

Системный анализ в медицине и биологии

Автоматизированный расчет угла Кобба на рентгенограммах позвоночника с помощью гибридного подхода

А.А. Вейц^I, Н.А. Благосклонов^{I,II}

^I Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова, г. Москва, Россия

^{II} Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, г. Москва, Россия

Аннотация. Представлена разработка программного модуля для автоматического измерения угла Кобба – «золотого стандарта» оценки сколиотической деформации на рентгенограммах позвоночника в прямой проекции. Ключевой особенностью предлагаемого решения является гибридный подход, сочетающий глубокое обучение для семантической сегментации тел позвонков и детерминированные алгоритмы компьютерного зрения для последующего геометрического расчета. Выделение тел позвонков осуществляется на основе искусственной нейронной сети (ИНС) архитектуры U²-Net, обрабатывающей как DICOM-изображения, так и фотографии с негатоскопов (JPG/PNG). Последующий алгоритмический анализ выделенных контуров и аппроксимация поверхностей позвонков позволяют автоматически строить линии Кобба и вычислять угол искривления позвоночника. Разработанная ИНС для сегментации тел позвонков продемонстрировала на тестовом наборе данных коэффициент Dice, равный 0,9859. Модуль интегрирован в медицинскую информационную систему для проспективной оценки точности с участием экспертов.

Ключевые слова: компьютерное зрение, глубокое обучение, семантическая сегментация, U²-Net, угол Кобба, сколиоз, рентгенография позвоночника.

DOI: 10.14357/20790279260309 **EDN:** ERVROZ

Введение

Сколиоз является общим термином, объединяющим разнородную группу состояний организма, выражающихся в изменениях формы и положения позвоночника, грудной клетки и туловища в целом. Подростковый идиопатический сколиоз является широко распространенной ортопедической патологией и применяется в отношении всех пациентов, у которых не

представляется возможным выявить отдельное заболевание, вызывающее деформацию. Частота встречаемости в мировой популяции составляет 2-3% при искривлении более 10° [1]. «Золотым стандартом» количественной оценки выраженности деформации и определения тактики лечения (наблюдение, корсетирование, операция) является измерение угла Кобба на переднезадних рентгенограммах позвоночника [2]. Одна-

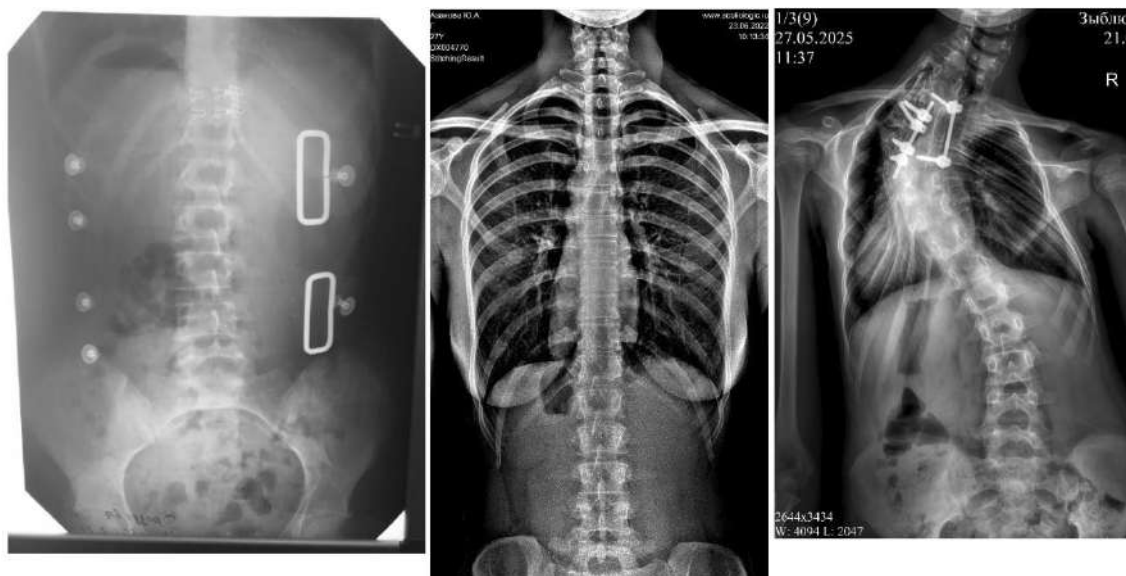


Рис. 1. Пример использованных для набора данных снимков

ко ручной метод расчета угла подвержен меж- и внутриэкспертной вариабельности (отклонение до $5-10^\circ$) [3] ввиду субъективности суждений отдельных врачей, весьма трудоемок и сильно зависит от качества снимка. Применение информационных технологий способно ускорить анализ рентгенограмм, повысить точность и воспроизводимость определения угла Кобба.

Системы для решения данной задачи уже разрабатывались ранее. Среди них можно выделить несколько, подробно описанных их авторами в научных публикациях. Классические методы обработки изображений, такие как пороговая, выделение краев (операторы Собеля, Кэнни) и преобразование Хафа, применялись в ранних работах (например, [4] в tandem с искусственными нейронными сетями (ИНС)), однако они демонстрируют высокую чувствительность к шуму и вариациям качества снимков. Полуавтоматические системы, требующие активного взаимодействия с пользователем (например, XRay [5]), представляют собой компромисс, но не обеспечивают полную автоматизацию процесса. В настоящее время активно применяются подходы, основанные на машинном и глубоком обучении. Так, в работе [6] была применена сверточная нейронная сеть (СНС) на основе ResNet, модифицированная для регрессии координат ключевых точек позвонков, что позволило автоматизировать построение линий Кобба. В работе [7] авторами применялись архитектуры для семантической сегментации (U-Net, DeepLab). Кроме того, существуют альтернативные методы, такие как параметрическое 3D-моделирование позво-

ночника [8] и анализ на основе МРТ [9], однако они либо обладают высокой вычислительной сложностью, либо не соответствуют рентгенологическому «золотому стандарту» диагностики сколиоза.

Целью данной работы является разработка и тестирование программного модуля, который устраняет указанные недостатки отдельных подходов путем использования гибридного подхода на основе нейронной сети для робастной сегментации тел позвонков и применения детерминированного, интерпретируемого алгоритма геометрического анализа для расчета угла Кобба.

1. Подготовка набора данных

Для обучения и тестирования использовался набор из 313 анонимизированных рентгенологических изображений позвоночника в переднезадней проекции, предоставленный сетью клиник ООО «Сколиолоджик.ру». Набор включал снимки с различными типами сколиоза (в соответствии с классификацией M. Rigo et al., 2010 [10]), степенями (углы Кобба $0-80^\circ$) и без видимой деформации. Критически важной особенностью было разнообразие форматов: оригинальные DICOM-файлы, а также фотографии снимков с негатоскопов в форматах JPG и PNG, что имитировало реальные условия работы с архивными данными (рис. 1). Все изображения были снабжены экспертной разметкой границ позвонков (рис. 2).

Для увеличения разнообразия данных и повышения обобщающей способности модели применялась аугментация в реальном времени (оп-

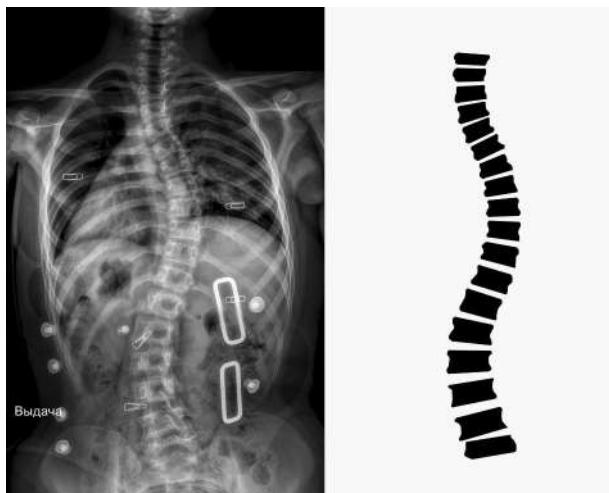


Рис. 2. Пример экспертной разметки границ позвонков

the-fly) с вероятностью применения 0,7. Методы аугментации, реализованные с помощью библиотеки TensorFlow, включали:

- Пространственные преобразования: случайные повороты на углы, кратные 90° , горизонтальное и вертикальное отражение.
- Случайное масштабирование: в диапазоне от 0.9 до 1.1 с последующей обрезкой или дополнением изображения до исходного размера.
- Яркостные преобразования: корректировка яркости (коэффициент 0.8–1.2) и контрастности (коэффициент 0.8–1.2) только для входного изображения, без изменения маски.

При этом не использовались нелинейные геометрические искажения (аффинные трансформации, эластичные деформации), так как они могли бы критически изменить анатомическую геометрию позвоночника и сделать данные нерелевантными для клинической задачи [11].

2. Архитектура программного модуля

Архитектурно предлагаемое решение построено по модульному принципу и реализует гибридный подход, который объединяет глубокое обучение для модуля семантической сегментации позвонков и последующий детерминированный алгоритмический анализ для модуля геометрических построений и вычислений. Такой дизайн позволяет использовать сильные стороны обоих методов: способность СНС к эффективному выделению сложных биологических структур на зашумленных данных [12] и точность, контролируемость и интерпретируемость классических алгоритмов компьютерного зрения для решения геометрических задач [13].

Ключевым отличием данного подхода от исключительно нейросетевых решений является возможность пошаговой верификации. Вместо получения итогового угла как результата работы единого «черного ящика», модуль предоставляет врачу-рентгенологу доступ к визуализированным промежуточным результатам каждого этапа.

Специалист может последовательно оценить:

1. Качество исходной сегментации тел позвонков (бинарную маску).
2. Результаты постобработки, включая выделенные контуры каждого позвонка.
3. Определенные алгоритмом ключевые точки (верхние и нижние края позвонков).
4. Построенные на основе этих данных линии Кобба.
5. Рассчитанный в результате угол Кобба.

Такой поэтапный вывод данных позволяет врачу не только принять или скорректировать конечный результат, но и понять логику работы модуля. Например, если рассчитанный угол кажется завышенным, врач может проверить, верно ли нейросеть выделила границы конкретного позвонка или правильно ли алгоритм выбрал опорные позвонки для построения линий. При необходимости имеется возможность скорректировать расположение полученных прямых, переопределить опорные линии, пересчитать угол Кобба. Это существенно повышает доверие к автоматизированной системе, так как решение перестает быть непрозрачным и становится совместным результатом работы алгоритма и экспертной оценки [14].

Разделение программного модуля на сегментирующую нейронную сеть и интерпретируемый алгоритмический блок обеспечивает не только высокую точность конечного измерения, но и возможность клинической верификации каждого этапа, что является важной составляющей для внедрения в медицинскую практику.

3. Модуль семантической сегментации позвонков

Выбор архитектуры нейронной сети для сегментации позвонков проводился на основе сравнительного анализа и практического тестирования нескольких современных подходов к семантической сегментации. Изначальная задача состояла в точном выделении контуров позвоночного столба и тел отдельных позвонков с обеспечением прямолинейности их горизонтальных границ, что критически важно для последующего геометрического анализа. В связи со спецификой рентгенографических изображений (черно-белая палитра, малая

относительная площадь позвоночника, наложение ребер и других анатомических структур, риск искажений при аугментации), а также невозможностью эффективного применения трансферного обучения (transfer learning) из-за узкой предметной области [12], была проведена серия экспериментов на ограниченной выборке из 50 снимков. Тестирование оценивалось как по метрике точности (accuracy), так и по качеству визуального результата.

Были последовательно опробованы и отвергнуты следующие архитектуры ИНС:

1. Mask R-CNN [15] и другие полносвязные сети: отклонены из-за чрезмерных требований к вычислительным ресурсам.
2. Fully Convolutional Networks (FCN) [16]: продемонстрировали длительное время обучения и неудовлетворительное качество сегментации на тестовых данных.
3. ResNet [17], модифицированная (с заменой последних слоев): показала признаки переобучения при работе с новыми типами снимков.
4. ParseNet [18]: не показала значимых положительных результатов в данной задаче.
5. U-Net [19]: проявила себя наилучшим образом на начальном этапе, демонстрируя стабильный рост точности в выделении тел позвонков. Однако в процессе дальнейшей эксплуатации на расширенном наборе данных была выявлена ее склонность к деградации качества на сложных и нетиповых случаях, а попытки дообучения приводили к потере ранее успешно определяемых признаков («катастрофическое забывание»).
6. TransUNet [20]: гибридная архитектура (сочетающая CNN и трансформеры), адаптированная под ограниченные вычислительные ресурсы, также не показала ожидаемого улучшения, а результаты оказались даже ниже, чем у ResNet.

Этот сравнительный анализ подтвердил необходимость в архитектуре, способной извлекать многоуровневые контекстные особенности без экспоненциального роста вычислительной сложности и с высокой устойчивостью к вариативности входных данных. Итоговым выбором стала CHC U²-Net (Residual Self-Attention U-Net (RSU-Net)), сеть U-Net с остаточными связями и механизмом самовнимания), чья вложенная U-образная структура, где каждый блок кодировщика и декодировщика сам является U-образным модулем (RSU), идеально отвечает этим требованиям. Она позволяет эффективно захватывать контекстные особенности на различных масштабах, обеспечивая высокую точность выделения границ позвонков на разнородных рентгенограммах, сохраняя при этом умеренную вычислительную сложность. Данная

сеть была реализована на языке Python с использованием библиотек TensorFlow и Keras.

Вход: изображение размером 640×640 пикселей с одним каналом (градации серого со значениями от 0 до 256).

Архитектура: для решения задачи сегментации позвонков была создана модель, общая глубина которой составляет шесть уровней дискретизации. Количество фильтров на нисходящем пути, то есть в энкодере, было задано следующим образом: 64, 128, 256 и 512. Эти значения соответствуют числу выходных фильтров для первых четырех блоков RSU, отвечающих за снижение пространственного разрешения. Количество фильтров во внутренних слоях этих же блоков было определено как 32, 32, 64 и 128. Такая структура, где число внутренних фильтров меньше числа выходных, является ключевой особенностью блоков RSU, позволяющей снизить вычислительную нагрузку без потери выразительности признаков.

Два последних и наиболее глубоких уровня сети построены на основе специализированных блоков RSU-4F, где 4F означает использование четырех параллельных сверток с различными коэффициентами дилатации. Для этих блоков количество выходных фильтров было установлено равным 512 для каждого, а количество фильтров во внутренних слоях – 256. В отличие от стандартных блоков, RSU-4F не используют операции уменьшения разрешения. Вместо этого они применяют параллельные свертки с растущими коэффициентами расширения, такими как 1, 2, 4 и 8. Такой подход позволяет экспоненциально увеличить рецептивное поле блока, сохраняя при этом исходное разрешение и избегая роста числа параметров, неизбежного при использовании крупных ядер сверток. На самом глубоком уровне, где пространственное разрешение минимально, но семантическая информация максимальна, блоки RSU-4F эффективно собирают признаки из широкого контекста всего изображения. Это особенно важно для точного понимания общей структуры позвоночника, оценки его изгибов и надежного разделения позвонков, даже в условиях сложных деформаций, таких как сколиоз, или при наложении теней от ребер и других анатомических и иных образований. Таким образом, сочетание четырех стандартных блоков RSU и двух блоков RSU-4F создает мощный и эффективный механизм для одновременного анализа как локальных деталей, так и глобального контекста на рентгеновских снимках.

Ключевые особенности: включены пакетная нормализация и механизм глубокого контроля. Они помогают стабилизировать обучение глубокой

сети, используя выходы с промежуточных уровней для расчета дополнительных функций потерь [12].

Обучение модели: набор данных, состоящий из 313 пар «рентгенограмма–маска», был разделен случайным образом в соотношении 90/10 на обучающую и тестовую выборки.

Для обучения использовалась комбинированная функция потерь, представляющая собой сумму бинарной кросс-энтропии (Binary Cross-Entropy) и Dice Loss. Такая комбинация обеспечивает стабильный градиентный спуск и акцент на точности сегментации границ. Для преодоления специфических проблем, таких как «слипание» соседних позвонков на выходе сети, в функцию потерь был введен дополнительный структурный член, стимулирующий модель создавать четкие промежутки между позвонками и формировать дискретное распределение интенсивности по вертикальной оси позвоночника. Модель обучалась в течение 300 эпох с использованием оптимизатора Adam ($1e-4$). Для мониторинга переобучения и сохранения лучшей модели применялись функции колбэки (callbacks) EarlyStopping (patience=40) и ReduceLROnPlateau (patience=15, factor=0.5). Обучение производилось на процессоре AMD Ryzen 9 5900X и видеокарте NVIDIA GeForce RTX 4070 Ti.

4. Модуль геометрического анализа и расчета угла Кобба

В результате работы нейронной сети получается полутоновая маска, где цвет пикселя отражает степень уверенности прогноза: от черного цвета, характеризующего тела позвонков к белому, не соответствующего области интереса (рис. 3).

Цель последующей обработки – преобразовать эти данные в геометрические примитивы для точного вычисления угла Кобба. Процесс реализован в виде последовательного конвейера обработки, основные этапы которого описаны ниже.

Морфологическая постобработка и выделение устойчивых контуров позвонков. Прямой выход нейронной сети часто содержит артефакты: «дыры» внутри позвонков и, что особенно критично, «сшивки» (слипание) между соседними позвонками. Для их устранения применяется итеративный алгоритм. Вместо одноразовых операций используется циклическая морфологическая эрозия (до 500 итераций), которая последовательно «разъедает» белые области, заставляя слипшиеся объекты отделяться. На каждом шаге фиксируются все найденные контуры тел позвонков пока на изображении не останется только пустая область (рис. 4). Затем, основная задача итеративного ал-



Рис. 3. Результат работы нейронной сети

горитма заключается в последовательном анализе иерархии перекрытия контуров между соседними шагами разделения. Если на более глубокой итерации один контур распадается на два, и оба новых контура имеют значительную область пересечения ($\geq 0,75$) с исходным, то это регистрируется как успешное разделение, и в финальный список контуров попадут два разделенных контура (рис. 5). Итоговый список контуров обобщается, в котором каждый элемент соответствует одному позвонку, а дубликаты, возникшие на разных итерациях, удаляются.

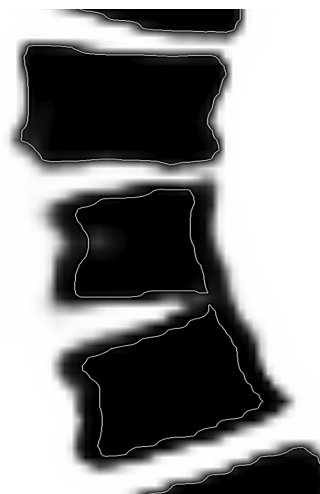


Рис. 4. Результат предобработки изображения; кривыми линиями показаны найденные точные контуры позвонков

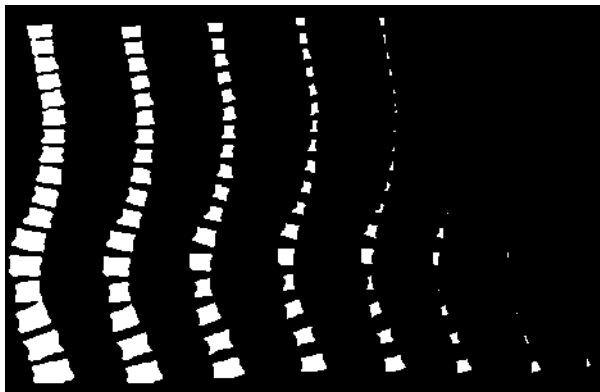


Рис. 5. Пример последовательной работы итеративного алгоритма обработки изображения и выделения позвонков (слева нулевая итерация алгоритма, справа — последняя) видно, как позвонки L3-L2 исходно имели значительную область пересечения, но в процессе были отделены друг от друга

Определение геометрических ориентиров и пространственная индексация. Для каждого изолированного контура (тела позвонка) вычисляется его центр масс (не как среднее арифметическое точек, а как центр тяжести через моменты изображения). Затем строится минимальный охватывающий прямоугольник (bounding box) произвольной ориентации с помощью функции `cv2.minAreaRect` библиотеки OpenCV, которая находит повернутый прямоугольник минимальной площади, охватывающий заданный набор точек. Для обеспечения согласованной индексации вершин прямоугольников (0: верх-лево, 1: верх-право, 2: низ-право, 3: низ-лево) применяется алгоритм, который:

1. Сортирует позвонки снизу-вверх по Y-координате центра на изображении.

2. Для самого нижнего позвонка упорядочивает вершины стандартным образом (минимальные расстояния от центра до краев изображения. Данный контур является самым нижним на изображении и соответствует последнему поясничному позвонку, степень наклона которого минимальна).

3. Для каждого следующего позвонка определяет, какие две его вершины находятся ближе всего к нижним вершинам предыдущего позвонка. Эти точки назначаются как нижние вершины текущего прямоугольника, а оставшиеся две — как верхние. Такой подход обеспечивает пространственную преемственность и устойчивость нумерации независимо от общего изгиба позвоночника (рис. 6).

Аппроксимация линий замыкательных пластинок методом радиального сканирования. Для каждого позвонка (с индексом i) определяются два направляющих вектора: к центру следующего позвонка и к центру предыдущего. Вычисляют-

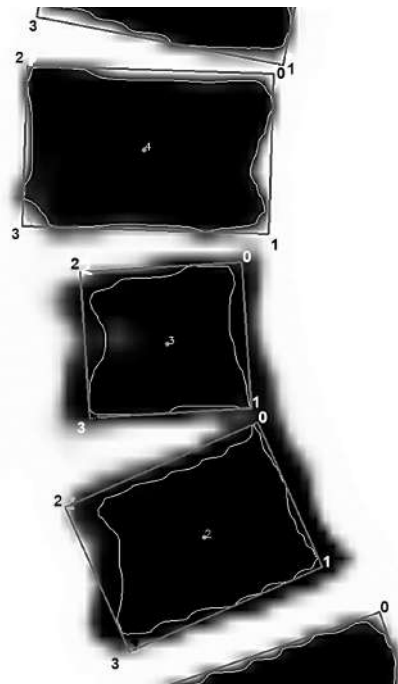


Рис. 6. Пример геометрических ориентиров: прямоугольниками обозначены bounding box, кривыми — контуры позвонков, цифрами — углы позвонков, точками и цифрами в позвонках — центры масс позвонков

ся углы между вектором к следующему позвонку и векторами к правой/левой верхним вершинам bounding box, что задает угловой сектор для поиска верхней граничной линии. Аналогично определяется сектор для нижней линии (рис. 7).

Внутри каждого сектора из центра масс выпускается множество лучей (количество составляет от 80 до 150, в зависимости от размера контура). По



Рис. 7. Разбор определения поверхности позвонка: белой кривой обозначен контур позвонка, прямоугольником — bounding box, пунктирными стрелками определяющие векторы, оканчивающиеся черными точками края позвонка, пунктирной линией обозначена прямая верхней границы позвонка

каждому лучу выполняется радиальное сканирование: алгоритм движется от центра, проверяя интенсивность пикселей в исходной бинарной маске. Первое пересечение с белой областью (значение пикселя ≥ 150) фиксируется как граничная точка. Чтобы остановить сканирование на краю позвонка и не выйти за его пределы, вводится ограничительная прямая (ограничитель). Для позвонка с номером i эта прямая строится как линия, проходящая через середину отрезка между его центром и центром соседнего позвонка, а также через середины отрезков между соответствующими вершинами их bounding box. Если луч пересекает ограничительную прямую до встречи с белым пикселем, в качестве граничной точки берется точка пересечения с этой прямой.

Полученные наборы точек для верхнего и нижнего краев позвонка независимо аппроксимируются прямыми линиями методом наименьших квадратов (функция аппроксимации `pr.polyfit`), [16, 17] что дает окончательные уравнения линий вида $y = kx + b$, моделирующих верхнюю и нижнюю замыкательные пластинки (как это представлено на рис. 7).

Автоматический расчет угла Кобба через анализ функции углов наклона. Следующий этап обработки данных заключается в вычислении относительного наклона реконструированных прямых с целью последующего определения углов Кобба. Для каждой i -ой прямой, аппроксимирующей замыкательную пластинку позвонка, определяется ее направляющий вектор $\vec{V}_i = \{V_{ix}, V_{iy}\}$. Угол наклона θ_i данной прямой по отношению к горизонтальной оси абсцисс вычисляется через скалярное произведение вектора $\vec{V}_i$ и единичного вектора $\vec{e}_x = \{1, 0\}$:

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{V_{ix} \cdot e_x}{\|\vec{V}_i\|}\right) * \text{sgn}(V_{iy}),$$

где знаковая функция $\text{sgn}(V_{iy})$ присваивает углу отрицательное значение в случае, если прямая имеет нисходящее направление вдоль оси ординат. Полученный массив углов, упорядоченный в соответствии с анатомической последовательностью позвонков снизу-вверх, образует дискретную функцию угла наклона от индекса позвонка.

Классическая методика измерения угла Кобба предполагает идентификацию двух прямых, соответствующих наиболее наклоненным замыкательным пластинкам, ограничивающим сколиотическую дугу. Для автоматического выделения границ дуг в разработанном алгоритме реализован комбинированный подход, объединяющий два взаимодополняющих метода анализа числовой последовательности θ_i

Метод полиномиальной аппроксимации и анализа производной. Дискретная последовательность θ_i аппроксимируется полиномом $P(x)$ десятой степени, построенным по методу наименьших квадратов. Десятая степень выбрана как двойное количество возможных сколиотических дуг на снимке, что позволяет гарантировано их сохранить после аппроксимации. Вычисляется первая производная полинома $P'(x)$, характеризующая скорость изменения угла наклона вдоль позвоночного столба. Эмпирически установленный порог чувствительности T определяется как:

$$T = \frac{1}{6} \max_{x \in [1, n]} |P'(x)|.$$

Точки x_k , в которых модуль производной пересекает порог T (как в положительном, так и в отрицательном направлении), рассматриваются как кандидаты на положение границ сколиотических дуг. Дополнительно в множество граничных индексов принудительно включаются крайние точки $x = 1$ и $x = n$, соответствующие первому и последнему позвонкам в анализируемой последовательности.

Метод фильтрации на основе преобразования Фурье. Исходная последовательность углов θ_i подвергается низкочастотной фильтрации с использованием дискретного преобразования Фурье. Подавление высокочастотных составляющих производится путем обнуления коэффициентов Фурье с частотами выше заданного порога $f_c = 0,15 * f_{max}$, где f_{max} – частота Найквиста, т.е. половина частоты дискретизации сигнала, представляющего собой колебания позвоночника. Сглаженная последовательность $\sim \theta_i$ анализируется на предмет локальных экстремумов. Индексы i , соответствующие точкам локальных минимумов и максимумов, также включаются в совокупность потенциальных границ дуг, наряду с индексами 1 и n .

Итоговое множество граничных индексов $B = \{b_1, b_2, b_3, \dots\}$ формируется как объединение результатов обоих методов с последующей сортировкой по возрастанию и удалением дубликатов. При конфликтах приоритет отдается методу фильтрации Фурье. Полученные индексы (т.е. порядковые номера позвонков в анализируемой последовательности) однозначно определяют границы сколиотических дуг для последующего расчета углов Кобба.

Для каждой пары последовательных граничных индексов b_j, b_{j+1} , вычисляется угол Кобба Δ_j как абсолютное значение разности углов наклона соответствующих прямых. Угол наклона θ_i используется для последующего расчета угла Кобба:

$$\Delta_j = |\theta_{b_j} - \theta_{b_{j+1}}|.$$

Здесь θ_{b_j} и $\theta_{b_{j+1}}$ — углы наклона прямых, соответствующих выбранным опорным пластинкам. Именно это значение Δ_j и является искомым углом Кобба для данной дуги.

С целью наглядной визуализации для каждой дуги строится касательная окружность (рис. 8), центр и радиус которой определяются из условия касания к обеим граничным прямым. Дуга окружности отображается на результирующем изображении, а рядом с ней размещается текстовая аннотация с численным значением угла Δ_j . Позиция подписи (слева или справа от дуги) выбирается автоматически на основе взаимного расположения дуги и медиальной линии позвоночного столба.

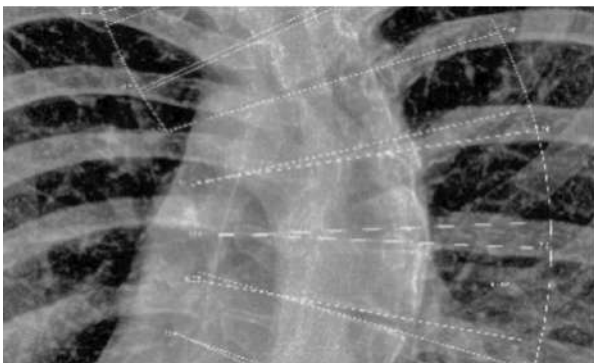


Рис. 8. Пример результата работы модуля

5. Оценка качества работы программного модуля

Проверка качества сегментации позвонков. Архитектура U²-Net показала высокую эффективность на гетерогенном наборе данных, успешно обрабатывая как цифровые DICOM-снимки, так и фотографии с негатоскопов. Для тестовой выборки были рассчитаны стандартные метрики качества сегментации, результаты которых представлены в табл. 1. Обученная СНС U²-Net успешно выделяет тела позвонков на рентгенологических снимках в прямой проекции. Небольшое превышение показателей на тестовой выборке по сравнению с обучающей объясняется случайным разбиением и особенностями конкретных снимков, попавших в тестовый набор. Различия в значениях метрик между выборками не

превышают 0,002 по всем показателям. Такие колебания лежат в пределах естественной вариабельности, и сопоставимы с типичной погрешностью метрик в подобных системах.

Визуальная оценка экспертом. Для дополнительного контроля качества врач-рентгенолог с опытом более 10 лет оценил результаты работы модуля на 50 новых рентгенограммах, не участвовавших в обучении и тестировании. Качество построения линий замыкательных пластинок признано корректным в 82% случаев, что свидетельствует о надежности геометрического блока алгоритма.

Количественная оценка точности измерения угла Кобба. Для валидации полного конвейера (сегментация + геометрический расчет) проведено сравнение автоматических измерений с ручными референсными значениями, выполненными независимым экспертом на тех же 50 снимках (углы Кобба от 0° до 80°). Средняя абсолютная ошибка (MAE) составила 4,41° (95% ДИ: 3,30° – 5,68°), систематическое смещение (bias): -4,33° (95% ДИ: -5,60° – -3,05°), что указывает на статистически значимое занижение угла программой. При этом 74% измерений уложились в клинически приемлемый порог ±5°, однако 8% снимков дали ошибку более 10°. Полученные результаты демонстрируют сопоставимую с ручными измерениями точность в большинстве случаев, но выявляют систематическую ошибку, требующую дальнейшего устранения. Представленные данные являются предварительными; в дальнейшем планируется проведение полноценной проспективной валидации.

Заключение

Разработан программный модуль для полностью автоматического измерения угла Кобба, сочетающий современные методы глубокого обучения (архитектура U²-Net) и классического компьютерного зрения (детерминированные алгоритмы геометрического анализа: выделение контуров, аппроксимация замыкательных пластинок, полиномиальная и Фурье-фильтрация для выделения сколиотических дуг). Модуль показал свою эффек-

Табл. 1

Метрики качества сегментации позвонков на тестовой выборке

Метрика	Обучающая выборка	Тестовая выборка	Диапазон значений по супервизорам
Loss	0,0572	0,0548	0,0268 – 0,0877
Accuracy	0,9898	0,9907	0,9704 – 0,9915
Dice coefficient	0,9858	0,9859	0,9786 – 0,9942
Precision	0,9909	0,9916	0,9858 – 0,9957
Recall	0,9980	0,9983	0,9818 – 0,9951
IoU	0,9890	0,9899	0,9681 – 0,9907

тивность в определении границ позвонков с точностью (Assurasy) 0,9907 на гетерогенном наборе данных, способность работать с распространенными растровыми форматами и был интегрирован в виде веб-сервиса. Предложенный гибридный подход обеспечивает не только приемлемую точность (MAE 4,41° при сравнении с экспертами), но и прозрачность результатов, что является ключевым фактором для внедрения в клиническую практику. Модуль может служить инструментом поддержки принятия решений, снижая нагрузку на врача-рентгенолога и минимизируя субъективность в мониторинге сколиоза. В дальнейшем планируется проведение полноценного проспективного исследования для окончательной валидации системы и расширения набора обучающих данных.

Литература

1. Сарнадский В.Н., Михайловский М.В., Садоя Т.Н., Орлова Т.Н., Кузнецов С.Б. Распространенность структурального сколиоза среди школьников Новосибирска по данным компьютерной топографии // Бюллетень сибирской медицины. 2017. Т. 16. № 1. С. 80-91.
2. Cobb J.R. Outline for the Study of Scoliosis // American Academy of Orthopaedic Surgeons Instructional Course Lectures. 1948. Vol. 5.
3. Tanure M.C., et al. Reliability assessment of Cobb angle measurements using manual and digital methods. Spine J. 2010. Vol. 10. No 9.
4. Леин Г.А., Нечаева Н.С., Мамедова Г.М., и др. Автоматизация анализа рентгенограмм позвоночника для объективизации оценки степени тяжести сколиотической деформации при идиопатическом сколиозе (предварительное сообщение) // Ортопедия, травматология и восстановительная хирургия детского возраста. 2020. Т. 8. Вып. 3. DOI: 10.17816/PTORS34150
5. Гладков А.В., Данилова Ю.Н., Строков И.И. Полуавтоматический анализ параметров позвоночника с использованием программы XRay // МЕДТЕХ. URL: <https://medtek.ru/o-nas/poluvavtomaticheskij-analiz-parametrov-pozvonochnika-s-ispolizovaniem-programmy-xray>.
6. Кассаб Д.Х., Камышанская И.Г., Трухан С.В. Новая интеллектуальная система для автоматической диагностики сколиоза по фронтальным рентгенограммам позвоночника: точность, преимущества и ограничения // Digital Diagnostics. 2024. Т. 5, № 2. С. 243-254. URL: <https://jdigitaldiagnostics.com/DD/article/view/630093> – DOI: 10.17816/DD630093.
7. Стаценко М.М. Автоматизация анализа рентгенограмм позвоночника для объективизации оценки степени тяжести сколиотической деформации при идиопатическом сколиозе (предварительное сообщение) // Публикации НИУ ВШЭ. 2023. URL: <https://publications.hse.ru/view/796733204>.
8. Даскалеску И.В. Параметрическая модель позвоночника, которая может помочь моделировать сколиоз для медицины // Ирисофт. 2023. URL: <https://www.irisoft.ru/interesting/parametriceskaya-model-pozvonochnika-kotoraya-mozhet-pomoch-modelirovat-skolioz-dlya-meditiny>.
9. Патент RU2269929C2. Способ определения степени сколиотической деформации. Опубл. 10.04.2004. URL: <https://patents.google.com/patent/RU2269929C2/ru>.
10. Rigo M.D., Villagrasa M., Gallo D. A specific scoliosis classification correlating with brace treatment: description and reliability // Scoliosis. 2010. Vol. 5. No 1. P. 1. DOI: 10.1186/1748-7161-5-1. PMID: 20205842.
11. Lu L., et al. Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Image Computing. Springer; 2017.
12. Картер Д. Сверточные нейросети // Litres. 2023.
13. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer; 2011.
14. Zhang J., Li H., Wang L. Spine-GFN: A Computer Vision System for Automatic Cobb Angle Measurement using Graph Convolutional Network // Computers in Biology and Medicine. 2022. Vol. 151. Art. no. 105987. DOI: 10.1007/s00586-025-08895-w
15. He K., Gkioxari G., Dollar P., Girshick R. Mask R-CNN // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017. P. 2961-2969. – DOI: 10.1109/ICCV.2017.322.
16. Long J., Shelhamer E., Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 3431-3440. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965
17. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 770-778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90
18. Liu W., Rabinovich A., Berg A.C. ParseNet: Looking Wider to See Better // CoRR. 2015. Vol. abs/1506.04579.
19. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net:

Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI). Springer. 2015. P. 234-241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28

20. Chen J., Lu Y., Yu Q., Luo X., Adeli E., Wang Y., Lu L., Yuille A.L., Zhou Y. TransUNet: Transformers Make Strong Encoders for Medical Image Segmentation // arXiv preprint. 2021. arXiv:2102.04306.

Вейц Александр Арсеньевич. Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова, г. Москва, Россия. Студент. Область научных интересов: медицинская визуализация, компьютерное зрение, автоматизированный анализ изображений. E-mail: alik20022002@yandex.ru

Благосклонов Николай Алексеевич. Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук», г. Москва, Россия. Научный сотрудник. Российский национальный исследовательский медицинский университет им. Н.И. Пирогова, г. Москва, Россия. Старший преподаватель. Кандидат медицинских наук. Область научных интересов: системы поддержки принятия решений, инженерия знаний, экспертные системы, интеллектуальные системы, неоднородные семантические сети. E-mail: nblagosklonov@frccsc.ru (Ответственный за переписку)

Automated Cobb Angle Measurement on Spinal Radiographs Using a Hybrid Approach

A.A. Veits^I, N.A. Blagosklonov^{I,II}

^I Pirogov Russian National Research Medical University, Ministry of Health of the Russian Federation, Moscow, Russia

^{II} Federal Research Center “Computer Science and Control” of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Abstract. This paper presents the development of a software module for the automatic, accurate, and reproducible measurement of the Cobb angle—the “gold standard” for assessing scoliotic deformity on anteroposterior spinal radiographs. The solution is based on a hybrid approach combining deep learning for semantic segmentation of vertebral bodies and deterministic computer vision algorithms for subsequent geometric calculation. A key feature of the proposed approach is the utilization of the U²-Net architecture, which demonstrates high efficiency on a heterogeneous dataset (313 images) comprising both DICOM files and photographs of X-ray films on viewing boxes (JPG/PNG). Subsequent algorithmic contour analysis and approximation of vertebral endplates enable the automatic construction of Cobb lines and angle computation. The developed artificial neural network for vertebral body segmentation was validated on a test dataset. The model achieved a Dice coefficient of 0.9859. The module has been integrated into a medical information system for a prospective accuracy evaluation involving expert clinicians.

Keywords: computer vision, deep learning, semantic segmentation, U²-Net, Cobb angle, scoliosis, spinal radiography.

DOI: 10.14357/20790279260309 **EDN:** ERVROZ

References

1. Sarnadskiy V.N., Mikhaylovskiy M.V., Sadovaya T.N., Orlova T.N., Kuznetsov S.B. Prevalence of structural scoliosis among schoolchildren in Novosibirsk according to computer topography data. Byulleten' sibirskoy meditsiny = Bulletin of Siberian Medicine. 2017;16(1):80-91. (In Russ.)
2. Cobb J.R. Outline for the Study of Scoliosis. American Academy of Orthopaedic Surgeons Instructional Course Lectures. 1948;5.
3. Tanure M.C., et al. Reliability assessment of Cobb angle measurements using manual and digital methods. Spine J. 2010;10(9).
4. Lein GA, Nechaeva NS, Mamedova GM, et al. Automation of spine radiograph analysis for objectification of scoliotic deformity severity assessment in idiopathic scoliosis (preliminary report). Pediatr Traumatol Orthop Reconstr Surg. 2020;8(3). DOI: 10.17816/PTORS34150. (In Russ.)
5. Gladkov A.V., Danilova Yu.N., Stokov I.I. Semi-automatic analysis of spine parameters using the XRay program. MEDTEKh. Available from: <https://medtek.ru/o-nas/polnauvtoomaticheskij-analiz-parametrov-pozvonochnika-s-ispolizovaniem-programmy-xray>. (In Russ.)

6. Kassab D.H., Kamyshanskaya I.G., Trukhan S.V. A new intelligent system for automatic diagnosis of scoliosis from frontal spine radiographs: accuracy, advantages and limitations. *Digital Diagnostics*. 2024;5(2):243-254. Available from: <https://jdigitaldiagnostics.com/DD/article/view/630093> (In Russ.) DOI: 10.17816/DD630093.
7. Statsenko M.M. Automation of spine radiograph analysis for objectification of scoliotic deformity severity assessment in idiopathic scoliosis (preliminary report). *Publikatsii NIU VShE*. 2023. Available from: <https://publications.hse.ru/view/796733204>. (In Russ.)
8. Daskalesku I.V. Parametric model of the spine that can help simulate scoliosis for medicine. *Irisoft*. 2023. Available from: <https://www.irisoft.ru/interesting/parametriceskaya-model-pozvonochnika-kotoraya-mozhet-pomoch-modelirovat-skolioz-dlya-meditsiny>. (In Russ.)
9. Patent RUS №2269929C2. Sposob opredeleniya stepeni skolioticheskoy deformatsii = Method for determining degree of scoliotic deformation. Published 10.04.2004. Available from: <https://patents.google.com/patent/RU2269929C2/ru>. (In Russ.)
10. Rigo MD, Villagrasa M, Gallo D. A specific scoliosis classification correlating with brace treatment: description and reliability. *Scoliosis*. 2010;5(1):1. DOI: 10.1186/1748-7161-5-1. PMID: 20205842.
11. Lu L., et al. Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Image Computing. Springer, 2017.
12. Karter D. Svertochnye neyroseti = Convolutional neural networks. *Litres*. 2023. (In Russ.)
13. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer, 2011.
14. Zhang J, Li H, Wang L. Spine-GFN: A Computer Vision System for Automatic Cobb Angle Measurement using Graph Convolutional Network. *Comput Biol Med*. 2022;151:105987. DOI: 10.1007/s00586-025-08895-w
15. He K., Gkioxari G., Dollar P., Girshick R. Mask R-CNN. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2017:2961-2969. DOI: 10.1109/ICCV.2017.322.
16. Long J., Shelhamer E., Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2015:3431-3440. DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965
17. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 770-778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90
18. Liu W., Rabinovich A., Berg A.C. ParseNet: Looking Wider to See Better. *CoRR*. 2015;abs/1506.04579.
19. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*. Springer. 2015:234-241. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
20. Chen J., Lu Y., Yu Q., Luo X., Adeli E., Wang Y., Lu L., Yuille A.L., Zhou Y. TransUNet: Transformers Make Strong Encoders for Medical Image Segmentation. *arXiv preprint*. 2021. arXiv:2102.04306.

Veits Alexander A. Pirogov Russian National Research Medical University, Ministry of Health of the Russian Federation, 1/6 Ostrovitianova St, Moscow, 117513, Russia. Research interests: medical imaging, computer vision, automated image analysis. E-mail: alok20022002@yandex.ru

Blagosklonov Nikolay A. PhD, Federal Research Center “Computer Science and Control” of Russian Academy of Sciences, 44/2 Vavilova str., Moscow, 119333, Russia. Pirogov Russian National Research Medical University, Ministry of Health of the Russian Federation, 1/6 Ostrovitianova St, Moscow, 117513, Russia. Research interests: decision support systems, knowledge engineering, expert systems, intelligent systems, heterogeneous semantic networks. E-mail: nblagosklonov@frccsc.ru