Руденко Андрей Владимирович

ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского»

НИОКР №122011200254-0, «Разработка и тестирование прототипа системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения», Фонд содействия инновациям, Грант Старт-21-1 ИИ (I очередь) / Компьютерное зрение.

**Тема работы:** «Математические модели и система поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения».

**Актуальность** направления исследования и работы связана с быстрым развитием различной медицинской диагностической техники: компьютерной томографии, магнитно-резонансной томографии, капилляроскопии, различных видов ультразвуковых и рентгеновских исследований. На актуальность также повлияло и стремительное развитие компьютерной техники и математических методов анализа изображений, искусственных нейронных сетей, глубокого обучения и компьютерного зрения.

Таким образом, становится возможным автоматизировать решение тех медицинских задач, для которых это раньше считалось невозможным.

**Цели исследования**

Разработка математических моделей и системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения.

**Задачи исследования**

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих задач:

1. Изучение и анализ опыта применения систем компьютерного зрения в медицине.
2. Исследование и оценка эффективности инструментов компьютерного зрения для распознавания и детектирования объектов на изображениях компьютерной томографии и выбор наиболее подходящей архитектуры нейросети.
3. Разработка методики подготовки датасета, создание датасета, обучения нейросети, оценка эффективности обучения нейронной сети.
4. Разработка математических моделей оценки точности и достоверности результатов детектирования объектов.
5. Формирование условий и требований, разработка системы поддержки принятия медицинских решений в области хирургии и урологии.
6. Анализ и оценка результатов детектирования объектов на медицинских изображениях с помощью разработанного программного модуля, расчет параметров объектов.

**Задача 1. Изучение и анализ опыта применения систем компьютерного зрения в медицине**

Если обобщить, обработка медицинских изображений и биомедицинских сигналов при помощи искусственных нейронных сетей и методов глубокого обучения может применяться для:

- обнаружения объектов и измерения их параметров;

- предсказания событий;

- выявления аномалий в тканях, патологий и начинающихся болезней;

- классификации образцов тканей и патологий;

- выделения границ и объектов, не видимых невооруженным глазом;

- поиска объектов по образцу.

Несмотря на значительный накопленный опыт отечественных и зарубежных исследователей и разработчиков автоматизация поиска и анализа объектов на медицинских изображениях редко применяется в практической медицине из-за ошибок распознавания, обусловленных спецификой объектов и сложностью медицинских выводов, определяющих врачебное решение.

Таким образом, работа направлена на **решение следующих основных научно-технических проблем**:

- проблема недостаточного уровня точности и высокой цены ошибок при использовании компьютерного зрения в медицине;

- проблема правильного определения положения объектов внутри тела для выбора точек входа и режимов воздействия при хирургическом вмешательстве;

- поддержка принятия врачебных решений в хирургии с помощью технологий компьютерного зрения и экспертной системы.

**Задача 2. Исследование и оценка эффективности инструментов компьютерного зрения для распознавания и детектирования объектов на изображениях компьютерной томографии и выбор наиболее подходящей архитектуры нейросети**

Одним из важнейших этапов анализа медицинских изображений является сегментация. С использованием сегментации изображений можно проводить количественный анализ размера, формы и объема органов. Задача сегментации состоит в поиске групп пикселей, которые определяют контуры или отдельный объект [10, 11, 12].

В работе было проведено исследование существующих методов сегментации медицинских изображений. Методы сегментации бывают трёх видов: структурные, стохастические и смешанные [10, 13, 14].

В результате проведенного исследования авторами был сделан вывод, что различные методы сегментации изображений не подходят для решения поставленной задачи – поиска на рентгеновских снимках внутренних органов человека камней в почках. Основная причина – некорректная работа алгоритмов сегментации.

Далее было проведено исследование применения сверточных нейронных сетей для анализа медицинских изображений.

В настоящее время существует достаточно большое количество известных архитектур сверточных нейронных сетей CNN [14], которые могут быть применены при разработке технологий компьютерного зрения: LeNet-5, AlexNet, VGG-16, Inception-v1, Inception-v3, ResNet-50, Xception, Inception-v4, Inception-ResNets, R-CNN, Faster R-CNN, YOLO.

В результате проведенных исследований опыта создания и применения медицинских систем по поддержке принятия медицинских решений с использованием алгоритмов искусственного интеллекта по диагностике, выбору методов и тактике лечения, оценке результатов лечения мочекаменной болезни был сделан вывод, что для достижения поставленной цели разработки прототипа системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения в качестве нейросети для детектирования объектов на медицинских изображениях, полученных в результате проведения компьютерной томографии, балы определена архитектура сверточной нейросети (YOLO). В настоящее время последней версией СНС архитектуры YOLO является YOLOv5, реализованная на фреймворке PyTorch, скорость распознавания которой составляет 140 кадров в секунду. YOLOv5 включает в себя несколько моделей, которые отличаются по количеству слоев и размеру, скоростью и точностью детектирования. Использование сетей YOLO предполагает обучение на размеченных изображениях, которые представляют выборку заданных классов.

**Задача 3. Разработка методики подготовки датасета, создание датасета, обучения нейросети, оценка эффективности обучения нейронной сети.**Для проведения исследования была определена задача диагностики мочекаменной болезни (МКБ) по результатам компьютерной томографии путем распознавания, детектирования и оценки конкрементов в почках методами компьютерного зрения.

Медицинские данные для исследования были предоставлены Клиническим медицинским многопрофильным центром имени Святителя Луки г. Симферополь, который обладает современно й базой радиологии и уникальными методиками лечения МКБ.

Мочекаменная болезнь (МКБ) – широко распространенное урологическое заболевание. Частота заболевания во всем мире составляет около 3% в зависимости от страны и региона. Среди урологических заболеваний, приводящих к инвалидности, уролитиаз занимает 4-е место по частоте, а 76 % больных, получивших инвалидность, имеют только одну почку [34].

Актуальность изучения мочекаменной болезни определяется тем, что с каждым годом число больных в развитых странах, в том числе в России, неуклонно растет в связи с увеличением продолжительности жизни, изменением образа жизни, питания людей и химического состава воды, а также глобальными климатическими изменениями.

МКБ занимает второе место по частоте среди всех больных с урологической патологией и имеет свои эндемичные зоны как в России, так и в других странах мира. МКБ связана как правило с нарушением обмена веществ, в Крыму заболеваемость выше, чем в целом по стране.

Фундаментальные исследования МКБ проводятся на базе Клинического медицинского многопрофильного центра имени Святителя Луки г. Симферополь. Сотрудниками клиники освоены и успешно применяются методики «комбинированной» контактной литотрипсии при сложных формах МКБ (крупные и коралловидные камни, камни в труднодоступных местах почек). Дробление конкрементов проводится одновременно через мини проколы в почке и с использованием доступа через мочеточник. Это медицина высоких технологий, для Крыма уникальное направление в лечении МКБ. Иногда требуется этапное лечение, тактика определяется в том числе с использованием компьютерного моделирования будущей операции. Активное наблюдение за больными после операции позволяет снизить риск рецидива болезни: у части больных проводится лечение совместно с эндокринологом, назначается системная терапии хронических инфекций мочевых путей, при необходимости пластические операции с использованием лазерных методик и лапароскопической техники.

При проведении начальных исследований возможности применения системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения авторами были исследованы возможные виды патологий почек, разновидностей камней в почках, возможные варианты размеров камней.

Камни, которые могут образовываться в почках при мочекаменной болезни, бывают следующих видов, в зависимости от их химического состава и нарушений функций обмена веществ в организме человека:

- урартные – образуются при нарушениях обмена в организме мочевой кислоты;

- оксалатные – образуются при повышенном содержании в организме оксалатных солей;

- фосфатные – образуются в почках при нарушениях фосфатного обмена в организме;

- цистиновые – образуются в почках при наследственных патологиях;

- смешанные – образуются при одновременных нарушениях в организме.

Также камни обычно делятся по размеру и могут быть мелкими, средними и крупными.

Кроме того, в почках при МКБ могут образовываться кистозные образования.

Совместно со специалистами был проведен анализ классификации видов объектов для детектирования и отбор классов для формирования датасета и обучения. Отличие по плотности и химическому составу камней, размеру не приводило к дифференциации при детектировании объектов. Особенности распределения плотностей камня определяются после выполнения процедуры детектирования изображений и анализа результатов детектирования. Определение размера камней осуществляется при оценке детектируемого объекта (высота и ширина). Процедура детектирования камней чувствительна только к форме объекта и его локализации. Подобный вывод был сделан и для классов почек. Детектирование позволило дифференцировать почки по расположению, а также по патологическому увеличению зоны лоханки почки, что приводит к изменению формы почки.

Таким образом, при формировании классов объектов для их использования при разработке прототипа системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения специалистами клинического центра были сформулированы задачи поиска конкрементов (камней) в почках на снимках КТ в корональной проекции. Условия предполагали детектирование следующих классов объектов:

* конкременты (камни) правильной формы – класс «stone»;
* левая почка правильной формы – класс «left\_kidney»;
* правая почка правильной формы – класс «right\_kidney»;
* патологически увеличенная левая почка – класс «left\_kidney\_pieloectasy»;
* патологически увеличенная правая почка – класс «right\_kidney\_pieloectasy»;
* большой камень сложной формы (коралловидной формы) - класс «staghorn\_stones».

В дальнейшем данная классификация объектов была использована в прототипе системы для проведения разметки изображений, создания обучающего датасета, обучения модели нейронной сети, проведения детектирования объектов на медицинских изображениях, полученных их результатов КТ пациента.

Совместно со специалистами был проведен анализ классификации видов объектов для детектирования и отбор классов для формирования датасета и обучения. Отличие по плотности и химическому составу камней, размеру не приводило к дифференциации при детектировании объектов. Особенности распределения плотностей камня определяются после выполнения процедуры детектирования изображений и анализа результатов детектирования. Определение размера камней осуществляется при оценке детектируемого объекта (высота и ширина). Процедура детектирования камней чувствительна только к форме объекта и его локализации. Подобный вывод был сделан и для классов почек. Детектирование позволило дифференцировать почки по расположению, а также по патологическому увеличению зоны лоханки почки, что приводит к изменению формы почки.

Таким образом, при формировании классов объектов для их использования при разработке прототипа системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения специалистами клинического центра были сформулированы задачи поиска конкрементов (камней) в почках на снимках КТ в корональной проекции. Условия предполагали детектирование следующих классов объектов:

* конкременты (камни) правильной формы – класс «stone»;
* левая почка правильной формы – класс «left\_kidney»;
* правая почка правильной формы – класс «right\_kidney»;
* патологически увеличенная левая почка – класс «left\_kidney\_pieloectasy»;
* патологически увеличенная правая почка – класс «right\_kidney\_pieloectasy»;
* большой камень сложной формы (коралловидной формы) - класс «staghorn\_stones».

В дальнейшем данная классификация объектов была использована в прототипе системы для проведения разметки изображений, создания обучающего датасета, обучения модели нейронной сети, проведения детектирования объектов на медицинских изображениях, полученных их результатов КТ пациента.

**Обучение нейросети**

При формировании классов объектов для их использования при разработке системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения были сформулированы задачи поиска конкрементов (камней) в почках на снимках КТ в корональной проекции. Условия предполагали детектирование следующих классов объектов:

- конкременты (камни) правильной формы – класс «stone»;

- левая почка правильной формы – класс «left\_kidney»;

- правая почка правильной формы – класс «right\_kidney»;

- патологически увеличенная левая почка – класс «left\_kidney\_pieloectasy»;

- патологически увеличенная правая почка – класс «right\_kidney\_pieloectasy»;

- большой камень сложной формы (коралловидной формы) - класс «staghorn\_stones».

В дальнейшем данная классификация объектов была использована в системе для проведения разметки изображений, создания обучающего датасета, обучения модели нейронной сети, проведения детектирования объектов на медицинских изображениях, полученных их результатов КТ пациента.

Подготовка изображений для создания обучающего датасета для обучения нейронной сети велась на базе Клинического медицинского многопрофильного центра имени Святителя Луки г. Симферополь. Разметку изображений проводили аспиранты и ординаторы Медицинской академии имени С.И. Георгиевского под руководством врачей-специалистов отделения урологии, андрологии и урогинекологии.

Для первичного обучения нейронной сети был сформирован датасет, который содержал 793 изображения внутренних органов, полученных по результатам КТ 21 пациента, в корональной проекции с разметкой в виде описания, хранящихся в текстовых файлах. Для увеличения размера датасета было проведена процедура аугментации изображений путем добавления фильтра «sharping» (усиление резкости изображения) в исходные изображения. Конечный размер первичного обучающего датасета составил 1586 изображений.

Обучение проводилось длительностью 1200 эпох. Обучение проводилось средствами Google Colab, длительность обучения составила 26 часов.

Третья версия модели была обучена на датасете, содержащем 4272 изображения, полученных в результате КТ 38 пациентов. Обучение проводилось на высокопроизводительном ПК, ввиду ограниченного по времени доступности инструмента Google Colab. Время обучения модели нейросети составило 240 часов.

**Оценка точности обучения**

Результаты распознавания с помощью нейросети первой версии в виде изображений, на которых выделены найденные объекты совместно с файлами, содержащими текстовое описание результатов детектирования, были представлены для анализа и оценки специалистам клиники.

В результате анализа наблюдаются отклонения в оценке результатов детектирования самой нейронной сети и оценками экспертов (рисунок 2.7).

Наиболее частыми были следующие ошибки в работе нейросети по детектированию:

* объекты не детектировались;
* неправильная локализация объекта почки;
* ребра детектировались как камни;
* тазовые кости детектировались как камни;
* петли кишечника и другие внутренние органы детектировались как почки.

Причинами ошибок являются небольшой размер обучающего датасета, перекосы в разметке датасета, т.е. количество объектов классов почек преобладало над количеством объектов классов камней, а также отсутствие в алгоритме детектирования нейросети логики оценки локализации и взаимного расположения объектов.

Это объясняется тем, что нейронная сеть ищет на изображении объекты, совпадающие по форме и виду с изображениями определенного класса. Нейросеть не может оценить, насколько правдоподобен ее вывод. Например, нейросеть нашла изображение, похожее на левую почку с правой стороны КТ снимка со значимым уровнем достоверности. С точки зрения самой нейросети – это правильный результат детектирования класса. Также нейросеть не видит противоречие в нахождении двух и более левых или правых почек в разных локализациях снимка. При детектировании камней иногда в качестве данных объектов определяются кости, которые имеют похожую форму на срезе.

На конечном этапе оценки точности обученности модели нейросети стала оценка результатов распознавания объектов нейросетью. Результаты распознавания в виде изображений, на которых выделены найденные объекты совместно с файлами, содержащими текстовое описание результатов детектирования, были представлены для анализа и оценки специалистам клиники.

В результате анализа наблюдаются отклонения в оценке результатов детектирования самой нейронной сети и оценками экспертов (рисунок).

Как показал анализ точности обученности модели, третья версия модели нейросети имеет высокие показатели точности распознавания объектов на медицинских изображениях, медицинские эксперты дали более высокую оценку показателям обученности как по каждому классу отдельно, так и общей (0,997), чем оценка, полученная средствами обучения самой нейросети YOLOv5 (0,995).

**Задача 4. Разработка алгоритма и математических моделей оценки точности и достоверности результатов детектирования объектов**

В нашем исследовании для решения проблемы оценки правдоподобия полученных результатов детектирования объектов на изображениях КТ был предложен и реализован алгоритм нечеткой оценки правдоподобия, на основе разработанных математических моделей.

Алгоритм предполагает следующие уровни оценки и фильтрации классов объектов после распознавания для почек и для камней.

Для оценки правдоподобия при детектировании почек оценивается:

* локализация (относительные координаты x, y) на снимке;
* при множественном выборе между несколькими объектами одного класса оценивается вектор (достоверность, размер, локализация).

Для оценки правдоподобия при детектировании камней оценивается:

* локализация внутри почки (левой или правой);
* класс камня оценивается после его полной послойной «сборки».

Главной проблемой при оценке правдоподобия является формализация правильной локализации объекта заданного класса. Для камней при МКБ обязательным условием является локализация объекта «камень» внутри объекта «почка». Поэтому критерий нечеткой оценки определяются долей перекрывания зоной почки детектированного объекта «камень», а также дополняется условием меньшей размерности объекта «камень» относительно объекта «почка».

При оценке правдоподобия обнаружения почки задача усложняется тем, что отсутствует уровень внешних логических границ для нахождения данного объекта на снимках. Для решения этой задачи был предложен метод создания «облака правдоподобия» для объектов классов почек.

«Облако правдоподобия» создается на этапе обучения нейронной сети путем анализа файлов текстовых меток и характеризует функцию принадлежности объекта, найденного в пределах облака, к заданному классу (рисунок 2.8).

Алгоритм производит сравнение параметров детектируемого объекта с параметрами «облака правдоподобия». Детектируемые объекты классов почек, не соответствующие необходимым параметрам, отбрасываются.

Вектор результатов оценки правдоподобия должен подкрепляться метриками, характеризующими значимость и близость объекта к классу.

На практике, как один из способов подтверждения, может использоваться сравнение с некоторыми аналогичными заключениями, сделанных ранее врачами. Постановка задачи нечёткой классификации объектов на основе анализа изображений может быть сведена к классической задаче классификации объектов множества классов по кортежу нечетких переменных с помощью аппарата нечеткого вывода [6, 39].

**Модель нечеткой оценки правдоподобия**

Модель производит сравнение параметров детектируемого объекта с параметрами «облака правдоподобия». Детектируемые объекты классов почек, не соответствующие необходимым параметрам, отбрасываются.

Вектор результатов оценки правдоподобия должен подкрепляться метриками, характеризующими значимость и близость объекта к классу.

На практике, как один из способов подтверждения, может использоваться сравнение с некоторыми аналогичными заключениями, сделанных ранее врачами. Постановка задачи нечёткой классификации объектов на основе анализа изображений может быть сведена к классической задаче 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 их форм-факторов.

В модели применены нечеткие правила классификации, каждое из которых описывает один из видов классов в наборе данных. Априорное правило является нечетким описанием в n-мерном пространстве свойств и последовательность правил является нечеткой меткой класса из множества:

Здесь n обозначает число свойств, x- входной вектор, Aij- нечеткие множества, представляется нечеткими отношениями вывода i-го правила и входного вектора или предыдущего нечеткого правила. Степень активации i-го правила из множества М вычисляется как:

Выход классификатора определяется правилом, которое имеет наивысшую степень активации αi:

,

Степень уверенности в решении задана нормализованной степенью запуска правила:

*Применение модели оценки правдоподобия позволило улучшить результаты детектирования почек и камней на изображениях в правильных местах их реальной локализации в организме человека.*

**Модель оценки точности детектирования**

Оценка качества классификации объектов по результатам детектирования и анализа сводится к определению метрик близости найденного объекта к определенному классу по форме, плотности и локализации. В данном исследовании предложено оценивать качество с помощью точности детектирования (DP - detect precision), достоверности объекта (OR – object reliability) и правдоподобия объекта (OV – object veracity).

Точность детектирования оценивает результат работы модели после детектирования по форме. Детектирование объекта классифицирует объект с параметром confidence (уверенность).

Обученная модель имеет набор метрик, которые характеризуют ее качество. Для определения точности детектирования взят параметр precision (точность), который характеризует точность самой модели по детектированию объекта заданного класса. Точность детектирования в прототипе системы равна произведению величины confidence для найденного объекта класса и значения precision модели для данного класса объектов и рассчитывается по формуле:

,

где – точность детектирования i-го объекта -k-го класса, i=1..n, n – количество детектированных объектов, k = 1..m, m – количество классов объектов в модели, в нашем исследовании m=6;

- уверенность при детектировании, которую выдает алгоритм распознавания YOLO для i-го объекта;

– точность модели по определению объектов k-го класса.

**Модель оценки достоверности объекта**

Нейросеть выдает после детектирования координаты центра и размер ограничивающего прямоугольника, в котором расположен найденный объект. Алгоритм «сборки» объекта собирает слои объекта в 3-мерный массив. Для определения уверенности, что в полученном массиве находится объект заявленного класса недостаточно результатов детектирования по форме. Дополнительной оценкой является вычисление достоверности объекта с учетом границ плотности по Хаунсфилду для данного класса объектов.

Достоверность вычисляется по формуле:

,

где – достоверность i-го объекта, i=1..n, n – количество детектированных объектов;

– количество вокселей в объеме собранного объекта;

- оценка принадлежности j-той точки – вокселя (j=1..V) из объема массива к классу объектов (k) согласно шкалы Хаунсфилда и вычисляется по формуле:

,

где – значение светимости j-го вокселя по Хаунсфилду;

- минимальное значение светимости для класса по Хаунсфилду;

- максимально значение светимости для класса по Хаунсфилду.

Значения формируют 3-х мерный массив – маску i-го объекта .

Значение > 0,5 говорит о том, что объект можно отнести к заявленному классу с достаточным уровнем достоверности.

**Модель оценки правдоподобия объекта**

Анализ результатов распознавания должен включать оценку локализации объекта по отношению к внутренним органам человека. Для оценки локализации предложены два коэффициента правдоподобия: геометрический коэффициент (для классов почки) и плотностной коэффициент (для классов камней).

**Геометрический коэффициент правдоподобия** оценивает пересечение области ограничивающего прямоугольника почки и «облака правдоподобия» для точек с одинаковыми относительными координатами (рисунок).

Геометрический коэффициент правдоподобия рассчитывался по следующей формуле:

,

где – геометрическая достоверность объекта, i=1..nk, nk – количество детектированных почек;

– количество вокселей в области ограничивающего прямоугольника i-го объекта.

- оценка принадлежности j-го элемента (j=1..Ck) из облака правдоподобия массиву вокселей детектированного i-го объекта заявленного класса (k) и вычисляется по формуле:

,

где – значение правдоподобия в облаке k-го класса;

– j-й воксель из облака k-го класса.

*Применение геометрического коэффициента правдоподобия позволило оценить локализацию почек с учетом неравномерности распределения плотности почки. Значение > 0,5 позволяет классифицировать почку как заявленный класс. Учитывая возможные естественные отклонения объекта «почка» от области «облака правдоподобия» (например, опущение почки) объекты сохранялись для дальнейшего анализа при GOVi>0,2.*

**Плотностной коэффициент правдоподобия** оценивает пересечение области ограничивающего прямоугольника почки и маску плотности i-го камня (рисунок).

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

,

где – плотностная достоверность объекта, i=1..ns, ns – количество детектированных камней;

– множество точек VRi-маски i-го камня, для которых ;

- оценка принадлежности j-той точки VRi-маски i-го камня (j=1..V) объему области собранной почки (k = 1.. nk) и вычисляется по формуле:

,

где – значение j-той точки в маске i-го камня;

– j-й воксель из маски i-го камня.

*Значение для камня позволяет локализовать камень внутри почки только в случае ≅1 – камень полностью расположен внутри почки. Случаи частичного пересечения областей говорят о том, что объект находится за пределами почки (сечение ребра, либо камень в мочеточнике). В системе порог правдоподобия для камня больше 0,900.*

**Задача 5.**

Система поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения предназначена для применения в лечебно-профилактических учреждениях. Система может быть использована на ПК рабочего места хирурга, а также внедрена в ПО программно-аппаратных комплексов компьютерной томографии.

Функции, выполнение которых должен обеспечивать разрабатываемый прототип системы:

- чтение первичных медицинских данных, полученных в результате компьютерной томографии;

- формирование набора изображений (датасета) для распознавания с помощью нейронной сети заданных классов объектов в области хирургии и урологии;

- распознавание с помощью нейронной сети заданных классов объектов в области хирургии и урологии, с использованием алгоритма оценки правдоподобия найденных объектов;

- первичная оценка точности, правдоподобия и достоверности результатов распознавания, определения параметров найденных объектов - координаты, размеры, плотность камней и патологических образований;

- анализ результатов распознавания и расчета параметров (размер, плотность, координаты) заданных медицинских объектов, характеризующих выбранную патологию, и принятие решений в хирургии и урологии на основе экспертной системы, построенной на знаниях медицинских экспертов с использованием механизма нечеткого вывода;

- 3D – визуализация детектированных объектов с учетом параметров и распределения плотности объектов для планирования хирургических операций.

**Задача 6.**

**Разработанная система поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения**

Система поддержки принятия медицинских решений в области хирургии и урологии состоит из следующих модулей:

- главный модуль системы;

- модуль формирования интерфейса;

- модуль автоматизации процесса первичной обработки результатов компьютерной томографии и создания набора изображений для дальнейшего детектирования;

- модуль детектирования объектов с помощью выбранной архитектуры нейросети на изображениях результатов компьютерной томографии;

- модуль анализа результатов детектирования объектов на медицинских изображениях, расчета параметров объектов;

- модуль по 3D – визуализации объектов после первичной обработки результатов компьютерной томографии;

- модуль поддержки принятия решений на основе экспертной системы;

- модуль настройки параметров системы.

**Результаты работы**

Результаты проведенных исследований и разработки следующие:

* проведены исследование и оценка эффективности инструментов компьютерного зрения для распознавания и детектирования объектов на изображениях компьютерной томографии;
* сформулированы требования к разрабатываемой системе компьютерного зрения;
* проведен анализ имеющихся архитектур нейросетей, выбрана архитектура нейросети;
* разработана методика подготовки и разметки датасета для обучения, выполнено обучение нейронной сети для детектирования заданных классов объектов, проведена оценка эффективности обучения нейронной сети;
* разработаны модель и алгоритм нечеткой оценки правдоподобия расположения объектов камней в пределах объектов почек;
* разработаны модели оценки качества классификации объектов по результатам детектирования и анализа:
  + модель оценки точности детектирования,
  + модель оценки достоверности объекта,
  + модель оценки правдоподобия объекта;
* выполнена разработка программных модулей и тестирование системы.

Исследования НИОКР по теме «Разработка и тестирование прототипа системы поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения.» зарегистрированы в системе ЕГИСУ НИОКТР, регистрационный номер №122011200254-0 дата регистрации 12.01.2022 г.

Результаты проведенных исследований и разработок приведены в Отчете о выполнении НИОКР, регистрационный номер ИКРБС в системе ЕГИСУ НИОКТР 223021400173-9, дата регистрации 14.02.2023 г., руководитель проекта.

**По теме исследований получены РИДы:**

- 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».

- 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».

- Свидетельство на программу для ЭВМ от 23.06.2021 г. №2021660226 «Программа анализа и оценки результатов капилляроскопии с помощью нейронных сетей».

**По теме исследований опубликованы статьи:**

1. 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. - ISBN 978-5-7629-3043-7.
2. Rudenko, M. Expert System for Modeling Threats and Protecting Premises from Information Leaks / M. Rudenko, E. Zhivago, A. Rudenko // CEUR Workshop Proceedings, Stavropol, Krasnoyarsk, 01 октября 2021 года. – Stavropol, Krasnoyarsk, 2022. – P. 151-156. – EDN QHAMMY.
3. 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. – EDN ELMYDU.
4. Овчаренко В.В., Руденко М.А., Руденко А.В., Сравнительный анализ эффективности искусственных нейронных сетей различной архитектуры в распознавании воображаемых движений по сигналам ЭЭГ (https://doi.org/10.29003/m1183.sudak.ns2020-16/351-352). Нейронаука для медицины и психологии: XVI Международный междисциплинарный конгресс. Судак, Крым, Россия; 6–16 октября 2020 г.: Труды Конгресса / Под ред. Е.В. Лосевой, А.В. Крючковой, Н.А. Логиновой. – Москва: МАКС Пресс, 2020. – С. 351-352. ISBN 978-5-317-06406-8, e-ISBN 978-5-317-06407-5. DOI: 10.29003/m900.sudak.ns2020-16

**Новизна** исследований и работы.

В работе и разработанной системе поддержки принятия врачебных решений в хирургии и урологии с использованием технологий компьютерного зрения получены результаты, обладающие научной новизной:

* Разработана методика получения, разметки, подготовки и оценки датасета для обучения нейронной сети.
* Применение нейросети выбранной архитектуры для детектирования объектов заданных классов на медицинских изображениях без модификации архитектуры нейросети.
* Разработаны модель и алгоритм нечеткой оценки правдоподобия расположения объектов камней в пределах объектов почек.
* Разработана модель оценки точности детектирования.
* Разработана модель оценки достоверности объекта.
* Разработана модель оценки правдоподобия объекта.
* Разработка концептуальной модели и архитектуры системы поддержки принятия медицинских решений в области хирургии и урологии.