанных в рамках диссертационного исследования и получивших широкое внедрение, обеспечивает значительный вклад в повышение уровня оказания медицинской помощи населения и позволяет сделать вывод, что автором развито новое научное направление – региональные иерархические многоуровневые модульные информационные системы цифровой радиологии. Высокая степень компьютеризации направления и реализованные программно-аппаратные решения, наряду с улучшением медико-статистических показателей, позволяют расширять систему путем включения в нее дополнительных программно-аппаратных модулей до уровня больших региональных телемедицинских радиологических и медицинских систем.

1. **Апробация работы.** Результаты и научные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на всероссийских и международных научных конференциях, семинарах и конгрессах: Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века (Пермь, 2019); Современные проблемы анализа динамических систем. Теория и практика: материалы международной открытой конференции (Воронеж, 2019); «Автоматизация» (Сочи, 2019); III Всероссийской научно-практической конференции производителей рентгеновской техники (Санкт – Петербург, 2016); IX научно-практическая конференция с международным участием «Лучевая диагностика и научно-технический прогресс в неотложной абдоминальной хирургии» (Москва, 2013); VI Всероссийском национальном конгрессе лучевых диагностов и терапевтов «Радиология – 2012» (Москва, 2012); Международной научно-практической конференцией «Фармацевтические и медицинские биотехнологии» (Москва, 2012); III Всероссийском Национальном конгрессе лучевых диагностов и терапевтов «Радиология –

2009» (Москва, 2009); III Всероссийской научно-практической конференции «Радиолокация и радиосвязь» (Москва, 2009); 1 съезде лучевых диагностов Южного федерального округа, (Ростов-на-Дону, 2009); второй Российско-Баварской конференции (Москва, 2006) и др.

**Публикации.** По теме диссертации опубликованы 45 научных работ, в том числе: 25 статей в научных рецензируемых изданиях, входящих в перечень ВАК (15 - без соавторов); четыре монографии; получено 7 патентов на изобретения и полезные модели, сделано более 6 докладов на международных и всероссийских конференциях.

**Личный вклад автора в получение результатов,** изложенных в диссертации. Все результаты диссертационной работы, в том числе постановка задач, разработка и исследование защищаемых методологий, методов, моделей и алгоритмов, основные научные результаты, выводы и рекомендации, принадлежат автору лично. Интеллектуальные системы, реализующие разработанные методы, алгоритмы и модели, созданы непосредственно автором. Участие соавторов сводится к методическим консультациям и получению экспериментальных результатов по предложенным автором постановке задач и технологиям.

**Структура и объем диссертации.** Диссертационная работа состоит из введения, шести разделов, заключения, списка литературы из 236 наименований. Диссертация содержит 356 страниц основного текста, в том числе 9 таблиц и 130 рисунков.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

*Во введении* обоснована актуальность темы диссертации, сформулирована проблема, цель и задачи исследований, научная новизна и практическая значимость, приведены результаты реализации работы.

*В первом разделе* приводится анализ современного состояния проблемы и развитие работ в области информатизации и автоматизации в области лучевой диагностики. Рассматривается цифровая радиология в целом, ее методы и тенденции развития применительно к внедрению информационно-телекоммуникационных технологий (ИКТ) в медицине. Приводится обзор достижений в области внедрения ИКТ в медицине, имеющиеся проблемы и их решения. Рассматривается основополагающая роль открытых стандартов в области ИКТ, как то: открытые системы, открытые архитектуры (OSA), открытые коды, открытые платформы, а также основные принципы открытых систем, архитектурные подходы в области построения МИС, методы оптимизации систем и управления, сопровождение систем на основе понятия жизненного цикла (ЖЦ).

На основе анализа радиологических МИС и основных тенденций в цифровой медицине выделены наиболее важные задачи, которые необходимо решить при их проектировании. Подчеркнуты преимущество модульной структуры МИС, а также необходимость при ее построении в использовании современных стандартов и протоколов. Обоснованы основные преимущества

МИС предлагаемой модульной структуры, а так же необходимость при построении радиологических МИС использовать облачные технологии. Выполнен анализ платформ облачных вычислений, на основе которых создаются пулы ресурсов для радиологических МИС.

Сформулированы основные требования к проекту интеллектуальной системы цифровой медицины. Представлена концепция создания Единой Государственной Интегрированной Системы Здравоохранения (ЕГИСЗ), в которой перечислены основные проблемы, тормозящие дальнейшее развитие цифровой медицины, в их числе указываются: проблема сбора достоверной информации об объёмах проведённых радиологических исследований; проблема интеграции используемого медицинского оборудования с МИС и внедрения цифровых систем для получения, диагностики и архивирования медицинских изображений и данных; проблема интеграции МИС.

Для решения выявленных проблем сформулированы концептуальные принципы ЕГИСЗ, которым должна удовлетворять радиологическая МИС. Введено понятие конвергентной инфраструктуры, под которым понимается принцип физического и/или логического объединения ресурсов на основе какого-либо сходства, принадлежности либо подобия решаемых задач в некоторый агрегат или систему ресурсов, а также, при необходимости, системы репликации и хранения копий данных, с последующим их объединением (внедрением) на оговариваемых принципах и условиях в общую вычислительную ткань. В случае конвергенции МИС имеем сеть региональных инфокоммуникационных центров, в пределе – национальную и глобальную медицинскую информационную инфраструктуру.

Введено понятие Единое информационное пространство (ЕДИП), под которым понимается совокупность баз и банков данных, технологий их ведения и использования, а также информационно-телекоммуникационные системы и сети, которые функционируют на основе единых принципов и по общим правилам, обеспечивающим информационное взаимодействие организаций и граждан.

Описаны возможности ЕДИП и приведены этапы его построения. Доказана необходимость организации в каждой клинике локальной информационной диагностической сети, создания для всех медицинских учреждений данного пространства (региона, муниципалитета, сети клиник и т.д.) единой базы хранения медицинской диагностической информации на основе облачных технологий, объединения всех медицинских учреждений в единую диагностическую информационную сеть. Такую сеть правильнее называть радиологической информационной системой (РИС). В ЕДИП эта РИС превращается тогда, когда информационная сеть начинает функционировать, формируется и регулярно пополняется единая структурированная информационная база данных. Эта БД, достигнув некой критической массы, станет постоянно пополняющейся базой знаний для целей качественной диагностики и лечения пациентов на современном уровне, научных исследований, обучения и т.д., а также эффективным



инструментом для принятия любых управленческих решений в области медицинской радиологии.

ЕДИП можно рассматривать в любом масштабе: клиника, объединение медицинских организаций по нозологическому признаку (туберкулез, онкология и т.д.), объединение медицинских организаций по территориальному признаку (муниципалитет, регион, страна). ЕДИП технически реализуется с учетом защиты информации (персональных данных пациентов) от несанкционированного доступа в соответствии с требованиями федерального закона №152 ФЗ «О защите персональных данных».

Построение ЕДИП осуществляется поэтапно. Этапы построения ЕДИП показаны на рисунке 1.



Рисунок 1 - Этапы построения ЕДИП

Реализация ЕДИП через данную концепцию позволит:

1. Сформировать ЕДИП в соответствии с детально разработанным технико-экономическим проектом, включающим формирование на территории региона круглосуточных центров технической и информационной поддержки, функционирующих на постоянной основе;

2. Поэтапно оснащать медицинские учреждения области современным цифровым диагностическим оборудованием, исходя из финансовых возможностей Заказчика, сохраняя целостность, совместимость и работоспособность будущей системы;

3. Сформировать в отдельных медицинских организациях работоспособные локальные диагностические информационные пространства с последующей возможностью интеграции их в единое диагностическое информационное пространство;

4. Создать план поэтапного финансирования развития службы лучевой диагностики, описывающий наиболее эффективное формирование инвестиционного портфеля.

Таким образом, предложены концептуальные модели построения интегральных МИС для поддержки принятия решений в лучевой диагностике, которые позволили разработать типовые схемы модульной структуры МИС и способы интеграции в них АРМов врачей-рентгенологов.

**Второй раздел** посвящен развитию методологии сегментации изображений РС. Перед классификацией изображения оно должно быть предварительно обработано, в частности, сегментировано. При этом сегментация должна быть семантической, то есть выделенные сегменты

должны отражать морфологические и анатомические свойства биообъекта.

Анализ известных методов и алгоритмов сегментации показывает, что все они имеют определенные недостатки и предназначены для решения конкретных задач или для анализа конкретных изображений. Для универсализации методов сегментации и повышения их качества необходимо использовать технологии сегментации, основанные на моделировании процессов сегментации, реализующихся в зрительном анализаторе человека. Согласно выводам Д. Хьюбела, сенсоры зрительного анализатора человека построены по иерархическому принципу, и их электрофизиологическая активность определяется ориентацией объекта интереса в секторе рецептивного поля приблизительно 30-градусного диапазона. Кроме того, сенсоры зрительного анализатора слабо реагируют на интегральную яркость рецептивного поля. Это их свойство было учтено при построении алгоритмов сегментации на основе метода Виолы-Джонса.

Общая схема предварительной обработки данных для автоматизированной классификации изображения представлена на рисунке 2.



Рисунок 2 – Общая схема предварительной обработки изображения

Исходя из априорной информации о структуре сегмента, автономные агенты нижнего уровня должны повышать яркость пикселей искомого сегмента и снижать (не изменять) яркости пикселей, которые, по «мнению» агента не принадлежат сегменту. Для формирования таких сегментов использовался морфологический анализ, основанный на формировании многослойных морфологических операторов (ММО).

ММО формировались на основе линейных структурообразующих элементов  $B(\theta, R)$ , где  $\theta = 0, 1, \dots, \Theta$  - ориентация оси линейного структурообразующего элемента относительно растра изображения,  $(2R+1)$  - число элементов в линейном структурообразующем элементе.

ММО порождает для каждого пикселя изображения  $F$  два множества, первое из которых получено в результате взаимодействия морфологического оператора дилатация с кортежем структурообразующих элементов  $B(\theta, R)$  с центром в пикселе  $p$  с изображением  $F$

$$D(p, \Theta) = \bigcup_{\theta, R} F \oplus B(\theta, R) \mid \forall d_{i, \theta} \in D(p, \theta): d_{i, \theta} = \sup D(p, \theta), i = 1, \dots, (2R + 1) \quad (1)$$

и оператора эрозия

$$E(p, \Theta) = \bigcup_{\theta, R} F \otimes B(\theta, R) \mid \forall e_{i, \theta} \in E(p, \theta): e_{i, \theta} = \inf E(p, \theta), i = 1, \dots, (2R + 1), \quad (2)$$

где  $(2R+1)$  - число элементов в линейном структурообразующем элементе (рассматривался случай  $R=1$ ).

Каждому элементу кортежей морфологических операторов (1) и (2) соответствует одно многослойное изображение. Для агрегации многослойных изображений с целью получения препарированного изображения  $G$  использовались решающие правила продукционного типа или алгебраические операции, например,

$$G(p) = \frac{1}{2 \cdot \Theta \cdot (2 \cdot R + 1)} \left( \sum_{i=1}^{2R+1} \sum_{\theta=0}^{\Theta} d_{i, \theta} + \sum_{i=1}^{2R+1} \sum_{\theta=0}^{\Theta} e_{i, \theta} \right). \quad (3)$$

**Метод каскадной сегментации рентгеновских снимков** заключается в обработке посредством компьютера цифрового изображения РС МЖ по технологии «сверху-вниз», предусматривающей представление изображения в виде множества блоков, находящихся на различных иерархических уровнях, и слияние блоков по технологии «снизу-вверх» в сегменты на основе результатов анализа предикторов  $P1$ , характеризующих однородность объединяемых блоков, определении предикторов  $P2$  для каждого из полученных сегментов – объединенных блоков  $R_n$  и при выполнении условия

$$P2(R_n) = TRUE, n = 1, \dots, N, \quad (4)$$

для проверки которого предиктор  $P2$  блока  $R_n$  анализируется обучаемым классификатором, блок  $R_n$  закрашивается определенным цветом или принимает значения самой высокой или самой низкой градации яркости. При выполнении технологии «сверху – вниз» каждый блок текущего иерархического уровня разбивается на четыре не пересекающих области – квадранта, вновь полученный квадрант кодируется таким образом, что к коду

текущего блока, из которого получаются квадранты текущего иерархического уровня, добавляются два двоичных разряда, определяющих дислокацию вновь полученного квадранта в исходном квадранте, в зависимости от величины предикторов  $PI$  вновь полученных квадрантов они получают статус «делимых» блоков и продолжает делиться на квадранты следующего иерархического уровня (переходит на следующий иерархический уровень – вниз), или статус «не делимых» блоков, при этом блоки остаются на текущем иерархическом уровне и объединяется по технологии «снизу вверх» на основе результатов анализа предиктора  $P2$  с теми блоками текущего и верхних иерархических уровней, имеющими статус «не делимых блоков», и коды которых соответствуют кодам вновь полученных «не делимых» квадрантов.

Перед определением статуса квадранта осуществляют модификацию границ квадрантов внутри каскадного окна путем оптимизации величины предиктора  $PI$ .

Блоки, коды которых удовлетворяют условию смежности блоков, объединяют по технология «снизу – вверх» при выполнении условия

$$PI(R_i \cup R_j) \leq (PI(R_i)) \text{AND} (PI(R_j)), j = 1, \dots, q ; i \neq j \quad (5)$$

где  $R_i$  и  $R_j$  – смежные блоки,  $q$  – число смежных блоков на текущем уровне у блока  $R_i$  и для каждого из  $N$  объединенных блоков определяют предиктор  $P2$ , который отражает свойства морфологических образований на рентгенограмме, обусловленных патологией.

После модификации границ квадрантов принимается решение о том, могут ли быть полученные изображения каскадными окнами следующего иерархического уровня, то есть материнскими. Решающие правила, согласно которым принимаются эти решения, построены на анализе критериев однородности изображения. Критерии однородности носят эмпирический характер и могут выбираться на основе яркостных характеристик или текстурных характеристик. При текстурном подходе к вычислению критерия однородности каскадное окно описывается вектором информативных признаков: спектральные коэффициенты, гистограммы. Критерий однородности позволяет остановить процесс деления каскадных окон и определяет переход к процедуре их классификации.

Для реализации метода разработан комплект алгоритмов для каждого этапа сегментации. Первый этап – формирование каскадных окон. Задача алгоритма сегментировать рентгенограмму на однородные блоки, однородность которых определяется предиктором  $PI_{\text{доп}}$ . Число уровней декомпозиции изображения рентгенограммы априорно неизвестно, поэтому оно определяется в процессе итерационного цикла. Алгоритм анализирует блоки изображения и классифицирует их на «делимые» (материнские) и «неделимые» (потомки). Если блок получает статус «делимого», то он делится на четыре квадранта с переводом их на следующий, более низкий иерархический уровень. Если блок получает статус «неделимого», то он

остается на текущем уровне. Процесс деления блоков на квадранты продолжается до тех пор, пока на текущем уровне не останется ни одного «делимого» блока или «делимые» блоки при их делении на квадранты станут меньше предельно допустимого размера.

На втором этапе сегментации изображения требуется укрупнить блоки, то есть присоединить блоки на нижних уровнях к более крупным на верхних уровнях. Просмотр блоков по уровням необходим, так как он позволяет упростить поиск смежных блоков. Смежные блоки являются претендентами на объединение (укрупнение) исходя из критерия  $P1$ . Для принятия решения по объединению блока устанавливается предиктор  $P1$  для объединенного блока и принимается решение согласно правилу продукции (5).

На третьем этапе необходимо классифицировать полученные ранее блоки исследуемого изображения. Классификатор блоков определяет принадлежность блока к ROI. Показано, что для построения классификаторов может использоваться любая парадигма.

В основе подхода к процедуре классификации сегмента лежит развитие метода интеллектуальных агентов для сегментации сложноструктурируемых изображений. Дальнейшим развитием этого подхода была замена пороговых решающих правил на решающие правила, построенные по методологии бустинга, таким образом, что для классификации сегментов РС использовались два «слабых» классификатора, и один «сильный» классификатор. В качестве первого «слабого» классификатора используется классификатор, построенный на дескрипторах, сформированных на основе двумерных ортогональных преобразований, вычисленных в окне анализа. В качестве второго - классификатор, построенный на дескрипторах, сформированных на основе примитив, аппроксимирующих гистограммы яркости в окне анализа. Дескрипторы «слабых» классификаторов не зависят от динамического диапазона яркости РС или различия динамических диапазонов яркости в окнах анализа. Апробация метода классификации проведена на РС МЖ при различных стадиях морфогенеза рака молочной железы.

**Третий раздел посвящен** разработке структурных и архитектурных решений для интеллектуальной системы обработки и анализа рентгенограмм МЖ. Анализ типовых алгоритмов поиска новообразований на рентгенограммах МЖ показал, что их характерной особенностью является наличие блока выделения однородностей, который, по существу, является прототипом авторских алгоритмов сегментации. Разработанный алгоритм построен таким образом, чтобы нивелировать недостатки современных классификаторов изображений, в частности, СНС. С этой целью в алгоритм вводятся два классификатора. Первый классификатор предназначен для классификации сегментов изображения на «ROI» и «не ROI». Кроме возможности двухступенчатой классификации появляется возможность интерактивного режима, при котором на классификатор второй ступени

поступают не все выделенные классификатором первой ступени ROI, а только те, которые заинтересуют ЛПП.

Классификатор второй ступени классифицирует ROI по патологиям. На этой ступени возможно использование множество классификаторов (по числу дифференцируемых патологий), которые классифицируют ROI на два класса: «заданная патология» – «все остальное». В алгоритме классификации использовалась процедуры морфологической фильтрации изображения и процедуры сегментации изображения. Морфологическая фильтрация посредством ММО, в который входят операторы (1) и (2), позволила согласовать процесс фильтрации и сегментации посредством операции (3).

Структура интеллектуальной системы классификации рентгенограмм МЖ представлена на рисунке 3. В ее состав входят 3 основных модуля: модуль формирования каскадных окон, модуль объединения каскадных окон и модуль классификации и принятия решения. В качестве вспомогательного инструмента используется MATLAB 2018b.

Модульная структура программного обеспечения включает интерфейсные элементы, сервис ввода-вывода, модуль сегментации, контроллер задач, модуль формирования окон, модуль нейросетевого моделирования, позволяющая осуществлять классификацию морфологических образований на рентгенограммах МЖ.

Для проверки эффективности работы разработанных методов и алгоритмов в АРМ классификации рентгенограмм МЖ сформированы обучающие и контрольные выборки. Для оценки качества классификации использовалась модель двух альтернативного классификатора сегментов рентгенограмм, построенная на основе метода максимального правдоподобия, содержащая два параллельных канала, на входы которых подавался классифицируемый пример  $u$ . В первом канале вычисляется значение правдоподобия примера  $u$  математической модели класса  $C_1$ , а во втором канале – величина правдоподобия этого примера для математической модели класса  $C_2$ . Далее формируется отношение правдоподобия, которое сравнивается с пороговым уровнем. На рисунке 4 представлено интерфейсное окно с результатами одного из этапов классификации изображения РС МЖ.

В модели классификатора в качестве текстурных характеристик классифицируемых сегментов (компонент вектора  $P2$ ) использовались статистические характеристики яркости пикселей сегмента и спектральные характеристики соответствующих сегментов.

Для разведочного анализа текстурных характеристик выборок двух классов:  $C_1$  – норма, и  $C_2$  – новообразование на соответствие нормальному закону распределения были использованы программы пакета STATISTICA. Диаграмма показателей качества на контрольных выборках в интеллектуальной системе со структурой рисунок 3, представлена на рисунке 5.

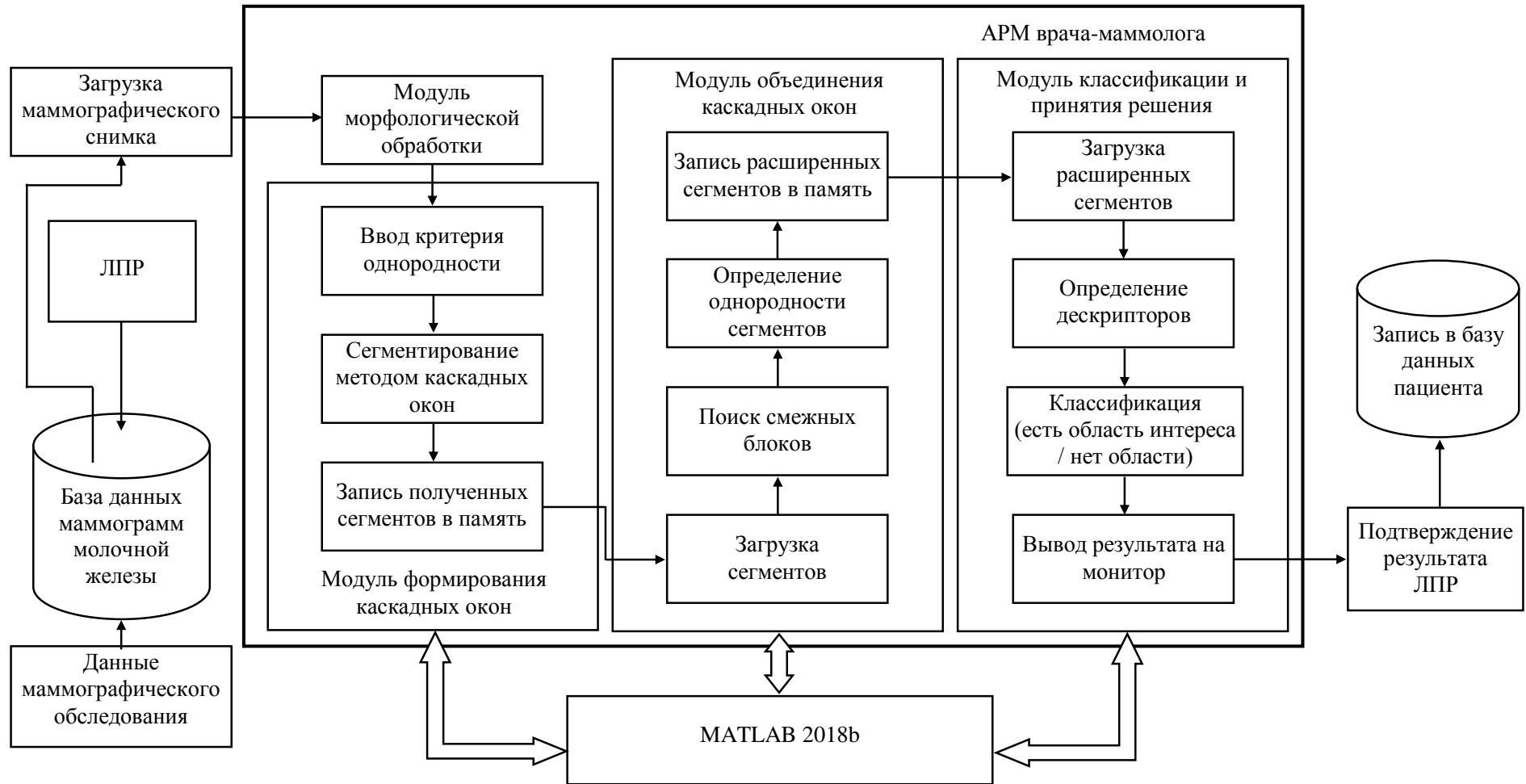


Рисунок 3 – Структурная схема интеллектуальной системы обработки и анализа маммографических изображений

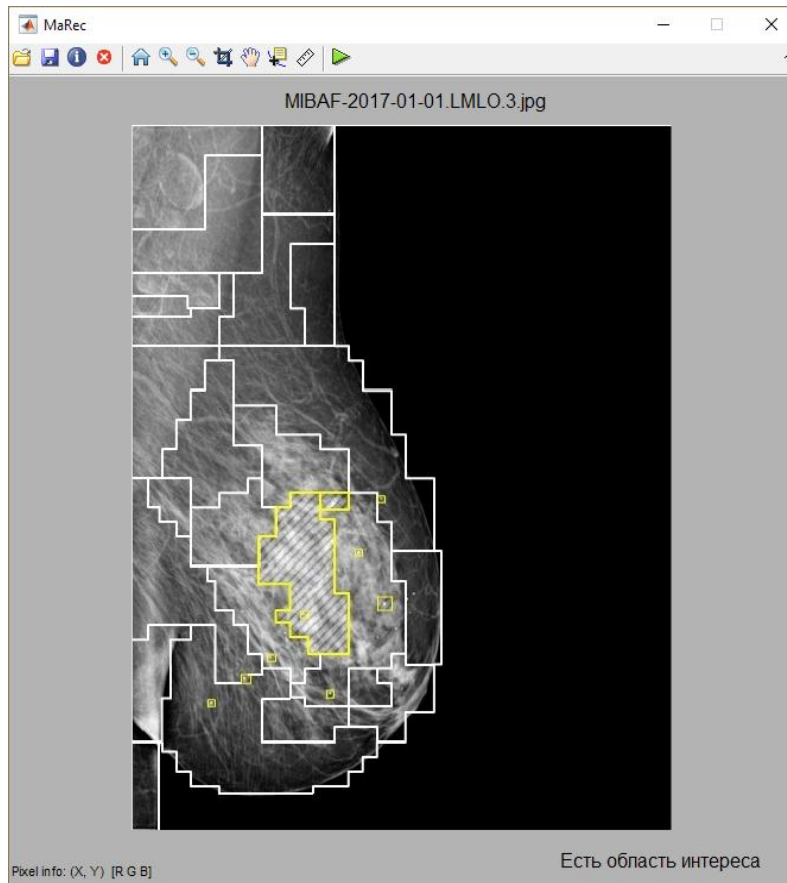


Рисунок 4 – Результат метода сегментирования каскадными окнами

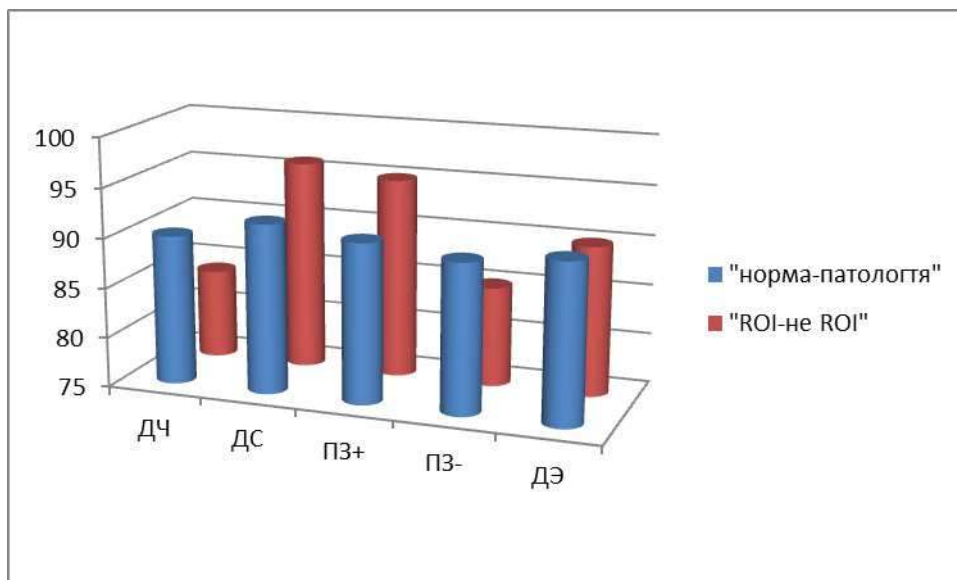


Рисунок 5 - Диаграмма показателей качества классификации рентгенограмм молочной железы на контрольных выборках: ДЧ – диагностическая чувствительность, ДС – диагностическая специфичность, ПЗ+ - прогностическая значимость положительных результатов, ПЗ- - прогностическая значимость отрицательных результатов, ДЭ – диагностическая эффективность



Экспериментальная проверка модели классификатора по классификации сегментов рентгенограмм МЖ по классам «норма» и «патология» и «ROI» и «не ROI» показала, что основные показатели качества классификации превышают 0,9.

*В четвертом разделе* разработан метод классификации изображений РС грудной клетки, основанный на ортогональных преобразованиях в скользящем локальном окне (СЛО). В основе метода лежит идея замены вейвлетов Хаара, используемых для формирования дескрипторов в методике Виолы-Джонса, на ортогональные преобразования, определяемые в аналогичных локальных окнах  $M1 \times M2$ . Такая замена позволяет формировать как сам процесс получения дескрипторов в окне, так и процесс выбора размеров СЛО, а также их количества. Метод классификации изображений РС позволяет синтезировать двухальтернативные классификаторы пикселей изображений или его сегментов, которые состоят из каскадов «слабых» классификаторов и агрегаторов их решений, использующие в качестве дескрипторов результаты анализа спектров СЛО, дислокацию которых определяет координаты классифицируемого пикселя.

На рисунке 6 представлена структура каскадного классификатора, построенная на основе анализа спектра в окне при различных размерах СЛО.

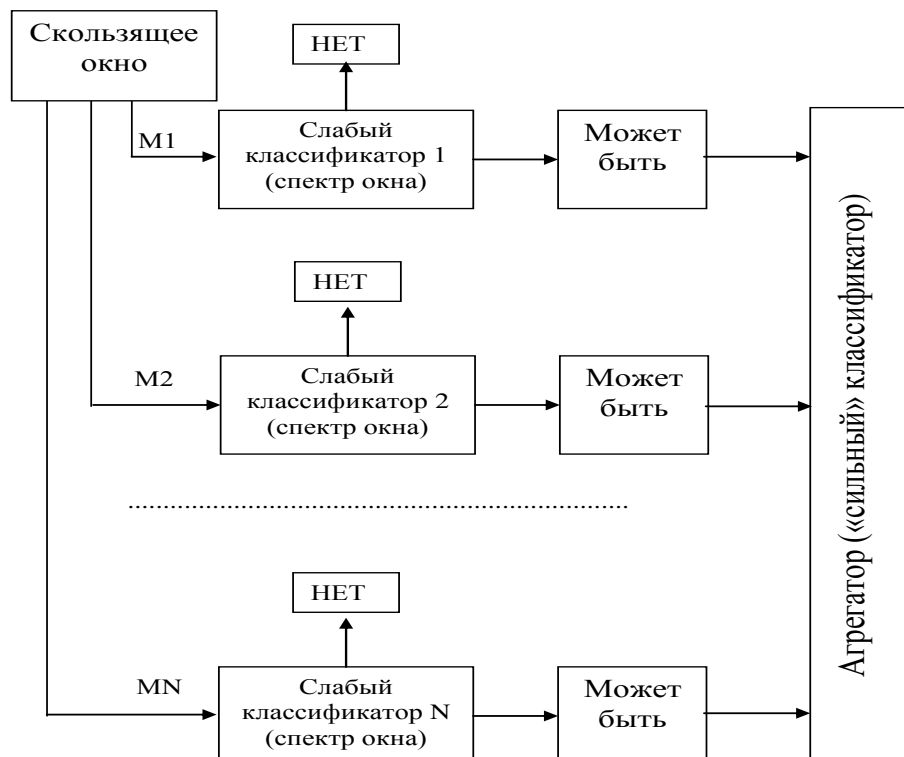


Рисунок 6 – Структура каскадного классификатора, построенная на основе анализа спектра в окне и масштабирования окна

За основу структурно-функциональных решений для классификации изображений РС взят метод Виолы-Джонса, основанный на многооконном анализе изображений. Вместо дифференцирующих окон использовалось

двумерное дискретное преобразование Уолша (ДДПУ). В результате свертки окна РС с функциями Уолша формируются дескрипторы для классификации пикселя, в окрестности которого образовано окно. Для получения каскада классификаторов изменяют масштаб окна, при этом базисные функции ДДПУ пробегают все масштабы, доступные в окне. В этом случае получаем столько «слабых» классификаторов, сколько масштабов СЛО используется в классификационной модели.

«Слабый» классификатор реализуется в виде нейронной сети, на входе которой отображены только значимые коэффициенты ДДПУ в СЛО.

Для автоматической обработки фрагмента изображения, попавшего в окно, предложено использовать многоэтапную адаптивную фильтрацию в частотной области. Яркости пикселей в окне размером  $M1 \times M2$  представлены целочисленными отсчетами  $x(k_1, k_2)$  в диапазоне  $0 \dots 255$ , которые поступают на блок ДДПУ, вычисляющий отсчеты ДДПУ. После определения ДДПУ, массив отсчетов в окне подвергается обработке посредством масочных операторов, которых в общем случае может быть  $K$ . Эти маски, в зависимости от конкретной задачи, выполняют пошаговую трансформацию оконного ДДПУ и реализуются на основе нейронных сетей.

На рисунке 7 показана схема синтеза этой маски. Схема является универсальной и не зависит от функционального назначения маски. После фильтрации двумерного спектра изображения маской 1, осуществляется визуализация искомого сегмента посредством обратного дискретного двумерного преобразования Уолша (ОДДПУ).

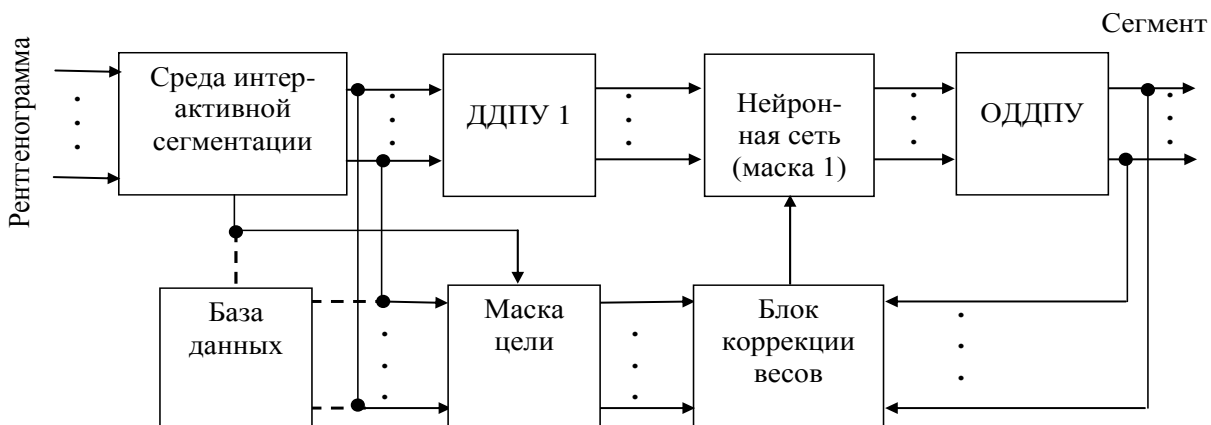


Рисунок 7 – Структура процесса обучения для гибридной технологии сегментации

Роль нейронной сети определяет среда интерактивной сегментации и маска цели. В среде интерактивной сегментации выбирается необходимый фрагмент рентгенограммы, а в маски цели синтезируют целевое изображение, которое необходимо получить на выходе блока ОДДПУ при заданном фрагменте на входе. Если нейронная сеть настроена на выделение патологических образований на рентгенограмме, например, вызванных заболеванием пневмонией, то она работает как фильтр, который пропускает заданные фрагменты изображения и блокирует прохождение фрагментов

другого класса. Маска 1 (рисунок 7) настраивается таким образом, чтобы пропускать фрагменты изображения, определяемые заданным заболеванием. Блок коррекции сравнивает изображение на входах и в зависимости от результатов этого сравнения корректирует веса нейронной сети.

На рисунке 8 показаны спектры фрагментов без патологии (а) и с пневмонией (б). Блок коррекции весов модифицирует нейронную сеть таким образом, чтобы изображение на выходе ОДПУ соответствовало изображению на входе при условии, что это изображение патологического фрагмента. Само же целевое изображение будет иметь вид, представленный на рисунке 8, в.

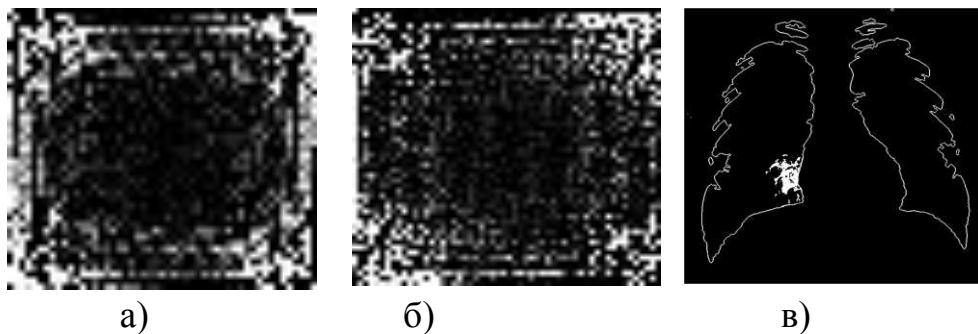


Рисунок 8 – Спектры выделенных фрагментов (а, б) и целевые изображения (в)

Алгоритм классификации изображений РС осуществляет выделение и классификацию сегментов рентгенограмм грудной клетки посредством взаимодействия сильных и слабых классификаторов, анализирующих спектры ДДПУ в СЛО.

Для формирования «слабых» классификаторов разработано программное обеспечение (ПО) поиска спектральных признаков для «слабых» классификаторов на спектральной плоскости. Технология синтеза «слабого» классификатора состоит в анализе ДДПУ в окнах, содержащих патологические изменения и нахождении их отличий от окон, не содержащих патологии.

Наибольшая энергия ДДПУ располагается, как правило, в нулевой строке или столбце. Так как нулевой элемент получен посредством взвешивания изображения в окне с нулевой функцией Уолша, которая представляет собой единицу, то он определяет среднюю яркость изображения в окне.

Для анализа всего изображения окно «скользит» по исходному изображению. В каждой новой локализации окна вычисляются информативные признаки для системы анализа сложноструктурированного изображения. В частном случае внутри СЛО рассчитывается один параметр  $X$  и результат обработки представляется в виде распределения этого параметра в зависимости от локализации (смещения) окна.

В качестве примера на рисунке 9 приведены гистограммы распределений нулевого элемента спектра Уолша СЛО в области просвета здоровых легких (а) и легких с пневмонией (б).

Таким образом, один из «слабых» классификаторов настраивается на появление снижения прозрачности в области ребер и легких, что проявляется снижением значения отсчетов нулевых элементов преобразований Уолша окон, находящихся в исследуемой области.

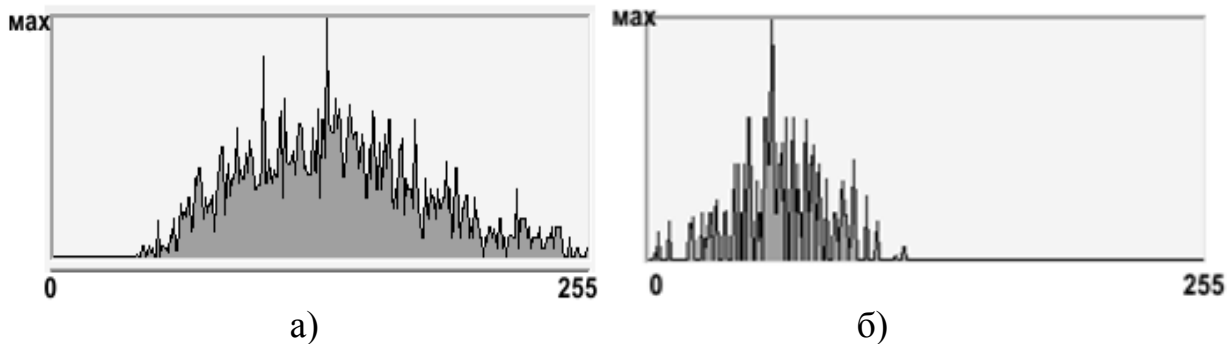


Рисунок 9 – Гистограммы распределений нулевого элемента спектра Уолша скользящего окна в области просвета здоровых легких (а) и в области очага пневмонии (б)

В низкочастотной области СЛО представлены диагональные, вертикальные и горизонтальные структуры, такие как края ребер и диафрагмы, края сердца и дуги аорты, легочный рисунок, сосуды, лимфатические узлы.

В высокочастотной области спектра СЛО представлены в основном резкие перепады яркости, мелкие по сравнению с размером окна объекты, а также шум.

В качестве первого критерия проверки качества классификации был использован критерий  $M_{\omega_\ell}$  - процентное отношение неправильно классифицированных пикселей данного  $\omega_\ell$  класса к общему количеству пикселей этого класса на эталонном изображении:

На рисунке 10 представлены диаграммы, отражающие распределение этого критерия на моделях морфологических образований различных классов, полученные на 12 рентгеновских снимках. На каждом из снимков формируются модели морфологических образований, как пневмонии ( $\omega_1$ ), так и онкологии ( $\omega_2$ ).

Для сравнения те же модели морфологических образований классифицировались на основе модели активного контура.

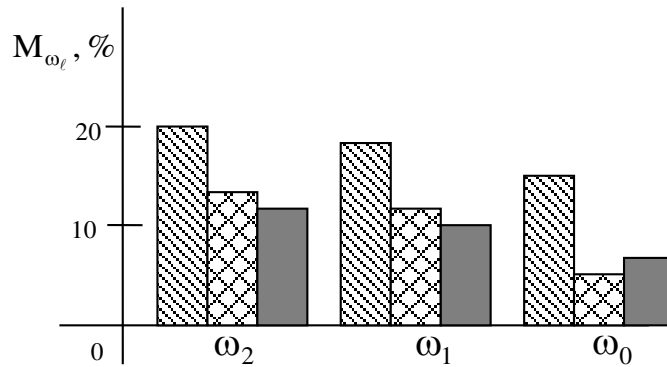


Рисунок 10 – Результаты критерия  $M_{\omega_i}$ , полученные на 12 рентгенограммах грудной клетки: ▨ - модель активного контура; ▩ - модель сегментации на основе предварительной обработки и многооконного спектрального анализа; ■ - модель сегментации без предварительной обработки посредством многооконного спектрального анализа

В качестве второго критерия, позволяющего учитывать местоположение неправильно классифицированных сегментов, используем критерий  $\varepsilon$ :

$$\varepsilon = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N d_i^2}}{A} \times 100, \quad (6)$$

где  $N$  – количество ошибочно классифицированных пикселей,  $A$  – общее количество пикселей в изображении,  $d_i$  – евклидово расстояние между  $i$ -ым ошибочно классифицированным пикселем  $x$  и ближайшим пикселем  $y$ , действительно относящихся к данному классу.

Для проверки эффективности предложенных методов и алгоритмов классификации были исследованы 60 рентгенограмм с патологическими образованиями, связанными с онкологическими заболеваниями и пневмонией. Данные об эффективности предложенного метода классификации патологических сегментов приведены в таблице 1.

Таблица 1 - Эффективность дифференциальной диагностики

Диагноз	Чувствительность %	Специфичность, %	Кол-во патологических сегментов
Пневмония	80	83,5	28
Онкология	90	75	32

Критерием достоверности диагностического заключения считали *результат исследования рентгеновского снимка*, выполненный двумя врачами-рентгенологами.

Таким образом, сравнительный анализ показателей качества различных методов классификации рентгеновских снимков грудной клетки показал, что предложенный метод многооконного спектрального преобразования позволяет осуществить дифференциальную диагностику пневмонии и онкологических морфологических образований по критерию  $M$  ниже 15%, а по критерию  $\varepsilon$  ниже 50 единиц (лежит в диапазоне от 0 до 108).

**В пятом разделе** разработан метод автоматической классификации рентгеновских изображений с использованием масок прозрачности. При разработке метода в качестве научно-технической задачи решалась задача минимизация ошибки ложных срабатываний СНС и, соответственно, увеличение точности распознавания областей интереса при анализе графической информации за счет новой архитектуры СНС.

Алгоритм реализации метода представлен на рисунке 11.

На первом этапе формируется матрица прозрачности (блок 10 рисунок 11). Размер матрицы прозрачности соответствует размеру матрицы изображения РС. Элементы матрицы прозрачности принимают значения нуля или единицы. Значение единицы принимают те пиксели матрицы прозрачности, которые принадлежат области ROI РС (сегмента).

Процедура выделения зон интереса, соответствующая первому этапу обработки, и представленная на схеме алгоритма блоком 10. На рисунке 12а представлена маска прозрачности для сегментов, образованных тенями ребер на рентгенограмме грудной клетке, на рисунке 12б представлена маска прозрачности для пикселей попавших в область легочных полей на рентгенограмме грудной клетки, на рисунке 12в показана маска прозрачности для рентгеновской маммограммы с зоной интереса-рак.

На втором этапе осуществляется формирование глубинных слоев (блок 11 рисунок 11). За основу формирования глубинных слоев взята технология формирования сверточных слоев в СНС. Но в отличие от архитектуры СНС в данном методе используются тождественные операторы. Тождественные операторы имеют такую же масочную структуру, что и операторы свёртки, то есть результат их работы (яркость пикселя с координатами  $i, j$ ) можно представить выражением

$$y_{i,j}^u = f \left( \sum_{g=0}^{M1-1} \sum_{q=0}^{M2-1} x_{(i-1) \cdot M1 + g, (j-1) \cdot M2 + q} \cdot w_{g,q}^u \right), \quad (7)$$

где  $u$  - идентификатор свёртки (идентификатор масштаба),  $M1 \times M2$  – размер матрицы свёртки,  $w_{g,q}^u$  - весовые коэффициенты свёртки с идентификатором  $u$ .

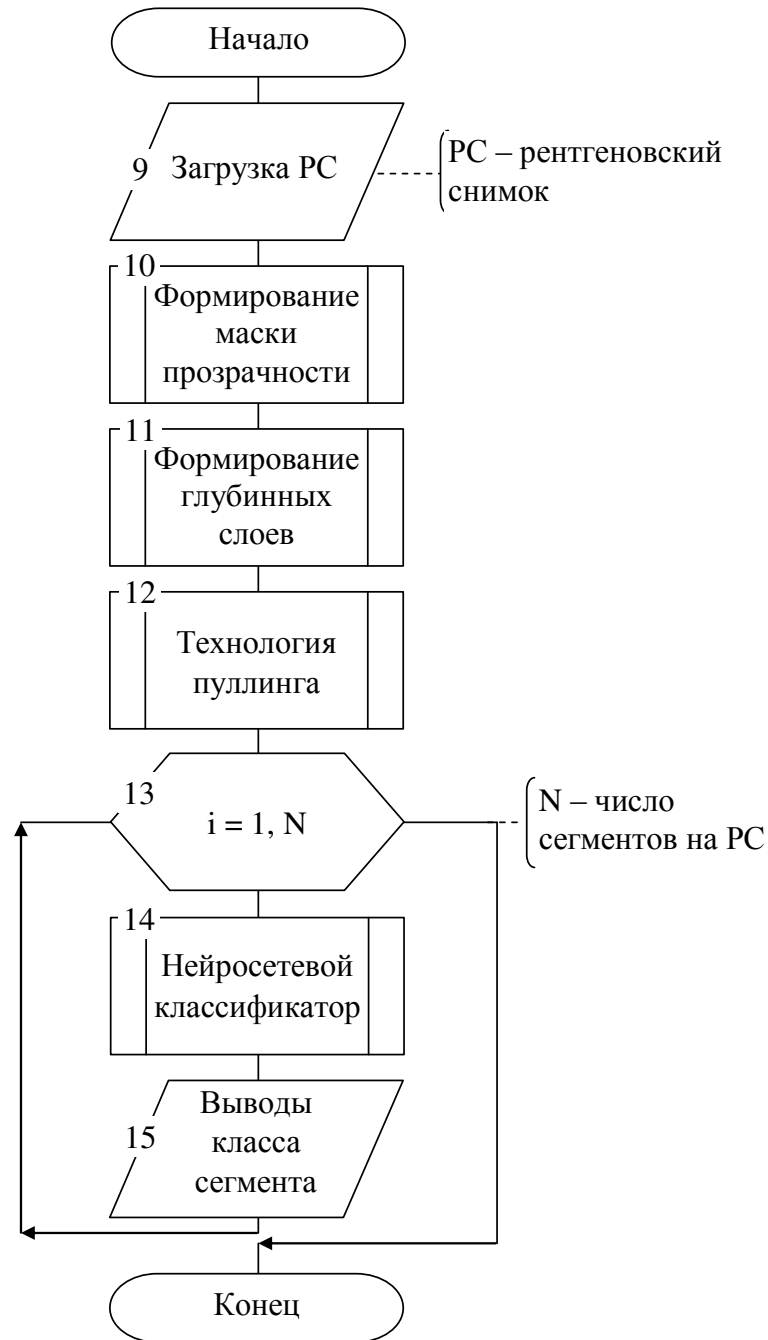


Рисунок 11 – Схема алгоритма метода классификации рентгеновских снимков

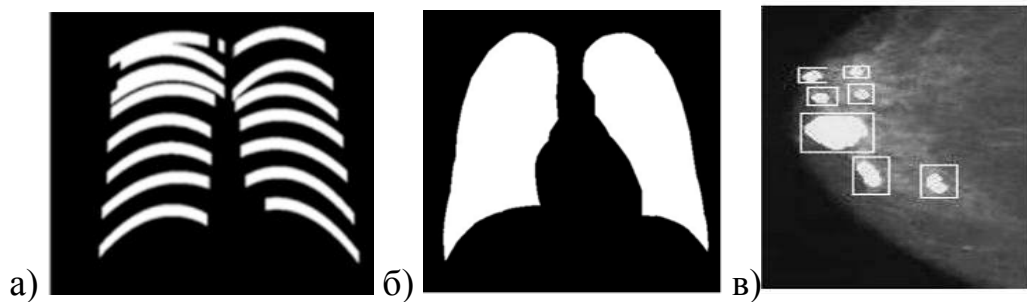


Рисунок 12 - Примеры масок прозрачности, определяемых на первом этапе классификации изображения рентгеновского снимка

Особенностью тождественного оператора является то, что у него отличен от нуля (равен единице) только один весовой коэффициент, координата которого совпадает с координатой активного пикселя на изображении.

Этому условию соответствует следующее правило продукционного типа

$$\text{ЕСЛИ } ((g=M1-1)\text{И}(q=M2-1)) \text{ ТО } w_{g,q}^u = 1, \text{ ИНАЧЕ } w_{g,q}^u = 0. \quad (8)$$

Тождественный оператор транслирует исходное изображение в глубинный слой с присвоением ему определенного масштаба (размечает исходное изображение на мегапиксели). Масштабы глубинных слоев выбираются из ряда  $2^{n+1}$ , где  $n$  принимает значения ряда натуральных чисел. При этом размерность изображения в глубинном слое сокращается и принимает значение  $(N1-M1/2) \times (N2-M2/2)$ , где  $N1 \times N2$  – размер исходного изображения, а  $M1 \times M1$  – размер мегапикселя.

На третьем этапе осуществляется сокращения размерности глубинных слоев, которая в технологии СНС называется пулингом или субдискретизацией (блок 12 рисунок 11). Сущность технологии состоит в том, что элементам глубинного слоя (7), находящимся в области масштабной маски, соответствующей этому глубинному слою, ставится в соответствии некоторый функционал  $Z$ . В предлагаемой технологии пулинга для каждого масштабного окна используем только два вейвлета Хаара: вертикальный и горизонтальный. Размер вертикального вейвлета равен  $M2/2 \times M1$ , а размер горизонтального вейвлета равен  $M1/2 \times M2$ . Горизонтальный вейвлет Хаара перемещается по маске в вертикальном направлении с шагом  $\Delta V$ , а вертикальный вейвлет Хаара перемещается по маске в горизонтальном направлении с шагом  $\Delta G$ . При каждом  $i$ -м положении вейвлета вычисляется разность

$$Z_i = W_i - B_i, \quad (9)$$

где  $W_i$  – сумма яркостей пикселей, находящихся под «белой» частью вейвлета Хаара,  $B_i$  – сумма яркостей пикселей, находящихся под «черной» частью вейвлета Хаара.

При этом получаем два вариационных ряда, число элементов в которых определяется как  $\text{int}(M1/(2 \Delta V))$  и  $\text{int}(M2/(2 \Delta G))$ . Если выбрать  $M1=M2$ , то число элементов в вариационных рядах одинаково и их можем принять за элементы комплексного ряда с соответствующей действительной (первый ряд) и мнимой (второй ряд) составляющими.

Таким образом, формируем первое требование к пространству информативных признаков: вектор информативных признаков не должен зависеть от масштаба глубинного слоя и от количества масштабных окон в сегменте. Это первое требование к технологии пулинга. Вторым требованием



является инвариантность информативных признаков к динамическому диапазону яркости пикселей на РС.

Для реализации второго требования к пространству информативных признаков полагаем, что (9) может принимать только значения -1, 0 и +1. С этой целью введем пороговый параметр  $\eta$  и преобразуем результат взаимодействия маскированных пикселей с вейвлетом Хаара следующим образом:

$$F_i = \begin{cases} -1 & \text{при } Z_i < -\eta; \\ 0 & \text{при } -\eta < Z_i < \eta; \\ +1 & \text{при } Z_i > \eta. \end{cases} \quad (10)$$

Перейдем к процедуре пулинга, позволяющей удовлетворить первое требование. Функционал  $Z$  должен быть выбран таким образом, чтобы его значение не зависело от размера сегмента, а зависело только от его текстуры. Это требование обусловлено тем, что субдискретизированное глубинное изображение представляет из себя множество  $\{Z_i^u\}$ , где  $i=1,2,\dots,L$ , где  $L$ -кратность вложения маски пулинга масштаба  $u$  в  $u$ -ый глубинный слой. Для того, чтобы отстроиться от влияния количества масштабных масок в сегменте глубинного слоя на вектор информативных признаков будем использовать однослойный перцептрон.

Так как нейронная сеть должна ответить на вопрос, принадлежит ли элемент сегмента глубинного изображения, определенный масштабной маской, к заданному известному классу, то однослойный перцептрон обучен под известный класс с известной масштабной маской, поэтому его структура не зависит от числа масштабных масок (мегапикселей), включенных в классифицируемый сегмент. Этот однослойный перцептрон является слабым классификатором. Слабые классификаторы формируют входной вектор для полносвязной нейронной сети.

На четвертом этапе осуществляется классификация сегмента посредством многослойного перцептрона. Полносвязный слой выполнен в виде двух нейронных сетей блочного типа, скрытые слои которых обучены на векторах, полученных в результате вертикального и горизонтального сканирования вейвлетом Хаара соответствующего мегапикселя. Последние слои полносвязной нейронной сети агрегируют результаты автономной классификации нейронных сетей блочного типа.

На рисунке 13 представлена структурная схема классификатора (СНС), реализующего предлагаемый метод. Классификатор включает последовательные процедуры преобразования изображения РС 35 в глубинные слои 36, глубинные слои 36 в трехмерные тензоры информативных признаков 37, прореживание тензоров информативных признаков 37 посредством маски прозрачности 38, последовательное подключение мегапикселей тензоров 37 посредством блока мультиплексоров 39 к однослойным перцептронам 40, классификацию вектора размерностью

$2U$ , где  $U$  – число глубинных слоев, интеллектуальным анализатором 41, и классификацию области интереса посредством полносвязной нейронной сети 42. Выход  $(2U + 1)$  интеллектуального анализатора 41 подключен к входу  $(2U + 1)$  блока мультиплексов 39.

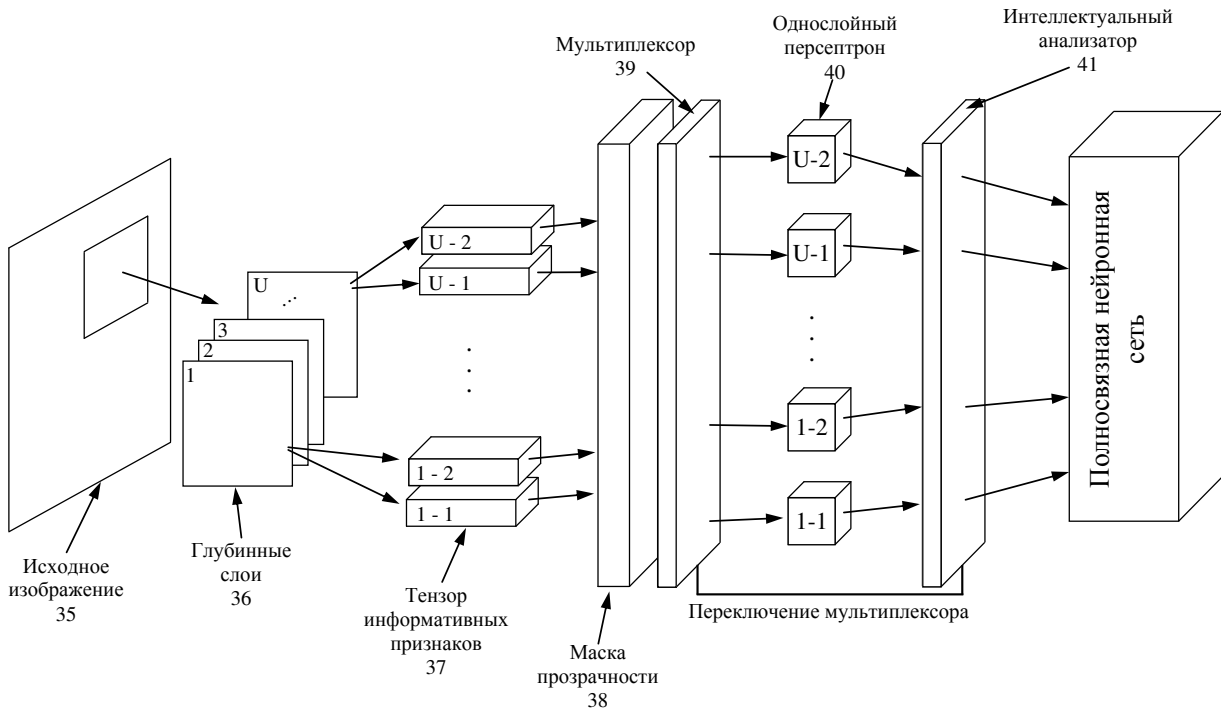


Рисунок 13 – Структурная схема сверточной нейронной сети, реализующей классификатор с маской прозрачности

Входными данными для классификатора является матрица отчетов пикселей изображения РС 35, из которой формируются глубинные слои 36. Используя технологию пулинга из глубинных слоев 36 получают тензоры информативных признаков 37, которые прореживаются посредством маски прозрачности 38. Мультиплексор 39 подключает  $D$  - слои тензоров 37 к входам однослойным персептронам 40, что обеспечивает интеллектуальный анализатор 41, который также формирует входные данные для полносвязной нейронной сети 42. Полносвязная нейронная сеть 42 состоит из последовательно соединенных входного слоя, скрытого слоя и выходного слоя. Входной слой является выходом интеллектуального анализатора 41.

Для алгоритма интеллектуального анализатора 41 исходными данными являются выходы однослойных персептронов 40. На выходы однослойных персептронов последовательно поступает информация о каждом мегапикселе глубинного слоя  $U$ . Интеллектуальный анализатор должен хранить эти данные, которые обозначены как  $a_{k_u}$  и  $b_{k_u}$ , а также хранить число мегапикселей в глубинном слое  $U$ , которое обозначено идентификатором  $K_u$ .

Алгоритм осуществляет сканирование глубинного слоя  $U$ . Сканирование ведется по мегапикселям. Координаты мегапикселя  $(i, j)$  сравниваются с координатами сегмента и на маске прозрачности, если

мегапиксель попадает в сегмент, то из соответствующих слоев  $D$  тензора на однослойные персептроны поступают входные данные.

Сущность интеллектуального анализатора данных  $\{a_k\}_u$  и  $\{b_k\}_u$  состоит в следующем. Так как мегасегменты, информация о которых отражена в вышеуказанных множествах, принадлежат одному и тому же сегменту, то элементы множеств должны быть относительно однородны, то есть дисперсия элементов множеств не должна превышать порогов  $\varepsilon_{\sigma_a}$  и  $\varepsilon_{\sigma_b}$ .

Если эти условия не соблюдаются, то необходимо искать выбросы в данных, и при формировании соответствующего входа полносвязные нейронные сети выбросы не учитывать.

В результате экспериментальных исследований автоматизированной системы получены количественные результаты качества диагностики рентгенологических синдромов. При этом было исследовано 34 рентгенограмм больных пневмонией, для которых характерны синдромы, связанные с нарушением прозрачности легочных тканей.

В качестве контрольной группы использовались рентгенограммы пятидесяти пациентов без легочных патологий.

Анализ результатов проведенных экспериментов показал, что предложенные метод и алгоритмы показали ДЧ = 82%, ДС = 94%, ДЭ = 89%, что превышает показатели качества диагностики рентгенологических синдромов известных структур СНС на 10...15%.

**В шестом разделе** проведены исследования в области безопасности МИС, которые показали, что к проблемам безопасности необходим комплексный подход. Показано, что в качестве рабочей модели целесообразно выбрать ролевою модель защиты информации, рекомендуемую также стандартами серии X.800. Модели защиты информации в МИС обеспечивают создание баз данных РС, позволяющих создавать коллекции РС для обучения классификаторов изображений РС. Анализ существующих открытых БД медицинских изображений показал, что при их построении предпочтение отдается распределенным и открытым БД. Второй тенденцией является включение в БД программного обеспечения для обработки и классификации РС, причем такое ПО является открытым в том смысле, что пользователи БД могут как использовать ПО, интегрированное в БД, так и интегрировать в ПО БД свои программы, делая их доступными для других пользователей БД.

Учитывая эти мировые тренды, для МИС была разработана интернет-технология с автономными интеллектуальными агентами – интерьерерами, предназначенными для создания коллекций РС для обучения и мета-анализа эффективности классификаторов изображений РС.

Структуру интерьерера и его назначение поясняет рисунок 14. Объединение в интерьереры-соратники позволяет построить распределённую систему автономных интеллектуальных агентов, которая не только формирует классификаторы для глобального использования, но и

осуществляет мета-анализ их диагностической эффективности, а также мета-анализ эффективности диагностических процедур, которую можно оценить на основе рентгенологических исследований.



Рисунок 14 – Назначение интерьера и его укрупненная структура

Так как интерьер связан с внешним миром через Интернет, то инструментальные средства должны быть доступны через Интернет, то есть находиться на веб-сервисе. Кроме того, на веб-сервисе находиться часть баз данных интерьера. Таким образом, при помощи программных средств веб-сервиса ЛПР создает сообщество удаленных пользователей или соратников, которые могут предоставить ему РС, удовлетворяющие идентификатору интерьера. Интерьер позволяет осуществлять контроль динамики функционального состояния пациента в процессе управляющего воздействия на него. Тем самым реализуется цепочка: патология - терапевтическая процедура - РС - мета-анализ. Программное обеспечение интерьера обеспечивает его работу с веб-сервисом, который является менеджером как распределенной БД, так и сообщества интерьеров-соратников.

Программные модули для реализации предлагаемых алгоритмических решений представлены в структуре Веб-сервиса на рисунке 15. Программное обеспечение веб-сервиса реализует алгоритмы выделения областей *ROI* и их

классификацию; осуществляет мониторинг динамики этих областей в процессе терапевтических воздействий.

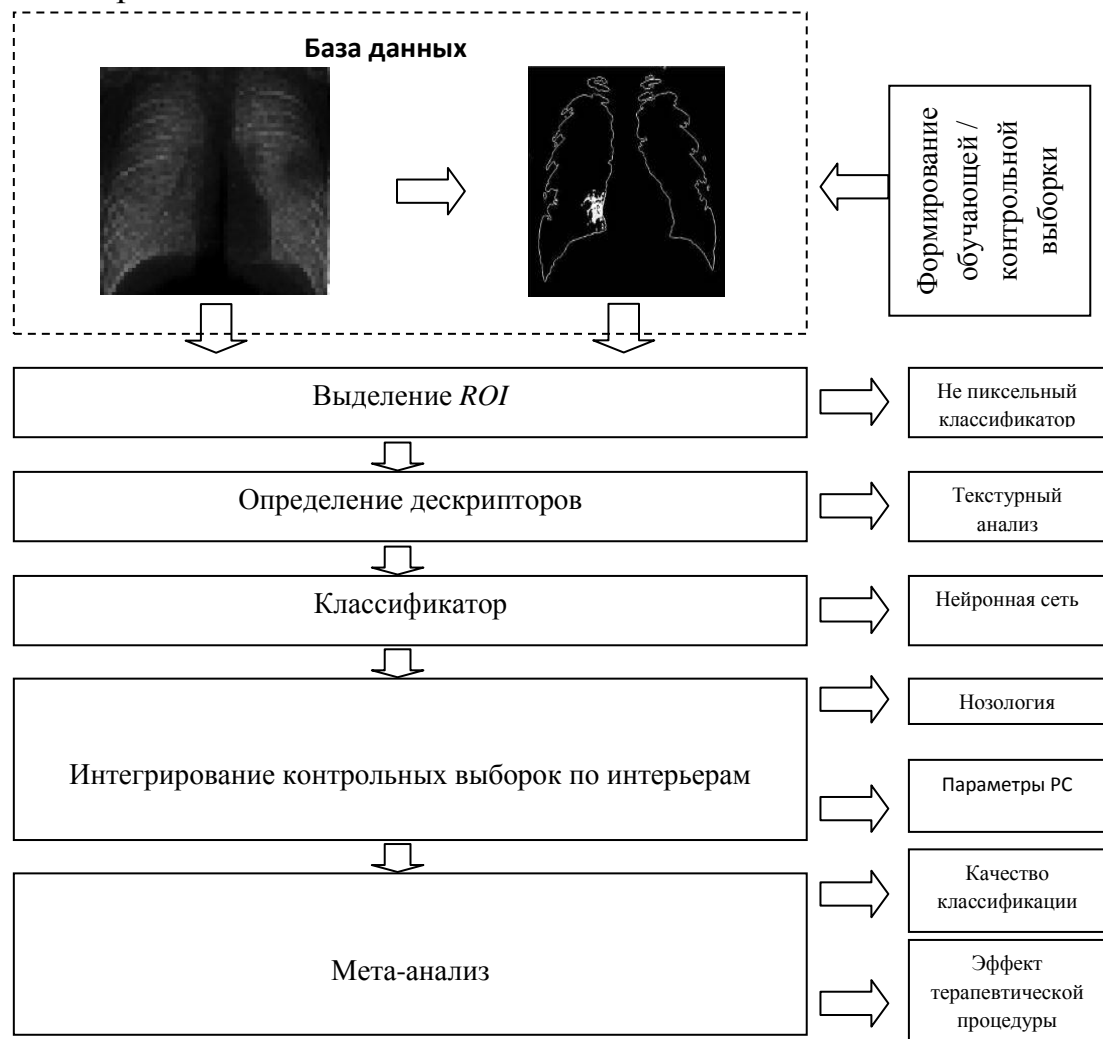


Рисунок 15 – Структура Веб-сервиса и его основные программные модули

Полученные результаты будут способствовать расширению объёмов дистанционных профилактических, амбулаторных и стационарозамещающих моделей оказания медицинских услуг, а также виртуализации медицинских сервисов на основе облачных платформ и технологий BigData. В свою очередь это будет способствовать повышению эффективности методов и инструментов индустрии здоровья – за счет ускоренного развития персонифицированной модели организации медицинских услуг на основе использования актуальных информационно-коммуникационных технологий.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В диссертационной работе в рамках решения поставленной научно-технической проблемы получены следующие основные результаты:

1. Предложены концептуальные модели построения интегральных медицинских информационных систем для поддержки принятия решений в лучевой диагностике. Разработаны типовые схемы модульной структуры

медицинских информационных систем и способы интеграции в них АРМов врачей-рентгенологов.

2. Разработан метод двухступенчатой классификации сегментов изображения рентгеновских снимков, включающий:

- многослойные морфологические операторы, позволяющие модифицировать показатели однородности сегментов рентгеновского изображения;

- базовый пул алгоритмов классификации морфологических образований, включающий алгоритм обработки изображения многослойными морфологическими операторами, алгоритм самоорганизующейся сегментации рентгеновского изображения, алгоритм модификации границ сегментов и алгоритм классификации областей интереса.

3. Разработана структурно-функциональная организация АРМ рентгенолога, позволяющая выделять области интереса на изображениях рентгеновских снимков и классифицировать их статус посредством классификаторов, обученных на дескрипторах, характеризующих текстуру области интереса.

4. Разработана интеллектуальная система поддержки принятия решений по классификации рентгеновских снимков, экспериментальная апробация которой на контрольных выборках по классификации рентгенограмм молочной железы по классам «нет области интереса» - «область интереса» показали диагностическую эффективность не ниже 90%, а по классам сегментов «норма» - «патология» не ниже 91%.

5. Разработан метод классификации изображений рентгеновских снимков, основанный на ортогональных преобразованиях в скользящем локальном окне, позволяющий посредством выбора кортежа масочных операторов и его модификации синтезировать классификаторы различных морфологических образований на изображении, включающий:

- структуру двухальтернативного классификатора пикселя полутонового изображения, состоящую из каскада параллельных «слабых» классификаторов и агрегатор их решений на конечной ступени классификации, позволяющую дифференцировать на изображениях рентгеновских снимков различные морфологические образования;

- алгоритмическое и программное обеспечение для классификации изображений на рентгеновских снимках, экспериментальная апробация которого на контрольных выборках при классификации рентгеновских снимков молочной железы по классам «нет области интереса» - «есть область интереса» показала диагностическую эффективность не ниже 90%, а по классам сегментов «норма» - «патология» - не ниже 91%, при дифференциальной диагностике на рентгеновских снимках сегментов классов «пневмония» и «онкология» показала качество классификации по критерию  $M$  не ниже 15%, а по критерию  $\varepsilon$  - не ниже 50 единиц; а

диагностическая чувствительности по классам онкология-пневмония составила не менее 0,8; при диагностической специфичности – не менее 0,75.

6. Разработан метод автоматической классификации рентгеновских изображений с использованием сверточных нейронных сетей и масок прозрачности, получаемых путем предварительной сегментации изображения, позволяющей формировать дескрипторы только по тем пикселям, которые не маскированы маской прозрачности, включающий:

- способ формирования глубинных слоев сверточных нейронных сетей посредством индексации масштаба маски фильтра, которая преобразует пиксели исходного изображения в мегапиксели - множество пикселей исходного изображения, попавших в границы маски фильтра;

- четырехэтапную технологию пулинга, позволяющую сократить число признаков в глубинных слоях посредством формирования множества тензоров информативных признаков и последующей их обработки;

- структуру полносвязной нейронной сети, информативные признаки которой сформированы интеллектуальным анализатором посредством однослойных персептронов и мультиплексора.

7. Предложены архитектуры безопасности открытых и распределённых медицинских информационных систем. Обоснован выбор моделей защиты в медицинских информационных системах для аддитивной оценки и для оценки на основе порядковой шкалы ценностей.

8. Разработана интернет-технология с автономными интеллектуальными агентами – интерьерерами, предназначенная для мета-анализа эффективности классификаторов рентгеновских снимков, включающая:

- автономные интеллектуальные агенты – интерьереры, предназначенные для формирования распределенных баз данных эксклюзивных коллекций рентгеновских снимков и синтеза на их основе классификаторов патологических морфологических образований на изображениях рентгеновских снимков;

- структуру автономного интеллектуального агента – интерьерера, обеспечивающего посредством связи с Интернетом создание эксклюзивных коллекций рентгеновских снимков в распределенной базе данных и синтез их классификаторов, а также мета – анализ их эффективности;

- структуру веб-сервиса, обеспечивающую создание распределенных баз данных эксклюзивных коллекций рентгеновских снимков и синтез их классификаторов, а также интернет-взаимодействие интерьереров при решении задач мета-анализа;

- структуру распределенной базы данных эксклюзивных коллекций изображений рентгеновских снимков, предназначенных для синтеза классификаторов сегментов с патологическими морфологическими образованиями.

**Рекомендации.** Результаты диссертационного исследования могут быть использованы при построении компьютерных систем интеллектуальной поддержки по классификации рентгеновских снимков.

**Перспективы дальнейшей разработки темы.** Создание систем поддержки принятия решений для диагностики социально значимых заболеваний на основе автоматических классификаторов рентгеновских снимков.

## **ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

### **Публикации в рецензируемых научных журналах из перечня ВАК**

1. **Дабагов А.Р.** Отечественные маммографы – первые помощники в сохранении женского здоровья [Текст] /А.Р. Дабагов// Российское предпринимательство. – 2001. – № 6 (18). – С. 105-111.

2. **Дабагов, А.Р.** Цифровая радиология и диагностика. Достижения и перспективы [Текст] /А.Р. Дабагов //Журнал радиоэлектроники. – 2009. – № 5. – С. 140–152.

3. **Дабагов, А.Р.** Информатизация здравоохранения и некоторые проблемы построения интегрированных медицинских информационных систем [Текст] /А.Р. Дабагов // Журнал радиоэлектроники. – 2011. – №5. – С. 1-57.

4. **Дабагов, А.Р.** Электронная медицина и проблемы построения интегрированных МИС [Текст] /А.Р. Дабагов // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2012. – №5. – С. 40-51.

5. **Дабагов, А.Р.** Маммографический цифровой томосинтез в современной электронной медицине [Текст] /А.Р. Дабагов //Журнал радиоэлектроники. –2012. – №4. – С. 1-7.

6. **Дабагов, А.Р.** Логика развития радиологических информационных систем/Дабагов А.Р. //Бюллетень сибирской медицины. – 2012. – Т. 11. № 51. – С. 43-44.

7. **Дабагов, А.Р.** Некоторые системные вопросы в контексте архитектур современных медицинских систем [Текст] /А.Р. Дабагов //Журнал радиоэлектроники. – 2012. – №8. – С. 1-13.

8. **Дабагов, А.Р.** Конвергентные инфраструктуры и «облака» в современной медицинской информатике [Текст] /А.Р. Дабагов //Журнал радиоэлектроники. – 2013. – №6. – С. 1-12.

9. **Дабагов, А.Р.** О построении типовой интегрированной МИС для радиологии и обслуживания медицинских предприятий других типов, организации обучения, обработки и представления статистических данных [Текст] /А.Р. Дабагов // Журнал Радиоэлектроники. – 2013. – №5. – С. 1-20.

10. **Дабагов, А.Р.** Новый подход к информатизации медицинских учреждений и созданию региональных медицинских систем. [Текст] /А.Р. Дабагов // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2014. – № 12. – С.3-8.



11. **Дабагов, А.Р.** Единое диагностическое информационное пространство как новое направление развития медицинской радиологии. [Текст] /А.Р. Дабагов //Диагностическая и интервенционная радиология. – 2014. – №1. – С. 67-69.

12. **Дабагов, А.Р.** Некоторые проблемы стандартизации в свете построения современных интегрированных медицинских систем [Текст] /А.Р. Дабагов //Журнал радиоэлектроники. – 2014. – №5. – С. 1-10.

13. **Дабагов, А.Р.** Вопросы безопасности и «приватности» в интегрированных медицинских системах [Текст] /А.Р. Дабагов // Журнал радиоэлектроники. – 2014. – №6. – С. 1-15.

14. **Баринов, А.А.** Защита поверхности кмоп-матриц при сборке крупноформатных фотосенсоров [Текст] / А.А. Баринов, Е.А. Татарина, Д.А. Супонников, **А.Р. Дабагов**, А.С. Бугаев// Естественные и технические науки. – 2016. – № 12 (102). – С. 189-199.

15. **Супонников, Д.А.** Повышение пространственной разрешающей способности сцинтиллятора методом формирования анизотропных оптических свойств люминофорного слоя [Текст] / Д.А. Супонников, А.Н. Путилин, А.А. Баринов, **А.Р. Дабагов**// Естественные и технические науки. – 2016. – № 12 (102). – С. 204-214.

16. **Супонников, Д.А.** Моделирование конверсионных свойств сцинтилляторов для рентгеночувствительных панелей цифровых детекторов [Текст] / Д.А. Супонников, З.В. Булатов, А.Н. Путилин, Е.А. Татарина, **А.Р. Дабагов** //Прикладная физика. – 2017. – № 5. – С. 97-102.

17. **Жгунев, З.Г.** Модель для определения размера ячейки фотосчитывающего устройства [Текст] / З.Г. Жгунев, Е.А. Татарина, **А.Р. Дабагов** //Известия высших учебных заведений. Электроника. – 2017. – Т. 22. № 6. – С. 602-607.

18. **Булатов, З.В.** Анализ схем построения стеков преобразования рентгеновского излучения и моделирование процессов формирования сигнала рентгеновского изображения в фотоприемнике [Текст] / З.В. Булатов, А.Н. Путилин, Д.А. Супонников, А.В. Кочетов, Е.А. Татарина, **А.Р. Дабагов** //Известия высших учебных заведений. Электроника. – 2018. – Т. 23. № 2. – С. 173-185.

19. **Супонников, Д.А.** Разработка фоточувствительной ячейки матричного фотосенсора для детектора рентгеновского изображения [Текст] / Д.А. Супонников, А.Н. Путилин, Е.А. Татарина, З.Г. Жгунев, **А.Р. Дабагов** //Известия высших учебных заведений. Электроника. – 2018. – Т. 23. № 6. – С. 573-585.

20. **Филист, С.А.** Метод каскадной сегментации рентгенограмм молочной железы [Текст] / С.А. Филист, **А.Р. Дабагов**, И.А. Малютина, Д.С. Кондрашов // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2019. – Т.9. № 1(30) – С.49-61.

21. Филист, С.А. Многослойные морфологические операторы для сегментации сложноструктурируемых растровых полутоновых изображений [Текст] / С.А. Филист, **А.Р. Дабагов**, И.А. Малютина, и др. // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2019. – Т.9. № 3 – С.44-63.

22. **Дабагов, А.Р.** Четырехступенчатый алгоритм обработки рентгеновских снимков в системах интеллектуальной поддержки классификации маммограмм [Текст] / А.Р. Дабагов // Системный анализ и управление в биомедицинских системах. – 2019. – Т. 18, №4. – С. 117 - 127.

23. **Дабагов, А.Р.** Автоматический классификатор рентгеновских изображений с использованием масок прозрачности / А.Р. Дабагов, А.С. Бугаев // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. – 2019. – №4. – С. 106-125.

24. **Дабагов, А.Р.** Автоматизированная система классификации рентгенограмм молочной железы [Текст] / Дабагов А.Р., Горбунов В.А., Филист С.А., Малютина И.А., Кондрашов Д.С. // Медицинская техника. – 2019. – № 6 (318). - С. 39-41.

25. **Дабагов, А.Р.** Автоматизированная система для классификации заболеваний молочной железы по рентгеновским маммографическим снимкам [Текст] / А.Р. Дабагов, И.А. Малютина, Д.С. Кондрашов и др. // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2019. – № 4 (48). – С.10-24.

### Монографии

26. Лучевая диагностика в маммологии [Текст]: монография / Н.И. Рожкова, И.И. Бурдина, **А.Р. Дабагов**, М.Л. Мазо, С.П. Прокопенко, О.Э. Якобс. – М.: Специальное издательство медицинских книг (ИМК), 2014. – 112 с.

27. Профилактика - приоритет клинической маммологии [Текст] / Н.И. Рожкова, **А.Р. Дабагов** и др.; под ред. Н.И. Рожковой, А.Д. Каприна. – М.: ИМК, 2015. – 185 с.

28. Маммология [Текст]: монография / В.К. Боженко, В.И. Борисов, **А.Р. Дабагов** и др. – М.: Общество с ограниченной ответственностью Издательская группа «ГЭОТАР-Медиа». Сер. Национальные руководства (2-е издание, переработанное и дополненное), 2016. – 496 с.

29. **Дабагов, А.Р.** Системы искусственного интеллекта для рентгенологических исследований в цифровой медицине [Текст]: монография/ Дабагов А.Р., Малютина И.А., Филист С.А. – Курск: ЗАО «Университетская книга», 2019. – 242 с.

### **Патенты, заявки на патенты и свидетельства о госрегистрации программ**

30. Супонников, Д.А. Патент на полезную модель №131588 Российская Федерация. Сцинтилляционный детектор / Д.А. Супонников, А.Н. Путилин, **А.Р. Дабагов**. Заявка № 2013104513/14 от 04.02.2013; опубл. 27.08.2013.

31. Супонников, Д.А. Патент на полезную модель № 136639 Российская Федерация. Устройство для сборки матричного фотоприемника / Д.А. Супонников, А.Н. Путилин, **А.Р. Дабагов**, А.С. Разгоняев. Заявка № 2013134718/28 от 24.07.2013; опубл. 10.01.2014.

32. Супонников, Д.А. Патент на изобретение №2532645 Российская Федерация. Способ формирования структурированного сцинтиллятора на поверхности пикселированного фотоприемника (варианты) и сцинтилляционный детектор, полученный данным способом (варианты)/ Д.А. Супонников, А.Н. Путилин, **А.Р. Дабагов**. Заявка № 2013119795/28 от 29.04.2013; опубл. 10.11.2014.

33. **Дабагов, А.Р.** Патент на изобретение RU 2577841 Российская Федерация. Рентгенолюминофор с переменным послесвечением из оксисульфида гадолиния-тербия и пикселированный экран на его основе / **А.Р. Дабагов**, Н.В. Гришина, Н.П. Социн, Д.А. Супонников, В.Н. Уласюк. Заявка № 2013119490/05 от 29.04.2013; опубл. 20.03.2016.

34. Баринов, А.А. Патент на полезную модель № 174187 Российская Федерация. Составное фотосчитывающее устройство с композитными дистанционерами для рентгеночувствительных панелей/ А.А. Баринов, Д.А. Супонников, **А.Р. Дабагов**, В.И. Спорыш, А.Н. Путилин. Заявка № 2016152348 от 29.12.2016; опубл. 06.10.2017.

35. Спорыш, В.И. Патент на изобретение №2647223 Российская Федерация. Способ монтажа многоэлементного матричного фотодетектора / В.И. Спорыш, А.Н. Путилин, **А.Р. Дабагов**, А.А. Баринов, Д.А. Супонников. Заявка № 2016152342 от 29.12.2016; опубл. 14.03.2018.

36. **Дабагов, А.Р.** Патент на изобретение № 2716914 Российская Федерация. Способ автоматической классификации рентгеновских изображений с использованием масок прозрачности/А.Р. Дабагов, С.А. Филист, Д.С. Кондрашов. Заявка № 2019133540 от 22.10.2019; опубл. 17.03.2020.

#### **Наиболее значимые статьи, опубликованные в других изданиях**

37. Ustinov, A.O. Image reconstruction quality and parameters in tomosynthesis/ A.O. Ustinov, **A.R. Dabagov**, S.S. Karpov, V.A. Nechaev //Biomedical Engineering. – 2018. – Т. 52. № 4. – С. 280-283.

38. Ustinov, A.O. Image reconstruction parameters in dual energy radiography/ A.O. Ustinov, **A.R. Dabagov** //Biomedical Engineering. – 2018. – Т. 52. № 3. – С. 215-218.

39. Ustinov, A.O. Cutting-edge technologies of medical radiography: tomosynthesis and double energy/ A.O. Ustinov, **A.R. Dabagov** //Journal of

Physics: Conference Series (см. в книгах). – 2017. Т. 808. № 1. – 012008 DOI: 10,1088/ 1742-6596/808/1/0.

**Материалы докладов, опубликованные в трудах международных и всероссийских конференций**

40. Malyutina, I.A. Cascade Windows in Intellectual Agents of Multichannel Images Classification / I.A. Malyutina, S.A. Filist, **A.R. Dabagov** // Advances in Automation: Proceedings of the International Russian Automation Conference (RusAutoCon 2019). – Cham: Springer, 2020. – Vol. 641. – Pp. 787-796.

41. **Дабагов, А.Р.** Метод и алгоритмы сегментации рентгенограмм молочной железы/А.Р. Дабагов, С.А. Филист, **И.А. Малютина**, и др.// Искусственный интеллект в решении актуальных социальных и экономических проблем XXI века: сб. статей по материалам Четвертой всерос. научн.-практ. конф. Ч.1. Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2019. – С. 174-180.

42. **Дабагов, А.Р.** Каскадные окна в автоматизированных системах классификации рентгеновских маммограмм/ А.Р. Дабагов, И.А. Малютина, Д.С. Кондрашов //Современные проблемы анализа динамических систем. Теория и практика: материалы международной открытой научно-технической конференции. – Воронеж, 2019. – С.155-157.

43. Устинов, А.О. Перспективные технологии медицинской рентгенографии: томосинтез и двойная энергия / А.О. Устинов, **А.Р. Дабагов** //III Всероссийская научно-практическая конференция производителей рентгеновской техники: материалы научно-практической конференции. – СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2016. – С.16-20

44. **Дабагов, А.Р.** Современная цифровая радиология и диагностика в свете развития информационно-телекоммуникационных технологий /А.Р. Дабагов // Радиолокация и радиосвязь: доклады III Всероссийской научно-практической конференции. – М.: ИРЭ им. Котельникова РАН, 2009. – С.942-946.

45. **Дабагов, А. Р.** Современная цифровая радиология и диагностика как синтез новейших методов связи, обработки и анализа данных// Радиолокация и радиосвязь: труды III Всероссийской научно-практической конференции. – 2009. – Т. 2. – С. 204-208.

Подписано в печать \_\_\_\_\_.

Формат 60×84 1/16. Печатных листов 2,0. Тираж 100 экз. Заказ \_\_\_\_\_.

*Юго-Западный государственный университет*

305040 г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94.

Отпечатано в ЮЗГУ