

*На правах рукописи*



**ХРЯЩЕВ Владимир Вячеславович**

**СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ВРАЧЕБНЫХ  
РЕШЕНИЙ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЭНДОСКОПИЧЕСКИХ  
ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ  
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

**2.2.12. Приборы, системы и изделия медицинского назначения  
(технические науки)**

**А в т о р е ф е р а т**

**диссертации на соискание ученой степени  
доктора технических наук**

**Ярославль – 2025**

Работа выполнена на кафедре цифровых технологий и машинного обучения федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Ярославский государственный университет им. П. Г. Демидова».

**Научный консультант** – доктор технических наук, профессор  
**Приоров Андрей Леонидович.**

**Официальные оппоненты:**

**Крамм Михаил Николаевич**, доктор технических наук, профессор, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», профессор кафедры «Основы радиотехники» (г. Москва);

**Сушкова Людмила Тихоновна**, доктор технических наук, профессор, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Владимирский государственный университет им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», профессор кафедры «Электроника, приборостроение и биотехнические системы» (г. Владимир);

**Мельник Ольга Владимировна**, доктор технических наук, доцент, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина», профессор кафедры «Информационно-измерительная и биомедицинская техника» (г. Рязань).

**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 2025 г. в \_\_\_ ч на заседании диссертационного совета 24.2.357.01 в ФГБОУ ВО «Пензенский государственный университет» по адресу: 440026, г. Пенза, ул. Красная, 40.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Пензенский государственный университет» и на сайте:

[http://dissov.pnzgu.ru/ecspertiza/Tehnicheskije\\_nauki/khryashchev](http://dissov.pnzgu.ru/ecspertiza/Tehnicheskije_nauki/khryashchev)

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

Ученый секретарь  
диссертационного совета,  
доктор технических наук, профессор  **Светлов Анатолий Вильевич**

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы.** В 2023 г. в Российской Федерации (РФ) выявлено 674 587 случаев злокачественных новообразований (ЗНО). Онкологическая патология желудочно-кишечного тракта (ЖКТ) составляет 17,4 % и является абсолютным лидером в структуре заболеваемости ЗНО. Одним из важнейших факторов в борьбе с ЗНО является раннее выявление опухолей. Ранняя диагностика онкологических заболеваний приводит к уменьшению летальности, существенной экономии на лечении, сохранению трудовых ресурсов, снижению процента людей с инвалидностью, уменьшению психологической нагрузки на семьи заболевших, повышению доверия населения к системе здравоохранения, т.е. оказывает существенный социально-экономический эффект на государственном уровне. К сожалению, по статистике большинство ЗНО ЖКТ в России диагностируются на поздних (III–IV) стадиях заболевания. Так, рак желудка выявляется на III–IV стадии в 57,5 % случаев, а рак ободочной кишки – в 48,7 % случаев. Эти данные подчеркивают необходимость усиления программ профилактических (скрининговых) эндоскопических исследований.

Эндоскопический метод диагностики широко применяется с целью поиска предраковых изменений, раннего рака и других заболеваний органов ЖКТ в программах диспансеризации, скрининга отдельных групп населения, а также при диспансерном наблюдении пациентов с соответствующими хроническими заболеваниями. Следует отметить, что эндоскопические исследования ЖКТ относятся к исследованиям экспертного уровня и отличаются высокой трудоемкостью, что связано с высокой вариативностью изображений слизистых оболочек желудка и толстого кишечника, а также многочисленными артефактами на изображениях, получаемых непосредственно с эндоскопа. Из-за сложности интерпретации эндоскопических видеоизображений даже опытные специалисты пропускают до 20–25 % ранних патологий. Недостаток квалифицированных эндоскопистов делает массовый скрининг населения практически невозможным.

Выходом может стать внедрение систем искусственного интеллекта (ИИ), способных анализировать эндоскопические видеоданные в режиме реального времени (РРВ). Такие системы решают две задачи: контроль качества исследования (например, оценка полноты осмотра слизистой) и поддержка принятия врачебных решений в РРВ. Создание и исследование современных систем ИИ, способных анализировать эндоскопические видеоданные, является важной теоретической и прикладной задачей в сфере разработки систем поддержки принятия врачебного решения (СППВР). Помимо поиска оптимальной архитектуры нейронной сети (НС) и процедуры ее обучения, имеются сложности, связанные с предобработкой исходных видеоданных: их разметкой, аннотированием, настройкой методов размножения (аугментации) для расширения наборов данных. Требуют решения также вопросы разработки алгоритмов для детектирования, сегментации и классификации патологий, а также постобработки результатов с учетом существующих особенностей эндоскопических видеоизображений, таких как низкая контрастность, наличие артефактов и динамические изменения в кадре.

Значительный вклад в развитие области цифровой обработки и анализа видеоизображений внесли отечественные ученые М. И. Кривошеев, Ю. Б. Зубарев, В. П. Дворкович, А. В. Дворкович, Ю. В. Визильтер, А. С. Крылов, А. С. Конушин, Д. С. Ватолин, М. К. Чобану, Б. А. Алпатов, Ю. С. Бехтин, П. В. Бабаян, Д. П. Николаев, М. Н. Фаворская, Ю. С. Радченко, Е. В. Медведева, С. С. Садыков, А. Л. Жизняков, А. А. Орлов и др. Важнейшие результаты в области построения нейросетевых моделей и методов глубокого машинного обучения получили следующие ученые: А. И. Галушкин, А. Н. Горбань, Ю. И. Журавлев, В. А. Сойфер, А. Н. Балухто, И. В. Оселедец, Е. В. Бурнаев, С. И. Николенко, А. А. Сирота и др. В области применения методов и алгоритмов автоматического анализа и обработки эндоскопических видеоизображений следует отметить работы Н. А. Обуховой, А. А. Мотыко, С. А. Кашина, Д. В. Завьялова, Р. О. Куваева и др.

Таким образом, анализ научно-технических источников показывает, что актуальной научной проблемой, имеющей важное социально-экономическое значение в области разработки приборов, систем и изделий медицинского назначения является усовершенствование аппаратно-программных видеоэндоскопических комплексов, которое приводит к повышению достоверности диагностики онкологических и других заболеваний при скрининговых и клинических исследованиях ЖКТ. Под повышением достоверности здесь понимаются следующие ключевые аспекты: снижение доли пропущенных патологий, снижение влияния человеческого фактора, стандартизация заключений и контроль качества исследований. Решением указанной проблемы может стать использование методов ИИ для построения алгоритмов и аппаратно-программных комплексов, составляющих основу для СППВР. Это позволит существенно повысить качество диагностики различных патологий желудка и кишечника и способствовать выявлению онкологических и других заболеваний на ранних стадиях их развития.

**Целью работы** является повышение достоверности клинических и скрининговых эндоскопических исследований желудочно-кишечного тракта за счет применения методов глубокого машинного обучения для обработки и анализа видеоизображений. Для достижения поставленной цели необходимо решить **следующие задачи**:

1. Провести критический анализ современного состояния в области систем автоматического анализа видеоизображений эндоскопических исследований ЖКТ с помощью методов и алгоритмов ИИ.
2. Разработать концепцию построения СППВР для клинических и скрининговых исследований в эндоскопии на основе методов глубокого машинного обучения в условиях практической ограниченности входного набора аннотированных видеоизображений.
3. Усовершенствовать архитектуру системы ИИ, работающей в качестве программного ядра для СППВР в эндоскопии ЖКТ.
4. Создать физически и алгоритмически расширенные базы эндоскопических изображений и видеоданных с экспертной разметкой, аннотированием и врачебной валидацией областей патологий.

5. Разработать алгоритмические решения для всех этапов обработки изображений – от предобработки и оценки качества до постобработки данных, учитывающие особенности эндоскопических видеопоследовательностей.

6. Разработать метод контроля качества скринингового колоноскопического исследования и алгоритмы анализа видеопоследовательностей его реализующего.

7. Разработать алгоритмы детектирования и сегментации колоректальных полипов на видеоизображениях колоноскопических исследований.

8. Разработать алгоритмы детектирования и классификации патологий желудка на видеоизображениях гастроскопических исследований.

9. Создать, провести тестирование, опытную эксплуатацию и внедрение специализированного программного обеспечения для контроля качества, визуализации и сопоставления результатов эндоскопической диагностики.

10. Создать, провести тестирование, опытную эксплуатацию и внедрение аппаратно-программных комплексов для захвата, разметки, обработки и хранения видеоизображений эндоскопических исследований.

**Методы исследования.** Для решения поставленных задач использовались методы цифровой обработки сигналов, изображений и видеопоследовательностей, компьютерного зрения, математического моделирования, аппарат теории нейронных сетей и глубокого машинного обучения.

**Объектом исследования** являются цифровые эндоскопические видеосистемы для проведения гастроскопических и колоноскопических исследований.

**Предметом исследования** являются концепция построения СППВР на основе системы ИИ для клинических и скрининговых эндоскопических исследований, методика построения аннотированных наборов видеоизображений, метод контроля качества скринингового колоноскопического исследования, алгоритмы обработки и анализа видеоизображений гастроскопических исследований, аппаратно-программные комплексы для обработки эндоскопических видеоданных в режиме реального времени.

**Научная новизна полученных результатов:**

1. Разработана концепция построения СППВР в эндоскопии ЖКТ на основе методов и алгоритмов глубокого машинного обучения, отличающаяся оригинальными методами цифровой обработки изображений и видеопоследовательностей, которая позволяет расширить функциональные возможности ее применения в условиях практической ограниченности входного набора аннотированных видеоданных.

2. Усовершенствована архитектура системы ИИ, работающей в качестве программного ядра для СППВР, что позволило создать дополнительные модули и алгоритмы, результаты работы которых по точности обнаружения и классификации патологий на видеоданных сопоставимы со средним результатом, показываемым врачом во время эндоскопической процедуры.

3. Предложена методология расширения баз эндоскопических изображений и видеоданных для обучения, валидации и тестирования систем ИИ, позволяющая снизить нормированные трудозатраты врачей-эндоскопистов.

4. Усовершенствованы с учетом специфики видеоэндоскопических данных алгоритмы обработки и анализа видеоизображений, учитывающие априорную информацию об объекте исследования и явление межкадровой корреляции видеоданных.

5. Разработан метод для контроля качества колоноскопического исследования за счет реализации оригинальных алгоритмов детектирования купола слепой кишки, отличающийся использованием алгоритмов сопровождения областей интереса и анализа оптического потока.

6. Созданы робастные алгоритмы детектирования и сегментации полипов на колоноскопических видеоданных, работающие в условиях ограниченности входного набора аннотированных видеоизображений.

7. Разработаны робастные алгоритмы детектирования и классификации аномальных областей (рак, ранний рак, иные патологии) на гастроскопических видеоизображениях желудка, позволяющие повышать достоверность диагностики в стандартном режиме и в режиме с оптическим увеличением.

#### **Практическая значимость полученных результатов:**

1. Разработаны и апробированы в лечебных учреждениях системы на базе зарегистрированного программного обеспечения «EndoscopyVA.RT – программа для анализа эндоскопических видеоизображений в реальном времени на основе методов искусственного интеллекта» и «EndoscopyDSS.Hub – программа для визуализации результатов эндоскопических исследований с учетом анализа видеоданных методами искусственного интеллекта» для СППВР в эндоскопических исследованиях желудка и кишечника.

2. Созданы и зарегистрированы размеченные базы изображений кишечника и желудка – IntestinesImages и StomachImages, которые могут служить основой для дальнейших прикладных научных исследований и НИОКР в области автоматического анализа эндоскопических видеоизображений ЖКТ.

3. Для поддержки принятия врачебных решений в гастроскопии желудка решены следующие задачи: поиск областей рака / раннего рака, детектирование других патологических областей, контроль качества проведения исследования. Соответствующий аппаратно-программный комплекс внедрен в деятельность эндоскопического отделения Ярославской областной клинической онкологической больницы.

4. Разработана методика создания баз эндоскопических видеоизображений с аннотацией патологических областей, позволяющая снизить временные затраты врачей-эндоскопистов на процедуру разметки на 35–45 %. Методика протестирована на выборке из более 100 исследований и внедрена в национальном медико-хирургическом центре имени Н. И. Пирогова.

5. Созданы производительные алгоритмы детектирования и сегментации колоректальных полипов на эндоскопических изображениях и видеоданных, работающие с точностью свыше 80 %. Предложенное аппаратно-программное решение внедрено в национальном медико-хирургическом центре имени Н. И. Пирогова и используется для частичной автоматизации диагностики, контроля качества исследований, а также обучения и повышения квалификации врачей-эндоскопистов.

6. Разработан и внедрен в разработки ООО «А-Вижн» алгоритм детектирования купола слепой кишки на видеоданных колоноскопических исследований, работающий с точностью порядка 90 %. Использование данного алгоритма в Ярославской областной клинической онкологической больнице позволяет осуществлять контроль качества проведенного колоноскопического исследования.

7. Осуществлена интеграция разработанных нейросетевых алгоритмов обработки и анализа эндоскопических видеоизображений с внешней специализированной эндоскопической медико-информационной системой, разрабатываемой ООО «ЭМИС».

8. Предложены эффективные по точности итогового решения реализации алгоритмов искусственного интеллекта на базе открытой архитектуры нейронной сети, которые по мере расширения аннотированных баз видеоизображений могут использоваться в аппаратно-программных эндоскопических комплексах, в том числе в проектах по импортозамещению соответствующего оборудования.

**Достоверность результатов** подтверждается тем, что при разработке СППВР корректно использованы положения, основанные на общепризнанном математическом аппарате. Вводимые допущения и ограничения моделей и алгоритмов соответствуют известным в эндоскопии ЖКТ положениям. Обоснованность подходов к построению алгоритмов обработки видеоизображений, выбору параметров нейросетевых моделей и способов построения СППВР подтверждается положительными результатами экспериментальных исследований, выполненных на современном сертифицированном эндоскопическом оборудовании, а также их согласованием с аналогичными результатами, известными из российских и зарубежных научно-технических источников.

**На защиту выносятся следующие положения:**

1. Предложенная концепция построения системы поддержки принятия врачебных решений в эндоскопии ЖКТ на основе анализа цифровых видеоизображений с использованием методов глубокого машинного обучения, повышающая достоверность скрининговых и клинических исследований в задаче ранней диагностики онкологических и других заболеваний.

2. Усовершенствованная архитектура системы искусственного интеллекта, работающей в качестве программного ядра для системы поддержки принятия врачебных решений, позволяющая получать практически значимые результаты в условиях ограниченности входного набора аннотированных эндоскопических видеоизображений.

3. Разработанная методика создания расширенных баз эндоскопических изображений и видеоданных с экспертной разметкой, аннотированием и врачебной валидацией областей обнаружения патологий ЖКТ, позволяющая снизить трудозатраты медицинского персонала на этапах обучения и дообучения систем ИИ.

4. Метод контроля качества скринингового колоноскопического исследования с применением комбинированного алгоритма обнаружения области купола слепой кишки на колоноскопических видеоданных, учитывающего информацию с нейросетевого детектора, алгоритма сопровождения области интереса и алгоритма анализа оптического потока.

5. Предложенные алгоритмы детектирования и сегментации колоректальных полипов на эндоскопических видеоданных толстого кишечника, построенные на открытой нейросетевой архитектуре и учитывающие явление межкадровой корреляции видеоизображений.

6. Разработанные робастные алгоритмы обнаружения и классификации аномальных областей (рак, ранний рак, иные патологии) на эндоскопических видеоизображениях желудка, построенные на открытой нейросетевой архитектуре и предоставляющие поддержку в принятии врачебных решений как в режиме с оптическим увеличением, так и в стандартном режиме.

7. Система поддержки принятия врачебных решений в скрининговых колоноскопических исследованиях, позволяющая проводить анализ видеоизображений соответствующего исследования как в режиме реального времени, так и в режиме анализа сохраненной видеопоследовательности.

8. Система поддержки принятия врачебных решений в клинических гастроскопических исследованиях желудка, позволяющая обнаруживать патологические области и проводить их классификацию.

**Реализация и внедрение результатов исследования.** Результаты работы внедрены в ФГБУ «НМХЦ им. Н. И. Пирогова» Минздрава России (Пироговский центр, г. Москва), в ГБУЗ ЯО «Клиническая онкологическая больница» (г. Ярославль), в «Медицинский центр диагностики и профилактики» (г. Ярославль), а также в перспективные разработки компаний ООО «А-Вижн» (г. Ярославль), ООО «ЭМИС» (г. Ярославль). Отдельные результаты диссертационной работы внедрены в научно-исследовательские и хозяйственные работы Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова.

**Апробация работы.** Результаты работы обсуждались на 49 научных конференциях, среди которых: «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (DSPA), Москва, ИПУ РАН, 2005–2025; «Телевидение: передача и обработка изображений», Санкт-Петербург, ЛЭТИ, 2016–2018; Методы, средства и технологии получения и обработки измерительной информации («Шлядинские чтения»), Пенза, 2023; «Новые информационные технологии и системы», Пенза, 2020; «Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике», Пенза, 2022–2024; Биотехнические, медицинские и экологические системы, измерительные устройства и робототехнические комплексы («Биомедсистемы»), Рязань, 2024; Научная сессия, посвященная Дню радио, Москва, 2019–2025; Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению «ГрафиКон», Москва, МГУ, 2010–2023; «Нейроинформатика», Москва, МИФИ, 2023, и др.

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 107 научных работ, из которых: 27 публикаций в журналах из перечня ВАК при Минобрнауки России, 3 публикации в журналах из перечня ВАК при Минобрнауки России по другим научным специальностям, 25 публикаций с индексацией в международной системе Scopus, 45 публикаций в сборниках трудов конференций (РИНЦ), 2 патента на изобретение РФ, 3 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ, 2 свидетельства о государственной регистрации баз данных.

**Личный вклад.** Теоретические и практические результаты, относящиеся к концепции построения системы поддержки принятия врачебных решений в гастроскопии и колоноскопии, к методам и средствам обнаружения и визуализации областей интереса при эндоскопических исследованиях, получены непосредственно автором, под его руководством или при его решающем участии. В работах, написанных совместно, автору принадлежат методы, алгоритмы и программные средства: обнаружения и визуализации областей интереса при эндоскопических исследованиях; определения оптимальных параметров нейросетевых моделей; выбора того или иного метода предварительной фильтрации, оценки качества и постобработки видеоизображения; построения методики полуавтоматической разметки эндоскопических изображений объекта интереса; структуры построения программно-аппаратного комплекса для обработки эндоскопического потока в режиме реального времени.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, шести глав, заключения, списка сокращений, списка литературы, содержащего 315 наименований, и одного приложения. Изложена на 326 страницах, содержит 98 рисунков и 75 таблиц.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность выбранной темы, сформулированы цель и задачи исследования, изложены основные положения, выносимые на защиту, показаны научная новизна и практическая значимость работы.

**В первой главе** рассмотрены существующие подходы к построению СППВР для скрининговых и клинических эндоскопических исследований ЖКТ. Проведен обзор методов и алгоритмов ИИ и цифровой обработки видеоизображений, применяемых для их построения. Возможные преимущества при использовании СППВР заключаются в следующем:

- уменьшение ошибок при осмотре, диагностике, назначении лечения;
- контроль качества эндоскопической процедуры;
- снижение временных и финансовых расходов на проведение исследования;
- обучение и повышение квалификации врачей-эндоскопистов.

Существует несколько основных механизмов рассуждения, которые могут быть положены в основу СППВР: системы на основе «жестких» правил, вероятностные методы (байесовские сети, марковские модели), рассуждения на основе прецедентов, генетические алгоритмы, онтологии и семантические модели. В данной работе рассматривается класс систем ИИ, основанный на методах глубокого машинного обучения, ядром которых являются обучаемые нейросетевые модели. Предоставляемая поддержка принятия решений основана на процессах сложной оценки результатов и алгоритмах, использующих базы предварительно размеченных видеоданных (рисунок 1). Важным является также вопрос интеграции СППВР в стандартные рабочие процессы (РП) медицинских специалистов.

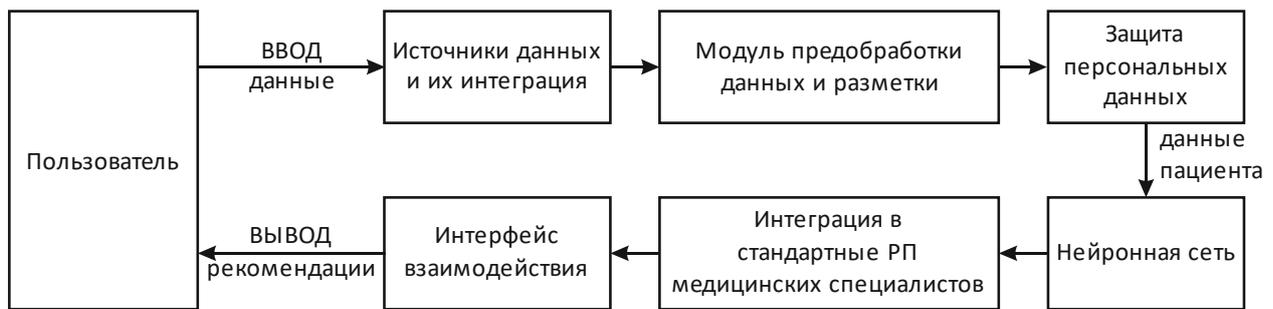


Рисунок 1 – Структура типовой СППВР с ядром на основе нейронной сети

Достоинством глубоких нейросетевых моделей является доказанная на практике высокая точность в задачах классификации и прогнозирования. Существенным ограничением такого подхода является то, что «правила», используемые НС при принятии решения, в большинстве случаев, не являются полностью понятными для специалистов. В этом смысле она ведет себя как «черный ящик», что в определенной степени тормозит проникновение таких технологий в медицинскую практику. Другая типичная проблема связана с необходимостью сбора и экспертной разметки огромных баз медицинских данных, которые часто недоступны, а во многих случаях и вовсе не существуют. В связи с этим возникает необходимость поиска подходов к построению производительных НС с использованием ограниченных ресурсов по входным данным. Для этого используется процедура предобучения на изображениях других, в том числе немедицинских объектах, а также аугментация данных путем различных математических преобразований.

Для обработки эндоскопических видеоизображений чаще всего применяются нейросетевые алгоритмы детектирования, сегментации и классификации объектов. Для воспроизводимости и сопоставимости результатов исследований используются стандартные метрики, такие как точность (Precision,  $P$ ), полнота или чувствительность (Recall,  $R$ ), специфичность (Specificity,  $S$ ), средняя точность (Average Precision,  $AP$ ), доля правильных ответов по всей выборке (Accuracy,  $A$ ), среднее гармоническое точности и полноты ( $F1$ -мера,  $F1$ ), средняя точность по всем  $C$  классам (mean Average Precision,  $mAP$ ):

$$\begin{aligned}
 P &= \frac{TP}{TP + FP}, & R &= \frac{TP}{TP + FN}, & S &= \frac{TN}{TN + FP}, & AP &= \frac{\sum_{r=1}^N P_r}{N}, \\
 A &= \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, & F1 &= 2 \frac{PR}{P + R}, & mAP &= \frac{\sum_{i=1}^C P_i}{N}, & & (1)
 \end{aligned}$$

где  $TP$  – число истинно положительных результатов;  $FP$  – число ложноположительных результатов;  $TN$  – число верных отрицательных результатов;  $FN$  – число ложноотрицательных результатов;  $P_r$  – значение точности, соответствующее определенному значению полноты;  $N$  – множество различных значений полноты. Кроме того, для оценки влияния не только факта наличия или отсутствия предсказания, но и его качественных характеристик в зависимости от геометрических характеристик найденной и искомой областей, часто используется такая метрика как отношение пересечения к объединению (Intersection over Union,  $IoU$ ):

$$IoU = \frac{S_{int}}{S_{union}}, \quad (2)$$

где  $S_{int}$  – площадь фигуры-пересечения экспертной разметки с рамкой фигуры предсказания алгоритма,  $S_{union}$  – площадь фигуры-объединения экспертной разметки с рамкой фигуры предсказания алгоритма. Метрика  $mAP$  по показателю  $IoU$ , превышающему порог пересечения в 50 % (или  $mAP@0,50$ ), является основной метрикой для определения точности работы алгоритма детектирования объектов интереса. Используются также интервальные метрики  $mAP@[X...Y]$ , которые рассчитываются как усреднение показателей  $mAP$  по  $IoU$  от  $X\%$  до  $Y\%$  с шагом в 5 %.

Алгоритмы обработки и анализа видеоизображений используются на разных этапах эндоскопической диагностики (до процедуры, во время процедуры, после процедуры), как показано на рисунке 2.

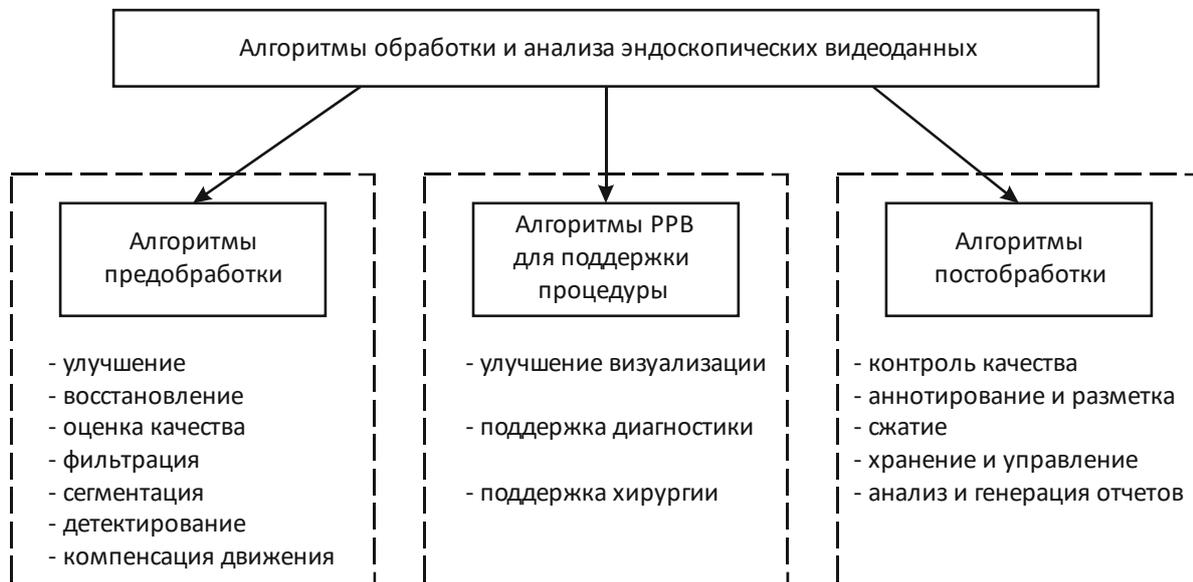


Рисунок 2 – Предложенная классификация алгоритмов цифровой обработки и анализа эндоскопических видеоданных

Таким образом, проведенный критический анализ в области возможного применения методов ИИ и алгоритмов анализа видеоизображений применительно к построению СППВР для скрининговых и клинических эндоскопических процедур позволил выявить существующие достоинства и недостатки таких систем и сформулировать основные задачи диссертационной работы.

**Во второй главе** описана разработанная концепция построения СППВР в эндоскопии ЖКТ и усовершенствованная архитектура системы ИИ, работающей в качестве ее программного ядра в условиях практической ограниченности входного набора аннотированных видеоизображений (рисунки 3, 4).

При реализации концепции аппаратная эндоскопическая стойка соединяется с высокопроизводительным сервером, оснащенный картой видеозахвата. Врач, производящий визуальный анализ видеоизображений во время исследования, взаимодействует с первой системой, работающей в режиме реального

времени (СППВР-РРВ). Поддержка в принятии решения для врача выводится на мониторе в виде обведенных (раскрашенных) областей либо с помощью звуковых подсказок, фокусирующих его внимание. В работе СППВР-РРВ особенно важным является минимизировать ложноположительные ошибки, перегружающие внимание врача во время исследования.

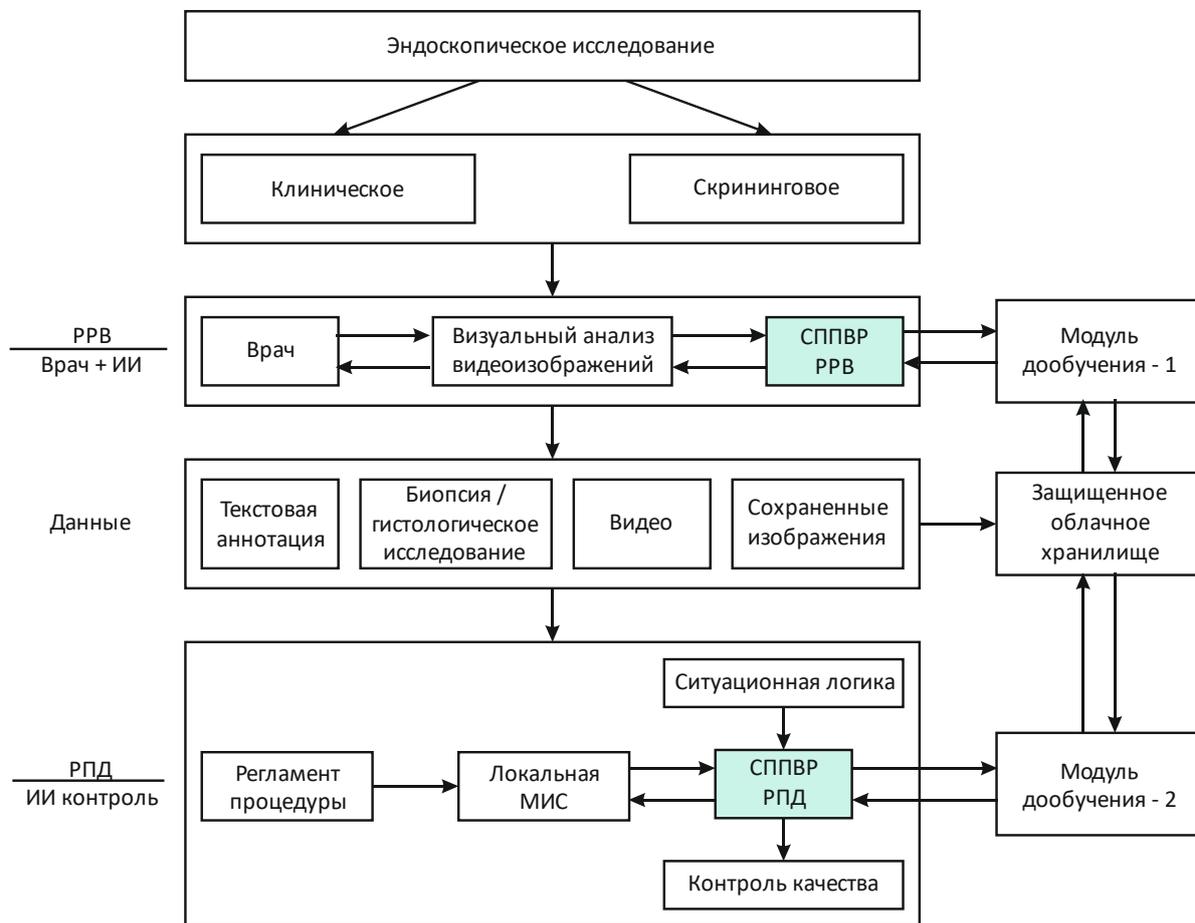


Рисунок 3 – Разработанная концепция построения СППВР в эндоскопии

В процессе исследования сохраняется полная видеопоследовательность, а также набор статических изображений, отражающих значимые области интереса. Врачи дополняют эти визуальные данные текстовой аннотацией и лабораторными данными, получаемыми из гистологических исследований. Данные загружаются в используемую медико-информационную систему (МИС) и взаимодействуют со второй системой в режиме постобработки данных (СППВР-РРД). Она позволяет аннотировать проведенное исследование, проводить контроль качества эндоскопической процедуры в соответствии с ее регламентом, отбирать изображения с соответствующими областями интереса и др. Нейросетевая система контроля качества работает на основе регламента соответствующей процедуры, что особенно актуально для проведения массовых скрининговых эндоскопических исследований. Работа системы СППВР-РРД также позволяет дополнительно выявить видеозаписи исследований с высокой вероятностью наличия патологий, в том числе онкологических заболеваний ЖКТ на ранней стадии.

В процессе работы СППВР накапливают данные в локальном или защищенном облачном хранилище данных. С определенной очередностью проводится дообучение их нейросетевых моделей на основе дополнительно накопленных верифицированных данных. Процесс дообучения представляет собой корректировку коэффициентов НС, что улучшает параметры работы систем с учетом накопленного опыта. Этапами создания ИИ-системы являются подготовка и разметка визуальных данных, процесс обучения и тестирования НС, применение (инференс) НС (рисунок 4). При разработке нейросетевой модели в эндоскопии ЖКТ важно учитывать, что на вход подается видеопоследовательность, где область патологии обычно занимает лишь 1–5 % от ее общей длительности.

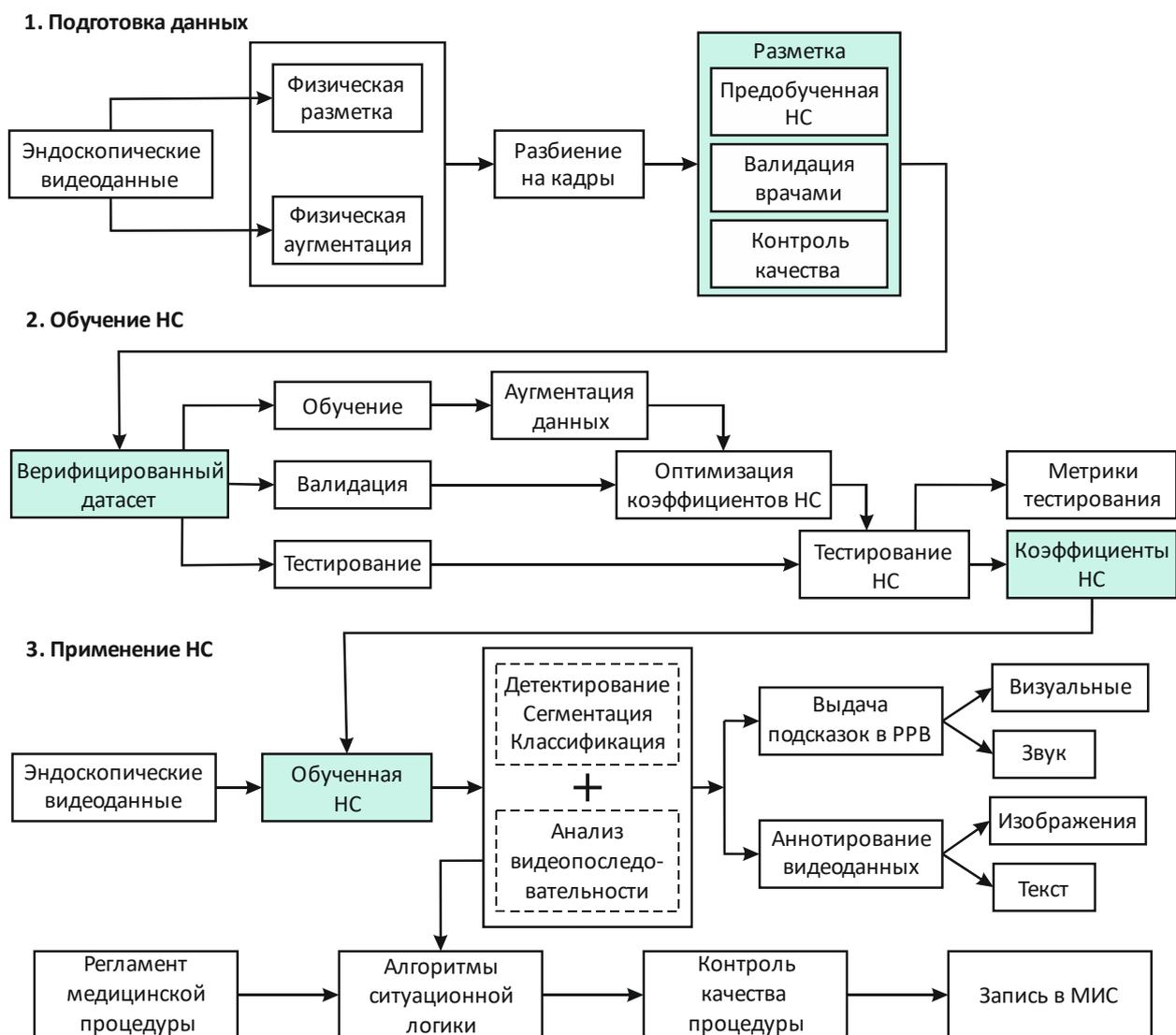


Рисунок 4 – Усовершенствованная архитектура системы ИИ

На этапе подготовки данных с учетом специфики задачи применены два новшества. Первое состоит в использовании устройства для «физической разметки данных», выполненного в форм-факторе педалей. Такой выбор обусловлен занятостью рук врача-эндоскописта во время проведения процедуры диагностики. Во время визуального анализа видеопотока, выполняемого врачом

в РРВ, в случае нахождения патологии он нажимает на педаль, что приводит к появлению отметки в сохраняемом видеофайле. Вторая отметка фиксируется в момент отпускания педали. Это позволяет размечать видеопоследовательность непосредственно в процессе осмотра пациента и не требует от врачей значительных дополнительных усилий. Второе новшество состоит в блоке «физической аугментации» и заключается в дополнительной по времени, ракурсу, оптическому увеличению фиксации области интереса во время проведения исследования, что позволяет более эффективно наполнять соответствующие базы видеоизображений.

Для того чтобы снизить огромные трудозатраты эндоскопистов экспертного класса и специалистов в области разметки изображений предложена оптимизированная методика разметки областей интереса для последующего обучения и/или тестирования нейросетевых моделей. Ее структурная схема приведена на рисунке 5.

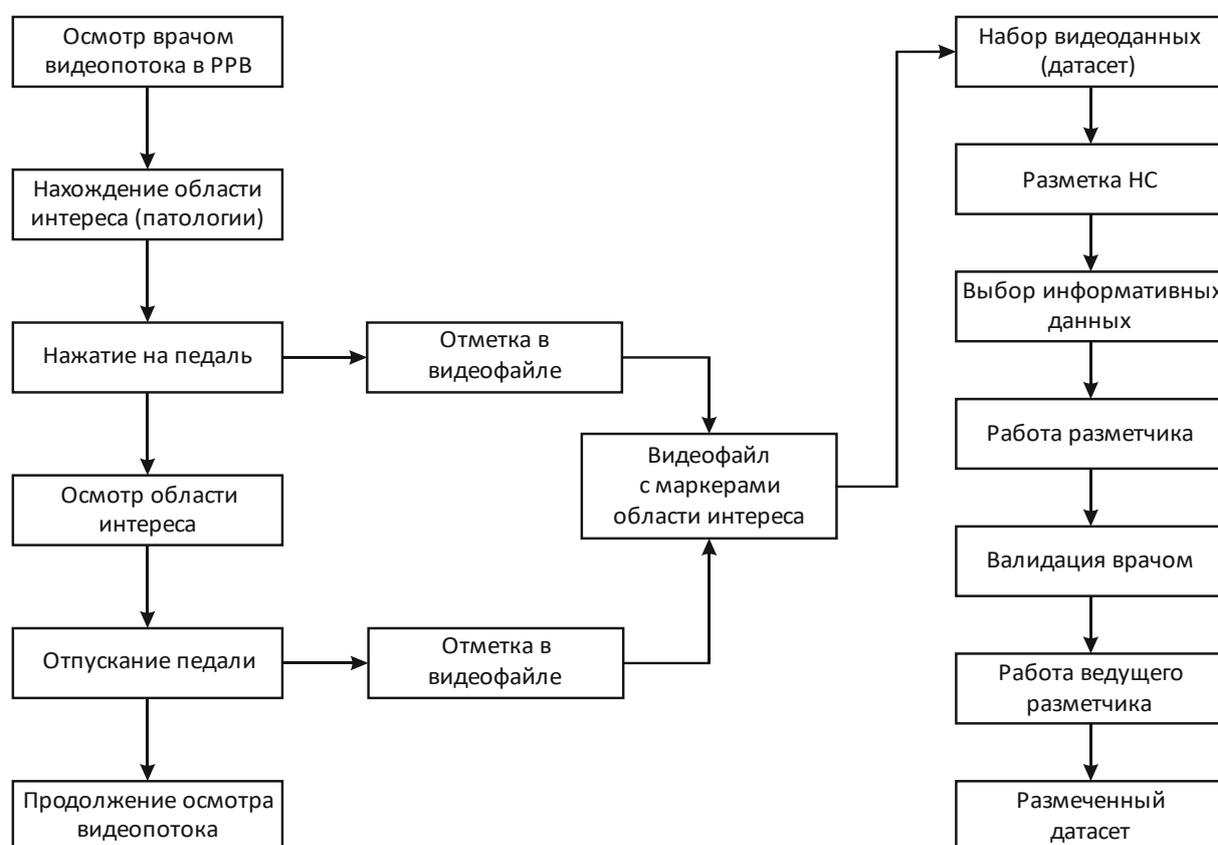


Рисунок 5 – Структурная схема процесса разметки видеоизображений

Она сочетает в себе физическую разметку с помощью педали и использование предложенной оптимизированной методики полуавтоматической разметки видеоданных. Согласно экспериментальным оценкам, использование предлагаемого подхода позволяет снизить нормированные трудозатраты на создание больших баз размеченных эндоскопических видеоданных при сохранении точности разметки на 35–45 % по сравнению с классической ручной методикой.

Разработана также гибридная модель процесса дообучения СППВР, сочетающая сильные стороны централизованного и федеративного обучения, адаптируя их под специфику эндоскопических видеоданных, законодательные ограничения и разнородную ИТ-инфраструктуру медицинских центров.

Таким образом, во второй главе разработана концепция построения СППВР в эндоскопии ЖКТ на основе методов и алгоритмов ИИ. Результаты ее использования в различных задачах приведены в следующих четырех главах.

**В третьей главе** предложен метод контроля качества колоноскопического исследования. Для решения задачи разработан алгоритм детектирования купола слепой кишки (КСК) на видеопоследовательностях, а также алгоритм определения некачественных изображений (размытых, с артефактами сжатия, неинформативных), сохраненных в МИС в рамках проведенного скринингового колоноскопического исследования. Купол слепой кишки является самой верхней частью слепой кишки, которая находится в начале толстого кишечника. Ее можно представить как «тупик» толстой кишки, куда впадает тонкий кишечник через специальный илеоцекальный клапан.

Обнаружение области КСК не является простой задачей ввиду следующих причин: кишка имеет изгибы и складки, внешне напоминающие КСК (рисунок 6); часто исследованию мешает содержимое кишечника (остатки кала, слизь); существуют вариации в расположении купола в анатомии разных людей (ближе-дальше). Процент достижения купола слепой кишки (Cecal Intubation Rate, CIR) – ключевой показатель качества колоноскопического исследования, отражающий долю процедур, при которых врач-эндоскопист успешно визуализирует купол слепой кишки. Рекомендуемое значение CIR по международным стандартам (ASGE, ESGE) составляет 90 % для скрининговых колоноскопий.

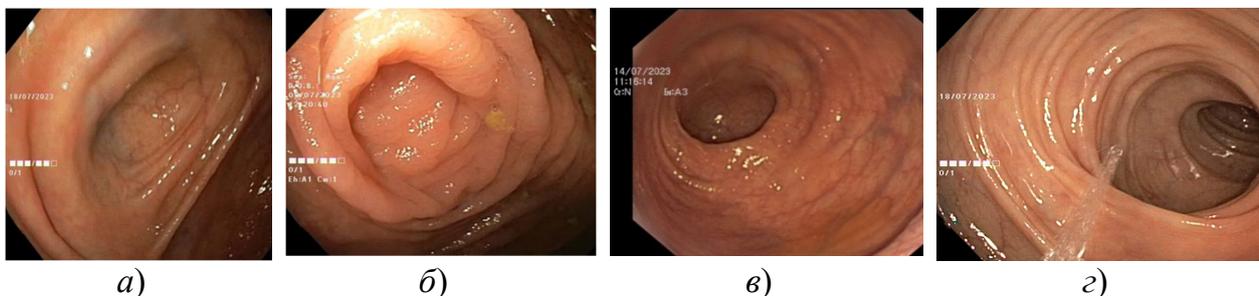


Рисунок 6 – Сравнение изображений КСК (а, б) и складок кишечника (в, з)

Для проведения исследований собрана база из 103 видеопоследовательностей колоноскопических исследований в Ярославской областной клинической онкологической больнице (ЯОКОБ). Область купола в среднем находилась на них в течение 1 мин 19 с, т.е. использовался описанный выше способ физической аугментации данных. На НС подавался фрагмент видеоизображения разрешением 640×640 пикселей. Подготовлены обучающая (8436 шт.), валидационная (1024 шт.) и тестовая (1024 шт.) выборки изображений.

Для детектирования области КСК в видеопотоке использовался алгоритм на базе нейросетевой архитектуры YOLOv8. Проблемой его практического использования является большое число ложных срабатываний.

Разработанный алгоритм детектирования купола (АДК) представлен на рисунке 7. Он включает в себя непосредственно нейросетевой детектор, работающий в связке с алгоритмом трекинга (сопровождения), алгоритмом анализа оптического потока и алгоритмом ситуационной логики, увязывающий логику работы всех используемых здесь алгоритмов.

Для повышения точности работы АДК в процесс обработки эндоскопических видеоизображений включен алгоритм трекинга объекта интереса. Для решения задачи трекинга предсказаний КСК использовались алгоритмы OTrack, ByteTrack и BoT-Sort. Для того чтобы отслеживать объекты на видеокдрах сначала выбираются наиболее важные для детектора кадры и обновляются таким образом, чтобы получить максимальную вероятность нахождения в них купола. Затем тот же подход применяется к оставшимся видеокдрам, которые имеют более низкое значение указанной вероятности.

Далее требуется определить наиболее вероятный временной интервал из набора треков. Блок принятия решений производит его выбор согласно следующему выражению:

$$T_p = T_n k + S_n (1 - k), k \in [0, 1], \quad (3)$$

где  $T_p$  – наиболее вероятный интервал времени;  $T_n$  – промежуток времени трека, нормированный на максимальный среди набора треков;  $S_n$  – средняя точность трека;  $k = 0,3$  – подобранный эмпирически нормировочный коэффициент (при  $k \rightarrow 0$  получаем приоритет по средней точности, при  $k \rightarrow 1$  – по длительности отдельного трека). Однако для итоговой системы обработки видеопотока процесс выбора единственной временной области купола из нескольких возможных все еще остается затруднительным, поскольку выражение (3) не может учесть все возможные случаи и не обладает достаточной гибкостью.

После проведения экспериментов по тестированию АДК с модулем трекинга (АДКТ) было принято решение внедрить дополнительный модуль для

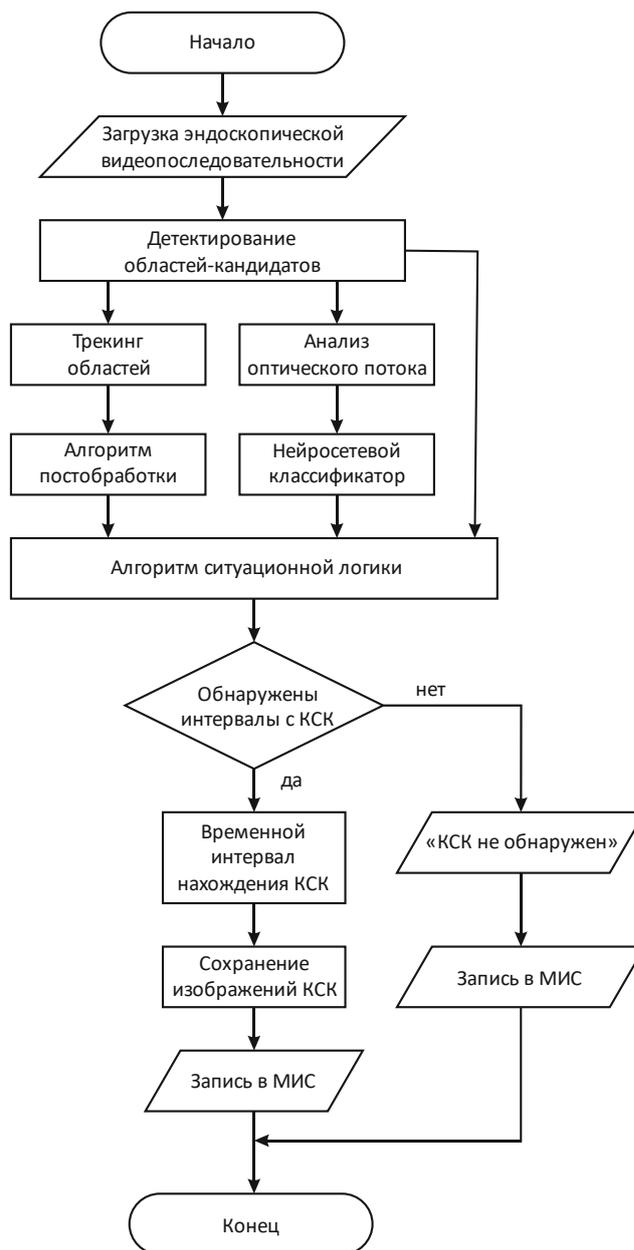


Рисунок 7 – Блок-схема разработанного алгоритма детектирования КСК

обработки оптического потока (ОП) между соседними видеокдрами и определить направления движения эндоскопа согласно данным, полученным от этого блока. Определение точки изменения направления происходит посредством расчета среднего арифметического предсказанных направлений в заданном интервале (для данной задачи интервал составил 20 с): движение вперед – (+1), остановка на месте – (0), движение назад – (-1).

В основу блока классификации направления движения эндоскопа лег алгоритм Хорна – Шунка по вычислению ОП. Он рассчитывает движение между кадрами видеопоследовательности, взятыми в моменты  $t$  и  $t + \delta t$  в позиции каждого пикселя. Эти методы базируются на разложении функции, описывающей сигнал видеозображений  $I(x, y, t)$ , в трехмерный ряд Тейлора с сохранением только слагаемых первого порядка:

$$\begin{aligned} I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) &= \\ &= I(x, y, t) + \delta x \frac{\partial I}{\partial x}(x, y, t) + \delta y \frac{\partial I}{\partial y}(x, y, t) + \delta t \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t). \end{aligned} \quad (4)$$

В качестве  $\delta t$  берется разница между моментами съемки двух последовательных кадров:  $I(x, y, t)$  и  $I(x, y, t + 1)$ . С помощью  $\delta x$  и  $\delta y$  оценивается перемещение пикселя в интервале времени от  $t$  до  $t + 1$ . Предполагаем, что сигнал изображения остается постоянным при бесконечно малых сдвигах по трехмерным координатам, т.е.  $I(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) = I(x, y, t)$ , тогда выражение (4) принимает следующий вид:

$$0 = \delta x \frac{\partial I}{\partial x}(x, y, t) + \delta y \frac{\partial I}{\partial y}(x, y, t) + \delta t \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t). \quad (5)$$

Разделив (5) на  $\delta t$ , получим:

$$0 = \frac{\delta x}{\delta t} \frac{\partial I}{\partial x}(x, y, t) + \frac{\delta y}{\delta t} \frac{\partial I}{\partial y}(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t). \quad (6)$$

Его можно записать в более компактном виде:

$$I_x V_x + I_y V_y + I_t = 0, \quad (7)$$

где  $I_x, I_y, I_t$  – производные функции сигнала изображения при  $(x, y, t)$  в соответствующих направлениях,  $V_x$  и  $V_y$  – компоненты оптического потока для  $I(x, y, t)$ . Для решения уравнения оптического потока (7) часто применяется итерационная схема. Использовались следующие аппроксимации для частных производных  $I_x, I_y, I_t$ :

$$\begin{aligned} I_x(x, y, t) &= \frac{1}{4} [I(x + 1, y, t) + I(x + 1, y, t + 1) + I(x + 1, y + 1, t) + \\ &+ I(x + 1, y + 1, t + 1)] - \end{aligned} \quad (8)$$

$$- \frac{1}{4} [I(x, y, t) + I(x, y, t + 1) + I(x, y + 1, t) + I(x, y + 1, t + 1)],$$

$$\begin{aligned} I_y(x, y, t) &= \frac{1}{4} [I(x, y + 1, t) + I(x, y + 1, t + 1) + I(x + 1, y + 1, t) + \\ &+ I(x + 1, y + 1, t + 1)] - \end{aligned} \quad (9)$$

$$- \frac{1}{4} [I(x, y, t) + I(x, y, t + 1) + I(x + 1, y, t) + I(x + 1, y, t + 1)],$$

$$I_t(x, y, t) = \frac{1}{4} [I(x, y, t + 1) + I(x, y + 1, t + 1) + I(x + 1, y, t + 1) + I(x + 1, y + 1, t + 1)] - \frac{1}{4} [I(x, y, t) + I(x, y + 1, t) + I(x + 1, y, t) + I(x + 1, y + 1, t)]. \quad (10)$$

В результате работы алгоритма для каждого пикселя получаем вертикальное смещение  $Y$  в диапазоне  $[-1; 1]$  и горизонтальное смещение  $X$  в диапазоне  $[-1; 1]$ . Для того чтобы изобразить оба смещения на одном изображении наиболее удобным является переход из декартовой системы координат в полярную, где модуль вектора  $\rho$  показывает величину смещения, а угол  $\varphi$  определяет его направление:

$$\rho = \sqrt{x^2 + y^2}, \quad \operatorname{tg} \varphi = \frac{y}{x}, \quad \cos \varphi = \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}}, \quad \sin \varphi = \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}. \quad (11)$$

В качестве цветовой модели, визуализирующей полярные координаты, выбрана HSV (Hue – цветовой тон, Saturation – насыщенность, Value – значение цвета). Для перехода установлено, что значение цвета (V) отражено величиной модуля вектора  $\rho$ , цветовой тон (H) определяется углом  $\varphi$ , а параметр насыщенности (S) постоянный и равен максимальному значению. Такой выбор позволяет однозначно изобразить результаты работы математической модели определения направления смещения оптического потока на одном изображении (рисунок 8).

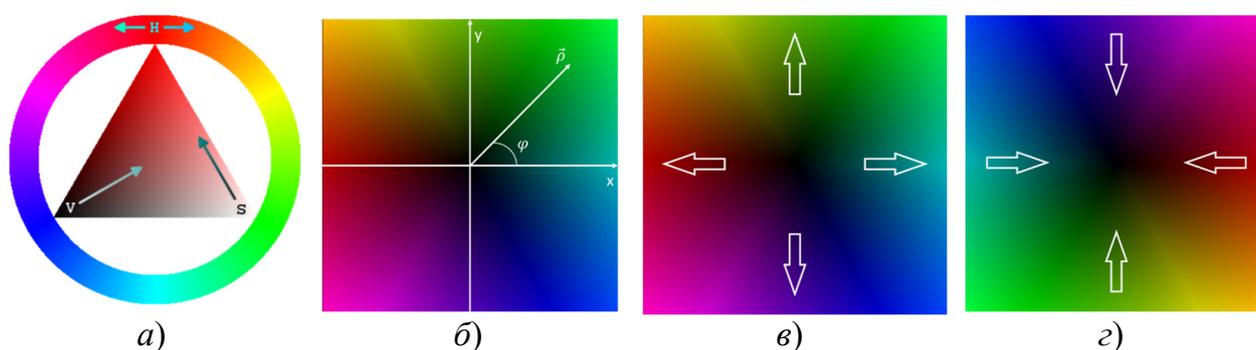


Рисунок 8 – Цветовая модель HSV:  $a$  – визуальное представление;  $b$  – представление в полярных координатах;  $в$  – визуализация движения вглубь кадра;  $г$  – визуализация движения из кадра

Для определения направления движения кадра, необходимо определить направление смещения на границах объектов. Для этого удобно использовать следующую логику. Если объект окрашен по контуру как в случае, показанном на рисунке 8,в, значит, его границы стремятся к краям кадра, следовательно, камера приближается к нему. Аналогично, если контур объекта окрашен по схеме, приведенной на рисунке 8,г, значит, камера удаляется от него и движется назад. Примеры визуализаций кадров для алгоритма ОП при движении и остановке эндоскопа приведены на рисунке 9. Исходя из того, какой цвет преобладает в той или иной области изображения, можно сделать вывод об итоговом направлении смещения камеры в данный момент времени (движение вперед, назад или остановка).

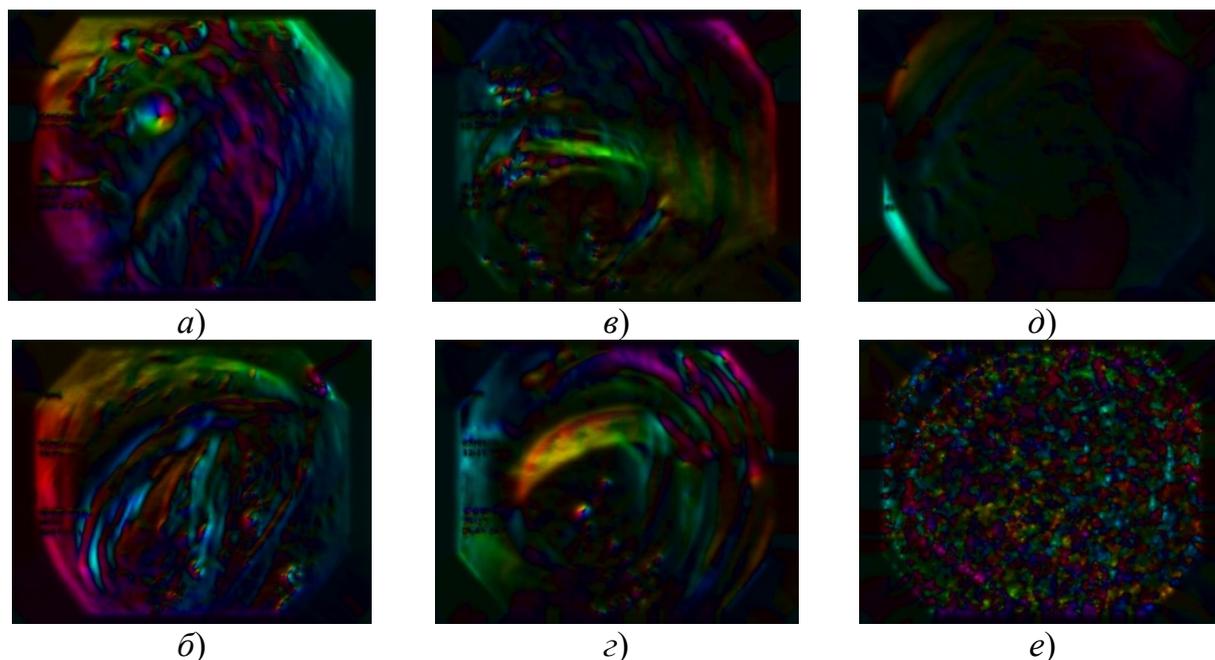


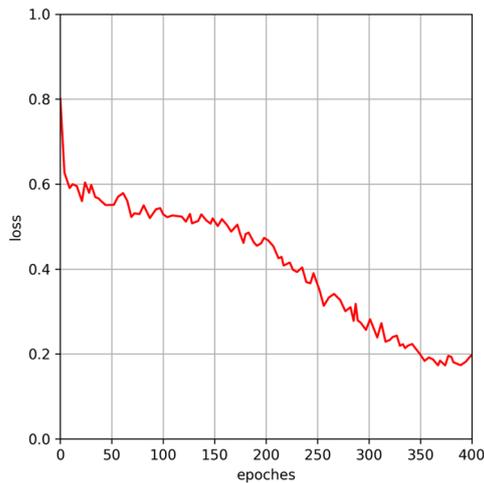
Рисунок 9 – Визуализации смещения: *а, б* – движение вперед; *в, г* – движение назад; *д, е* – движения нет

Для классификации движения эндоскопа использовался дополнительный нейросетевой алгоритм. В качестве исследуемых нейросетевых моделей выбраны три архитектуры: сверточная нейронная сеть MobileOne-s0, трансформер FastViT-sa12 и гибридная модель на базе сверточных слоев и трансформера CAFormer-s18. Собранная база изображений включает в себя три класса: «нет движения», «движение вперед» и «движение назад». Обучающая выборка изображений составила 105 719 (разбиение по классам 68 010, 22 478 и 15 230 кадров, соответственно) валидационная – 5 467 кадров (3 479, 1 195, 793), тестовая – 5 566 кадров (3 580, 1 184, 802).

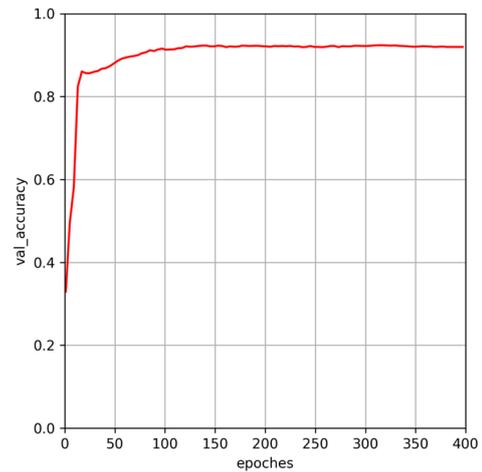
Представленные НС обучены на протяжении 400 эпох с батчем (фрагментом) 256. Изображения на входе приведены к одному разрешению 224×224 пикселей. Результаты тестирования, приведенные в таблице 1, показывают небольшое преимущество архитектуры НС – FastViT-sa12. Динамика изменений функции потерь и метрики Ассигасу приведены на рисунке 10.

Таблица 1 – Точность классификации для нейронных сетей разных архитектур

Нейронная сеть	Класс	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>
MobileOne-s0	Движения нет	0,903	0,934	0,919
	Движение вперед	0,860	0,792	0,825
	Движение назад	0,819	0,789	0,804
	Среднее	0,861	0,839	0,849
FastViT-sa12	Движения нет	0,916	0,938	0,927
	Движение вперед	0,876	0,823	0,849
	Движение назад	0,829	0,815	0,822
	Среднее	<b>0,874</b>	<b>0,859</b>	<b>0,866</b>
CAFormer-s18	Движения нет	0,903	0,934	0,918
	Движение вперед	0,862	0,798	0,829
	Движение назад	0,824	0,791	0,807
	Среднее	0,863	0,841	0,851



а)



б)

Рисунок 10 – Зависимости изменения для архитектуры FastViT-sa12:  
 а – функции потерь на обучающей выборке;  
 б – метрики Accuracy на валидационной выборке

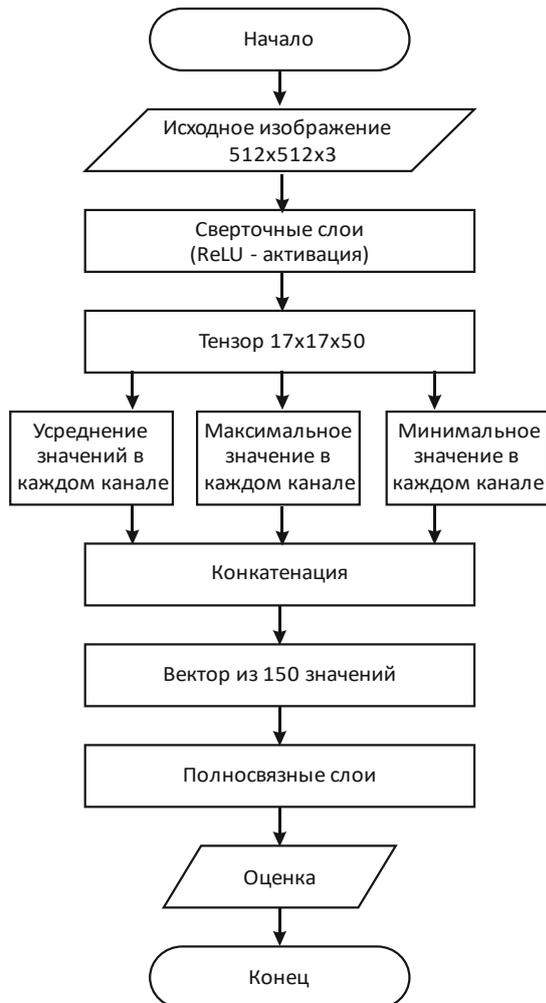


Рисунок 11 – Блок-схема разработанного алгоритма оценки качества изображения на основе НС

Рассмотрена задача оценки качества колоноскопических изображений, сохраняемых врачом в МИС. Проанализированы типовые артефакты и искажения на изображениях рассматриваемого типа: размытие, блики, эффекты чересстрочности. Разработаны и валидированы метрики оценки качества колоноскопических изображений (PR и MMA-CNN), показавшие высокую корреляцию (0,83–0,88) с экспертными оценками MOS и превосходящие универсальные метрики (BRISQUE, NIQE, TOPIQ, PaQ-2-PiQ). В разработанной архитектуре MMA-CNN (рисунок 11) несколько сверточных слоев возвращают на выходе тензор размерности  $17 \times 17 \times 50$ . Затем, в каждом из 50 каналов извлекаются максимальное и минимальное значения. Кроме того, вычисляется среднее значение в каждом канале. После конкатенации получается вектор из 150 элементов. С использованием нескольких полносвязных слоев вычисляется итоговая оценка качества.

**В четвертой главе** рассмотрены задачи детектирования и сегментации колоректальных полипов – аномальных разрастаний ткани, выступающих над слизистой оболочкой. Хотя большинство полипов являются доброкачественными, некоторые из них могут со временем переродиться в колоректальный рак (КРР). Размер колоректальных полипов может существенно различаться: от совсем небольших и сложных в обнаружении ( $\leq 5$  мм) до весьма значительных ( $\geq 20$  мм). Своевременное и точное детектирование полипов кишечника, а также их удаление являются важнейшим элементом в профилактике КРР. В среднем, по имеющейся статистике при колоноскопических обследованиях врачами пропускается порядка 20 % полипов. Таким образом, риск заболевания раком в значительной степени зависит от способности врача-эндоскописта своевременно обнаруживать полипы. Новые эндоскопические устройства и диагностические инструменты увеличили частоту обнаружения полипов, но проблема их пропуска остается по-прежнему актуальной.

Для исследования использована распространенная открытая база эндоскопических изображений, полученных с помощью эндоскопа в режиме визуализации в белом свете – Kvasir-SEG. Общее количество полипов в ней составляет 1072 шт., что недостаточно для качественного обучения современных глубоких нейросетевых моделей.

Для решения задачи обнаружения полипов создана дополнительная база OnkoYar-SEG из 1127 изображений с полипами и соответствующих шаблонов попиксельного выделения их областей. Видеокадры колоноскопических исследований взяты из данных, предоставленных эндоскопическими отделениями ЯОКОБ и Пироговского центра (ПРГВ). Разрешение области интереса составляло  $626 \times 532$  пикселя. Разметка полипов на изображении осуществлялась по схеме, показанной на рисунке 5.

Для детектирования полипов проводилось сравнение большого количества нейросетевых алгоритмов, лучшие результаты из которых показали алгоритмы, построенные на базе НС YOLOv7 и трансформерной архитектуры D-FINE-L. Сравнительный анализ работы приведен в таблице 2 и на рисунке 12.

Таблица 2 – Тестирование алгоритмов детектирования полипов на базе OnkoYar-SEG

Метрика	YOLOv7	D-FINE-L
$mAP@0,50$	0,833	0,840
Precision	0,764	0,739
Recall	0,810	0,850
F1	0,786	0,791

Метрика Precision у алгоритма D-FINE ниже на 0,025, а Recall выше на 0,04, т.е. трансформер создает большее количество ложных срабатываний, при этом пропуская меньше полипов. В среднем, для медицинских приложений можно считать, что такой подход работает лучше, чем YOLOv7. Другим важным преимуществом модели D-FINE является лицензионная открытость, что позволяет использовать ее в аппаратно-программных комплексах для СППВР.

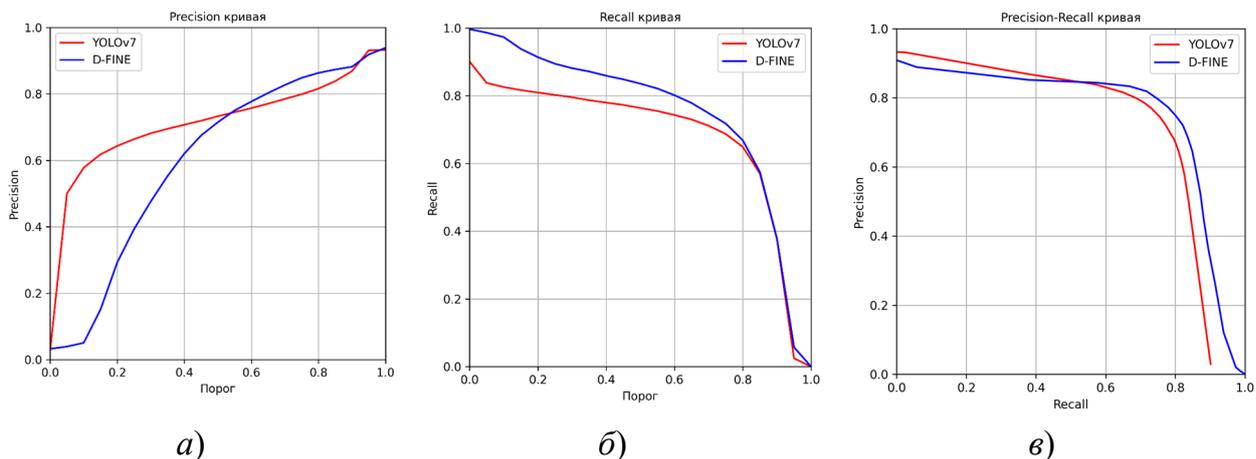


Рисунок 12 – Исследование НС YOLOv7 и D-FINE-L на базе OnkoYar-SEG: *а* – зависимость метрики Precision от порога; *б* – зависимость метрики Recall от порога; *в* – зависимость метрики Precision от метрики Recall

Одним из наиболее часто используемых подходов к обнаружению объектов является сегментация (попиксельное детектирование) соответствующей области. Существующие подходы к решению задачи сегментации можно разделить на классические методы и методы с использованием НС. Как показали проведенные эксперименты (рисунок 13), использование классических методов сегментации (метод k-means, метод Оцу) не приводит к удовлетворительным результатам, что обусловлено сложностью объемной области кишечника, поэтому для решения задачи тестировались нейросетевые методы сегментации (SSformer-S, SSformer-L, U-Net, U-Net++, DUCK-Net-17, DUCK-Net-34, MetaPolyp). Для обучения и тестирования использовались базы изображений Kvasir SEG и OnkoYar-SEG.

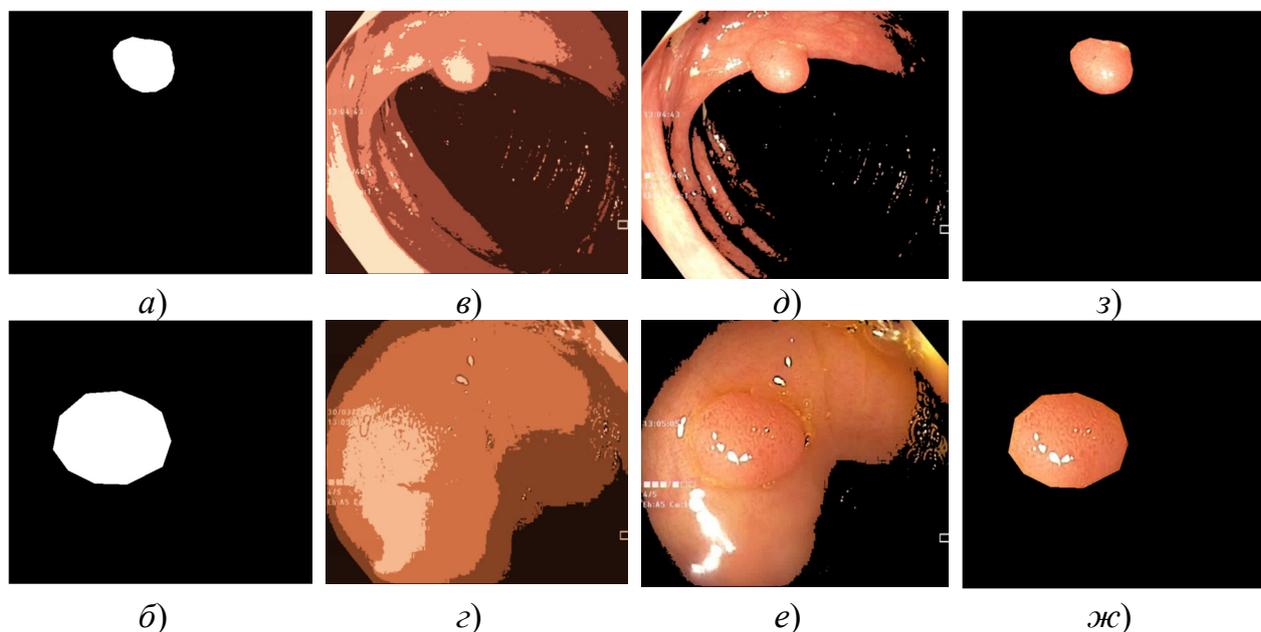


Рисунок 13 – Сравнение качества сегментации между классическими и нейросетевыми подходами: *а, б* – маски сегментации полипов; *в, г* – результаты сегментации алгоритма на базе метода k-means; *д, е* – результаты сегментации алгоритма на базе метода Оцу; *з, ж* – результаты сегментации нейросетевым алгоритмом

Для сравнения качества работы алгоритмов сегментации использовался коэффициент Дайса (*Dice*). Он принимает значения от 0 до 1 и определяется как отношение двойного размера пересечения множеств (например,  $A$  и  $B$ ) к их сумме:

$$Dice = \frac{2 \cdot |A \cap B|}{|A| + |B|} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, \quad (12)$$

где  $A$  – множество пикселей, предсказанных алгоритмом;  $B$  – множество пикселей эталонной маски;  $|A \cap B|$  – количество элементов, присутствующих в обоих множествах.

В качестве основы итогового алгоритма сегментации взята архитектура Meta-Polyp (MP), показавшая наилучшие результаты тестирования и представленная на рисунке 14,а. Вход сети имеет размерность  $X \in R^{Width \times Height \times 3}$ ,  $X \in R^{\frac{W}{2^{i+1}} \times \frac{H}{2^{i+1}} \times F_i}$ , где  $F_i \in \{64; 128; 320; 512\}; i \in \{1; 2; 3; 4\}$  – фильтр на шаге  $i$ -го этапа кодера и декодера. На этапе декодера признак декодируется дважды. Затем он объединяется с признаком на  $i + 2$ -м шаге для улучшения и повышения частоты дискретизации. Декодер генерирует маску и преобразует карту признаков в 1-й фильтр. Проведена модификация сверточно-трансформерного блока (СТБ), который выполняет последовательность операций, показанных на рисунке 14,б. Сеть с модифицированным СТБ-блоком получила название Modified Meta-Polyp (ММР) и представляет собой архитектуру на базе U-Net, но заточенную под конкретный медицинский класс объектов для сегментации.

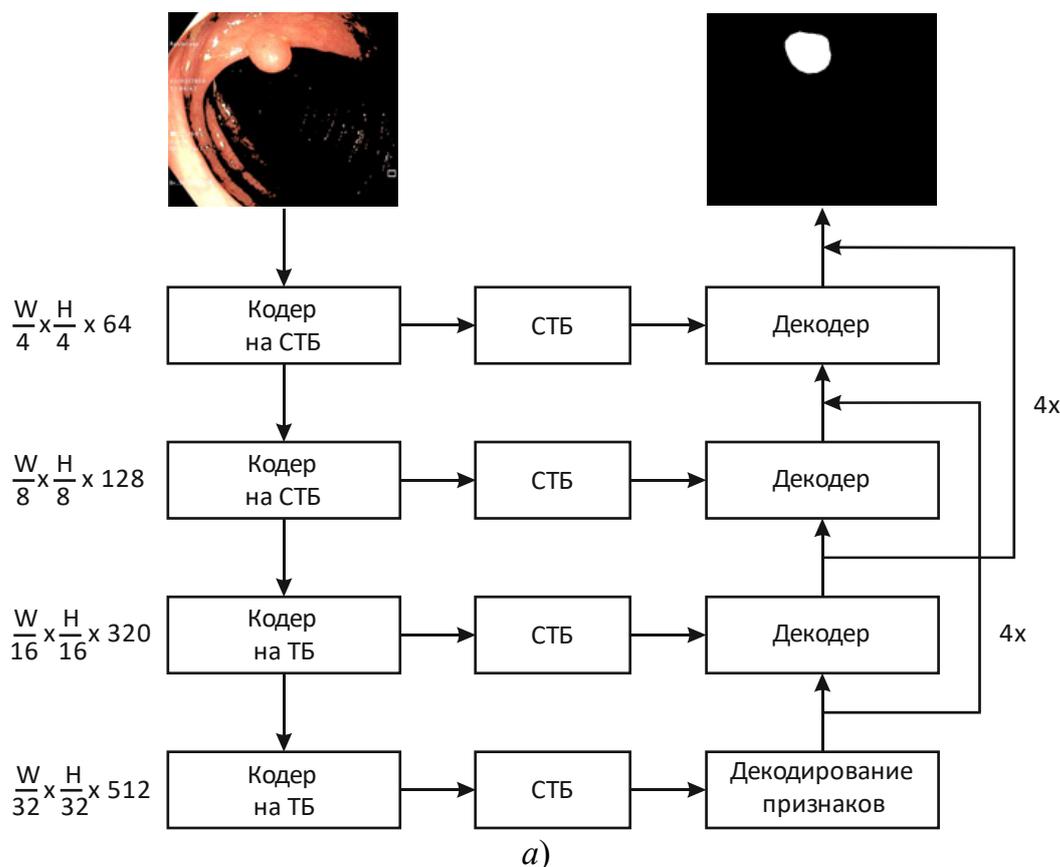


Рисунок 14 – Разработанная архитектура нейронной сети ММР:  
 а – общая схема сети; б – схема модифицированного СТБ-блока (начало)



б)

Рисунок 14 – Окончание

Результаты тестирования нейросетевых алгоритмов по метрике Дайса для двух рассматриваемых наборов изображений приведены в таблице 3. Наилучшие результаты на наборе Kvasir SEG достигнуты с применением архитектуры SSformer-S, которая продемонстрировала коэффициент Дайса 0,96. Дополнительно проведены тесты на собственной базе данных изображений OnkoYar-SEG. Здесь наилучший результат достигнут с использованием архитектуры MMP с коэффициентом Дайса 0,902. Проведены тесты на объединенной базе данных, включающей 200 изображений из базы OnkoYar-SEG и 100 изображений из базы Kvasir-SEG, не входивших в первые два набора. Наилучший результат достигнут с использованием предложенной архитектуры MMP с коэффициентом Дайса 0,945. Среднее значение коэффициента Дайса для трех экспериментов получилось наибольшим также при использовании сети MMP.

Таблица 3 – Значения коэффициента Дайса для алгоритмов сегментации полипов

Набор данных	Нейронная сеть							
	SSformer-S	SSformer-L	U-Net	U-Net++	DUCK-Net-17	DUCK-Net-34	MP	MMP
Kvasir-SEG	0,960	0,939	0,812	0,810	0,891	0,907	0,952	0,957
OnkoYar-SEG	0,882	0,892	0,715	0,702	0,711	0,757	0,855	0,902
OnkoYar-SEG + Kvasir-SEG	0,908	0,907	0,759	0,751	0,805	0,833	0,933	0,945
Среднее значение	0,917	0,913	0,762	0,751	0,754	0,832	0,913	0,935

На основании полученных результатов можно сделать вывод, что архитектуры SSformer-S и SSformer-L, а также MP и MMP эффективно справляются с задачей сегментации полипов. Они демонстрируют высокую точность в определении границ и контуров полипов, превосходя классическую для задач сегментации объектов на изображениях архитектуру U-Net в среднем на 19–27 % по коэффициенту Дайса.

**В пятой главе** производится тестирование нейросетевых методов и алгоритмов детектирования и классификации патологий на эндоскопических

видеоизображениях желудка. В настоящее время одним из самых распространенных онкологических заболеваний является рак желудка, занимающий второе место по смертности от злокачественных новообразований.

В результате извлечения кадров из видеопоследовательностей эндоскопических исследований желудка ЯОКОБ получена общая база из 14 135 изображений разрешением 626×532 пикселей. Для сбора базы использовались эндоскопические аппараты OLYMPUS EXERA III GIF-Q180 и OLYMPUS EXERA III GIF-HQ190. Использовались режимы без оптического увеличения, а также с оптическим увеличением в 1,5 и 65 раз. На этапе разметки каждое изображение отнесено к одному из классов, в зависимости от представленного на нем объекта: рак; ранний рак; иная патология (кишечная метаплазия, аденома, полип, эрозия, язва, гиперплазия, ксантома). Собраны изображения, на которых представлен участок слизистой оболочки желудка (фон). Такие изображения определены как «норма», при этом разметка объектов на них не производилась (рисунок 15). Собрано три варианта итоговой базы «А» (два класса), «В» (три класса) и «С» (четыре класса).

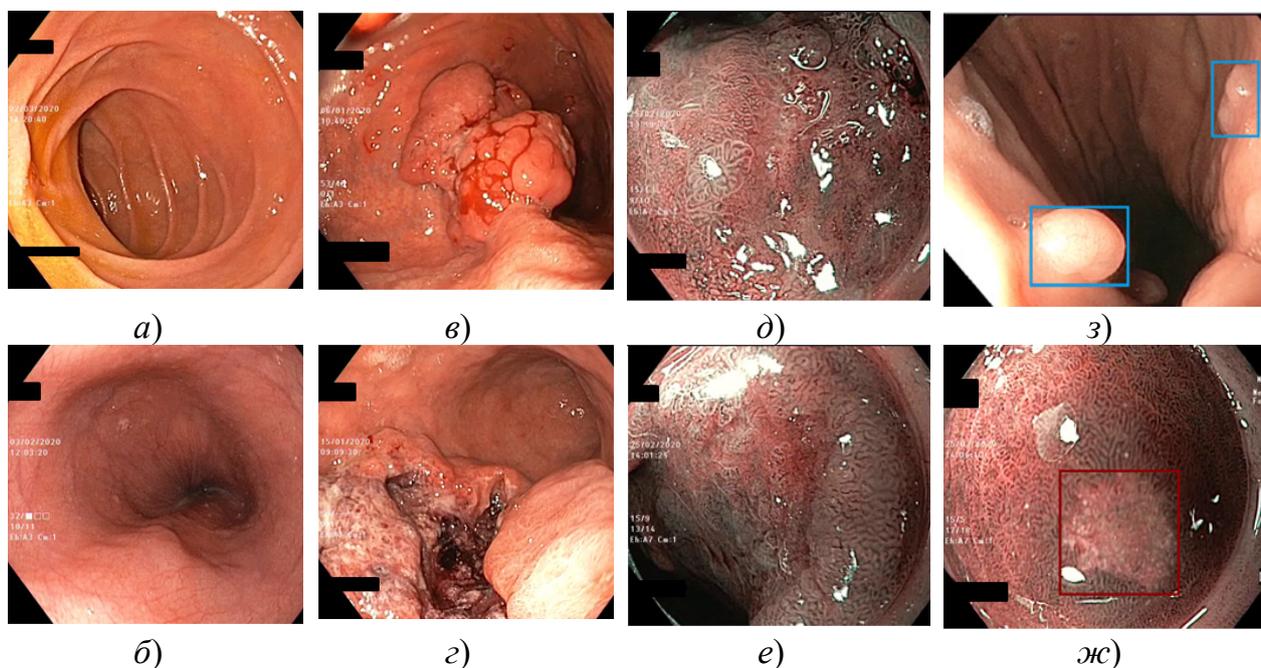


Рисунок 15 – Примеры изображений слизистой желудка: а, б – нормальное состояние слизистой; в, г – рак тела желудка ; д, е – ранний рак в режиме NBI с увеличением; з – полипы желудка; ж – ксантома в режиме NBI с увеличением

Проведенное тестирование различных нейросетевых архитектур (модификации SSD, RetinaNet, EfficientDet, YOLOv7, D-FINE-L) показало, что нейросетевые детекторы, построенные на основе архитектуры EfficientDet, могут достигать большей точности в задаче обнаружения патологий желудка. Архитектура типовой сети данного типа приведена на рисунке 16. В качестве базовой части используется сеть EfficientDet, веса которой настраиваются на стандартной базе изображений ImageNet. К ней добавляется специальным образом формируемый слой признаков BiFPN (bi-directional feature pyramid network).



Рисунок 16 – Архитектура сверточной нейронной сети EfficientDet

В проведенном исследовании архитектура EfficientDet использована в качестве основного способа обнаружения и классификации патологий. Зависимости значений типовых метрик от числа эпох обучения для данного алгоритма приведены на рисунке 17.

Важным моментом для практической работы всех нейросетевых алгоритмов, включая и алгоритмы детектирования патологий, является обеспечение их устойчивости к различным негативным факторам (робастности). Для тестирования по этому критерию использовался следующий подход. Нейросетевые модели обучались только на изображениях с эндоскопа OLYMPUS EXERA III GIF-HQ190, а тестирование проводилось только на выборке изображений с более ранних моделей эндоскопов OLYMPUS 160, 170 и 180 серий. Результаты такого эксперимента приведены в таблице 4. Здесь отражены результаты метрики AP и уровень этих показателей относительно результатов при тестировании на одном оборудовании.

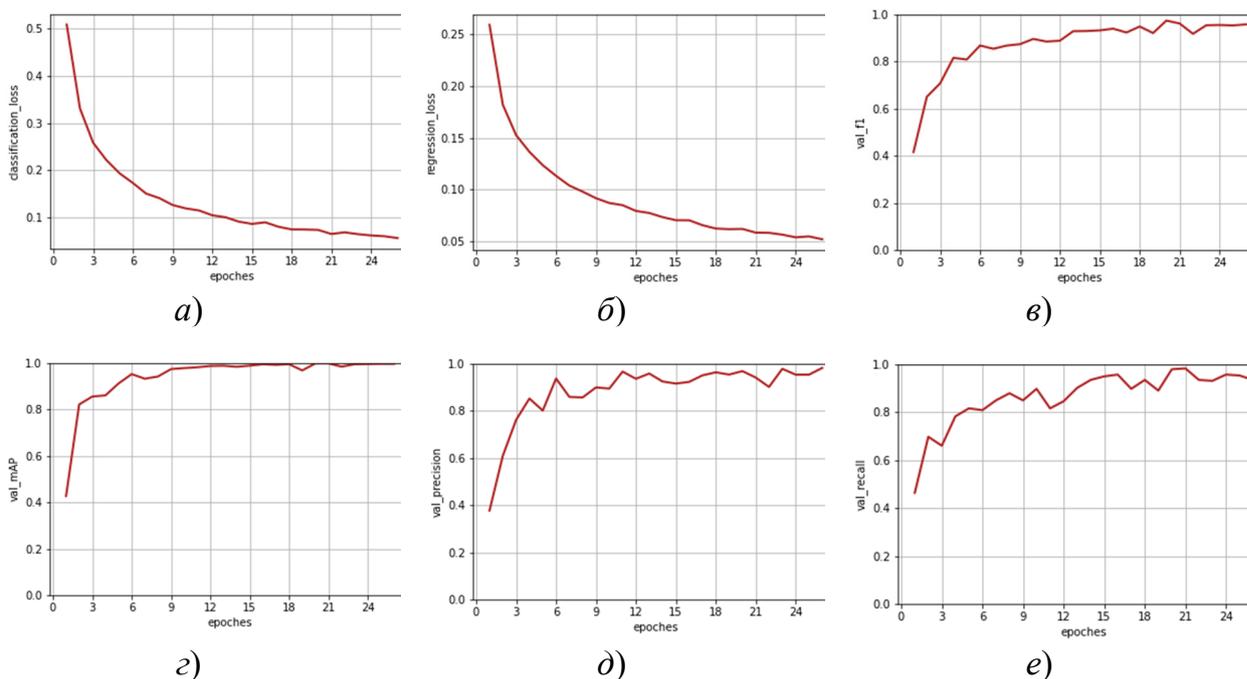


Рисунок 17 – Зависимость значений метрик от числа эпох при обучении алгоритма на основе сети EfficientDet: *а* – функция потерь подсети классификации; *б* – функция потерь подсети регрессии; *в* – метрика F1; *г* – метрика mAP; *д* – метрика Precision; *е* – метрика Recall

Таблица 4 – Сравнение робастности нейросетевых алгоритмов на базе изображений желудка «В»

Нейронная сеть	AP («рак»)	AP («ранний рак»)	AP («иная патология»)	Средний показатель деградации
SSD300+VGG19	0,72 / 89,7 %	0,79 / 90,0 %	0,24 / 84,2 %	88,0 %
SSD300+MobileNetV2	0,56 / 89,6 %	0,57 / 91,4 %	0,24 / 85,4 %	88,8 %
SSD300+Xception	0,63 / 89,2 %	0,73 / 90,4 %	0,36 / 81,1 %	86,9 %
SSD300+VGG16	0,64 / 91,1 %	0,82 / 92,0 %	0,35 / 85,8 %	<b>89,6 %</b>
EfficientDet	<b>0,87</b> / 88,2 %	<b>0,86</b> / 87,0 %	<b>0,82</b> / 86,7 %	87,3 %

Приведенные результаты показывают, что рассчитанный показатель робастности для разных моделей НС находится в диапазоне 86,9–89,6 %. Некоторое преимущество по этому показателю демонстрирует архитектура SSD300 с базовой сетью VGG16, опережая рассматриваемую сеть EfficientDet в среднем на 2,3 % для трех классов. Однако абсолютные значения метрики AP для НС EfficientDet остаются наилучшими, хотя и показывают несколько более высокий уровень деградации результатов для классов «рак» и «ранний рак».

Проведем сравнение трех наиболее производительных подходов к детектированию объектов на изображениях желудка: базовой сети YOLOv7 с оптимизированными в работе параметрами, алгоритма EfficientDet и сети трансформерного типа – D-FINE-L. Результаты приведены в таблицах 5 и 6.

Таблица 5 – Анализ работы нейросетевых архитектур на базе изображений желудка «С»

Нейронная сеть	loss	val_F1	val_mAP	val_Precision	val_Recall	last_epoch
YOLOv7	0,032	0,890	0,912	0,916	0,865	108
EfficientDet	0,218	0,872	<b>0,953</b>	0,898	0,848	24
D-FINE-L	0,032	<b>0,943</b>	0,897	<b>0,924</b>	<b>0,973</b>	80

Таблица 6 – Значения метрик AP для различных нейросетевых архитектур

Нейронная сеть	AP («рак»)	AP («ранний рак»)	AP («иная патология»)
YOLOv7	<b>0,963</b>	0,979	0,789
EfficientDet	0,889	0,911	<b>0,902</b>
D-FINE-L	0,898	<b>0,995</b>	0,842

Приведенные результаты показывают, что все три рассмотренных подхода имеют высокие и сопоставимые между собой значения метрик. Выбор между ними зависит от этапа проектирования/реализации СППВР. Для начальных лабораторных исследований хорошим выбором являются НС EfficientDet и YOLO. Для опытной эксплуатации предпочтительным является использование архитектуры YOLO, представляющей законченное промышленное решение. Для коммерческой версии целесообразным является выбор лицензионно открытой трансформерной модели D-FINE-L, которая также может использоваться в проектах по импортозамещению эндоскопического оборудования.

В шестой главе производится тестирование предложенных методов и алгоритмов в рамках аппаратно-программных комплексов на эндоскопических видеоизображениях в условиях реальной клинической практики.

Проведено тестирование **алгоритмов детектирования КСК** на видеоизображениях. Для этого собран дополнительный набор из 117 видеопоследовательностей, из которых 100 содержали КСК, а 17 – его не содержали. На рисунке 18 представлена визуализация работы разработанных алгоритмов на одной из видеопоследовательностей, содержащих КСК. Каждая последующая модернизация алгоритма позволяет сузить число предполагаемых точек с куполом слепой кишки на видеопоследовательности, а значит, заключение системы о качестве проведения эндоскопического обследования становится наиболее точным и полным.

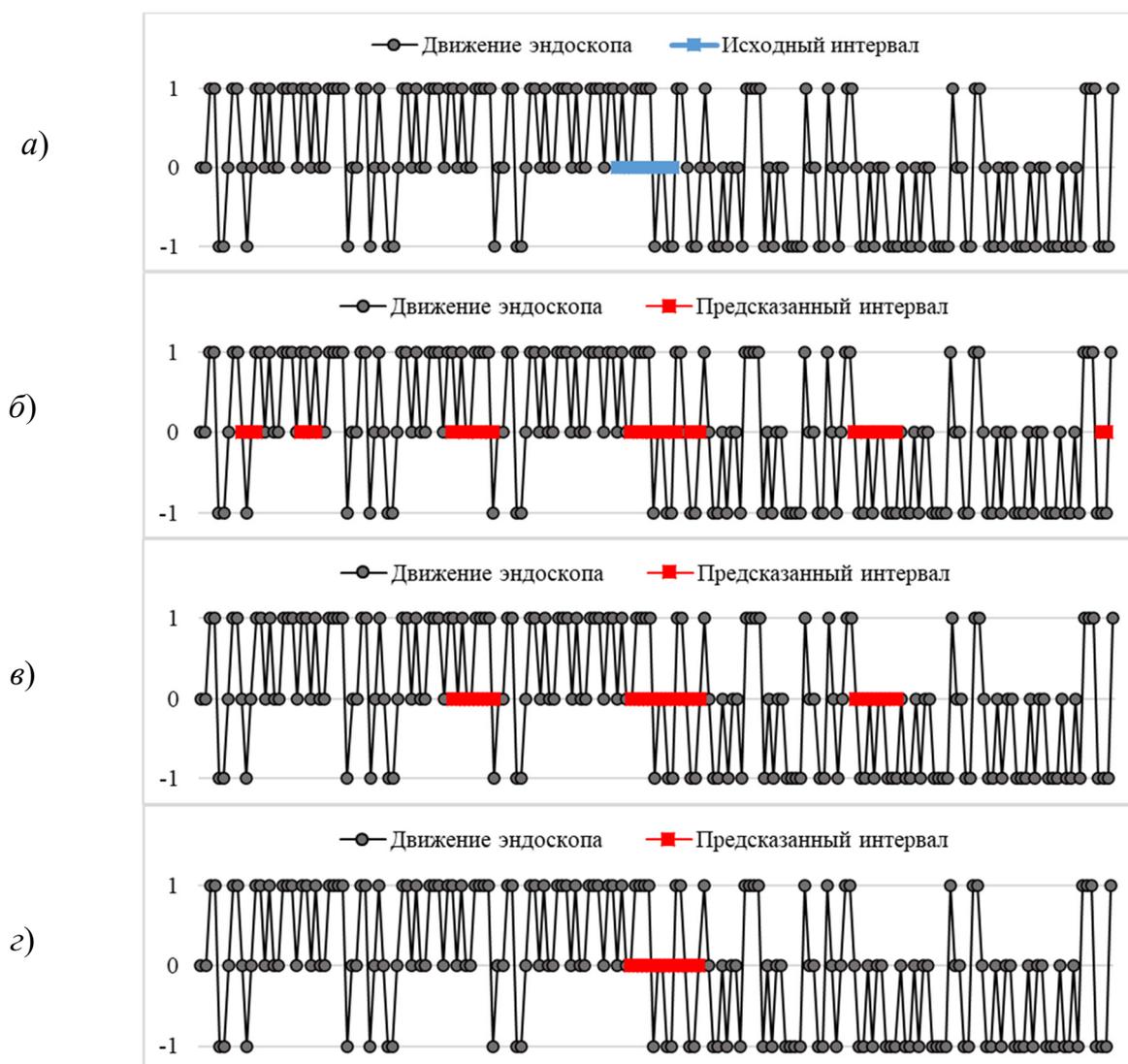


Рисунок 18 – Иллюстрация работы алгоритмов детектирования КСК:  
*а* – исходный интервал с куполом слепой кишки на тестовой записи; *б* – пример работы АДК; *в* – пример работы АДКТ; *г* – пример работы АДКТ-ОП

В таблице 7 представлены результаты тестирования разработанных версий алгоритма на независимых данных, не участвующих в обучении сетей.

Таблица 7 – Результат тестирования АДК и его разработанных модификаций

Модификация алгоритма	$F1$ -мера (покадровая)	$IoU$ (по временному интервалу)	Время обработки одного кадра, с
АДК	0,41	0,33	0,008
АДКТ	0,75	0,56	0,025
АДКТ-ОП	0,89	0,83	0,033

Для оценки точности предсказанного интервала не только с точки зрения покадровых метрик, но и со стороны корректности временного интервала использована метрика  $IoU$ , введенная в формуле (2), которая модифицирована для одномерного случая и вместо площадей ограничивающих объект рамок сравнивала временные метки и расстояния между ними. Технические характеристики используемого тестового стенда: CPU Intel Core i9-10900K iB560/ 32Gb/SSDM2 2 × 1000Gb/GPU Nvidia RTX4080.

Таким образом, можно сделать вывод, что разработанный подход на основе детектора с алгоритмом трекинга и дополнительного классификатора направления оптического потока, приведенный на рисунке 7, показывает наибольшую точность работы и, несмотря на самую большую задержку на обработку одного кадра, его быстродействия достаточно для работы в режиме реального времени.

Проведено тестирование **алгоритмов детектирования колоректальных полипов** на видеоизображениях колоноскопических исследований. Для анализа алгоритма детектирования полипов непосредственно на видеопотоке с эндоскопической системы собран специальный стенд, оборудованный платой видеозахвата (рисунок 19). С его помощью в ПРГВ записаны 450 видеопоследовательностей колоноскопических исследований разрешением 1400×1080 пикселей. Из них 207 записей содержали полипы, временные интервалы которых отмечались врачами с помощью педалей на тестовом стенде.

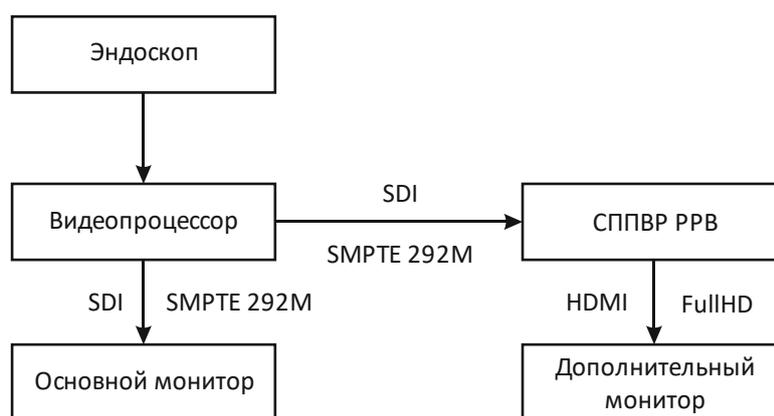


Рисунок 19 – Схема разработанного стенда с модулем анализа видеопотока

Совместно с врачами эндоскопического отделения ЯОКОБ также собран набор видеоизображений для обучения и тестирования алгоритмов более низкого разрешения. Видеоданные в базе ЯОКОБ брались из архива, в котором они

перекодировались с использованием видекодека H.264, а их разрешение варьировалось от 626×532 до 760×436 пикселей. Обучающий набор состоял из 50 видеозаписей, тестовый набор – из 9 видеозаписей.

Для учета явления корреляции между соседними кадрами видеопоследовательности разработан и протестирован алгоритм постобработки на основе трекинга выделенных областей. Логика его работы аналогична алгоритму трекинга при детектировании КСК. Результаты тестирования доработанного алгоритма на базе трансформера D-FINE-L приведены в таблице 8. Точность обнаружения полипов на обеих базах превышает по метрикам уровень 0,8, соответствующий, по данным статистики, уровню обнаружения врача-эндоскописта в клинической практике.

Таблица 8 – Результаты тестирования алгоритма детектирования полипов с трекингом

Метрика	ЯОКОБ без трекинга	ЯОКОБ с трекингом	ПРГВ без трекинга	ПРГВ с трекингом
$AP@0,50$	0,833	0,877	0,783	0,825
$P$	0,764	0,844	0,735	0,827
$R$	0,810	0,882	0,757	0,855
$F1$	0,796	0,863	0,741	0,846

Проведен анализ скорости работы для **алгоритмов детектирования и классификации патологий желудка**. Его результаты отображены в таблице 9. Тестирование производилось на высокопроизводительном сервере A-VSN-1 (AMD Ryzen Threadripper PRO 3995WX с 64 ядрами и 128 потоками, 512 ГБ оперативной памяти, 4 видеокартами Nvidia Quadro RTX A5000 с 24 ГБ видеопамати), предоставленном Центром ИИ ЯрГУ. Для оценки вычислительной сложности все модели предварительно сконвертированы в универсальный формат ONNX (Open Neural Network Exchange). Для YOLOv7 измерено влияние блока NMS (non-maximum suppression) на задержку: операция добавляет 0,5–2 мс к времени вывода. Размер входных RGB-изображений составлял 640×640 пикселей. Оценивание пропускной способности осуществлялось на среднем значении из 5000 итераций (1 итерация равняется одному обработанному батчу, время загрузки изображений в память GPU отброшено).

Таблица 9 – Тестирование алгоритмов детектирования по скорости работы

Нейронная сеть	Количество параметров модели, млн	Размер батча	NMS	GFLOPS	Пропускная способность, изображений, с	Используемая память GPU, МБ
YOLOv7	36,49	1	–	51,65	141	843
YOLOv7	36,49	16	–	826,34	290	2 425
YOLOv7	36,49	1	Есть	51,65	129	843
YOLOv7	36,49	16	Есть	826,34	211	2 425
D-FINE-L	30,67	1	–	45,68	82	744
D-FINE-L	30,67	16	–	730,96	192	2 734

Результаты замеров производительности демонстрируют, что необходимость в постобработке рамок для детектирования (NMS добавляет YOLOv7 дополнительное время на обработку кадра) выводит архитектуры на сопоставимый уровень производительности. С учетом лицензионных ограничений для модели YOLOv7 (и более старших версий) при реализации итоговой СППВР с целью анализа видеоизображений желудка рекомендована модель D-FINE-L.

Для создания **опытного образца СППВР** в эндоскопии разработанные ранее отдельные модули соединены в единую структуру в соответствии со схемой, приведенной на рисунке 20.

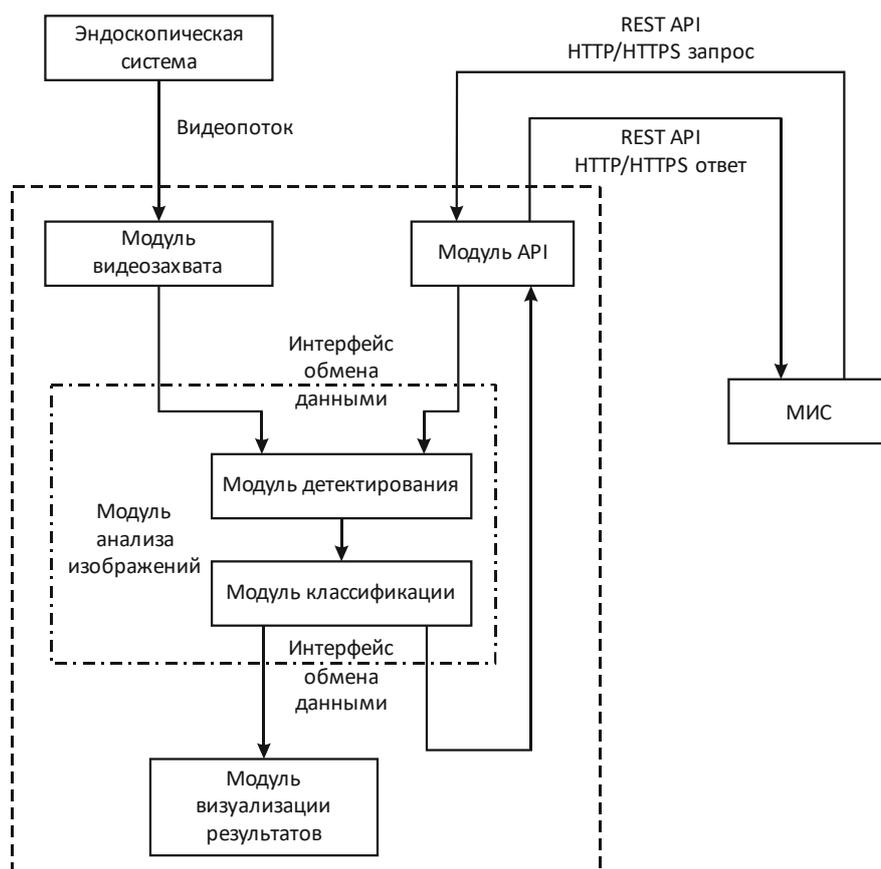


Рисунок 20 – Структурная схема опытного образца СППВР в эндоскопии

Опытный образец состоит из следующих модулей с собственной законченной функциональностью:

- **модуль видеозахвата** осуществляет захват видеоизображений с высоким разрешением (до 4К) и относительно высокой частотой смены кадров (до 60 fps) со специализированной платы видеозахвата при прямом подключении эндоскопической системы к компьютеру, разбиение видеопотока на кадры, их проверку, помещение прошедшего проверку кадра в буфер памяти;

- **модуль анализа изображений** состоит из модулей детектирования и классификации эндоскопических изображений, а также дополнительного алгоритма, осуществляющего выборку каждого  $n$ -го кадра для анализа и отмечающего полученный на выходе модуля классификации результат (координаты рамки и метку класса) на отобранных и пропущенных кадрах;

– **модуль API** осуществляет взаимосвязь опытного образца с МИС через специализированный протокол запросов/ответов;

– **модуль визуализации результатов** отображает найденные патологии на отдельном мониторе врача-эндоскописта.

Реализованы три режима интеграции со специализированной медико-информационной системой «ЭМИС»: вывод аннотированных кадров на монитор, автоматическая загрузка результатов по REST API, пакетная обработка архивных видеоданных. Таким образом, разработанная СППВР используется как непосредственно во время эндоскопического исследования, так и для контроля качества исследования после его проведения и записи результатов в ЭМИС.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

Основные выводы и результаты диссертационной работы можно сформулировать в следующем виде.

1. Показано, что разработанные концепция, методы, системы, алгоритмы, методики, программное обеспечение, аппаратно-программные комплексы приводят к снижению доли пропущенных патологий, снижению влияния человеческого фактора, стандартизации заключений и контролю качества скрининговых и клинических исследований ЖКТ и тем самым способствуют повышению достоверности эндоскопических исследований желудочно-кишечного тракта за счет применения методов глубокого машинного обучения для обработки и анализа видеоизображений. Таким образом, цель диссертационной работы достигнута.

2. Проведен критический анализ современного состояния в области систем автоматического анализа видеоизображений эндоскопических исследований ЖКТ. Он показал, что использование СППВР потенциально позволяет снизить временные и финансовые расходы на проведение исследований, повышает точность и эффективность диагностических процедур, облегчает и расширяет процесс обучения начинающих врачей-эндоскопистов.

3. Разработана концепция построения СППВР в эндоскопии ЖКТ. Врач, производящий визуальный анализ видеоизображений во время исследования, взаимодействует с первой системой, работающей в режиме реального времени (СППВР-РРВ). Поддержка в принятии решения для врача выводится на мониторе в виде обведенных (раскрашенных) областей либо с помощью звуковых подсказок, фокусирующих его внимание. В процессе эндоскопического исследования сохраняется полная видеопоследовательность, а также набор статических изображений (кадров) по выбору врача, отражающих значимые области интереса. Данные загружаются в используемую МИС и взаимодействуют со второй системой в режиме постобработки данных (СППВР-РПД). Она позволяет аннотировать проведенное исследование, проводить контроль качества медицинской процедуры в соответствии с ее регламентом, отбирать изображения с соответствующими областями интереса и др.

4. Усовершенствована архитектура системы ИИ, работающей в качестве программного ядра для СППВР в условиях практической ограниченности входного набора аннотированных эндоскопических видеоизображений. Особенно-

стью системы являются дополнительные программно-аппаратные модули, позволяющие получать результат по точности обнаружения и локализации патологий на видеоданных, сопоставимый со средним результатом, показываемым врачом-эндоскопистом во время диагностики.

Созданы и зарегистрированы базы эндоскопических изображений с разметкой, аннотированием и врачебной валидацией областей появления патологий:

– «IntestinesImages – база изображений кишечника при проведении колоноскопических исследований»;

– «StomachImages – база изображений желудка при проведении гастроскопических исследований».

Их использование в СППВР закладывает фундамент для дальнейшего совершенствования методов ИИ и алгоритмов анализа видеоизображений.

5. Разработана и апробирована методология физической аугментации и полуавтоматической разметки базы эндоскопических видеоданных для обучения нейросетевых моделей. Ее использование снижает трудозатраты при создании больших размеченных баз видеоизображений на 35–45 %.

6. Созданы методы и алгоритмы предобработки, фильтрации, оценки качества и постобработки изображений, учитывающие специфику эндоскопических видеоданных. Их использование в ряде задач колоноскопических и гастроскопических исследований позволяет повысить метрики точности системы ИИ на 3–7 %.

7. Разработан метод контроля качества скринингового колоноскопического исследования. Для ее решения разработан алгоритм детектирования КСК на видеоизображениях, а также алгоритм определения некачественных изображений (размытых, с артефактами сжатия, неинформативных), сохраненных в МИС.

8. Разработаны и исследованы нейросетевые алгоритмы детектирования, сегментации и классификации патологий на видеоизображениях эндоскопических исследований ЖКТ. Они базируются на стандартных нейросетевых архитектурах, но содержат доработки в части процедуры аугментации данных, пред- и постобработке изображений, выборе оптимальных параметров для обучения нейронной сети. Оригинальные алгоритмы сегментации областей интереса на изображениях защищены двумя патентами на изобретение Российской Федерации. Разработанные нейросетевые алгоритмы обработки и анализа эндоскопического видеопотока интегрированы в следующие зарегистрированные программы для ЭВМ:

– «EndoscopyVA.RT – программа для анализа эндоскопических видеоизображений в реальном времени на основе методов искусственного интеллекта»;

– «EndoscopyDSS.Hub – программа для визуализации результатов эндоскопических исследований с учетом анализа видеоданных методами искусственного интеллекта».

9. Разработано специализированное программное обеспечение для контроля качества, визуализации и сопоставления результатов эндоскопической диагностики. Проведено его тестирование, опытная эксплуатация и внедрение в Медицинский центр диагностики и профилактики (г. Ярославль), в ООО «А-Вижн» (г. Ярославль), в ООО «ЭМИС» (г. Ярославль).

10. Разработан аппаратно-программный комплекс для захвата, разметки, обработки и хранения видеоизображений эндоскопических исследований. Проведено его тестирование, опытная эксплуатация и внедрение в ФГБУ «НМХЦ им. Н. И. Пирогова» Минздрава России (Пироговский центр, г. Москва) и в ГБУЗ ЯО «Клиническая онкологическая больница» (г. Ярославль).

Задачи диссертационной работы успешно решены. Разработанные концепция, методы, системы, алгоритмы, методики, программное обеспечение, аппаратно-программные комплексы позволяют обнаруживать патологии на видеопотоке с эндоскопической системы в режиме реального времени. Они используются в СППВР для частичной автоматизации диагностики, а также для контроля качества, обучения и подготовки профильных врачей-эндоскопистов.

## **ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

### **Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК при Минобрнауки России**

1. Хрящев, В. В. Модифицированный критерий оценки качества восстановленных изображений / В. В. Хрящев, С. А. Арляпов, А. Л. Приоров // Цифровая обработка сигналов. – 2006. – № 2. – С. 27–33.

2. Хрящев, В. В. Неэталонная оценка качества JPEG изображений / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, Е. Ю. Саутов // Цифровая обработка сигналов. – 2007. – № 3. – С. 15–19.

3. Хрящев, В. В. Оценка восстановленных изображений на основе универсального индекса качества / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, И. Л. Балусов // Радиотехника. – 2008. – № 12. – С. 23–28.

4. Хрящев, В. В. Улучшение качества ультразвуковых медицинских изображений / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, М. В. Сладков // Медицинская техника. – 2008. – № 4. – С. 11–13.

5. Хрящев, В. В. Удаление импульсного шума со случайными значениями импульсов из изображений / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, М. Н. Голубев // Радиотехника. – 2010. – № 5. – С. 72–79.

6. Хрящев, В. В. Детектирование и фильтрация импульсного шума со случайными значениями импульсов / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, Д. К. Куйкин // Цифровая обработка сигналов. – 2010. – № 1. – С. 18–22.

7. Хрящев, В. В. Анализ применения адаптивного дискретного косинусного преобразования в некоторых задачах цифровой обработки изображений / В. В. Хрящев, А. Н. Ганин, О. Н. Гущина // Успехи современной радиоэлектроники. – 2011. – № 2. – С. 72–80.

8. Хрящев, В. В. Определение типа искажения изображения в задаче неэталонной оценки качества / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, В. Е. Соловьев, А. М. Шемяков // Нелинейный мир. – 2013. – Т. 11, № 1. – С. 32–35.

9. Хрящев, В. В. Оценка качества цветных изображений при подавлении импульсного шума / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, Е. А. Павлов, Н. Б. Герасимов, А. М. Шемяков // Радиотехника. – 2013. – № 5. – С. 41–49.

10. Хрящев, В. В. Неэталонный алгоритм оценки качества изображений с использованием дискретного косинусного преобразования / В. В. Хрящев, А. Л. Прио-

ров, Е. А. Павлов, О. Гущина // Успехи современной радиоэлектроники. – 2013. – № 11. – С. 3–13.

11. Герасимов, Н. Б. Оценка уровня блочности в изображениях, сжатых с использованием дискретного косинусного преобразования / Н. Б. Герасимов, А. Л. Приоров, В. В. Хрящев // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2014. – № 2 (14). – С. 39–44.

12. Приоров, А. Л. Разработка и исследование алгоритма сегментации ядер клеток на гистологических изображениях / А. Л. Приоров, В. В. Хрящев, О. А. Степанова, А. С. Среднякова // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2018. – № 11. – С. 13–20.

13. Стефаниди, А. Ф. Применение сверточных нейронных сетей в задаче мультимодальной идентификации / А. Ф. Стефаниди, А. Л. Приоров, А. И. Топников, В. В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов. – 2020. – № 2. – С. 52–58.

14. Стефаниди, А. Ф. Модификация VGG-архитектуры в задачах унимодальной и мультимодальной биометрии / А. Ф. Стефаниди, А. Л. Приоров, А. И. Топников, В. В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов. – 2020. – № 3. – С. 35–40.

15. Лебедев, А. А. Разработка алгоритма детектирования полипов на эндоскопических изображениях с использованием сверточных нейронных сетей / А. А. Лебедев, В. В. Хрящев, А. С. Среднякова, Е. М. Казина // Цифровая обработка сигналов. – 2021. – № 2. – С. 55–60.

16. Лебедев, А. А. Постобработка результатов работы нейросетевого детектора полипов на видеоизображениях колоноскопических исследований / А. А. Лебедев, А. Л. Приоров, В. В. Хрящев, А. С. Среднякова // Цифровая обработка сигналов. – 2021. – № 4. – С. 67–71.

17. Лебедев, А. А. Применение методов глубокого обучения для поддержки врачебного решения при эндоскопическом исследовании желудка / А. А. Лебедев, В. В. Хрящев, С. В. Кашин, А. С. Среднякова, Е. М. Казина // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2021. – № 2. – С. 95–106.

18. Хрящев, В. В. Сегментация изображений полипов при колоноскопическом исследовании с использованием нейронных сетей / В. В. Хрящев // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2023. – Т. 26, № 4. – С. 66–72.

19. Хрящев, В. В. Использование методов глубокого машинного обучения в задаче обнаружения купола слепой кишки на видеоданных колоноскопического исследования / В. В. Хрящев // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2023. – № 4. – С. 133–141.

20. Хрящев, В. В. Классификация эндоскопических изображений устья червеобразного отростка на основе методов глубокого машинного обучения / В. В. Хрящев, Д. В. Завьялов, А. С. Андержанова // Цифровая обработка сигналов. – 2023. – № 1. – С. 35–38.

21. Хрящев, В. В. Обнаружение полипов на колоноскопических изображениях при помощи алгоритмов на базе нейросетевой архитектуры YOLO / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, А. А. Лебедев, Н. А. Котов // Цифровая обработка сигналов. – 2023. – № 3. – С. 27–31.

22. Хрящев, В. В. Использование нейронной сети EfficientDet в задаче обнаружения патологий желудка на видеоизображениях эндоскопического исследования / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2023. – № 2. – С. 185–192.

23. Хрящев, В. В. Система поддержки принятия врачебного решения с использованием модуля искусственного интеллекта для эндоскопических исследований желудка / В. В. Хрящев // Медицинская техника. – 2023. – № 6. – С. 44–47.

24. Хрящев, В. В. Неэталонная оценка качества изображений колоноскопических исследований / В. В. Хрящев, А. Г. Седов, А. Л. Приоров // Цифровая обработка сигналов. – 2024. – № 3. – С. 44–49.

25. Хрящев, В. В. Использование алгоритмов цифровой обработки изображений в задаче попиксельного детектирования патологий в колоноскопии / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, Н. А. Котов, К. И. Малыгин // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. – 2024. – № 4. – С. 86–97.

26. Хрящев, В. В. Концепция построения системы поддержки принятия врачебных решений в эндоскопии желудочно-кишечного тракта / В. В. Хрящев // Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль. – 2025. – № 2. – С. 137–144.

27. Хрящев, В. В. Комбинированный алгоритм анализа изображений для контроля качества колоноскопического исследования / В. В. Хрящев, Н. А. Котов, А. А. Тихомиров, И. С. Ненахов // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2025. – Т. 28, № 1. – С. 64–74.

### **Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК при Минобрнауки России, по другим научным специальностям**

28. Хрящев, В. В. Применение переключающихся медианных фильтров для восстановления зашумленных изображений / В. В. Хрящев, А. Л. Приоров, И. В. Апальков, С. С. Бухтояров // Вопросы радиоэлектроники. Серия общетехническая, выпуск 2. – 2006. – С. 137–147.

29. Приоров, А. Л. Разработка и анализ алгоритма неэталонной оценки качества изображений на основе локальных бинарных шаблонов / А. Л. Приоров, И. С. Ненахов, В. В. Хрящев // Успехи современной радиоэлектроники. – 2016. – № 7. – С. 46–52.

30. Завьялов, Д. В. Алгоритм уточняющей диагностики и внутрипросветного эндоскопического удаления эпителиальных новообразований толстой кишки / Д. В. Завьялов, С. В. Кашин, П. В. Нестеров, А. М. Нечипай, В. В. Рыбачков, В. Н. Малащенко, В. В. Хрящев // Колопроктология. – 2021. – Т. 20, № 1. – С. 17–22.

### **Публикации в изданиях, индексируемых в SCOPUS**

31. Khryashchev, V. Improvement of the Quality of Ultrasonic Medical Images / V. Khryashchev, A. Priorov, M. Sladkov // Biomedical Engineering. – 2008. – Vol. 42, № 4. – P. 176–178.

32. Khryashchev, V. Deep learning for gastric pathology detection in endoscopic images / V. Khryashchev, O. Stepanova, A. Lebedev, S. Kashin, R. Kuvaev // ACM International Conference Proceeding Series. 3rd International Conference on Graphics and Signal Processing. ICGSP 2019. – Hong Kong, 2019. – P. 90–94.

33. Khryashchev, V. Convolutional neural network for early detection of gastric cancer by endoscopic video analysis / A. Lebedev, V. Khryashchev, A. Stefanidi, O. Stepanova, S. Kashin, R. Kuvaev // Proc. SPIE 11433. Twelfth International Conference on Machine Vision (ICMV 2019).

34. Khryashchev, V. Using Convolutional Neural Networks in the Problem of Cell Nuclei Segmentation on Histological Images / V. Khryashchev, A. Lebedev, O. Stepanova, A. Srednyakova // Recent Research in Control Engineering and Decision Making. ICIT 2019. Studies in Systems, Decision and Control. – 2019. – Vol. 199. – P. 149–161.

35. Khryashchev, V. Histological Images Segmentation by Convolutional Neural Network with Morphological Post-filtration / V. Khryashchev, A. Lebedev, O. Stepanova, A. Srednyakova // In: Favorskaya M., Jain L.C. (eds.) Computer Vision in Advanced Control Systems-5. Intelligent Systems Reference Library. – 2020. – Vol. 175. – P. 295–319.

36. Khryashchev, V. Automatic Identification of Appendiceal Orifice on Colonoscopy Images Using Deep Neural Network / A. Lebedev, V. Khryashchev, E. Kazina, A. Zhuravleva, S. Kashin, D. Zavyalov // Proceedings of 2020 IEEE East–West Design and Test Symposium (EWDTS 2020), September 2020. – Varna, Bulgaria, 2020. – P. 367–371.
37. Khryashchev, V. Analysis of Pathologies on Endoscopic Images of the Stomach Using SSD and RetinaNet Neural Network Architecture / V. Khryashchev, A. Lebedev, O. Stepanova, A. Srednyakova // Proceedings of 2021 IEEE East–West Design and Test Symposium (EWDTS 2021), September 2021. – Batumi, Georgia, 2021. – P. 119–123.
38. Khryashchev, V. Deep learning architecture for real–time polyps detection on endoscopic video / V. Khryashchev, A. Lebedev, A. Priorov, N. Kotov, D. Zavyalov // Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications "SYNCHROINFO–2023": Conference Proceedings. – Pskov, Russia, 2023. – С. 1–5.
39. Khryashchev, V. Deep Neural networks for confirming cecum achievement during screening colonoscopy / S. Guseynova, S. Kashin, D. Zavyalov, V. Khryashchev // Journal of Gastroenterology and Hepatology. Asian Pacific digestive week 2024. – Bali, Indonesia. – 2024. – Vol. 39. – P. 223–224. – doi: 10.1111/jgh.16780
40. Khryashchev, V.V. A medical decision support system using an artificial intelligence module for endoscopic examination of the stomach / V. V. Khryashchev // Biomedical Engineering. – 2024. – Vol. 57. – P. 423–427.

#### **Публикации в других изданиях (РИНЦ)**

41. Хрящев, В. В. Переключающийся медианный фильтр с блоком предварительного детектирования / В. В. Хрящев // Физический вестник ЯрГУ им. П. Г. Демидова : сборник научных трудов. – Ярославль, 2006. – С. 90–97.
42. Хрящев, В. В. Подавление артефактов звона в сжатых изображениях / В. В. Хрящев // 65-я Научная сессия, посвященная Дню радио : сборник трудов. – Москва, 2010. – С. 363–365.
43. Хрящев, В. В. Нейросетевой алгоритм неэталонной оценки качества сжатых изображений / В. В. Хрящев // Нейрокомпьютеры и их применение : тезисы докладов IX Всероссийской научной конференции. – Москва, 2011. – С. 36–37.
44. Хрящев, В. В. К вопросу об оценке качества изображений в задачах распознавания / В. В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2013) : доклады 15-й Международной конференции. – Москва, 2013. – Т. 2. – С. 100–104.
45. Хрящев, В. В. Подавление артефактов «звона» при сжатии / В. В. Хрящев // Радиоэлектронные средства получения, обработки и визуализации информации : доклады 4-й Всероссийской конференции. – Нижний Новгород, 2014. – С. 279–281.
46. Хрящев, В. В. К вопросу о неэталонной оценке качества телевизионных изображений / В. В. Хрящев // Телевидение: передача и обработка изображений : материалы 14-й Международной конференции. – Санкт-Петербург, 2017. – С. 21–24.
47. Хрящев, В. В. Тестирование нейросетевых алгоритмов детектирования патологий на эндоскопических видеоизображениях желудка / В. В. Хрящев // Технологии информационного общества : сборник трудов XVII Международной отраслевой научно-технической конференции. – Москва : МТУСИ, 2023. – С. 40–42.
48. Хрящев, В. В. Разработка системы поддержки принятия врачебного решения для эндоскопических исследований желудка / В. В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2023) : доклады 25-й Международной конференции. – Москва, 2023. – С. 249–253.

49. Хрящев, В. В. Разработка и тестирование нейросетевого алгоритма сегментации эндоскопических изображений желудка / В. В. Хрящев // Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий : 78-я Всероссийская конференция (РЭУС–ИТ 2023). – Москва, 2023. – С. 245–249.

50. Хрящев, В. В. Исследование нейросетевых алгоритмов для системы поддержки принятия врачебного решения при исследовании желудка в эндоскопии / В. В. Хрящев // Нейроинформатика – 2023 : доклады XXV Международной научно-технической конференции. – Москва : НИЯУ МИФИ, 2023. – С. 380–390.

51. Хрящев, В. В. Анализ видеопотока с колоноскопических исследований на основе методов глубокого машинного обучения / В. В. Хрящев // Современные информационные технологии. Теория и практика : материалы VI научно-практической конференции. – Череповец : ЧГУ, 2024. – Ч. 2. – С. 308–311.

52. Хрящев, В. В. Поддержка принятия врачебного решения в эндоскопии на основе методов искусственного интеллекта: задачи, проблемы, перспективы / В. В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов и ее применение (DSPA–2024) : доклады 26-й Международной конференции. – Москва, 2024. – С. 8.

53. Хрящев, В. В. Исследование нейросетевых алгоритмов детектирования патологий на видеоданных гастроскопических исследований желудка / В. В. Хрящев // Проблемы информатики в образовании, управлении, экономике и технике : сборник статей XXIV Международной научно-технической конференции. – Пенза : Изд-во ПГУ, 2024. – С. 176–179.

#### **Патенты на изобретения, свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ и баз данных**

54. Патент 2734058 С1 Российская Федерация. Система сегментации изображений зданий и сооружений / Островская А. А., Хрящев В. В. – № 2019141857 ; заявл. 17.12.2019 ; опубл. 12.10.2020, Бюл. № 29.

55. Патент 2733823 С1 Российская Федерация. Система сегментации изображений участков недропользования открытого типа / Островская А. А., Хрящев В. В. – № 2019141854 ; заявл. 17.12.2019 ; опубл. 07.10.2020, Бюл. № 28.

56. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021660247. Piclab.EndoSolution – система поддержки принятия решений в эндоскопии на основе алгоритмов искусственного интеллекта / Хрящев В. В., Кашин С. В. – опубл. 23.06.2021.

57. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2024625493. IntestinesImages 1.0 – база изображений кишечника при проведении колоноскопических исследований / Хрящев В. В. – опубл. 26.11.2024.

58. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2024625397. StomachImages 1.0 – база изображений желудка при проведении гастроскопических исследований / Хрящев В. В. – опубл. 22.11.2024.

59. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025616549. EndoscopyVA.RT – программа для анализа эндоскопических видеоизображений в реальном времени на основе методов искусственного интеллекта / Хрящев В. В. – опубл. 18.03.2025.

60. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2025616548. EndoscopyDSS.Hub – программа для визуализации результатов эндоскопических исследований с учетом анализа видеоданных методами искусственного интеллекта / Хрящев В. В. – опубл. 18.03.2025.

*Научное издание*

**ХРЯЩЕВ Владимир Вячеславович**

**СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ВРАЧЕБНЫХ РЕШЕНИЙ  
НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЭНДОСКОПИЧЕСКИХ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ  
С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА**

2.2.12. Приборы, системы и изделия медицинского назначения  
(технические науки)

Редактор *Е. А. Дергунова*  
Технический редактор *Р. Б. Бердникова*  
Компьютерная верстка *Р. Б. Бердниковой*

Подписано в печать 03.07.2025. Формат 60×841/16.  
Усл. печ. л. 2,32. Заказ № 293. Тираж 100.

---

Издательство ПГУ.  
440026, г. Пенза, ул. Красная, 40.  
Тел./факс: (8412) 66-60-49, 66-67-77; e-mail: iic@pnzgu.ru