

**М. А. Падалко, С. В. Орлов, А. М. Наумов
С. И. Назариков, А. А. Лушников**

АВТОМАТИЧЕСКАЯ СИСТЕМА ОПРЕДЕЛЕНИЯ УГЛОВ СКОЛИОТИЧЕСКОЙ ДЕФОРМАЦИИ ПОЗВОНОЧНИКА ЧЕЛОВЕКА

Сколиоз является распространенным заболеванием среди детей и взрослых. Стандартным методом оценки тяжести сколиоза является измерение угла Кобба. Однако в некоторых случаях угол Кобба может быть клинически непоказателен, а процесс измерения сопряжен с ошибками, вызванными субъективностью постановки ключевых точек на первом этапе измерений. В статье описывается разработанная система измерения угла сколиоза, основанная на использовании искусственных сверточных нейронных сетей и последующей алгоритмической обработке. Задачей разработанной программы является измерение углов сколиотической деформации позвоночного столба.

Scoliosis is a common disease among children and adults. A standard method for assessing the severity of scoliosis is to measure the Cobb angle. However in some cases the Cobb angle may not be clinically indicative. Moreover, the measurement process is fraught with errors caused by the subjectivity of setting key points at the first measurement stage. The article describes the developed system for measuring the scoliosis angle, based on the use of artificial convolutional neural networks and subsequent algorithmic processing. The objective of the developed program is to measure the angles of scoliotic deformation of the spinal column.

Ключевые слова: сколиоз, угол Кобба, глубокое обучение, обработка изображений, компьютерное зрение.

Keywords: scoliosis, Cobb angle, deep learning, image processing, computer vision.

Вступление

Сколиоз (сколиотическая болезнь или идиопатический сколиоз) является распространенным заболеванием среди детей и взрослых и встречается у 1–3% в популяции у детей до 16 лет, достигая 8% среди взрослых до 25 лет и до 68% — у людей в возрасте 60–90 лет [1]. Причины болезни до конца не изучены, но в настоящее время выявлена мутация локусов в одном из генов, что может приводить к асимметричному росту тел позвонков, вызывающих деформацию. С биомеханической точки зрения сколиотическая болезнь — это трехплоскостная деформация позвоночного столба, имеющая определенные геометрические характеристики, параметры развития деформации во времени. Сколиотическая деформация развивается всегда в детском возрасте в период роста ребенка и в условиях гравитации. Асимметрия развития и роста или деформация одного из позвонков нарушает пропорции кинематической цепи позвоночного столба, что приводит к сложной



адаптивной реакции опорно-двигательного аппарата. Возникают дуга и контрдуга позвоночного столба, при этом по мере роста ребенка эта деформация обязательно прогрессирует. Наряду с деформацией позвоночника возникает деформация грудной клетки, таза, конечностей и всего опорно-двигательного аппарата. Это приводит к тяжелым последствиям и нарушениям развития сердечной и дыхательной систем у растущего ребенка. Предотвратить возникновение тяжелых осложнений может ранняя диагностика сколиоза. Большую роль в диагностике и лечении сколиозов играет система измерения углов деформации. Существует много способов измерения углов деформации позвоночника, но все они не без недостатков, поскольку все измерения проводятся врачом вручную. Наиболее популярным способом определения и отслеживания динамики сколиоза является метод Кобба. Доктор Джон Кобб изобрел этот способ в 1948 г. [2].

Угол Кобба находится по следующему алгоритму (рис. 1) [3]:

- 1) сначала находят позвонок на вершине дуги. Скорее всего, это самый смещенный и ротированный позвонок с наименее наклоненными верхней и нижней плоскостями;
- 2) затем определяют верхний и нижний позвонки дуги, которые наименее смещены и ротированы и имеют максимально наклоненные края. Проводится линия вдоль верхнего края верхнего позвонка и нижнего края нижнего позвонка;
- 3) угол между этими двумя линиями (или перпендикулярных им линий) и есть угол Кобба;
- 4) при S-образном сколиозе с двумя дугами нижний позвонок верхней дуги — он же верхний позвонок нижней дуги.

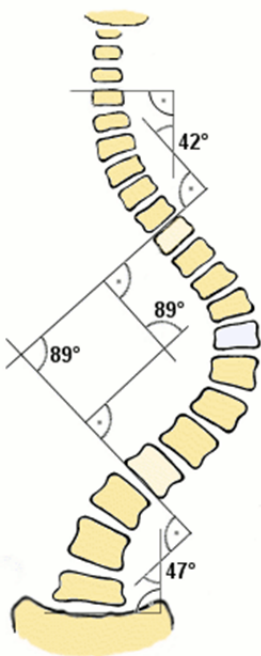


Рис. 1. Способ измерения угла Кобба



Такой способ измерения имеет ряд ограничений [4]:

– положение пациента: небольшая разница в угле поворота (вокруг оси позвоночника) в разных исследованиях может значительно изменить результаты измерения (вплоть до 20°), нужно добиваться точного позиционирования пациента [5];

– суточная изменчивость: у одного и того же пациента кривизна может меняться в течение дня (около 5°) [6];

– разница в измерениях разных врачей (как минимум 10°) [7; 8].

Именно последний пункт является основной проблемой: при измерении угла по Коббу каждый раз врач может выбрать разные начальный и конечный позвонки, а значит, получить сильно отличающиеся от прошлых исследований значения.

Медицинское сообщество также видит проблему *необъективности* оценки степени сколиоза на основании измерения угла Кобба [9]. Подробнее о проблемах оценки сколиотических деформаций – в п. 3.1.

В данной работе предлагается следующее решение:

1) выделение позвоночного столба на снимке с помощью сверточной нейронной сети (семантическая сегментация изображения, см. п. 1.2);

2) последующая алгоритмическая обработка полученной сегментационной маски и вычисление углов сколиотической деформации (см. п. 1.3).

Вклад данной работы заключается в следующем:

– разработанный способ измерения углов сколиотической деформации является *объективным* (так как исключен человеческий фактор);

– *скорость* работы алгоритма (~0,1 с на снимок против нескольких минут для врача);

– в статье рассмотрены *варианты развития* метода и *перспективы* его применения.

1. Метод

Работу над системой можно условно разделить на 3 части: подготовка исходных данных; разработка и обучение нейронной сети; разработка алгоритмической части.

1.1. Подготовка данных

В работе использовались рентген-снимки позвоночника, доступные в сети Интернет. Разметка проводилась квалифицированным медицинским специалистом. Всего было размечено 241 изображение. Файлы разметки сохранялись в формате json в виде списка координат, описывающего многоугольник, окаймляющий позвоночный столб. Визуализация разметки представлена на рисунке 2.



Для получения сегментационных масок позвоночного столба в автоматическом режиме было решено использовать искусственную нейронную сеть, поскольку именно эта технология в последние годы показывает передовые результаты в области компьютерного зрения и обработки изображений.

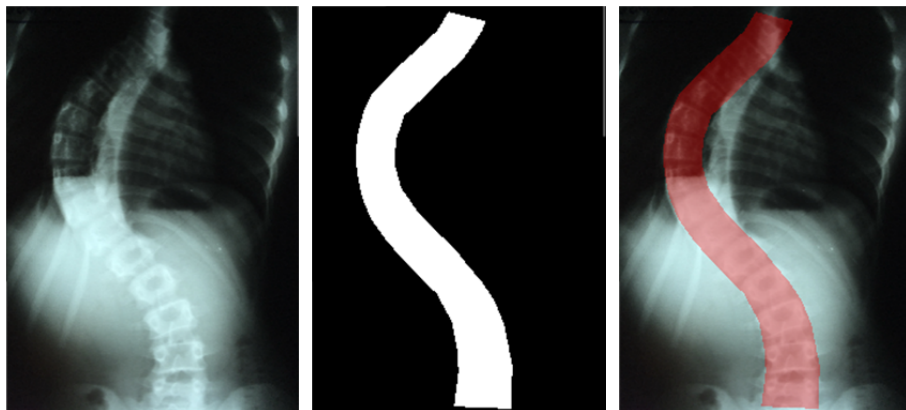


Рис. 2. Пример визуализации разметки: оригинал снимка; многоугольник, построенный на основе списка координат из аннотации (маска); наложение маски на оригинал

1.2. Разработка и обучение нейронной сети

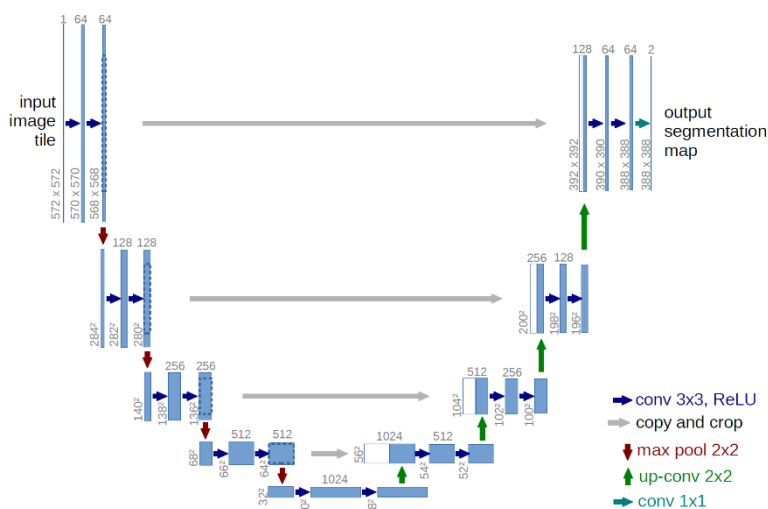
Исходные снимки были подвержены ряду преобразований для улучшения качества изображений и унификации датасета:

- перевод в оттенки серого;
- преобразование в одноканальное изображение;
- эквализация гистограммы;
- приведение размера изображения к 512×512 пикселей.

На основе аннотаций были созданы сегментационные маски для каждого изображения, которые затем были также приведены к размеру 512×512 .

Из данных случайным образом было выделено тестовое множество размером 10 % – 24 изображения.

За основу для нейронной сети была взята архитектура *U-Net* [10]. Эта архитектура изначально предназначалась для работы с фрагментами изображений в задачах, связанных с микроскопией. Так как в данном случае на вход подаются полные изображения позвоночника (а не его фрагменты), было решено модифицировать базовый слой нейросети, а также для удобства изменить размер входных и выходных изображений до 512×512 . В остальном общая схема архитектуры нашей нейросети не отличалась от оригинала (рис. 3).

Рис. 3. Оригинальная архитектура *U-Net*

Архитектура *U-Net* отлично работает в условиях, когда каждый объект представляет собой некоторое пятно на изображении (например, клетка в задачах анализа микроскопии). Однако в нашем случае задачей было находить структуры большего размера и сложнее по форме. Для этого базовый слой был изменен таким образом, чтобы увеличить эффективное поле обзора каждого нейрона. Для того чтобы не увеличивать количество параметров нейросети, были использованы разреженные свертки 3×3 (dilated/atrous convolutions) [11] вместе с «обычными». Сверткам 3×3 , разведенным в параллельные столбы, предшествует свертка 1×1 . Это сделано для увеличения емкости нейросети, а также с целью уменьшения глубины активаций, попадающих в свертки 3×3 (уменьшение вычислительной сложности). Были протестированы архитектуры с разной степенью сжатия (степень сжатия регулируется параметром *squeeze rate*). Таким образом, был применен подход, продемонстрированный в нейросети *SqueezeNet* [12]. Затем выходы из сверток 3×3 сцепляются в одну карту активаций и передаются в слой *Batch Norm* [13].

Наилучшим образом измененную структуру базового слоя демонстрирует схема, изображенная на рисунке 4.

Обучение нейросети проводилось с использованием кросс-валидации (*k-fold cross validation*) на 10 блоков. Таким образом, на проверочное множество отводилось 22 снимка. Для работы был выбран фреймворк *PyTorch* [14].

Гиперпараметры, использованные при обучении:

- аугментация: случайное отражение по горизонтали;
- learning Rate: $3e-4$;
- batch size: 4;
- optimizer: Adam [15] с amsgrad [16];
- количество эпох: 300.

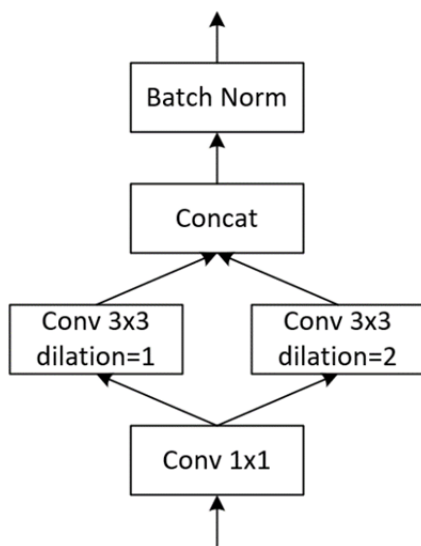


Рис. 4. Модифицированный базовый слой нейросети

Для оценки использовалась метрика *IoU* (*Intersection over Union*), показывающая степень совпадения истинной сегментационной маски и полученной из нейросети. Выбиралась лучшая (на проверочном множестве) эпоха на каждом из блоков.

Были получены результаты для различных значений *squeeze rate*. В качестве финального значения *IoU* указан результат лучшей на тестовом множестве модели (табл. 1).

Таблица 1

Результаты обучения моделей с разным параметром *squeeze rate*

Squeeze rate	Номер лучшей эпохи	IoU
0,25	259	0,8924
0,5	229	0,8911
0,75	269	0,8960
1,0	289	0,8995

Можно заметить, что разница в качестве результатов невелика, поэтому в зависимости от желаемой скорости можно выбрать подходящую модель. Для дальнейшей работы была выбрана модель со *squeeze rate* = 0,75.

Скорость обработки одного изображения нейронной сетью составляет $\sim 0,075$ с на изображение. Результат обработки снимка нейронной сетью (полученная маска сегментации позвоночного столба) представлен на рисунке 5.

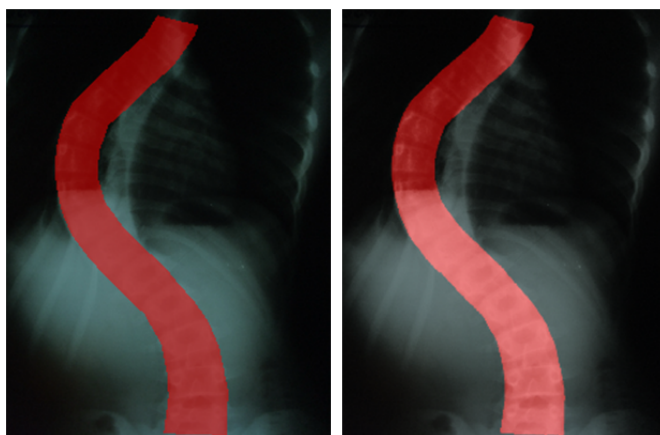


Рис. 5. Истинная маска (слева)
и маска, полученная с помощью нейронной сети (справа)

1.3. Алгоритмическая обработка

Далее следует алгоритмическая обработка полученной из нейронной сети сегментационной маски позвоночного столба. Ее можно разделить на два этапа: получение средней линии позвоночника и вычисление углов искривления.

В некоторых случаях выход из нейросети содержит небольшие пятна, не относящиеся к позвоночнику. Чтобы справиться с этой проблемой, необходимо выделить наибольшую по площади связную область маски, а остальные области — удалить (рис. 6). Реализовано это с помощью алгоритма поиска связных компонент.

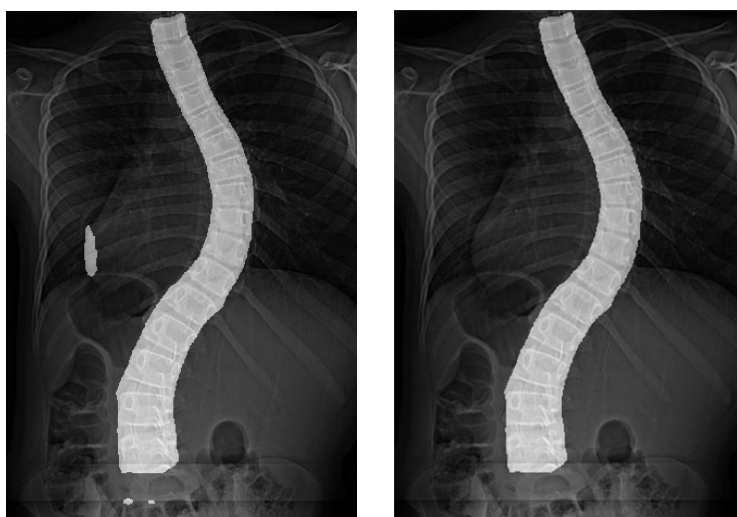


Рис. 6. Сегментационная маска до и после удаления лишних пятен

После этого все оставшиеся точки сегментационной маски (позвоночного столба) помещаются в алгоритм полиномиальной регрессии. В результате экспериментов было решено использовать десятую степень полинома, так как ее оказалось достаточно для точной аппроксимации позвоночного столба, даже в случае сильно искривленных позвоночников. При этом не возникало критических численных ошибок, не позволяющих произвести оптимизацию.

Поскольку степень полинома, описывающего среднюю линию, достаточно высока и сегментационная маска у краев сверху и снизу изображения бывает неточной, в верхней и нижней части средней линии могут появляться лишние изгибы. Для устранения этой проблемы производится обрезка краев (сверху и снизу) полученной средней линии — 10 % от ее высоты с каждой стороны (рис. 7).

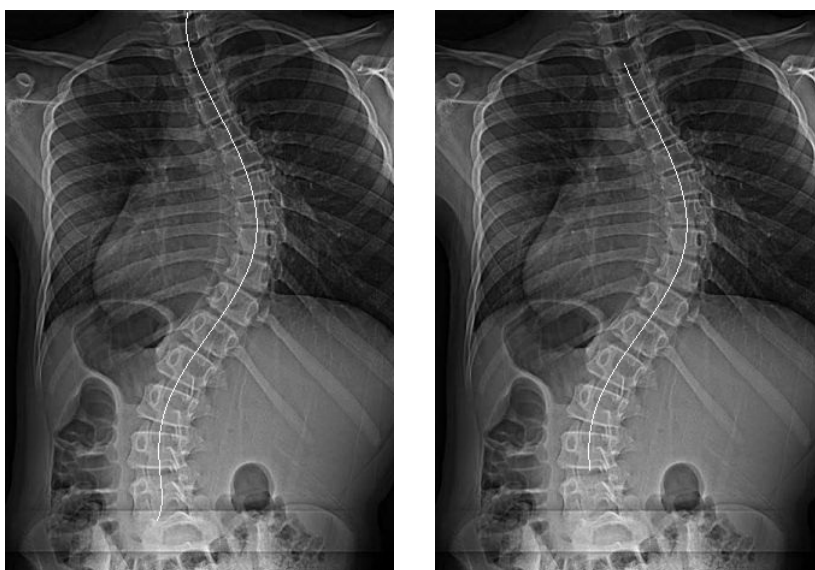


Рис. 7. Средняя линия позвоночника до обрезки краев (слева) и после (справа).
Обратите внимание на неправильные изгибы
в верхней и нижней части кривой слева

Дальнейшая обработка производится с этой средней линией (тут и далее под средней линией понимается средняя линия после обрезки краев). Для получения углов сколиотической деформации позвоночника производится анализ средней линии как математической функции.

Сначала вычисляется производная полиномиальной функции и находятся все точки производной функции в области определения средней линии. После этого среди полученных точек находятся максимумы по абсолютным значениям на каждом интервале возрастания / убывания средней линии. Таким образом можно найти максимально отклоненные (от вертикали) касательные к средней линии. Углы между каждой парой соседних касательных и есть углы искривления позвоночника (рис. 8).

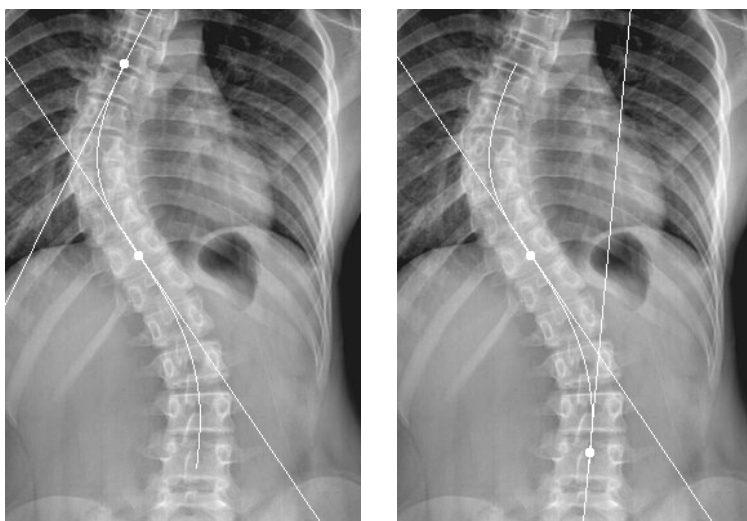


Рис. 8. Средняя линия (кривая), максимально отклоненные пары касательных, образующие углы сколиоза (прямые), опорные точки (точки). Слева угол 67° , справа – 42°

Среднее время работы алгоритма обработки одной сегментационной маски $\sim 0,028$ с.

В результате работы нейросети и последующей обработки вычисляются углы сколиотической деформации по рентген-снимку позвоночника. Общее время работы метода составляет $\sim 0,103$ с на снимок.

2. Связанные работы

Методы компьютерного зрения находят широкое применение в области обработки медицинских изображений.

Известны подходы, когда применялись так называемые классические (традиционные) алгоритмы компьютерного зрения, которые не давали существенных клинически значимых результатов, но могли использоваться для упрощения работы врача. Например, в [17] использовали шарнирную модель для сегментации тел позвонков. Сегментация по атласу форм позвонков применялись в [18]. Модели активных форм и обликов использовались в работах [19] и [20]. В [21] реализовали 3D-сегментацию позвоночника, используя метод вырезки графов (graph cut) вместе с предварительными ограничениями по форме. В работе [22] была предложена техника установки уровней, которую использовали для сегментации позвонков. Сейчас также продолжают эксперименты с использованием классических методов. Так, в [23] применяют проекционные гистограммы снимков с последующей триангуляционной обработкой для выделения области поясничного отдела позвоночника.

В последнее время техники, основанные на глубоком обучении, показывают свое превосходство над традиционными методами компью-



терного зрения. Исследователи постепенно переходят к использованию подходов глубокого обучения для работы с медицинскими изображениями. Например, в [24] использовали сверточную нейронную сеть для попиксельной сегментации тел позвонков. В [25] применялся метод слияния активаций для автоматической сегментации поясничных позвонков в рентген-снимках. В [26] использовали глубокую сверточную нейронную сеть для локализации поясничных позвонков. В наши дни полностью сверточные нейронные сети (FCN – Fully Convolutional Network) также приспособляются исследователями, которые используют подход «пиксель в пиксель» и работают с небольшими фрагментами изображений [27]. В [28] используют полностью сверточную нейронную сеть для сегментации шейных позвонков на сагиттальных снимках шейного отдела позвоночника. В [29] применяется схожий метод для сегментации позвонков на МРТ-снимках поясничного отдела и обнаружения стенозов позвоночного канала. Известен способ диагностики сколиоза по Moirge-изображениям спины. Используя рентген-снимки тех же пациентов, в [30] обучили нейронную сеть находить края позвонков по Moirge-изображениям. На основе этих точек уже вычисляют угол Кобба.

В работе [31] комбинируют традиционные методы компьютерного зрения для выделения областей изображения с позвонками, а затем применяют методы глубокого обучения для получения сегментационных масок каждого позвонка, после чего на основе этих масок вычисляют угол Кобба. Следует упомянуть, что для аппроксимации изгиба позвоночника используются полиномы третьей степени. Согласно нашим экспериментам, третья степень полинома достаточна только в случаях, когда позвоночник искривлен незначительно. В указанной работе в качестве примера используется именно такой позвоночник. Нам представляется, что качество работы представленного в исследовании метода значительно ухудшается при работе с сильно искривленными позвоночниками.

Помимо работы с обычными рентген-снимками, исследователи используют и более информативные исследования позвоночника – компьютерную томографию (КТ) – для вычисления изгиба позвоночника в трех плоскостях. Так, в [32] используют традиционные методы компьютерного зрения для нахождения координат и углов поворота каждого позвонка в пространстве. После этого строят кривую изгиба позвоночника, которую можно использовать для оценки углов сколиотической деформации.

3. Результаты и обсуждение

3.1. Интерпретация текущего результата и перспективы

Представленный нами метод является объективным и быстрым способом оценки углов сколиотической деформации и может быть взят за основу подсистемы CAD (Computer Aided Diagnosis) для обработки



рентген-снимков позвоночника. Это приведет к снижению рутинной нагрузки на врачей-рентгенологов, увеличит скорость и качество исследований.

Предлагаемый метод вычисления углов сколиотической деформации берет за основу сам позвоночный столб, в отличие от всех прочих методов, опирающихся либо на ключевые точки, либо на каждый позвонок в отдельности. Поэтому полученные нами значения углов нельзя напрямую сравнивать с уже известными в медицине способами измерения. Во введении были рассмотрены недостатки метода Кобба (как наиболее популярного), тут же кратко укажем на недостатки всех методов. Методы Кобба, Чаклина и Фергюсона так или иначе оценивают сколиотическую дугу с помощью прямых. Не говоря о субъективности в некоторых шагах методов, уже сам подход аппроксимации дуги прямыми приводит к неточностям в измерениях и, более того, содержит внутреннюю ошибку — может привести к одному значению угла для позвоночника с весьма отличающимися искривлениями. Например, деформация $15-18^\circ$ по Коббу для маленького ребенка говорит об очень серьезном случае, а $35-40^\circ$ С-образной дуги для высокого человека может оказаться незначительной. Метод Ишала, помимо уже сказанного, несет в себе еще один источник ошибок: поскольку измеряются углы между каждой парой позвонков, при их суммировании будет накапливаться значительная погрешность. Кроме этого, метод не указывает, как измерять углы в случае, когда сами позвонки деформированы.

Изучение существующих методов и статистики результатов измерений явно дает понять, что сам принцип оценки сколиоза «по углу» неточен. Некоторые исследователи предлагают опираться не на угол, а на кривизну дуги (величина, зависящая от радиуса дуги), и таким образом дифференцировать длинные плавные изгибы и короткие резкие (при одинаковом угле). Однако следует понимать, что данный подход не учитывает высоту и размеры позвонков.

Таким образом, встает вопрос о необходимости разработки нового метода для оценки сколиотических деформаций. Новый метод должен удовлетворять следующим критериям:

- строгое соответствие показателей метода силе сколиотического искривления;
- минимизация различий в измерениях разных врачей (в случае автоматического измерения — полное устранение различий);
- достаточный уровень интерпретируемости показателей.

Эту работу необходимо проводить в тесном сотрудничестве с врачами.

3.2. Размеры нейросети и более детальная сегментация

Следует понимать, что решаемая задача (выделение позвоночного столба целиком) достаточно проста для нейросети. При наличии более детальной разметки снимков (каждый позвонок по отдельности) увеличение емкости нейросети, возможно, будет оправдано. Более подроб-



ная разметка также позволит с легкостью вычислять углы сколиоза любым из известных методов. Также станут возможными эксперименты по определению положения позвонков в трех измерениях, с учетом ротационного угла.

3.3. Усложнение алгоритмической обработки

Альтернативой переработке и наращиванию датасета для выделения позвонков может стать более сложная алгоритмическая обработка: использование не только сегментационной маски позвоночного столба, но и исходного изображения. Однако следует понимать, что доработка системы с использованием традиционных методов компьютерного зрения будет давать худший результат по сравнению с использованием нейросети, обученной на датасете большего размера с детальной разметкой.

66

Заключение

Предлагаемый новый метод диагностики деформаций позвоночного столба на основе разработанных алгоритмов и нейросети позволяет более объективно и точно оценить степень деформации позвоночника, избегая ошибок возникающих при работе вручную врачом лучевой диагностики. Кроме того, скорость обработки одного снимка занимает всего 0,1 с, что позволяет эффективно использовать метод в медицинских информационных системах и виртуальных роботизированных диагностических платформах при работе с большим потоком данных.

Список литературы

1. *Trobisch P., Suess O., Schwab F.* Die idiopathische Skoliose // Dtsch Arztebl Int. 2010. Vol. 107(49). P. 875–84. doi: 10.3238/arztebl.2010.0875.
2. *Cobb J.R.* Outline for the Study of Scoliosis // Instr. Course Lect. 1948. Vol. 5. P. 261–275.
3. *James J.* Scoliosis. Edinburgh ; L., 1976.
4. *Kim H., Kim H.K., Moon E.S. et al.* Scoliosis Imaging: What Radiologists Should Know // Radiographics. 2010. Vol. 30, iss. 7. P. 1823–1842. URL: <https://doi.org/10.1148/rg.307105061> (дата обращения: 15.06.2019).
5. *Göçen S., Havitçioğlu H.* Effect of Rotation on Frontal Plane Deformity in Idiopathic Scoliosis // Orthopedics. 2001. Vol. 24, iss. 3. P. 265–268.
6. *Beauchamp M., Labelle H., Grimard G. et al.* Diurnal Variation of Cobb Angle Measurement in Adolescent Idiopathic Scoliosis // Spine (Phila Pa 1976). 1993. Vol. 18 (12). P. 1581–1583.
7. *Prujjs J.E., Hageman M.A., Keessen W. et al.* Variation in Cobb Angle Measurements in Scoliosis // Skeletal Radiology. 1994. Vol. 23 (7). P. 517–520.
8. *Morrissy R.T., Goldsmith G.S., Hall E.C. et al.* Measurement of the Cobb Angle on Radiographs of Patients Who Have Scoliosis: Evaluation of Intrinsic Error // J Bone Joint Surg. Am. 1990. Vol. 72 (3). P. 320–327.
9. *National Scoliosis Foundation* : [сайт]. URL: <http://www.scoliosis.org/forum/showthread.php?6208-Cobb-Angle-Measurement> (дата обращения: 17.06.2019).



10. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // MICCAI 2015. arXiv:1505.04597v1 [cs.CV].
11. Yu F., Koltun V. Multi-Scale Context Aggregation by Dilated Convolutions // ICLR 2016. arXiv: 1511.07122v3 [cs.CV].
12. Iandola F., Han S., Moskewicz M. et al. SqueezeNet: AlexNet-level Accuracy with 50x Fewer Parameters and <0.5MB Model Size // ICLR 2016. arXiv:1602.07360v4 [cs.CV].
13. Ioffe S., Szegedy C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift // ICML. 2015. Vol. 37. P. 448–456. arXiv:1502.03167v3 [cs.LG].
14. PyTorch: From Research to Production : [сайт]. URL: <https://pytorch.org/> (дата обращения: 19.06.2019).
15. Kingma D., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization // The 3rd International Conference for Learning Representations, 2015. arXiv:1412.6980v9 [cs.LG].
16. Reddi S., Kale S., Kumar S. On the Convergence of Adam and Beyond // ICLR 2018. arXiv:1904.09237v1 [cs.LG].
17. Kadoury S., Labdlc. H., Paragios N. Spine Segmentation in Medical Images Using Manifold Embeddings and Higher-Order MRFs // IEEE Trans. Med. Imaging. 2013. Vol. 32(7). P. 1227–1238.
18. Forsberg D. Atlas-Based Segmentation of the Thoracic and Lumbar Vertebrae // Proceedings of 2nd MICCAI Workshop on Computational Methods and Clinical Applications for Spine Imaging CSI2014. 2015. Vol. 20. P. 215–220.
19. Cootes T., Taylor C., Cooper D., J. Graham. Active Shape Models – Their Training and Application // CVIU. 1995. Vol. 61, iss. 1. P. 38–59.
20. Cootes T., Edwards G., Taylor C. Active Appearance Models // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2001. Vol. 23, iss. 6. P. 681–685.
21. Aslan M. S., Ali. A., Chen D. et al. 3D Vertebrae Segmentation Using Graph Cuts with Shape Prior Constraints. // IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, 2010. P. 2193–2196. doi: 10.1109/ICIP.2010.5652849.
22. Rousson M., Paragios N. Prior Knowledge, Level Set Representations and Visual Grouping // Int. J Comput. Vis. 2008. Vol. 76. P. 231–243.
23. Yookwan W., Chinnasarn K., Jantarakongkul B. Region of Interest of Human Lumbar Spine Segmentation Using Geometric Triangular Analysis // IWAIT 2018. doi: 10.1109/IWAIT.2018.8369775.
24. Whitehead W., Moran S., Gaonkar B. et al. L. A deep learning approach to spine segmentation using a feed-forward chain of pixel-wise convolutional networks // ISBI 2018. Washington, 2018. P. 868–871. doi: 10.1109/ISBL2018.8363709.
25. Li Y., Liang W., Zhang Y. et al. Automatic Lumbar Vertebrae Detection Based on Feature Fusion Deep Learning for Partial Occluded C-arm X-ray Images // EMBC 2016. Orlando, 2016. P. 640–650. doi: 10.1109/EMBC.2016.7590785.
26. Baka N., Leenstra S., van Walsum T. Ultrasound Aided Vertebral Level Localization for Lumbar Surgery // IEEE T-MI. 2017. Vol. 36, iss. 10. P. 2138–2147. doi: 10.1109/TMI.2017.2738612.
27. Ma J., Lu L., Zhan Y. et al. Hierarchical Segmentation and Identification of Thoracic Vertebra Using Learning-Based Edge Detection and Coarse-to-Fine Deformable Model // Proceedings of MICCAI. 2010. P. 19–27.
28. Rehman F., Irtiza S., Shah A. et al. A Novel Framework to Segment Out Cervical Vertebrae // IEEE 2019. doi: 10.1109/C-CODE.2019.8680994.
29. Lu J.-T., Pedemonte S., Bizzo B. et al. Deep Spine: Automated Lumbar Vertebral Segmentation, Disc-Level Designation, and Spinal Stenosis Grading Using Deep Learning // MLHC 2018. arXiv:1807.10215v1 [cs.CV].



30. Choi R., Watanabe K., Jinguji H. et al. CNN-based Spine and Cobb Angle Estimator Using Moire Images // IEEE Trans. 2017. Vol 5, iss. 2. P. 135–144. URL: https://doi.org/10.11371/tevcieej.5.2_135 (дата обращения: 15.06.2019).

31. Horng M.-H., Kuok C.-P., Fu M.-L. et al. Cobb Angle Measurement of Spine from X-Ray Images Using Convolutional Neural Network // Comput. Math. Methods Med. 2019. Vol. 2019. 6357171. URL: <https://doi.org/10.1155/2019/6357171> (дата обращения: 19.06.2019).

32. Forsberg D., Lundström C., Andersson M. et al. Fully Automatic Measurements of Axial Vertebral Rotation for Assessment of Spinal Deformity in Idiopathic Scoliosis // Phys Med Biol. 2013. Vol. 58, iss. 6. P. 1775–1787. doi: 10.1088/0031-9155/58/6/1775.

Об авторах

Михаил Александрович Падалко – асп., Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия.

E-mail: mpadalko@futuremed.systems

Сергей Владимирович Орлов – д-р мед. наук, нейрохирург высшей категории, директор ООО «Институт Медицинской Информатики», Россия.

E-mail: orlovsv61@gmail.com

Александр Максимович Наумов – студент, Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия.

E-mail: anaumov@futuremed.systems

Сергей Игоревич Назариков – студент, Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия.

E-mail: snazarikov@futuremed.systems

Анатолий Александрович Лушников – студент, Балтийский федеральный университет им. И. Канта, Россия.

E-mail: alushnikov@futuremed.systems

The authors

Michael A. Padalko, PhD Student, I. Kant Baltic Federal University, Russia.

E-mail: mpadalko@futuremed.systems

Prof. Sergey V. Orlov, Neurosurgeon of the Highest Category, Head of the «Institute of Medical Informatics» LLC, Russia.

E-mail: orlovsv61@gmail.com

Alexander M. Naumov, Undergraduate Student, I. Kant Baltic Federal University, Russia.

E-mail: anaumov@futuremed.systems

Sergey I. Nazarikov, Undergraduate Student, I. Kant Baltic Federal University, Russia.

E-mail: snazarikov@futuremed.systems

Anatoly A. Lushnikov, Undergraduate Student, I. Kant Baltic Federal University, Russia.

E-mail: alushnikov@futuremed.systems