

На правах рукописи



**РУДЕНКО Андрей Владимирович**

**АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ  
В УРОЛОГИИ**

Специальность 2.3.8 Информатика и информационные процессы

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Воронеж - 2025

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Воронежский государственный университет»

Научный  
руководитель

доктор технических наук, доцент  
**Каширина Ирина Леонидовна**

Официальные  
оппоненты

**Филист Сергей Алексеевич,**  
доктор технических наук, профессор; федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Юго-Западный государственный университет», кафедра биомедицинской инженерии, профессор

**Болодурина Ирина Павловна,**  
доктор технических наук, профессор; федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Оренбургский государственный университет, кафедра прикладной математики, заведующий кафедрой

Ведущая  
организация

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный технический университет»

Защита диссертации состоится 26 сентября 2025 года в 14-00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.288.11, созданного на базе федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Воронежский государственный университет» по адресу: 394018, г. Воронеж, Университетская пл., 1, аудитория 226.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Воронежского государственного университета и на сайте <http://www.science.vsu.ru>

Автореферат разослан « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 года.

Ученый секретарь  
диссертационного совета 24.2.288.11  
кандидат физико-математических  
наук, доцент



Медведева  
Ольга Александровна

## Общая характеристика работы

**Актуальность.** Стремительное развитие информационных технологий открывает новые возможности для обработки и анализа больших массивов данных, в том числе в медицинской сфере, где ежедневно генерируются терабайты информации в виде магнитно-резонансных (МРТ) и компьютерно-томографических (КТ) изображений. Современные алгоритмы искусственного интеллекта способны эффективно обрабатывать эти данные, по скорости значительно превосходя традиционные методы ручного анализа. В задачах распознавания паттернов и аномалий на медицинских изображениях (МИ) особенно впечатляющие результаты демонстрируют искусственные нейронные сети (ИНС). Интеллектуальные системы поддержки принятия решений на основе ИНС способны анализировать огромные массивы медицинских данных в режиме реального времени, предоставляя врачам дополнительный инструмент для повышения точности диагностики. Однако для полноценного внедрения таких систем в клиническую практику критически важна их объяснимость, то есть способность предоставлять интерпретируемые результаты, подтвержденные достоверными метриками точности. В этой связи совершенствование алгоритмов обработки и анализа медицинских изображений, направленное на развитие методов визуализации работы моделей и повышение надежности их оценок представляет собой важную и актуальную научно-практическую задачу.

**Степень разработанности темы диссертации.** Проблемы анализа медицинских изображений с применением различных инструментов, в том числе нейронных сетей, рассмотрены в работах С.Р. Абульханова, В.А. Ковалева, Н.А. Щукиной, Д.А. Коблякова, А.Ю. Мягкова, Е.А. Гусева, С. А. Филиста, М.А. Горелова, Ю.В. Бруттана. Опыт анализа медицинских изображений в медицинских информационных системах, а также опыт разработки систем поддержки принятия врачебных решений с применением технологий компьютерного зрения представлены в работах О.Ю. Ребровой, В.О. Новицкого, А.А. Прановича, В.Л. Малых, А.М. Рюмина. Однако, несмотря на накопленный опыт отечественных и зарубежных исследователей, остается ряд нерешенных проблем, из-за которых автоматизированные системы анализа МРТ и КТ-изображений остаются недостаточно внедренными в клиническую практику. Во-первых, даже при высокой точности на обучающих данных, алгоритмы сегментации и детектирования могут ошибаться из-за сложной анатомии объектов, вариабельности патологий и неоднозначности интерпретации результатов. Классические метрики качества моделей не учитывают анатомическую реалистичность обнаруженных объектов, что снижает надежность систем в реальных клинических сценариях. Во-вторых, точная 3D-визуализация органов и патологий требует высококачественных аннотированных датасетов, создание которых сопряжено с высокими затратами времени и ресурсов. Поэтому важной задачей является разработка методов, объединяющих точность нейросетевой детекции с возможностями 3D-реконструкции для наглядной и интерпретируемой оценки результатов для различных анатомических органов и структур.

**Целью исследования** является разработка алгоритмов автоматизированного анализа КТ-изображений на основе нейросетевых технологий и методов нечеткой логики для интеграции в системы поддержки принятия врачебных решений при обработке данных медицинской визуализации.

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

1. Исследовать опыт применения систем компьютерного зрения в урологии, провести оценку эффективности инструментов для анализа медицинских изображений и осуществить выбор наиболее подходящего инструмента для поиска объектов на изображениях, полученных в результате КТ внутренних органов человека.
2. Разработать метрики для оценки точности, достоверности и правдоподобия

результатов детектирования медицинских изображений.

3. Разработать алгоритм нечеткой оценки результатов детектирования и классификации объектов на изображениях КТ.

4. Разработать алгоритм реконструкции, расчета параметров и 3D-визуализации объектов по полученным результатам детектирования на изображениях КТ.

5. Разработать комплекс алгоритмов для системы поддержки принятия врачебных решений в урологии с использованием технологий компьютерного зрения и методов нечеткой логики.

**Объектом исследования** является информационная система поддержки принятия врачебных решений (СППВР) в урологии.

**Предметом исследования** являются методы и алгоритмы компьютерного зрения для автоматизированного анализа и детектирования объектов на медицинских изображениях в системах поддержки принятия врачебных решений.

**Методы исследования.** При решении поставленных в диссертации задач использовались методы моделирования и проектирования информационных систем, включающие структурный и объектно-ориентированный подходы, методы применения инструментов компьютерного зрения в медицинской диагностике, методы математического моделирования и алгоритмизации процессов обработки и анализа МИ, методы нечеткой логики, нейросетевые технологии. Для оценки эффективности разработанной системы использовались методы экспериментальной проверки и статистического анализа полученных результатов.

**Научная новизна.** В исследовании получены следующие результаты, обладающие **научной новизной**:

1. Метрики оценки точности, достоверности и правдоподобия результатов нейросетевого детектирования и классификации объектов на медицинских КТ-изображениях, учитывающие достоверность локализации и классификации найденных объектов, их форму и плотностные оценки.

2. Алгоритм нечеткой оценки детектирования найденного объекта на изображениях КТ, основанный на концепции использования «облаков правдоподобия» для описания пространственного положения объектов, отличающийся комплексным использованием предложенных метрик и позволяющий учитывать неопределенность и вариабельность в расположении и форме объектов.

3. Алгоритмы трехмерной реконструкции и расчета параметров объектов, отличающиеся возможностью по результатам 2D-детектирования на медицинских изображениях выполнить расчет размеров, массы, плотности обнаруженных объектов, визуализировать их взаимное расположение.

4. Структура программного комплекса для интеграции в системы поддержки принятия врачебных решений в области урологии, обеспечивающая сквозную обработку диагностических данных – от нейросетевого анализа изображений и верификации результатов детектирования до формирования персонализированных рекомендаций по подбору оптимизированных параметров лазерного воздействия с использованием нечеткой логики.

**Теоретическая и практическая значимость.** Теоретическая значимость заключается в разработке алгоритма нечеткой оценки результатов детектирования объектов на МИ, учитывающего специфику предметной области. Практическая значимость состоит в создании системы поддержки принятия врачебных решений в урологии с использованием технологий компьютерного зрения.

**Реализация и внедрение результатов работы.** Материалы диссертации в форме СППВР используются в работе Автономной некоммерческой медицинской организации «Ставропольский краевой клинический консультативно-диагностический центр», г.

Ставрополь. Теоретические результаты диссертационной работы внедрены в учебный процесс ФГАОУ ВО Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского, а также используются в Медицинском институте им. С.И. Георгиевского для подготовки специалистов на клинической кафедре в поликлинике Многопрофильной Клинической Больницы Святителя Луки.

**Соответствие паспорту специальности.** Диссертация подготовлена в соответствии с паспортом научной специальности 2.3.8. Информатика и информационные процессы и охватывает следующие области исследования:

7. Разработка методов обработки, группировки и аннотирования информации, в том числе, извлеченной из сети интернет, для систем поддержки принятия решений, интеллектуального поиска, анализа.

13. Разработка и применение методов распознавания образов, кластерного анализа, нейросетевых и нечетких технологий, решающих правил, мягких вычислений при анализе разнородной информации в базах данных.

16. Автоматизированные информационные системы, ресурсы и технологии по областям применения (научные, технические, экономические, образовательные, гуманитарные сферы деятельности), форматам обрабатываемой, хранимой информации. Системы принятия групповых решений, системы проектирования объектов и процессов, экспертные системы и др.

**Основные положения, выносимые на защиту:**

1. Введенные метрики оценки точности детектирования  $DP$ , достоверности объекта  $OR$  и правдоподобия объекта  $OV$  обеспечивают комплексный анализ результатов детектирования, поскольку учитывают не только точность найденных границ, но и правдоподобие расположения объекта в контексте медицинского изображения, а также оценку плотности объекта для определения степени корректности его идентификации.

2. Для определения качества детектирования объектов на медицинских КТ - изображениях целесообразно использовать предложенный алгоритм нечеткой оценки, позволяющий, в среднем, на 30% снизить долю ложноположительных результатов детектирования, эффективность которого обеспечивается использованием введенных метрик и применением концепции «облака правдоподобия».

3. Предлагаемый алгоритм 3D-реконструкции и расчета параметров объектов позволяет определять их геометрические и физические характеристики (размеры, объем, плотность), а также визуализировать их пространственное расположение, основываясь на результатах нейросетевой детекции 2D срезов и данных матрицы интенсивностей по шкале Хаунсфилда.

4. Разработанный алгоритм определения режимов работы лазерной установки на основе анализа найденных характеристик и пространственного расположения почек и камней формирует рекомендации по подбору параметров лазерного излучения в соответствии с геометрическими и физическими свойствами объектов.

**Апробация результатов работы.** Основные результаты диссертации докладывались и обсуждались на международных конференциях: XXV Международная конференция им. Э.К. Алгазина «Информатика: проблемы, методы, технологии» (IPMT), 12-13 февраля 2025, ВГУ, г. Воронеж; Международная научно-практическая конференция «Искусственный интеллект – технологии развития человека 2024» (AITHD 2024), 25-28 сентября 2024, пгт. Гурзуф; Международная научно-практическая конференция «Искусственный интеллект – технологии развития человека 2023» «Таврида – ИИ 2023» (AITHD 2023), 13-16 сентября 2023 г. Гурзуф; Международная научно-практическая конференция «Искусственный интеллект – технологии развития человека 2022» «Таврида – ИИ 2022» (AITHD 2022), 13-17 июля 2022 г. Гурзуф, Россия; III Международная конференция по нейронным сетям и нейротехнологиям (NeuroNT'2022),

16 июня 2022, г. Санкт-Петербург, СПбГЭТУ «ЛЭТИ»; XXIV Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям, 26 – 28 мая 2021, г. Санкт-Петербург, СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

**Публикации.** По материалам диссертации опубликовано 12 работ, в том числе 4 статьи в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК для специальности 2.3.8, 4 работы опубликованы в трудах Международных конференций, получено 3 свидетельства на программы для ЭВМ.

**Личный вклад соискателя.** Все результаты, изложенные в диссертации, получены автором лично, либо при его определяющем личном участии. В работах, опубликованных в соавторстве, личный вклад соискателя состоит: [1, 9 - 12] – создание датасета и обучение нейросети YOLO; [2] – разработка алгоритма трехмерной сборки объектов почек и камней, разработка и программная реализация алгоритма расчета параметров камней; [3] – разработка модели «облака правдоподобия» для почек, разработка метрик оценки качества детектирования и классификации объектов на МИ и алгоритма нечеткой оценки; [4] – разработка алгоритма поддержки принятия решения по выбору параметров работы лазерной установки с использованием нечеткой оценки.

**Связь с государственными программами и НИР.** Исследования выполнены при финансовой поддержке ФГБУ «Фонд содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере», программа «Старт», конкурс «Старт-Искусственный интеллект-1» (I очередь), заявка С1ИИ-112266, договор № 27ГС1ИИС12-D7/71365.

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений, списка литературы и семи приложений. Основная часть работы составляет 156 страниц, включая 50 рисунков, 10 таблиц; список литературы из 114 наименований.

### **Основное содержание работы**

Во **введении** описано состояние рассматриваемой проблемы и обоснована актуальность темы диссертации. Сформулированы цели и задачи исследования, новизна полученных результатов и защищаемые положения.

**В первой главе** проведено исследование современного состояния применения информационных систем и систем поддержки принятия врачебных решений, инструментов компьютерного зрения, а также архитектур искусственных нейронных сетей для анализа медицинских изображений в урологии, где точная диагностика и визуализация структур (почек, конкрементов) и их пространственных взаимоотношений критически важны для планирования малоинвазивных вмешательств, таких как лазерная литотрипсия, и где ошибки в интерпретации изображений напрямую влияют на выбор тактики лечения и его эффективность.

Определены проблемы, требующие дальнейшего решения, такие как неэффективность существующих метрик оценки, сложности, связанные с подготовкой и аннотированием обучающих наборов данных, и недостаточное распространение систем поддержки принятия врачебных решений на основе компьютерного зрения во многих специализированных медицинских областях.

Представлены основные этапы предлагаемого диссертационного исследования.

1. Реализация алгоритма обучения нейронной сети YOLO для детектирования объектов заданных классов на медицинских изображениях, включающего автоматизированную процедуру создания обучающего датасета. Анализ результатов обучения нейросети.

2. Разработка метрик оценки качества обнаружения и классификации нейросетями объектов на медицинских изображениях. Разработка алгоритма нечеткой оценки результатов определения объектов на медицинских изображениях.

3. Разработка процедуры трехмерной сборки объектов, алгоритма расчета

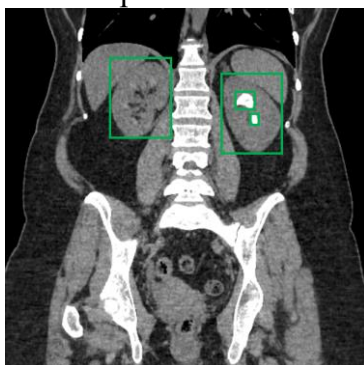
параметров и визуализации найденных объектов по результатам детектирования на медицинских изображениях.

4. Разработка алгоритмов для системы поддержки принятия врачебных решений в урологии, осуществляющей подбор режимов работы лазерной установки по дроблению камней в почках с использованием полученных результатов нейросетевого детектирования и 3D-визуализации.

**Во второй главе** описана реализация алгоритма обучения нейронной сети YOLO для обнаружения объектов заданных классов на МИ, и предлагается метод оценки результатов детектирования и классификации объектов на МИ. Эффективность метода демонстрируется на примере задачи детектирования почек и камней на медицинских изображениях (МИ), полученных посредством 3D-реконструкции компьютерной томографии внутренних органов человека с применением нейронной сети YOLO.

Для этой задачи совместно с медицинскими экспертами были определены следующие 6 классов объектов: левая почка правильной формы – класс 0; конкременты (камни) правильной формы – класс 1; правая почка правильной формы – класс 2; патологически увеличенная левая почка – класс 3; патологически увеличенная правая почка – класс 4; большой камень сложной формы – класс 5. Данного набора классов достаточно для определения заданной патологии мочекаменной болезни (МКБ).

Датасет для обучения нейросети архитектуры YOLO представляет из себя набор изображений и описание объектов, представленных на изображениях, в виде набора текстовых файлов, в которых построчно указаны параметры объектов: класс объекта, координаты центра ограничивающего прямоугольника, его высота и ширина, приведенных в относительные координаты в диапазоне [0, 1]. Пример размеченного изображения с описанием разметки из текстового файла представлен на рис.1.



```
2 0.401042 0.256726 0.108631 0.217489
0 0.607887 0.290359 0.108631 0.208520
1 0.593750 0.253363 0.032738 0.035874
1 0.609375 0.306054 0.016369 0.024664
```

Рис. 1. Пример размеченного изображения (слева) с описанием разметки из текстового файла (справа)

В связи с высокой трудоемкостью разметки медицинских изображений, специалистами-радиологами на начальном этапе было размечено только 793 среза КТ внутренних органов. Для качественного обучения сети YOLO для решения узкоспециализированной задачи такого объема данных оказалось недостаточно. В связи с этим, в рамках диссертационной работы была разработана поэтапная процедура обучения, позволяющая минимизировать рутинную разметку изображений, сократить время на создание обучающей выборки и обучить конфигурацию сети YOLOv5 на 4272 срезах КТ. Обучающая выборка на каждом последующем этапе пополнялась за счет верифицированной экспертами предразметки, полученной сетью предыдущего этапа.

Для решения проблемы оценки качества полученных результатов детектирования объектов на МИ с помощью нейросети YOLO в работе предлагаются следующие **метрики**: **точность детектирования DP** (*detect precision*), **достоверность объекта OR** (*object reliability*) и **правдоподобие объекта OV** (*object veracity*).

**Точность детектирования DP** оценивает по форме результат работы модели нейросети после детектирования. Как известно нейросеть YOLO при детектировании

классифицирует объект с параметром *confidence* (достоверность). Для вычисления метрики точности детектирования *DP* дополнительно предлагается учитывать параметр *precision*, который характеризует общую точность детектирования найденного объекта заданного класса. Точность детектирования *DP* предлагается рассчитывать по формуле:

$$DP_i^k = C_i * P^k, \quad (1)$$

где  $DP_i^k$  – точность детектирования  $i$ -го объекта  $k$ -го класса,  $i = 1..n$ ,  $n$  – количество детектированных объектов,  $k = 1..m$ ,  $m$  – количество классов объектов в модели;  $C_i$  – достоверность при детектировании, которую выдает алгоритм распознавания YOLO для  $i$ -го объекта;  $P^k$  – точность модели по определению объектов  $k$ -го класса.

Предложенная метрика позволяет объединить индивидуальную уверенность модели в конкретном обнаружении с ее общей способностью точно распознавать объекты данного класса, что обеспечивает более взвешенную и достоверную оценку точности детектирования конкретного объекта. Однако для уверенности, что в полученном массиве находится объект заявленного класса недостаточно результатов детектирования по форме.

**Достоверность объекта OR** является дополнительной оценкой объекта класса «почка» по плотности с учетом границ значений плотности по Хаунсфилду для данного класса объектов. Вычисление достоверности выполняется после детектирования объекта нейросетью и трехмерной «сборки» объекта. Достоверность определяется по формуле:

$$OR_i = \frac{\sum_{j=1}^{V_i} r_j^k}{V_i}, \quad (2)$$

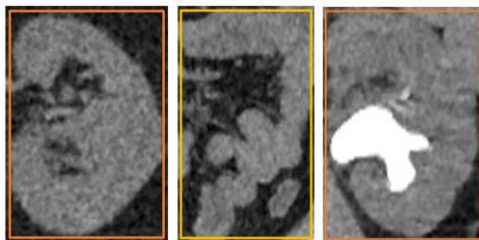
где  $OR_i$  – достоверность  $i$ -го объекта,  $i = 1..n$ ,  $n$  – количество детектированных объектов почек класса  $k$ ;  $V_i$  – количество вокселей в объеме собранного  $i$ -го объекта;  $r_j^k$  – оценка принадлежности  $j$ -той точки – вокселя ( $j = 1..V_i$ ) из объема массива к классу объектов ( $k$ ) согласно шкале Хаунсфилда, которая определяется по формуле:

$$r_j^k = \begin{cases} 1, & H_{min}^k < h_j < H_{max}^k \\ 0 & \end{cases}, \quad (3)$$

где  $h_j$  – значение светимости  $j$ -го вокселя по Хаунсфилду;  $H_{min}^k$  – минимальное значение светимости для класса по Хаунсфилду;  $H_{max}^k$  – максимально значение светимости для класса по Хаунсфилду.

Значения  $r_j^k$ , присвоенное  $j$ -тому вокселю, указывает, соответствует ли плотность этого вокселя (измеренная в единицах Хаунсфилда) диапазону плотности, характерному для класса  $k$  почки.

Значение достоверности *OR* позволяет оценить результаты распознавания с учетом плотностных свойств объекта (рис. 2). Значение достоверности  $OR_i > 0,5$  позволяет отнести детектированный объект к заданному классу (рисунок 2, а). Однако при  $OR_i < 0,5$  возможны как случаи обнаружения ложного результата, например, петли кишечника (рисунок 2, б), так и случаи недостоверного значения для почек, в которых расположены крупные камни или большое количество камней (рисунок 2, в).



а)  $OR > 0,5$       б)  $OR < 0,5$       в)  $OR < 0,5$

Рис. 2. Примеры оценки достоверности

Для оценки локализации объекта по отношению к внутренним органам человека в работе предложены две метрики правдоподобия объекта *OV*: геометрический коэффициент правдоподобия *GOV* и плотностной коэффициент правдоподобия *DOV*.

Геометрический коэффициент правдоподобия *GOV* предназначен для нечеткой оценки правильности расположения найденных объектов. Для решения задачи определения правильности (правдоподобия) локализации и

классификации объектов почек на изображении используется модель «облака правдоподобия» -  $Cl$  (Confidence cloud), которая создается после разметки и представляет собой двумерный массив, в котором для соответствующей координаты  $(x, y)$  КТ-снимка записано значение функции принадлежности для  $k$ -го класса объектов. Функция принадлежности вычисляется по формуле:

$$Cl^k(x, y) = \mu^k(x, y) = \frac{1}{MC^k} \left( \frac{1}{N^k} \cdot \sum_{o=1}^{N^k} I_o^k(x, y) \right), \quad (4)$$

где  $\mu^k(x, y)$ - значение функции принадлежности точки с координатами  $(x, y)$  геометрическому месту локализации  $k$ -го класса, формирующих модель облака правдоподобия  $Cl^k$  для  $k$ -го класса;  $N^k$ - количество размеченных объектов  $k$ -го класса;  $MC^k$  – максимальное значение функции, применяется для нормирования значений в модели облака правдоподобия в диапазоне  $[0, 1]$ ;  $I_o^k(x, y)$ - индикаторная функция, которая принимает значения:

$$I_o^k(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in R_o^k(x_o, y_o, w_o, h_o), \\ 0 & \end{cases} \quad (5)$$

где  $R_o^k$  – область разметки объекта  $k$ -го класса, заданная параметрами  $x_o, y_o, w_o, h_o$  – координатами центра области, шириной и высотой ограничивающего объект прямоугольника.

В соответствии с формулами (4-5) были созданы «облака правдоподобия» для классов правая и левая почка (рис. 3).

Геометрический коэффициент правдоподобия  $GOV$  оценивает пересечение области ограничивающего прямоугольника почки и «облака правдоподобия» для точек с одинаковыми относительными координатами (рис. 4). Геометрический коэффициент правдоподобия для каждого найденного объекта определяется по следующей формуле:

$$GOV_i = \frac{\sum_{j=1}^{S_i} Cl^k(x, y) \times g_j^k(x, y)}{S_i}, \quad (6)$$

где  $GOV_i$  – геометрическая достоверность объекта,  $i = 1..n^k$ ,  $n^k$  – количество детектированных почек заявленного класса  $k$ ; значение  $Cl^k(x, y)$  - берется из «облака правдоподобия», построенного на основе формул 4 и 5;  $S_i$  – количество пикселей в области ограничивающего прямоугольника  $i$ -го объекта;  $g_j^k(x, y)$  – оценка принадлежности  $j$ -го элемента из облака правдоподобия ( $j = 1..S_i$ ) массиву пикселей детектированного  $i$ -го объекта заявленного класса ( $k$ ) и определяется по формуле:

$$g_j^k(x, y) = \begin{cases} 1, & (x, y) \in R_i^k(x_i, y_i, w_i, h_i) \\ 0 & \end{cases}, \quad (7)$$

где  $R_i^k$  – область  $i$ -го объекта  $k$ -го класса, заданная параметрами  $x_i, y_i, w_i, h_i$  – координатами центра области, шириной и высотой ограничивающего прямоугольника детектированного объекта.

Применение геометрического коэффициента правдоподобия  $GOV$  позволило оценить локализацию почек. Значение  $GOV_i > 0,5$  позволяет классифицировать почку как

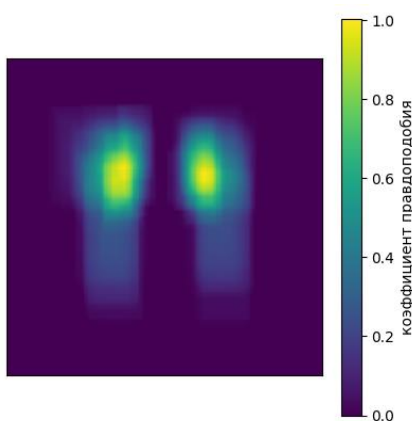


Рис. 3. «Облака правдоподобия» для правой и левой почек



Рис. 4. Наложение области детектирования правой почки и «облака правдоподобия» правой почки

заявленный класс.

**Плотностной коэффициент правдоподобия  $DOV$**  предназначен для плотностной оценки объектов камней и оценивает пересечение области почки и маску плотности  $i$ -го камня  $VR_i$  (рис. 5).

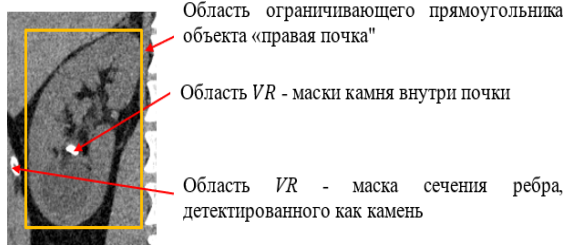


Рис. 5. Наложение области детектирования почки и  $VR$ -маски камня

Плотностной коэффициент правдоподобия  $DOV$  применяется для локализации камней в почках и рассчитывается по формуле:

$$DOV_i = \frac{\sum_{j=1}^{V_i} d_j^i}{V_i}, \quad (8)$$

где  $DOV_i$  – плотностная достоверность  $i$ -го объекта камня,  $i = 1..n^k$ ,  $n^k$  – количество детектированных камней  $k$ -го

класса;  $V_i$  – множество вокселей  $VR_i$ -маски  $i$ -го камня, для которых  $VR_j = 1$ ;  $d_j^i$  – оценка принадлежности  $j$ -той точки  $VR_i$ -маски  $i$ -го камня,  $j = 1..V_i$ , определяется по формуле:

$$d_j^i = \begin{cases} 1, & v_j^i \in V^k \\ 0 & \end{cases}, \quad (9)$$

где  $d_j^i$  – значение  $j$ -той точки в маске  $i$ -го камня;  $v_j^i$  –  $j$ -й воксель из маски  $i$ -го камня,  $V^k$  – объем области собранной почки  $k$ -го класса.

Для камней при МКБ обязательным условием является локализация объекта «камень» внутри объекта «почка». Значение  $DOV_i$  для камня позволяет локализовать камень внутри почки только в случае  $DOV_i \cong 1$  – камень полностью расположен внутри почки. В работе предлагается **алгоритм нечеткой оценки** полученных результатов детектирования объектов на изображениях КТ, где оценка качества классификации объектов сводится к определению метрик близости найденного объекта к определенному классу по форме, локализации и плотности: класс объекта, координаты  $X$  и  $Y$ , площадь объекта, точность детектирования ( $DP$ ), достоверность объекта ( $OR$ ), геометрический коэффициент правдоподобия ( $GOV$ ), плотностной коэффициент правдоподобия ( $DOV$ ). Данные метрики формируют входной вектор  $\vec{x}$ . В предлагаемом алгоритме применяются нечеткие правила классификации, каждое из которых описывает один из видов классов в наборе данных. Постановка задачи нечеткой классификации объектов множества классов по кортежу нечетких переменных с помощью аппарата нечеткого вывода. В данных условиях эффективным является метод свертки кортежей объектов изображения по классам с формированием нечеткой оценки принадлежности результатов детектирования к заданным классам. Априорное правило является нечетким описанием в  $n$ -мерном пространстве свойств  $\vec{x}$ , последовательность правил является нечеткой меткой класса из множества правил  $M$ :

$$\vec{x} = [x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n], j = 1, 2, \dots, n, \quad (10)$$

здесь  $\vec{x}$  – входной вектор оценок свойств объекта после детектирования и оценки по формулам (3 - 9);  $x_j$  – оценка  $j$ -го признака;  $n$  – обозначает число признаков.

Степень активации  $i$ -го правила из множества правил  $M$  вычисляется как:

$$\alpha_i(\vec{x}) = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j), i = 1, 2, \dots, M, \quad (11)$$

где  $A_{ij}$  – функции принадлежности нечетких множеств, представленных нечеткими отношениями вывода  $i$ -го правила и входной компоненты  $x_j$  или предыдущего нечеткого правила.

Вывод классификатора определяется значением  $g(i^*)$  в зависимости от класса объекта  $i^*$ , который имеет максимальную функцию активации  $\alpha_i$ :

$$y = g(i^*), i^* = \arg(\max \alpha_i), 1 < i < M. \quad (12)$$

Степень уверенности в решении задана нормализованной степенью запуска правила:

$$Conf_i^* = \frac{\alpha_i^*}{\sum_{i=1}^M \alpha_i}. \quad (13)$$

Для каждого параметра определены нечеткие категории с треугольными или трапециевидными функциями. Функции принадлежности нечетких множеств, а также нечеткие правила были определены совместно с медицинскими экспертами и полностью представлены в тексте диссертации.

Алгоритм нечеткой оценки результатов детектирования объединяет жесткие проверки (анатомическая локализация) и нечеткие метрики (точность, размер, достоверность, правдоподобие) и разбит на два этапа.

*Этап 1. Верификация расположения объектов почек и камней.*

Входные данные:

- а) Набор изображений (2D-срезы).
- б) Обнаруженные на изображениях объекты  $D = \{o | o \in O\}$  с параметрами:
  - $k$  — класс объекта ( $K_{\text{прав}}$  - «правая почка»,  $K_{\text{лев}}$ , -«левая почка»,  $S_t$  - «камень»);
  - $x_o, y_o \in [0,1]$  — относительные координаты центра объекта;
  - $w_o, h_o \in [0,1]$  — относительные ширина и высота объекта;
  - $conf_o \in [0,1]$  — уверенность детектирования.

Алгоритм:

1. Для каждого объекта  $o$  класса  $k \in \{K_{\text{лев}}, K_{\text{прав}}\}$ :
  - а) проверка условий  $x_{\min}^k \leq x_o \leq x_{\max}^k$ ;  $y_{\min}^k \leq y_o \leq y_{\max}^k$ , если хотя бы одно условие не выполняется, удалить объект  $o$  из  $D_c$ ;
  - б) вычислить метрику точности  $DP_o^k$  по формуле (1);
  - в) вычислить площадь  $Area_o^k = w_o \times h_o$ ;
  - г) рассчитать метрику правдоподобия  $GOV_o$  по формуле (6);
2. Для каждого объекта  $o$  класса  $k \in S_t$  «камень»:
  - а) вычислить метрику точности  $DP_o^s$  по формуле (1);
  - б) вычислить площадь  $Area_o^s = w_o \times h_o$ ;
3. Фаззификация метрик  $DP_o^k$ ,  $GOV_o$ ,  $Area_o^k$ ,  $DP_o^s$  и  $Area_o^s$  в нечеткие переменные в соответствии с их функцией принадлежности.
4. Агрегация по правилам и дефаззификация. Степень активации правил вычисляется по формуле (11) как произведение степеней принадлежности.
5. Вывод и сохранение объектов - выбирается правило с максимальной степенью активации по формуле (12). Уверенность в выбранном решении определяется по формуле (13). Если правило активировано, оставить объект; иначе удалить из  $D_c$ .
6. Сохранить обновлённый словарь  $D_c$ .

*Этап 2. Оценка плотности объектов почек и камней.*

На входе массивы значений NU (единицы Хаунсфилда) для камней и почек.

Алгоритм:

1. Для каждой почки  $o \in \{K_{\text{лев}}, K_{\text{прав}}\}$  рассчитать показатель достоверности  $OR_o$  по формуле (2).
2. Для каждого камня  $s$  вычислить коэффициент правдоподобия  $DOV_s$  по формуле (8).
3. Фаззификация входных параметров. Каждая метрика  $OR_o$ ,  $DOV_s$  преобразуется в нечеткие переменные в соответствии с функциями принадлежности.
4. Агрегация по правилам и дефаззификация - степень активации правил вычисляется по формуле (11) как произведение степеней принадлежности.
5. Вывод и сохранение объектов - выбирается правило с максимальной степенью активации по формуле (12). Уверенность в выбранном решении определяется по формуле (13). Если правило активировано, оставить объект; иначе объекта удалить.

Выходные данные: обновлённый набор  $D$  с подтверждёнными объектами для дальнейшей обработки.

Таким образом, данный алгоритм позволяет произвести оценку качества определения нейросетью объектов на изображениях внутренних органов человека, а также убрать объекты почек и камней, определенных с ошибками анатомического расположения.

В работе была произведена оценка качества определения нейросетью модели YOLO до внедрения разработанного алгоритма нечеткой оценки результатов детектирования и классификации объектов на КТ, а также после внедрения данного алгоритма. Для тестирования использована выборка по 100 изображений 24 пациентов, КТ которых не участвовали при создании обучающего датасета. Результаты детектирования обученной модели YOLO до и после внедрения алгоритма нечеткой оценки были представлены для анализа и оценки специалистам клиники. Мерой оценки точности при анализе экспертами являлась  $P$  (Precision) - доля верных (по мнению экспертов) результатов детектирования к общему числу найденных алгоритмом объектов, которая вычисляется по формуле:

$$P = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (14)$$

где -  $TP$  — число верно определенных объектов,  $FP$  - число ошибочно определенных объектов. Среднее значение точности определения по каждому классу вычислялась как среднее значение по всем пациентам по формуле:

$$P_{\text{ср}}^k = \frac{\sum P^k}{N^k}, \quad (15)$$

где  $N^k$  – число пациентов, у которых были классифицированы объекты данного класса.

Среднее значение общей точности определения по всем классам объектов вычислялась по формуле:

$$P_{\text{ср}}^{\text{общ}} = \frac{\sum P_{\text{ср}}^k}{K}, \quad (16)$$

где  $K$  – число классов объектов,  $K = 6$ .

Данные оценки точности определения объектов на изображениях КТ приведены в табл.1.

Таблица 1 - Оценка точности обученной модели

Наименование класса объектов	Точность определения по данным экспертов до внедрения алгоритма	Точность определения по данным экспертов после внедрения алгоритма	Изменение точности
left_kidney	0,86	0,999	16%
stone	0,84	0,995	18%
right_kidney	0,95	0,995	5%
left_kidney_pieloectasy	0,69	0,998	45%
right_kidney_pieloectasy	0,67	0,999	49%
staghorn_stones	0,60	0,997	66%
Среднее по всем классам	0,77	0,997	30%

Оценка показала увеличение точности определения объектов после внедрения разработанных метрик и алгоритма нечеткой оценки результатов детектирования в среднем на 30%.

**В главе 3** представлены разработанные **процедура трехмерной сборки объектов** почек и камней, алгоритмы расчета параметров найденных камней (линейные размеры, физическая плотность, масса) и **алгоритмы 3D-визуализации** объектов. Этапы алгоритма трехмерной сборки объектов почек представлены на рис. 6 (полный алгоритм представлен в диссертации). Входными данными для алгоритма является общий словарь обнаруженных объектов  $D$ , сформированный по итогам работы алгоритма нечеткой оценки результатов детектирования.



Рис. 6. Блок-схема алгоритма трехмерной сборки объектов почек

близко расположенные камни; формируем списки групп  $G_k$ .

4. Вычисление параметров камней. Для каждой группы  $g \in G_k$ : вычисляем суммарную плотность на срезах; определяем центральный срез; вычисляем пространственные параметры.

5. Расчет координат для камня.

6. Извлечение значений плотности HU из  $D_{HU}$  каждого камня  $s_g$ .

7. Оценка плотностного коэффициента правдоподобия.

Результатом работы алгоритма по сборке камней являются файлы с трехмерными массивами плотностей по Хаунсфилду для найденных конкрементов для правой и левой почек. Для расчета параметров найденных камней в почках используются следующие показатели, полученные из DICOM файлов:

- $x, y, z$  - количество точек по осям  $X, Y, Z$ ;
- $x_{thin}, y_{thin}$  - толщины среза по координатам  $X$  и  $Y$ ,  $z_{thin}$  - расстояние между срезами по координате  $Z$ .

Размер камня по оси  $X$  вычислялся по формуле:

$$Length = x \times w_0 \times x_{thin}. \quad (17)$$

Размер камня по оси  $Z$  вычислялся по формуле:

$$Height = z \times h_0 \times z_{thin}. \quad (18)$$

Размер камня по оси  $Y$  вычислялся по формуле:

$$Thickness = (y_{end} - y_{start}) * z_{thin}, \quad (19)$$

где  $y_{start}, y_{end}$  – номера срезов (первый и последний) КТ, где был обнаружен данный камень.

Для расчета объема камня необходимо сначала вычислить объем одного вокселя (трехмерного пикселя) как произведение толщины среза по координатам  $X$  и  $Y$  на расстояние между срезами по координате  $Z$ :

Итоговая оценка собранного объекта почки определяется как комбинированная метрика на основе формул (11-13). Результатом работы алгоритма по сборке найденных объектов правой и левой почек являются файлы с сохраненными массивами светимости пикселей по шкале Хаунсфилда для соответствующих объектов.

Подобным образом происходит работа алгоритма послойной «сборки» камней. Данный алгоритм принимает на вход словарь  $D$ , полученный после работы алгоритма нечеткой оценки результатов и включает следующие шаги.

1. Сортировка словаря  $D$  для объектов типа «камень» по принадлежности объектам почек  $K_{лев}, K_{прав}$ .

2. Определение принадлежности камня к почке: определяем центральный срез камня; сравниваем его с областями почек.

3. Группировка близко расположенных камней на разных срезах. Для каждой почки  $k \in \{K_{лев}, K_{прав}\}$ : рассматриваем множество  $D_k$  камней, назначенных почке  $k$ ; группируем

$$V_{vox} = x_{thin} \times y_{thin} \times z_{thin}, \quad (20)$$

где  $V_{vox}$  – значение объема одного вокселя. Объем камня  $V_{кам}$  вычислялся путем суммирования объемов всех вокселей в камне по трем осям координат:

$$V_{кам} = \sum_0^I \sum_0^J \sum_0^K V_{vox}, \quad (21)$$

где  $I, J, K$  – количество вокселей по осям  $x, y, z$  соответственно.

Для расчета физической плотности камней для определения массы камня была использована следующая формула:

$$\rho = HU \times 0,000485 + 1,539, \quad (22)$$

где  $HU$  – значение светимости вокселя камня по Хаунсфилду (HU), по данным компьютерной томографии. Значение плотности вычислялось для каждого вокселя, принадлежащего объёму камня. Масса камня  $m$  рассчитывалась по формуле:

$$m = V_{vox} \times \sum_{i=0}^I \sum_{j=0}^J \sum_{k=0}^K \rho_{ijk}, \quad (23)$$

где  $m$  – масса камня,  $\rho_{ijk}$  – значение плотности текущего вокселя в объеме камня.

Алгоритмы 3D визуализации объектов камней были реализованы в виде функции  $F1$  формирования воксельной 3D модели камня и функции  $F2$  трехмерной интерактивной реконструкции камня. Функция  $F1$  формирует объект, представляющий из себя объемный вид камня, полученный из сформированных вокселей с сохранением пропорций и геометрии найденного объекта (рис.7).

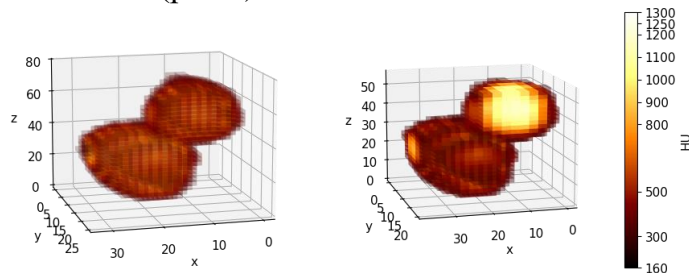


Рис. 7. Воксельная 3D визуализация камня

Кроме воксельной визуализации, осуществляется построение 3-мерной интерактивной визуализации камня. Функция  $F2$  формирует объект, представляющий из себя объемный вид камня с сохранением пропорций и геометрии найденного объекта и выводом в отдельное окно (рис.8).

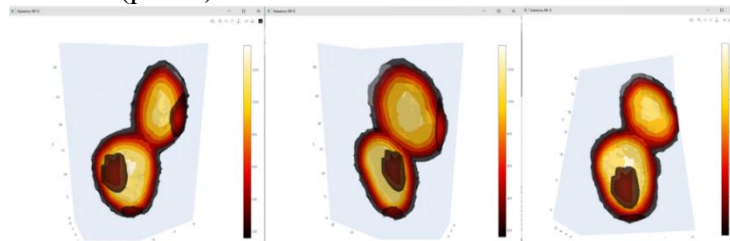


Рис. 8. 3-хмерная интерактивная реконструкция камня

Реконструкция 3-мерной модели почки осуществляется функцией  $F3$ , реализующей послойное окрашивание процесса изменения светимости элементов камня по Хаунсфилду. На вход функции  $F3$  передается 3-мерный массив светимостей элементов почки. Функция  $F3$  формирует объект, представляющий из себя объемный вид почки с сохранением пропорций и геометрии найденного объекта с выводом в отдельное окно (рис.9).

**В четвертой главе** описаны разработка алгоритмов для системы поддержки принятия врачебных решений в области урологии.

Частью этой системы является модуль поддержки принятия врачебных решений при выборе параметров работы лазерной установки дробления камней в почках.

Время разрушения камня зависит от массы камня, выбранной энергии импульсов и частоты импульсов лазера, вычисляется по следующей формуле:

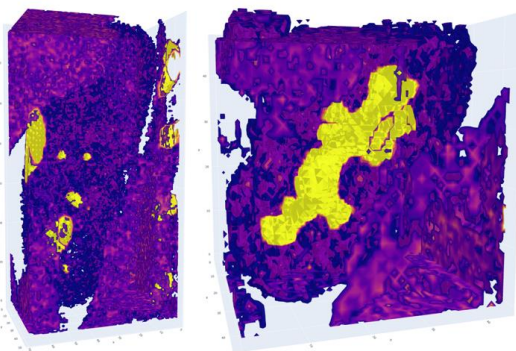


Рис. 9. 3-хмерная интерактивная реконструкция почки с камнем внутри

$$t_{\text{разр}} = \frac{m}{(\gamma * E * F)}, \quad (24)$$

где  $m$  – масса камня, грамм;  $\gamma$  - коэффициент гамма, равный 0,4;  $E$  - энергия импульсов лазера, Дж;  $F$  – частота импульсов лазера, Гц. Для формирования рекомендаций из-за неоднозначности определения принадлежности времени разрушения одному из режимов работы лазерной установки был использован нечеткий логический вывод. Априорное правило является нечетким описанием в  $n$ -мерном пространстве факторов  $\vec{y}$ , последовательность правил является нечеткой меткой класса из множества  $R$  режимов проведения операций [13]:

$$\vec{y} = [y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_n], j = 1, 2, \dots, n, \quad (25)$$

здесь  $n$  обозначает количество факторов, определяющих выбор режима, которые формируют  $\vec{y}$ - входной вектор. Степень активации  $i$ -го правила из множества  $R$  вычисляется как:

$$\beta_i(\vec{y}) = \prod_{j=1}^n B_{ij}(y_j), i = 1, 2, \dots, R, \quad (26)$$

где  $B_{ij}$  - функции принадлежности нечетких множеств, которые являются нечеткими отношениями вывода  $i$ -го правила (режима) и входного вектора  $\vec{y}$ . Вывод классификатора определяет режим, который имеет максимальную степень активации  $\beta_i$ :

$$z = v(i^*), \quad i^* = \arg \max_{1 \leq i \leq R} \beta_i. \quad (27)$$

Степень уверенности в выбранном режиме задается нормализованной степенью запуска правила:

$$Conf_{i^*} = \frac{\beta_{i^*}}{\sum_{i=1}^R \beta_i}. \quad (28)$$

Выбор врачом режима работы лазера при проведении процедуры лазерной литотрипсии определяется следующими факторами: временем, в течение которого произойдет разрушение камня, его размером, значением плотности и распределением плотности по объему камня, расположением камня внутри почки, его формой, близостью кровеносных сосудов, близостью тонких стенок внутренних органов. Переменные, определяющие принадлежность времени разрушения камня к одному из режимов режима лазерной установки следующие:  $E$  - «энергия» импульсов,  $F$  - «частота» импульсов,  $S$  - «размер камня»,  $D$  - «плотность камня». Множество режимов  $R$  лазерной установки задано медицинскими экспертами:  $R_1$  - режим для дробления осколков камней,  $R_2$  - режим работы для камней с низкой плотностью,  $R_3$  - режим работы при неудобных подходах инструмента к камню,  $R_4$  - оптимальный режим работы,  $R_5$  - режим работы в зоне высокой плотности камня,  $R_6$  - режим работы с высоким риском нанесения травмы,  $R_7$  - малоэффективный режим,  $R_8$  - малоэффективный и не рекомендуемый режим. Набор правил также задан медицинскими экспертами в следующем виде: ЕСЛИ ( $E$  = Низкая,) И ( $F$  = Низкая) И ( $S$  = Мелкий), ТО  $R$  = (дробление осколков). Полный набор правил приведен в тексте диссертации. Графики функций принадлежности переменных энергии импульсов лазера и частоты импульсов приведены на рис.10.

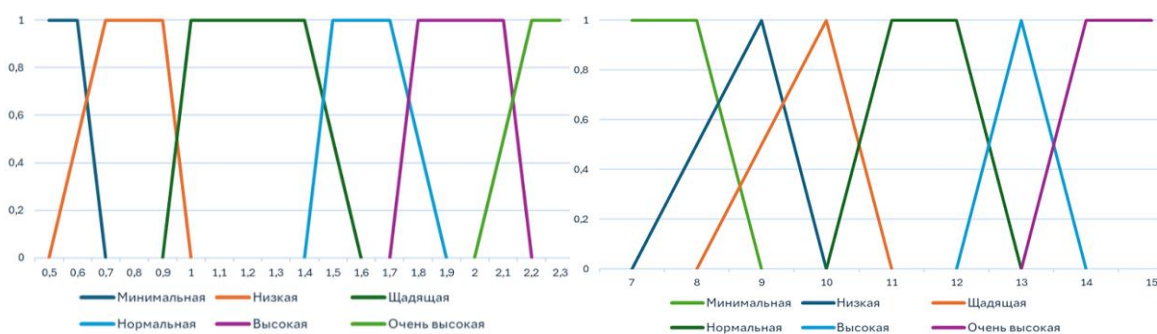


Рис. 10. Графики функций принадлежности энергии импульсов лазера (слева) и частоты импульсов (справа)

Алгоритм определения принадлежности времени разрушения камня одному из режимов работы ( $R_1 - R_8$ ) на основе входных параметров реализуется следующим образом.

1. На основании массы камня для каждого из значений энергии импульсов лазера и частоты импульсов из задаваемых диапазонов значений и соответствующего шага изменения каждой из этих величин выполняется расчет времени разрушения камня по формуле (24).

2. Для каждого рассчитанного времени разрушения выполняется фаззификация параметров с использованием функций принадлежности.

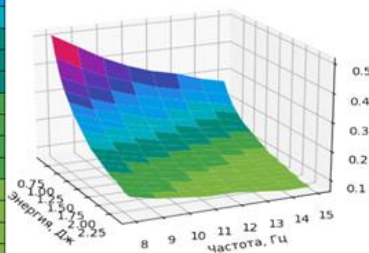
3. Активация правил. Для каждого правила  $\beta_1 - \beta_8$  вычисляется степень его активации в соответствии с формулой (26).

4. Агрегация по правилам и дефаззификация. Выбирается правило с максимальной степенью активации по формуле (27). Уверенность в выбранном решении определяется по формуле (28).

5. Выбор цвета и окрашивание ячейки в цвет активированного режима.

6. Вывод всех допустимых режимов работы лазера со значениями настроек энергии и частоты в виде таблицы значений времени разрушения камня (рис.11).

Частота, Гц	8.0	9.0	10.0	11.0	12.0	13.0	14.0	15.0
Энергия, Дж								
0.6	0.51	0.46	0.41	0.37	0.34	0.32	0.29	0.27
0.7	0.44	0.39	0.35	0.32	0.29	0.27	0.25	0.23
0.8	0.38	0.34	0.31	0.28	0.26	0.24	0.22	0.2
0.9	0.34	0.3	0.27	0.25	0.23	0.21	0.2	0.18
1.0	0.31	0.27	0.25	0.22	0.2	0.19	0.18	0.16
1.1	0.28	0.25	0.22	0.2	0.19	0.17	0.16	0.15
1.2	0.26	0.23	0.21	0.19	0.17	0.16	0.15	0.14
1.3	0.24	0.21	0.19	0.17	0.16	0.15	0.14	0.13
1.4	0.22	0.2	0.18	0.16	0.15	0.14	0.13	0.12
1.5	0.2	0.18	0.16	0.15	0.14	0.13	0.12	0.11
1.6	0.19	0.17	0.15	0.14	0.13	0.12	0.11	0.1
1.7	0.18	0.16	0.14	0.13	0.12	0.11	0.1	0.09
1.8	0.17	0.15	0.14	0.12	0.11	0.11	0.1	0.09
1.9	0.16	0.14	0.13	0.12	0.11	0.1	0.09	0.09
2.0	0.15	0.14	0.12	0.11	0.1	0.09	0.09	0.08
2.1	0.15	0.13	0.12	0.11	0.1	0.09	0.08	0.08
2.2	0.14	0.12	0.11	0.1	0.09	0.09	0.08	0.07
2.3	0.13	0.12	0.11	0.1	0.09	0.08	0.08	0.07
2.4	0.13	0.11	0.1	0.09	0.09	0.08	0.07	0.07



Рекомендации по подбору режима работы лазера	
Режим для дробления осколков камней	Минимальная
Режим работы для камней с низкой плотностью	Низкая
Режим работы при неудачных подходах инструмента	Щадящая
Оптимальный режим работы	Нормальная
Режим работы в зоне высокой плотности камня	Высокая
Режим работы с высоким риском нанесения травмы	Очень высокая
Малоэффективный режим работы	Минимальная
Малоэффективный режим работы - не рекомендовано к применению	Нормальная

Рис. 11. Пример рекомендаций по выбору режима работы лазера

Разработанная система поддержки принятия медицинских решений в области урологии состоит из следующих модулей, представленных на рис.12.

**В заключении** сформулированы основные результаты диссертации.

1. Проведено исследование опыта применения систем компьютерного зрения в урологии, проведена оценка эффективности инструментов компьютерного зрения для анализа медицинских изображений, на основе оценки выбрана архитектура нейросети для детектирования объектов на изображениях, полученных в результате компьютерной

томографии внутренних органов человека.

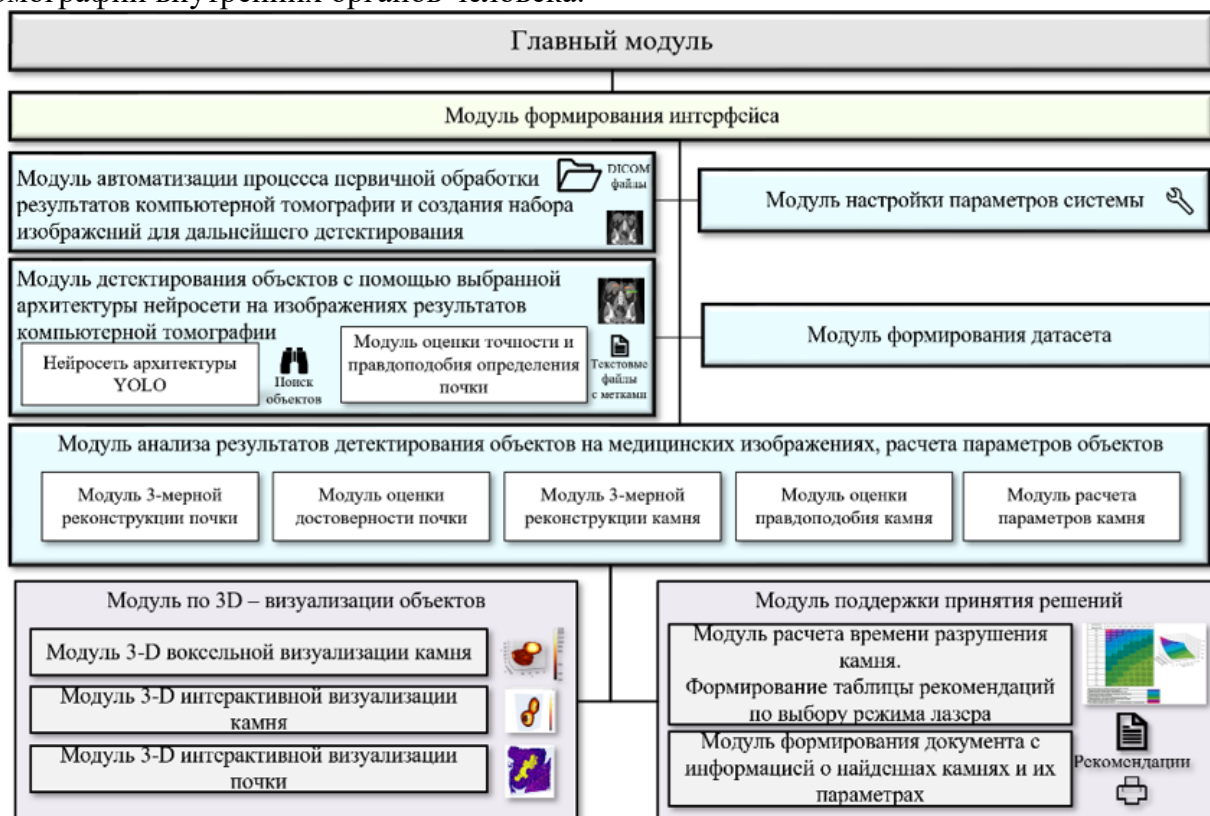


Рис. 12. Связь между модулями в системе поддержки принятия медицинских решений в области урологии

2. Разработаны метрики оценки точности, достоверности и правдоподобия, а также алгоритм нечеткой оценки полученных результатов детектирования и классификации нейросетью объектов на медицинских изображениях с использованием предлагаемых метрик.

3. Разработаны алгоритмы трехмерной реконструкции, расчета параметров и 3D-визуализации объектов по результатам детектирования на медицинских изображениях.

4. Разработан алгоритм поддержки принятия врачебных решений при выборе врачом-урологом режима работы лазера при планировании проведения операции лазерной литотрипсии.

5. Разработана структура программного комплекса для интеграции в системы поддержки принятия врачебных решений в области урологии.

**Рекомендации по использованию.** Разработанная в диссертационной работе интеллектуальная система поддержки врачебных решений может быть использована в лечебных учреждениях в качестве автоматизированного рабочего места хирурга урологического отделения. Предложенные метрики для оценки точности, достоверности и правдоподобия результатов детектирования МИ, алгоритм нечеткой оценки результатов детектирования и классификации объектов на МИ могут быть применены в других подобных системах для оценки качества детекции нейросетями различных объектов на изображениях КТ, МРТ и рентгенографических снимках.

**Перспективы дальнейшего развития** разработанной СППВР лежат в нескольких ключевых направлениях. Во-первых, это расширение функциональности системы за счет внедрения алгоритмов глубокого обучения, позволяющих прогнозировать динамику развития заболевания на основе анализа последовательности изображений. Во-вторых, развитие системы предполагает создание пользовательского интерфейса, адаптированного к потребностям врачей-урологов, с возможностью настраивать параметры анализа и визуализировать результаты в удобном для клинической практики формате.

## **Публикации автора по теме диссертационной работы**

### **Статьи в изданиях, рекомендованных ВАК РФ (по специальности 2.3.8)**

1. Руденко А. В. Применение искусственных нейронных сетей для поиска объектов на медицинских изображениях / А.В. Руденко, М.А. Руденко, И.Л. Каширина // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – № 3. DOI: 10.26102/2310-6018/2024.46.3.01

2. Руденко А. В. Алгоритмы 3D-реконструкции и расчета параметров объектов по результатам детектирования на медицинских изображениях /А.В. Руденко, М.А. Руденко, И.Л. Каширина // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – № 2. DOI: 10.26102/2310-6018/2024.45.2.013

3. Руденко А. В. Метод оценки результатов детектирования и классификации объектов на медицинских изображениях Руденко А.В., И. Л. Каширина // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2024. – № 1. – С. 137-148.

4. Руденко А. В. Поддержка принятия врачебных решений при планировании проведения процедуры лазерной литотрипсии/ А. В. Руденко, М. А. Руденко // Известия ЮФУ. Технические науки. –2024. –№ 2 (238). –С. 278-289.

### **Свидетельства об официальной регистрации программы для ЭВМ**

5. Руденко А.В. Свидетельство на программу для ЭВМ от 10.11.2022 г. № 2022681242 «Программа анализа результатов детектирования, расчета параметров и 3D – визуализации объектов, обнаруженных в результате детектирования на медицинских изображениях, полученных после компьютерной томографии»/ А. В. Руденко, М. А. Руденко, В.С. Лисовский, М.А. Крапивина.

6. Руденко А.В. Свидетельство на программу для ЭВМ от 28.09.2022 г. №2022667880 «Программа автоматизации процесса первичной обработки результатов компьютерной томографии и создания набора изображений для детектирования».

7. Руденко А.В. Свидетельство на программу для ЭВМ от 23.06.2021 г. №2021660226 «Программа анализа и оценки результатов капилляроскопии с помощью нейронных сетей» / А. В. Руденко, М. А. Руденко.

### **Статьи и материалы конференций**

8. Руденко А.В. Проектирование системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения/ А. В. Руденко// Вестник Воронежского института высоких технологий – 2024. – № 3.

9. Лапин, В. Г. Нечеткая модель классификации медицинских изображений на основе нейронных сетей / В. Г. Лапин, А. В. Руденко // Искусственный интеллект: технологии развития человека : Сборник трудов международной научно-практической конференции, Симферополь, 13–16 сентября 2023 года. – Симферополь: ООО "Издательство Типография "Ариал", 2024. – С. 44-56.

10. Руденко М. А. Система поддержки принятия врачебных решений на основе компьютерного зрения / М. А. Руденко, О. С. Цветкова, А. В. Руденко // Искусственный интеллект: технологии развития человека : Сборник трудов международной научно-практической конференции , Симферополь, 13–16 сентября 2023 года. – Симферополь: ООО «Издательство Типография «Ариал», 2024. – С. 64-78.

11. Руденко М.А. Система детектирования и анализа объектов на КТ-снимках в урологии /Руденко М.А., Руденко А.В., Крапивина М.А., Лисовский В.С.// III Международная конференция по нейронным сетям и нейротехнологиям (NeuroNT'2022): сб. докладов. СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 16 июня 2022. С. 47-50.

12. Руденко, М. А. Нечеткая модель классификации медицинских изображений на основе нейронных сетей / М. А. Руденко, А. В. Руденко // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. – 2021. – Т. 1. – С. 336-339.