

УДК 004.89

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ВРАЧЕБНЫХ РЕШЕНИЙ С АДАПТИВНОЙ ПРЕДОБРАБОТКОЙ РЕНТГЕНОГРАММ

А. С. МИЩЕНКО, И. И. МИЩЕНКО

Научный руководитель А. Е. МИСНИК, канд. техн. наук  
Белорусско-Российский университет  
Могилев, Беларусь

Диагностика комплексных патологий опорно-двигательного аппарата, в частности Hip-Spine синдрома, остаётся одной из наиболее сложных задач современной травматологии и ортопедии. Под данным термином понимается клиническое состояние, при котором одновременно поражаются тазобедренный сустав и поясничный отдел позвоночника, причём болевые проявления взаимно маскируют друг друга: дегенеративное разрушение тазобедренного сустава способно имитировать симптомы дегенеративных изменений позвоночного столба и наоборот. Подобная двойственность клинической картины систематически приводит к ошибкам дифференциальной диагностики и, как следствие, к некорректному назначению терапии.

Основным инструментом первичной визуализации при подозрении на Hip-Spine синдром по-прежнему служит рентгенография. Несмотря на широкую доступность, низкую стоимость и относительно малую лучевую нагрузку, рентгеновские снимки обладают рядом существенных ограничений: неравномерная экспозиция, вызванная различиями в толщине и плотности тканей на пути луча; шумы, обусловленные квантовой природой излучения и электроникой детектора; артефакты движения пациента во время съёмки; ограниченная контрастность костных структур на фоне мягких тканей; принципиально двумерная природа изображения, при которой трёхмерные анатомические образования проецируются в одну плоскость. Остро проблема качества проявляется при использовании мобильных рентген-аппаратов или устаревшего оборудования, не оснащённого цифровыми системами коррекции. Перечисленные факторы негативно влияют не только на интерпретацию врача-рентгенолога, но и на эффективность алгоритмов искусственного интеллекта: современные архитектуры глубокого обучения, такие как YOLO и U-Net, демонстрируют снижение точности распознавания на 20 %...40 % при работе с низкокачественными изображениями [1].

Существующие подходы к решению данной проблемы можно условно разделить на три группы. Первая группа объединяет классические методы предобработки, включающие адаптивную гистограммную эквализацию с ограничением контраста, известную как CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization), медианную фильтрацию и гамма-коррекцию. Под гистограммной эквализацией понимается процедура перераспределения значений яркости пикселей таким образом, чтобы гистограмма изображения, т. е. график частоты встречаемости каждого уровня яркости, занимала весь доступный динамический диапазон, тем самым повышая визуальную контрастность.

Приставка «адаптивная» означает, что операция выполняется не для всего снимка целиком, а для небольших локальных окон, что позволяет усиливать детали в затемнённых областях, не перенасыщая при этом светлые участки. Ограничение контраста в данном контексте представляет собой пороговое значение, выше которого усиление подавляется, что препятствует чрезмерному усилению шума. Медианная фильтрация заключается в замене значения каждого пикселя на медиану, т. е. срединное значение яркости в заданной окрестности, что эффективно подавляет импульсные выбросы, не размывая при этом резкие границы. Гамма-коррекция представляет собой нелинейное преобразование яркости по степенной функции, позволяющее скорректировать общую экспозицию снимка без изменения его локальной структуры. Несмотря на универсальность данных методов, их применение в условиях высокого разнообразия входных данных оказывается неэффективным: различия в оборудовании, позиционировании пациента и параметрах экспозиции требуют индивидуальной настройки, что невозможно в рамках фиксированного конвейера обработки. Вторая группа включает монолитные нейросетевые модели, применяемые напрямую к необработанным снимкам без предварительной подготовки. Такие системы работают удовлетворительно только на высококачественных данных, а при обработке архивных снимков накапливают ошибки на каждом этапе анализа. Третья группа охватывает ансамблевые методы без централизованного управления, которые хотя и повышают устойчивость к входным возмущениям, оказываются вычислительно избыточными, поскольку активируют все подмодули независимо от реальных потребностей конкретного изображения.

Учитывая перечисленные ограничения, нами предложен иной подход, основанный на интеллектуальной системе поддержки принятия врачебных решений с адаптивной предварительной обработкой. Основным отличием от существующих решений является динамическое формирование цепочки обработки для каждого снимка под управлением центральной супервайзер-сети на базе модифицированной архитектуры ResNet-50. Супервайзер-сеть в контексте данной работы выполняет роль управляющего контроллера: она анализирует входное изображение и формирует маску активации – набор из пяти числовых весов, каждый из которых определяет степень необходимости задействования соответствующего специализированного подмодуля. Первый подмодуль осуществляет коррекцию яркости с генерацией карты освещённости, второй выполняет адаптивное усиление контраста, третий реализует двухэтапное шумоподавление, четвёртый обеспечивает геометрическую коррекцию, а пятый нормализует физический масштаб пикселей к единому стандарту [2]. На рис. 1 представлена блок-схема модуля предварительной обработки рентгеновских снимков.

Помимо индивидуализированной обработки каждого снимка, в систему внедрён механизм раннего завершения: если супервайзер оценивает качество изображения как достаточное, обработка прерывается, что сокращает среднее время анализа до 0,8 с. Общая логика построения системы реализована по модульному микросервисному принципу, при котором каждый функцио-

нальный блок представляет собой независимый программный сервис с собственным интерфейсом взаимодействия, что обеспечивает масштабируемость и возможность поэтапного внедрения в клиническую практику.

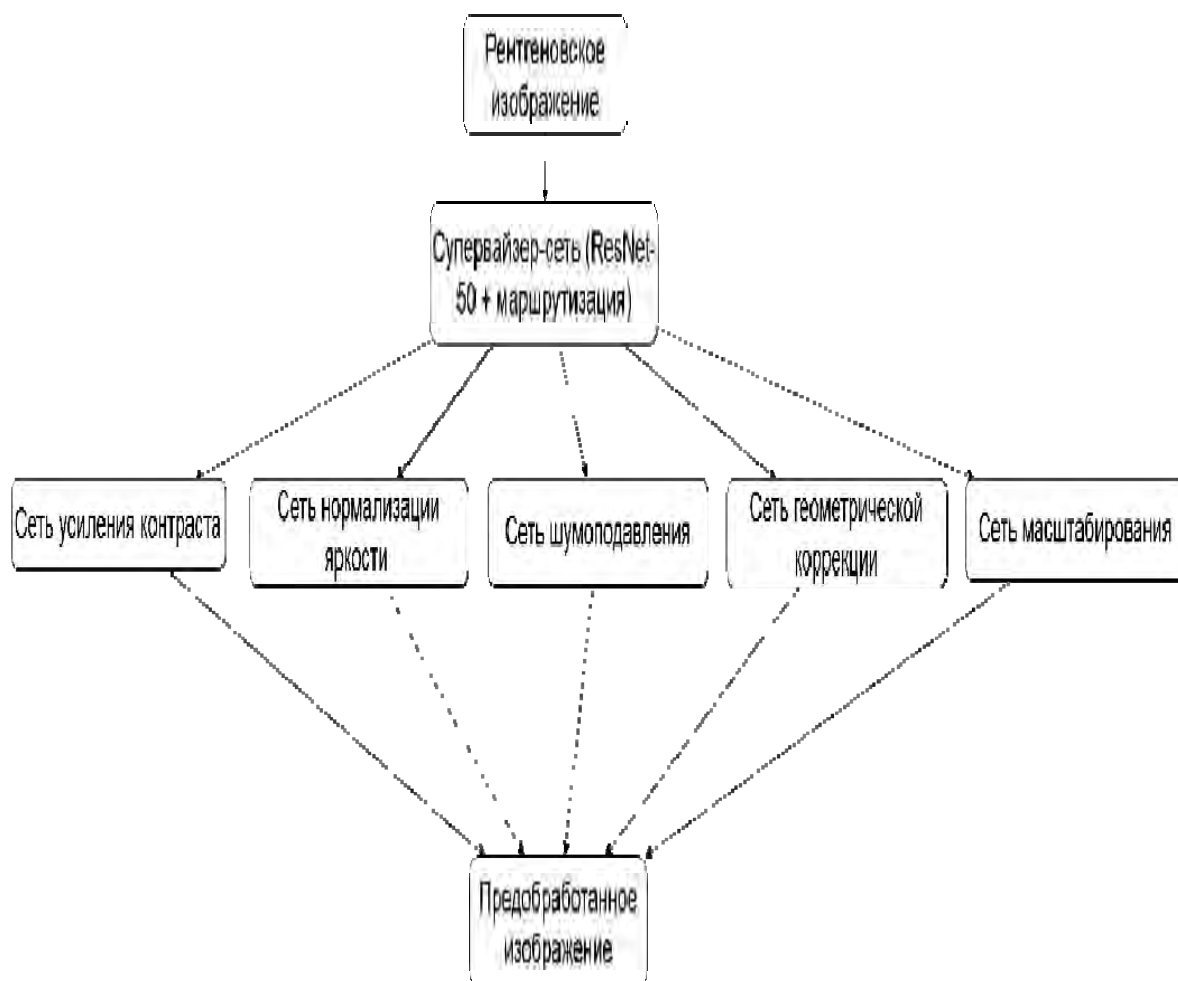


Рис. 1. Блок-схема модуля предварительной обработки

После этапа предобработки изображение поступает в модуль локализации ключевых анатомических ориентиров, где применяется алгоритм обнаружения угловых точек Shi-Tomasi в сочетании со стандартной гистограммной эквализацией. Алгоритм Shi-Tomasi для каждого пикселя изображения вычисляет собственные значения матрицы градиентов яркости. Точка признаётся устойчивой угловой, если оба собственных значения превышают заданный порог, что гарантирует её однозначную локализацию при малых смещениях и поворотах. Стандартная гистограммная эквализация на данном этапе служит для глобального выравнивания распределения яркости и максимизации динамического диапазона перед детекцией точек. Экспериментально установлено, что данная комбинация обеспечивает наивысшую устойчивость и точность до 95 % при локализации стабильных анатомических точек – центров тазобедренных суставов на снимках неидеального качества. На основе выявленных ориентиров вычисляются биомеханические параметры, позволяющие количественно оценить взаимосвязь между позвоночником и тазом.

Далее следуют модуль семантической сегментации костных структур на базе модифицированной U-Net с механизмами внимания и модуль детекции патологий на архитектуре YOLOv11. Результатом работы детектора являются прямоугольные рамки, очерчивающие область каждой обнаруженной патологии. Завершает конвейер модуль визуализации, формирующий интерпретируемый отчёт с ограничивающими рамками, сегментированными масками и маркерами анатомических ориентиров [3].

Входной файл загружается в систему в формате DICOM. Последовательность обработки выглядит следующим образом: загрузка файла, адаптивная предобработка, локализация ориентиров, сегментация, детекция и формирование отчёта. Результаты каждого этапа доступны врачу для верификации, что повышает доверие к автоматическому анализу и соответствует принципу объяснимого искусственного интеллекта в медицине.

Особого внимания заслуживает механизм адаптивной предобработки. Центральная супервайзер-сеть не просто принимает бинарное решение о включении подмодуля, а выполняет его адаптивное взвешивание на основе оценки неопределённости. Для каждого подмодуля вычисляется математическое ожидание активации, т. е. среднестатистическая вероятность того, что данная операция необходима для конкретного снимка. Чем выше неуверенность сети в необходимости конкретной операции, тем меньше её вклад в итоговый результат, что снижает риск накопления артефактов при обработке атипичных снимков. Комплексная оценка качества изображения, обозначаемая аббревиатурой QoI, формируется с учётом контраста, резкости границ и уровня шума.

Экспериментальная проверка проводилась на наборе из 6317 рентгенограмм, представляющем собой крупномасштабную коллекцию рентгеновских снимков костно-мышечной системы [1]. Сравнение трёх подходов к предобработке – отсутствие обработки, классическая комбинация CLANE с фильтрами и предложенный адаптивный ансамбль – продемонстрировало значительное превосходство последнего. Точность распознавания анатомических ориентиров повысилась с 68 % без обработки и 81 % при использовании CLANE до 93 %; полнота локализации ключевых зон возросла с 59 % и 77 % до 90 %; комплексная оценка качества достигла 92 % против 63 % и 79 % соответственно. Среднее время обработки одного снимка составило 3,2 с, что укладывается в целевой лимит 3...5 с. В табл. 1 представлены сравнительные результаты методов предобработки.

Табл. 1. Сравнение методов предобработки

| Метод обработки     | Точность распознавания ориентиров, % | Полнота локализации ключевых зон, % | Комплексная оценка качества, % | Время |
|---------------------|--------------------------------------|-------------------------------------|--------------------------------|-------|
| Без обработки       | $68 \pm 3,2$                         | $59 \pm 4,1$                        | 63                             | —     |
| CLANE и фильтры     | $81 \pm 2,8$                         | $77 \pm 3,5$                        | 79                             | 0,3   |
| Ансамбль нейросетей | $93 \pm 1,4$                         | $90 \pm 1,9$                        | 92                             | 0,8   |

Комплексное тестирование подтвердило эффект интеграции всех модулей. Пропуск этапа предобработки приводил к падению точности распознавания ориентиров до 68 % и снижению точности детекции патологий на 20 %...25 %. Использование упрощённой сегментации без механизмов внимания снижало точность выявления переломов на 15 %...18 % в зонах перекрытия структур. Замена алгоритма Shi-Tomasi на альтернативные детекторы особых точек Harris или SIFT ухудшала восстановление траектории позвоночника до 75 % и в 30 % случаев делала невозможным построение аппроксимирующей кривой. Таким образом, каждый компонент создаёт условия для эффективной работы последующих, а отказ от одного этапа разрушает целостность конвейера.

Разработанная система представляет собой клинически применимое, масштабируемое и интерпретируемое решение, способное повысить качество диагностики сложных ортопедических патологий. Врач получает не только итоговое заключение, но и пошаговое обоснование результата через визуализированные промежуточные этапы, что снижает субъективный фактор и повышает доверие к автоматическому анализу. В перспективе планируются интеграция трёхмерной реконструкции на основе мультипроекционных рентгенограмм, расширение механизмов активного обучения и адаптация архитектуры под компьютерную и магнитно-резонансную томографию.

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Мищенко, И. И.** Способ интеллектуального распознавания Hip-Spine синдрома / И. И. Мищенко, А. В. Александров, М. А. Шалухова // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте (ИММВ-2024). – 2024. – С. 245–254.
2. **Мищенко, И. И.** Ансамбль нейронных сетей для предварительной обработки изображений в рамках систем поддержки принятия врачебных решений / И. И. Мищенко // XXII Нац. конф. по искусственному интеллекту с междунар. участием (КИИ-2025) : в 2 т. – СПб., 2025. – Т. 2. – С. 195–204.
3. **Мищенко, И. И.** Применение технологий компьютерного зрения и предварительной обработки изображений в системах поддержки принятия решений / И. И. Мищенко, А. В. Александров, А. Е. Мисник // Вестник Самарского государственного технического университета. – 2024. – Т. 32, № 4. – С. 6–26.