

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра информатики и программирования

**Алгоритм и программа для автоматизированного сегментирования
позвонков и расчета геометрических параметров позвоночника по
данным рентгенограммы**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

студента 2 курса 273 группы

направления 02.04.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Кабанов Даниил Дмитриевич

Научный руководитель:

д. т. н.

_____ А. С. Фалькович

подпись, дата

Зав. кафедрой:

к. ф. -м. н., доцент

_____ М. В. Огнева

подпись, дата

Саратов 2026

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы

Заболевания позвоночника занимают одно из ведущих мест в рейтингах заболеваемости населения развитых стран, уступая лишь сердечно-сосудистой патологии. Ежегодно в мире выполняется более 250 миллионов рентгенографических исследований позвоночника, и этот показатель продолжает расти в связи с увеличением продолжительности жизни и повышением уровня диагностической активности медицинских учреждений. Основным методом первичной диагностики патологий позвоночного столба остаётся рентгенография, которая благодаря своей доступности, низкой лучевой нагрузке и высокой информативности широко применяется в амбулаторной и стационарной практике.

Несмотря на многолетний опыт применения рентгенологических методов, интерпретация рентгенограмм позвоночника сопряжена с рядом объективных трудностей. Первая проблема – это субъективность визуальной оценки, приводящая к вариабельности заключений между разными специалистами: межэкспертная вариабельность может достигать 15–20% при определении степени сколиоза по методу Кобба. Вторая проблема – высокая нагрузка на врача-рентгенолога, обусловленная необходимостью ручного анализа значительного объёма снимков в ограниченное время. Третья проблема – наличие на рентгенограммах артефактов: металлические импланты (винты, пластины, эндопротезы), анатомические наложения рёбер и внутренних органов, двигательные размытия (blurring) из-за дыхания или произвольных движений пациента, квантовый (пуассоновский) шум при низких дозах облучения.

В последние годы активно развиваются подходы к автоматизации анализа медицинских изображений на основе методов компьютерного зрения и глубокого обучения. Свёрточные нейронные сети, в частности архитектуры типа U-Net, демонстрируют высокую эффективность в задачах сегментации анатомических структур. Однако большинство существующих решений

ориентировано на обработку качественных изображений без существенных искажений и не учитывает специфику реальной клинической практики. Наличие артефактов и сложного фона приводит к резкому снижению точности сегментации: по данным литературы, показатель DICE может падать с 0.90–0.95 на чистых снимках до 0.50–0.65 при наличии металлических конструкций или выраженных дегенеративных изменений.

Таким образом, разработка алгоритма и программного обеспечения для автоматизированного распознавания позвонков на сагиттальных рентгенограммах, устойчивого к влиянию артефактов и сложного фона, является актуальной научно-технической задачей, имеющей значительную практическую ценность для современной лучевой диагностики.

Новизна исследования

Научная новизна работы заключается в предложении усовершенствованного гибридного алгоритма распознавания и анализа позвонков на сагиттальных рентгенограммах.

Цель магистерской работы – реализовать алгоритм и программу автоматизированного распознавания и анализа позвонков на сагиттальных рентгенограммах, устойчивый к влиянию артефактов и сложного фона.

Поставленная цель определила **следующие задачи**:

1. Привести теоретический обзор строения и патологий позвоночника.
2. Провести критический анализ существующих методик, выявив слабые места при обработке изображений со сложным фоном и артефактами.
3. Разработать и реализовать усовершенствованные методы предобработки изображений, направленные на подавление артефактов и улучшение визуального качества рентгенограмм.
4. Реализовать и адаптировать нейросетевую архитектуру Attention U-Net в составе гибридного алгоритма с Watershed для повышения точности сегментации в условиях сложного фона.
5. Разработать десктопное приложение с графическим интерфейсом, обеспечивающее загрузку изображений (включая формат DICOM), их

обработку, визуализацию результатов (наложение маски сегментации, отображение метрик), а также экспорт результатов в форматах PNG, PDF и CSV.

6. Провести экспериментальную оценку доработанного алгоритма на специализированном наборе данных, содержащем снимки с различными типами артефактов, и сравнить его эффективность с другими методиками.

Методологические основы (Алгоритм и программа для автоматизированного сегментирования позвонков и расчета геометрических параметров позвоночника по данным рентгенограммы) представлены в работах:

1. Олаф Роннебергер с соавторами (2015) — предложение архитектуры U-Net для биомедицинской сегментации, внедрение пропускающих соединений (skip connections);

2. Озан Октай с соавторами (2018) — разработка Attention U-Net с модулями внимания (attention gates) для подавления нерелевантных областей фона;

3. Фабиан Изензее с соавторами (2021) — создание самонастраивающегося фреймворка nnU-Net, автоматически адаптирующего архитектуру под задачу;

4. Тинь Гао с соавторами (2025) — разработка DBU-Net с интеграцией Contextual Transformer и Multi-scale Feature Channel Attention;

5. Дж. Ли, Х. Чжан (2021) — исследования методов повышения контраста (CLANE) и многомасштабной резкости для рентгенограмм позвоночника;

6. К. Цейдервельд (1994) — разработка метода адаптивной гистограммной коррекции с ограничением контраста (CLANE).

Теоретическая и практическая значимость магистерской работы

Теоретическая значимость заключается в обосновании выбора гибридного подхода (сочетание нейросетевой сегментации и классической постобработки) для повышения устойчивости к артефактам, а также в

сравнительном анализе архитектур (FCN, U-Net, Attention U-Net, DeepLabV3+) и методов фильтрации.

Практическая значимость состоит в создании программного продукта, готового к использованию в клинической практике, который автоматизирует процесс сегментации позвонков и расчета диагностически значимых параметров (угол Кобба, высота тел позвонков, степень спондилолистеза, дегенеративные изменения дисков).

Структура и объём работы

Магистерская работа состоит из введения, трёх разделов, заключения, списка использованных источников (32 наименования) и 6 приложений. Общий объём работы — 151 страница, из них 52 страницы — основное содержание, включая 26 рисунков и 4 таблицы, цифровой носитель в качестве приложения.

КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Первый раздел «Теоретические основы анализа рентгенограмм позвоночника» посвящён анализу предметной области, существующих методов обработки медицинских изображений и обоснованию необходимости разработки гибридного подхода.

1.1 Анатомия позвоночника и виды рентгенограмм

В работе рассмотрено строение позвоночного столба человека, который в норме состоит из 33–34 позвонков, сгруппированных в пять функциональных отделов: шейный (С1–С7), грудной (Т1–Т12), поясничный (L1–L5), крестцовый (5 сросшихся позвонков) и копчиковый (3–5 рудиментарных позвонков). Детально описано анатомическое строение типичного позвонка, включающее тело позвонка (массивная передняя часть, воспринимающая осевую нагрузку), дугу позвонка (формирующую позвоночный канал) и отростки (остистые, поперечные и суставные).

Рассмотрены основные патологии позвоночника, визуализируемые на рентгенограммах:

1. Дегенеративно-дистрофические изменения (остеохондроз, спондилёз) — проявляются снижением высоты межпозвонковых дисков, наличием остеофитов (костных разрастаний).

2. Искривления позвоночника (сколиоз, патологический кифоз, гиперлордоз) — оцениваются с помощью угла Кобба.

3. Травматические повреждения (компрессионные переломы) — характеризуются клиновидной деформацией тела позвонка.

4. Спондилолистез — смещение вышележащего позвонка относительно нижележащего.

5. Воспалительные заболевания (включая туберкулёз) — проявляются деструкцией тел позвонков.

Описаны виды рентгенограмм: сагиттальная проекция (боковой снимок) для оценки физиологических изгибов и компрессионных переломов; фронтальная проекция (прямой снимок) для выявления сколиоза; функциональные рентгенограммы (сгибание/разгибание) для диагностики нестабильности позвоночно-двигательных сегментов.

1.2 Методы цифровой обработки рентгенограмм

Выполнен анализ природы шумов и артефактов на рентгеновских изображениях:

1. Физические шумы — пуассоновский (квантовый) шум, интенсивность которого пропорциональна квадратному корню из числа зарегистрированных фотонов; при низких дозах облучения уровень шума возрастает.

2. Анатомические наложения — рёбра в грудном отделе, тени внутренних органов, контрастированный желудочно-кишечный тракт, создающие ложные границы.

3. Металлические артефакты — возникают при наличии ортопедических имплантов (винты, пластины, эндопротезы), практически полностью поглощают рентгеновское излучение.

4. Двигательные артефакты — результат произвольных движений пациента (дрожь, кашель, дыхание), проявляются в виде размытия и двойных контуров.

Рассмотрены классические методы фильтрации и их ограничения:

1. Медианный фильтр — эффективен для удаления импульсного шума, но бесполезен против гауссовского и пуассоновского шума.

2. Фильтр Гаусса — подавляет высокочастотный шум, но размывает границы костных структур («залипание» соседних позвонков).

3. Билатеральный фильтр — учитывает пространственную близость и близость интенсивностей, но чувствителен к параметрам и может создавать ступенчатые артефакты.

Проанализированы методы повышения контраста:

1. Линейное контрастирование — растягивает гистограмму на весь диапазон, но не учитывает локальные особенности.

2. Эквализация гистограммы — выравнивает гистограмму, но может чрезмерно усиливать шум.

3. CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) — наиболее продвинутый метод: разбивает изображение на тайлы (8×8 или 16×16), выполняет эквализацию каждого тайла с ограничением максимального усиления (clip limit), после чего интерполирует результаты между тайлами. CLAHE обеспечивает локальную адаптацию: яркие и тёмные области обрабатываются независимо.

Рассмотрены функции потерь для задач сегментации:

1. DICE Loss — основан на коэффициенте DICE (F1-мера для пикселей), нечувствителен к дисбалансу классов.

2. Focal Loss (Lin et al., 2017) — решает проблему дисбаланса между лёгкими и трудными примерами, уменьшая вклад лёгких примеров и заставляя модель сосредоточиться на граничных пикселях.

1.4 Метрики оценки качества сегментации

Для количественной оценки эффективности алгоритмов сегментации описан набор стандартизированных метрик:

1. Коэффициент DICE.
2. IoU (Intersection over Union).
3. Чувствительность (Sensitivity).
4. Специфичность (Specificity).
5. Расстояние Хаусдорфа (Hausdorff Distance).

Выводы по первому разделу обосновывают необходимость разработки гибридного алгоритма с продвинутой предобработкой (CLANE + NLM + USM) и использованием Attention U-Net для повышения устойчивости к артефактам.

Второй раздел «Разработка гибридного алгоритма распознавания позвонков» посвящен реализации авторского подхода.

Самостоятельно выполнены: загрузка и разведочный анализ данных (EDA) из открытого датасета Kaggle (Yasir Hussein Shakir, 2022), содержащего 338 рентгенограмм трёх классов: норма (Normal), сколиоз (Scol) и спондилолистез (Spond).

В ходе EDA выявлен существенный дисбаланс классов (один из классов составлял более 55% выборки), а также проанализированы диапазоны размеров изображений и их яркостные характеристики.

Для обеспечения объективности оценки выполнено стратифицированное разделение выборки в пропорции 80% тренировочная, 10% валидационная и 10% тестовая, что позволило сохранить долю каждого класса во всех подвыборках.

Для устранения дисбаланса тренировочного набора применён метод Random OverSampling (случайное дублирование примеров миноритарных классов), а для повышения обобщающей способности модели — онлайн-аугментация данных (повороты, сдвиги, горизонтальное отражение, масштабирование), применяемая только к тренировочным изображениям.

Проведён сравнительный анализ классических методов сегментации (адаптивная пороговая сегментация Оцу, метод активных контуров Snakes, алгоритм водораздела Watershed) и нейросетевых архитектур (FCN-8s, базовая U-Net, Attention U-Net, DeepLabV3+).

Эксперименты показали, что классические методы демонстрируют низкую устойчивость к артефактам (DICE не превышает 0.48 на зашумлённых снимках). Среди нейросетевых архитектур наилучшие результаты показала Attention U-Net: DICE = 0.93 на чистых снимках и 0.78 на снимках с артефактами при малом числе параметров (24.7 млн), что обеспечивает оптимальное соотношение качества и вычислительной эффективности.

На основе серии экспериментов экспериментально обоснована комбинация методов предобработки: CLAFE (адаптивная гистограммная коррекция с ограничением контраста) + Non-Local Means (фильтр нелокального усреднения для подавления квантового шума с сохранением границ) + Unsharp Masking (нерезкое маскирование для усиления чёткости контуров). Данная комбинация повышает метрику DICE на снимках с артефактами на 12% по сравнению с базовым вариантом (с 0.78 до 0.92).

Разработан гибридный алгоритм, в котором предобученная модель Attention U-Net генерирует бинарную маску позвонков, а классический метод водораздела (Watershed) с автоматическим выделением маркеров применяется на этапе постобработки для разделения слившихся (анатомически соприкасающихся) позвонков и уточнения границ сегментации.

Такой подход устраняет типичные недостатки чисто нейросетевых методов: отсутствие анатомических ограничений и трудности с разделением объектов.

Самостоятельно реализован расчёт клинических метрик на основе геометрического анализа сегментированных областей: для каждого позвонка вычисляются геометрические параметры; для каждой пары соседних

позвонков — межпозвонковые параметры; а также интегральные параметры всего позвоночного столба — угол Кобба (с классификацией степени сколиоза: $<10^\circ$ — норма, $10\text{--}25^\circ$ — лёгкая, $25\text{--}40^\circ$ — умеренная, $>40^\circ$ — тяжёлая деформация) и угол поясничного лордоза.

Выводы по второму разделу подтверждают эффективность предложенного гибридного подхода: сочетание продвинутой предобработки (CLANE+NLM+USM), нейросетевой сегментации (Attention U-Net) и постобработки (Watershed) обеспечивает высокую точность (DICE до 0.96 на чистых снимках и 0.92 на снимках с артефактами) и устойчивость к основным типам артефактов, характерным для реальной клинической практики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данной работы был выполнен полный цикл разработки гибридного алгоритма и программного обеспечения для автоматизированного распознавания позвонков на сагиттальных рентгенограммах — от анализа существующих методов и выявления их недостатков до создания полнофункционального десктопного приложения и экспериментальной оценки его эффективности.

На начальном этапе была изучена структура позвоночника и проведен теоретический обзор его основных заболеваний, что позволило создать теоретическую базу для последующего исследования.

Затем были рассмотрены классические и нейросетевые методы сегментации медицинских изображений, что позволило выявить их основные функциональные особенности, а также ограничения, связанные с низкой устойчивостью к артефактам (металлические импланты, анатомические наложения рёбер, двигательные размытия) и сложному фону. Проведённый анализ показал, что стандартные архитектуры демонстрируют высокую точность на чистых изображениях, однако в условиях реальной клинической практики метрика DICE падает с 0,91–0,95 до 0,50–0,65. Это позволило определить направления совершенствования подобных систем и

сформулировать требования к разрабатываемому решению, включая необходимость специализированной предобработки и модификации нейросетевой архитектуры.

В ходе проектирования был разработан многостадийный конвейер обработки рентгенограмм, основанный на последовательном применении методов адаптивной гистограммной коррекции (CLAFE), нелокального усреднения и нерезкого маскирования. Такой подход обеспечил подавление специфических для сагиттальной проекции искажений без потери диагностически значимой информации. Была выбрана и адаптирована архитектура Attention U-Net с модифицированной функцией потерь (комбинация DICE loss и focal loss), что позволило повысить фокусировку модели на релевантных анатомических областях в сочетании с методом Watershed и на сложных случаях (например, металлические импланты) — увеличить показатель DICE с 0,50–0,65 до 0,9–0,93, в сравнении с базовой архитектурой U-Net без предобработки.

Практическая часть работы включала разработку десктопного приложения на фреймворке PyQt5 и реализацию логики на Python с использованием библиотек TensorFlow и scikit-image. Были реализованы механизмы автоматической загрузки и обработки изображений (включая формат DICOM), алгоритмы нейросетевой сегментации с постобработкой на основе метода водораздела, а также формирование результатов с их представлением в виде наложения маски и возможностью экспорта в форматы PNG, PDF и CSV. Это позволило обеспечить удобство взаимодействия пользователя с системой и повысить наглядность представляемых данных.

Основные результаты магистерской работы были представлены на кафедральном этапе студенческой конференции факультета компьютерных наук и информационных технологий.

Основные источники информации:

1. Ronneberger, Olaf. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [Text] / Ronneberger, Olaf, Fischer, Philipp, and Brox, Thomas // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). — Cham : Springer International Publishing. — 2015. — Vol. 9351 of Lecture Notes in Computer Science (LNCS). — P. 234–241.

2. Oktay, Ozan. Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas [Text] / Oktay, Ozan, Schlemper, Jo, Folgoc, Loïc Le, Lee, Matthew, Heinrich, Mattias, Misawa, Kazunari, Mori, Kensaku, McDonagh, Steven, Hammerla, Nils Y., Kainz, Bernhard, Glocker, Ben, and Rueckert, Daniel // arXiv preprint arXiv:1804.03999. — 2018. — Access mode: <https://arxiv.org/abs/1804.03999>.

3. Isensee, Fabian. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation [Text] / Isensee, Fabian, Jaeger, Paul F., Kohl, Simon A. A., Petersen, Jens, and Maier-Hein, Klaus H. // Nature Methods. — 2021. — Vol. 18, no. 2. — P. 203–211.

4. Gao, Tian. A novel dual-branch segmentation algorithm for overall spine segmentation [Text] / Gao, Tian, Zhang, He, Ying, Yuhan, Li, Andi, Lu, Hua, Zhao, Yiwen, Zhang, Lei, and Song, Guoli // Quantitative Imaging in Medicine and Surgery. — 2025. — Vol. 15, no. 4. — Access mode: <https://qims.amegroups.org/article/view/136524>.

5. Zuiderveld, Karel. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization [Text] // Graphics Gems IV / ed. by Heckbert, Paul S. — San Diego, CA, USA : Academic Press Professional, 1994. — P. 474–485.

6. Shakir, Yasir Hussein. The vertebrae X-ray images [Text]. — Kaggle. — 2022. — Access mode: <https://www.kaggle.com/datasets/yasserhessein/the-vertebrae-xray-images>.