

Автоматизированная трехмерная реконструкция позвоночника в 3D Slicer на основе алгоритмов глубокого обучения

Е. А. Угольников

Факультет компьютерных технологий и информатики

*Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)*

giekoolis@gmail.com

0000-0003-3438-819X

Аннотация. Автоматическое обнаружение и сегментация позвонков на рентгенограммах позвоночника является комплексной задачей из-за сложных анатомических структур и перекрывающихся тканей. В этом исследовании мы представляем подход, основанный на глубоком обучении, с использованием YOLOv5 для детекции тел позвонков и UNet для их сегментации в сагиттальной и аксиальной рентгеновских проекциях. Модели были обучены на основе размеченных наборов данных для точного определения местоположения и контура позвонков. Средняя точность (mAP@0.5) определения составила 0,9, а коэффициент сходства Dice для сегментации - 0,94. Чтобы повысить эффективность в клинической практике, была проведена интеграция этих моделей в ПО 3D Slicer. Это позволит врачам удобно манипулировать результатами, вносить незначительные изменения и создавать базовую трехмерную структуру позвоночника на основе 2D-изображений. Предлагаемое решение не только повышает точность диагностики, но и служит основой для расширенного моделирования позвоночника и хирургического планирования, сокращая разрыв между автоматизацией на основе ИИ и реальными клиническими процессами. Разработанный подход демонстрирует потенциал объединения мощных архитектур глубокого обучения с программным обеспечением для медицинской визуализации. Такое сочетание делает анализ позвоночника более простым и удобным, предоставляя масштабируемое решение для рентгенологов и вертебрологов.

Ключевые слова: компьютерное зрение в медицине; глубокое обучение; рентгенограмма; трехмерная реконструкция; позвоночник

I. ВВЕДЕНИЕ

В клинической практике часто встречаются заболевания позвоночника, такие как сколиоз, кифоз и спондилолистез. Для их выявления и диагностики используют рентгенографию — основной первичный метод визуализации, который применяется во всем мире для оценки состояния позвоночника. Рентгенография играет ключевую роль в выявлении и лечении широкого спектра проблем с позвоночником, включая вывихи, деформации, переломы, а также изменения углов и искривления. Кроме того, этот метод необходим для расчета параметров сагиттального баланса, которые используются в исследованиях и предоперационном

планировании. Однако оценка костных повреждений позвоночника и ручной расчет различных параметров представляет собой сложную и время затратную задачу для рентгенологов и вертебрологов.

Последние достижения в области глубокого обучения открыли двери к новым возможностям для автоматизации анализа медицинских изображений. Это стало ключевым фактором повышения точности и эффективности в таких задачах как обнаружение объектов (анатомических структур) и семантическая сегментация. Сверточные нейронные сети (CNNs) зарекомендовали себя как особенно эффективные инструменты для обработки рентгенологических изображений, позволяя точно локализовать и выделять определенные структуры. Однако автоматизированный анализ тел позвонков на рентгенограммах позвоночника остается сложной задачей из-за множества вариаций искривлений, окклюзий, патологических деформаций и наличия металлических конструкций, которые могут присутствовать на снимках.

В этом исследовании мы предлагаем инновационный подход, основанный на глубоком обучении. Он сочетает в себе YOLOv5 для обнаружения тел позвонков и U-Net для их сегментации как в сагиттальной, так и в аксиальной рентгеновских проекциях. Модели были обучены на заранее размеченных наборах данных, что позволило достичь высокой точности. Средняя точность (mAP@0.5) при обнаружении составила 0,9, а коэффициент сходства Dice при сегментации достиг 0,94, что свидетельствует о высокой точности и качестве представленных моделей. Чтобы упростить процесс внедрения в клиническую практику, мы интегрировали эти модели в ПО 3D Slicer. Эта интеграция предоставляет рентгенологам и вертебрологам возможность в режиме реального времени точно подстраивать результаты, вносить небольшие изменения и создавать упрощенные 3D-реконструкции позвоночника на основе 2D-изображений.

Кроме того, в платформу была интегрирована возможность расчета шести ключевых параметров для оценки состояния позвоночника (PI, PT, SS, GLL, TK и SVA), без которых невозможно публиковать статьи по вертебрологии и ортопедии.

Предлагаемый подход позволяет объединить автоматизацию глубокого обучения с реальной

Работа выполнена в рамках государственного задания Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН (проект № 0251-2022-0002).

клинической практикой, при этом повышая точность диагностики. Более того, данная интеграция может способствовать снижению нагрузки на врачей рентгенологов и улучшению результатов лечения пациентов.

II. ОБЗОР

Для создания точной трёхмерной модели позвоночника необходимо решить две ключевые задачи: провести точное сегментирование позвоночника и качественно идентифицировать опорные точки. В течение длительного времени исследователи разрабатывали разнообразные вычислительные методы для решения этих задач, начиная от классических методов обработки изображений и заканчивая передовыми технологиями машинного обучения и методами, основанными на глубоком обучении.

При анализе рентгенограмм возникает множество задач, но чаще всего специалисты рассматривают позвоночник в одной из проекций или отдельные его участки для сегментации позвонков, позвоночного столба или центральной линии позвоночника [1] [2] [3].

Например, Andrea Cina и др. в своей работе [4] предложили инновационный подход к глубокому обучению, направленный на определение реперных точек позвоночника на рентгеновских снимках поясничного отдела. Этот подход включает в себя двухэтапный процесс, состоящий из следующих шагов: первоначального обучения двух сверточных нейронных сетей, одна из которых идентифицирует каждый позвонок на изображении (CNN1), а вторая вычисляет координаты реперных точек позвонков (CNN2). На втором этапе осуществляется обработка обрезанных изображений позвонков третьей нейронной сетью (CNN3), которая осуществляет геометрические преобразования в соответствии с исходными данными, используя слой дифференцируемого пространственного преобразования (DNT).

Точность определения позвонков с помощью этой модели составила 98,4%. Кроме того, качественный анализ подтвердил, что все реперные точки были определены точно.

Ming-Huwi Horng и др. [5] разработали автоматизированный метод оценки сколиоза, измеряя угол Кобба на рентгенограммах передней части позвоночника. Их подход включает три последовательных этапа: начальное выделение области позвоночника с помощью изменения размера изображения и анализа проекции интенсивности, за которым следует точное определение границ позвоночника и центральной линии с использованием информации о градиенте и постепенного определения порогового значения. Чтобы преодолеть трудности, связанные с неравномерным распределением интенсивности движения позвонков, авторы внедрили и сравнили три современные архитектуры глубокого обучения: стандартную U-Net, Dense U-Net и Residual U-Net, для сегментации позвонков. Residual U-Net показала наилучшие результаты, достигнув впечатляющего коэффициента Dice, равного 0,951. Этот комплексный подход эффективно сочетает традиционные методы обработки изображений с современными методами глубокого обучения. Благодаря этому он обеспечивает точную автоматизированную сегментацию позвоночника

и позволяет определить угол Кобба, что открывает широкие возможности для клинической оценки сколиоза.

Однако существуют и другие исследования, посвященные восстановлению трехмерной структуры позвоночника. Чен и др. [6] создали масштабируемую архитектуру кодера-декодера, использующую для обучения данные рентгенограмм в двух проекциях и компьютерной томографии позвоночника. Однако наша цель заключается в решении задачи по созданию базовой трехмерной структуры позвоночника, состоящей из кубиков, на основе только рентгенограмм в боковой и фронтальной проекциях.

III. ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМЫ

В настоящее время в сфере здравоохранения наблюдается серьёзный дисбаланс между растущей нагрузкой на диагностику и ограниченными возможностями клиник. В частности, в отделениях радиологии, ортопедии и вертебрологии наблюдается значительный рост спроса на медицинские визуализационные исследования, в то время как количество врачей остаётся практически неизменным. Это растущее несоответствие создаёт значительные затруднения в процессе анализа изображений, поскольку время, затрачиваемое на диагностическую интерпретацию, остаётся таким же, несмотря на увеличение количества обращений.

Наше исследование посвящено решению этой системной проблемы путём разработки автоматизированного подхода, направленного на повышение эффективности работы медицинских учреждений.

A. Проблема

Цель данной работы заключается в создании автоматизированного процесса для построения трехмерной модели позвоночника человека на основе парных рентгеновских снимков во фронтальной и сагитальной проекциях. Этот подход включает в себя два основных этапа: (1) внедрение моделей глубокого обучения для детекции позвонков и сегментации их структуры и (2) реконструкция трехмерной модели позвоночника в программном обеспечении 3D Slicer для последующей визуализации и анализа.

B. Данные

В исследовании были использованы рентгеновские снимки 50 пациентов с относительно нормальной анатомией позвоночника. Эти пациенты были тщательно отобраны на основе следующих критериев: (1) минимальная патология позвоночника, (2) отсутствие металлических имплантов, (3) наличие полной видимости позвонков от C2 до S1, включая головки бедренных костей, если это было возможно. Для каждого пациента были сделаны парные рентгенограммы всего позвоночника в стандартных фронтальной и боковой проекциях. Итогом исследования стала упрощённая трёхмерная реконструкция позвоночника, в которой каждый позвонок представлен шестью анатомическими реперными точками. Эти ориентиры образуют геометрическое изображение тела позвонка, напоминающее форму куба. Пример размеченных данных представлен на рис. 1.

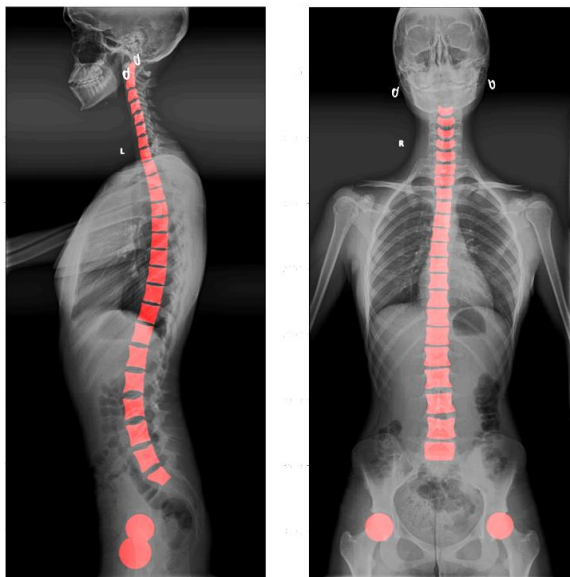


Рис. 1. Пример данных пациента (разметка позвоночника)

С. Методы

Реализованный подход заключается в следующем: определяется местоположение позвонков, сегментируются тела позвонков на обнаруженных срезах и получают реперные точки позвонков. На основе этих результатов мы создаем 3D-модель позвоночника, используя расширение 3D Slicer, написанное на языке Python. После создания 3D-модели программно рассчитываются 6 основных параметров, которые помогают оценить состояние позвоночника: PI, PT, SS, GLL, TK и SVA.

1) YOLO Vertebrae Detection

В основе нашей модели для детекции позвонков лежит алгоритм YOLO, разработанный в 2015 году и предназначенный для работы в режиме реального времени [7]. YOLO решает задачу обнаружения объектов как задачу регрессии, используя унифицированную сверточную нейронную сеть для одновременного прогнозирования ограничивающих рамок и вероятностей принадлежности к классам.

Для классификации выделены два анатомических типа позвонков: C2 (характерные удлиненные шейные позвонки) и позвонки (стандартные тела позвонков, располагающиеся от C3 до S1).

В табл. 1 представлены результаты определения характеристик, которые варьируются в зависимости от выбранного класса. Следует отметить, что грудные позвонки вызывают наибольшие затруднения. Это подчеркивает сложность анализа грудного отдела позвоночника, обусловленную его сложными анатомическими особенностями. Примеры полученных результатов представлены на рис. 2.

2) U-Net Vertebrae

Базовая модель сегментации была основана на классической архитектуре U-Net [8]. Эта архитектура представляет собой симметричную структуру кодер-декодер с пропусками.

ТАБЛИЦА I. МЕТРИКИ YOLO

Класс	Метрики YOLO				
	<i>x norm</i>	<i>y norm</i>	<i>w norm</i>	<i>norm</i>	<i>confidence</i>
C2	0.3443	0.0703	0.0366	0.0562	0.6545
FH	0.2545	0.8890	0.1355	0.0531	0.7764
Vertebrae	0.3351	0.6085	0.1135	0.0421	0.8783

Путь кодера постепенно уменьшает пространственное разрешение, позволяя извлекать объекты в иерархическом порядке. В то же время путь декодера восстанавливает пространственную информацию с помощью операций повышения дискретизации. Пропущенные соединения между соответствующими уровнями кодера и декодера способствуют сохранению локальных пространственных деталей в процессе реконструкции.

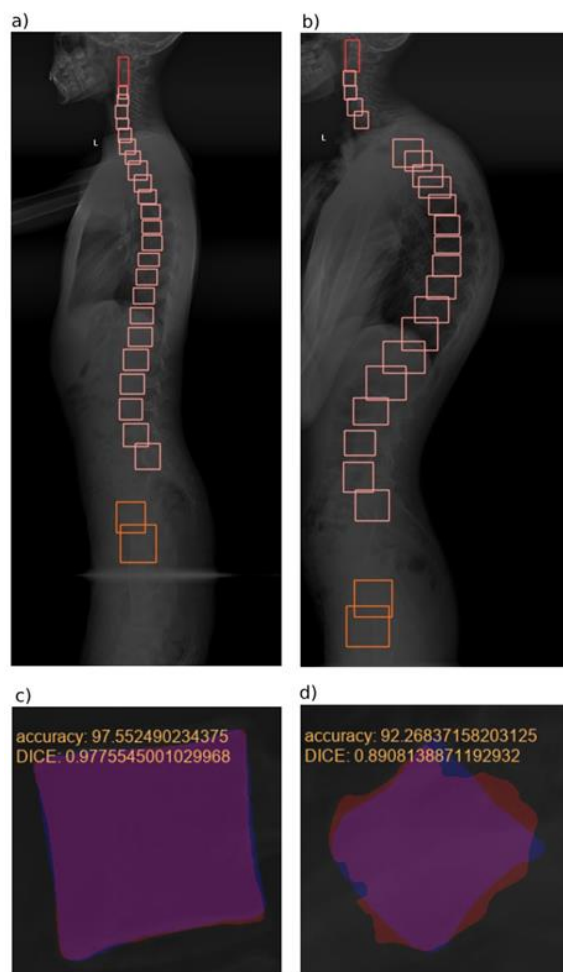


Рис. 2. Примеры результатов работы моделей детекции и сегментации. На рисунке (a) показан пример удовлетворительной работы модели YOLO, а на рисунке (b) - пример более плохого результата работы, когда модель не работает корректно в грудном отделе позвоночника. На рисунках (c) и (d) показаны примеры корректной и некорректной работы модели U-Net Vertebrae, соответственно

В приведенном случае модель обрабатывает предварительно обнаруженные отдельные позвонки, начиная. Несмотря на высокую общую производительность, измеряемую точностью и коэффициентом Dice [9], качество сегментации заметно ухудшается для грудных позвонков (T1–T12) из-за

анатомического наложения грудной клетки и плечевого пояса на снимках.

3) Расширение для 3D Slicer

3D Slicer [10] использовался для визуализации результатов. Это бесплатное программное обеспечение с открытым исходным кодом, предназначенное для анализа медицинских изображений, визуализации и биомедицинских исследований. Оно предлагает широкий спектр инструментов для обработки изображений, включая 2D и 3D визуализацию, интеграцию искусственного интеллекта, биомеханику и возможность настройки с помощью Python.

После завершения процесса детекции пользователь имеет возможность изменять недостаточно корректно

построенные ограничивающие рамки и реперные точки для достижения более точных результатов.

4) Расчет параметров позвоночника

Расчет параметров осуществляется в соответствии с [11]. Параметры сагиттального баланса — это ключевые рентгенографические измерения, которые используются для оценки выравнивания и биомеханической эффективности позвоночника в сагиттальной плоскости. Эти параметры, такие как сагиттальная вертикальная ось (SVA), тазовый индекс (PI), наклон таза (PT), наклон крестца (SS), грудной кифоз (TK) и общий поясничный лордоз (GLL), позволяют количественно определить взаимосвязь между позвоночником, тазом и нижними конечностями. Пример рассчитанных углов представлен на рис. 3.

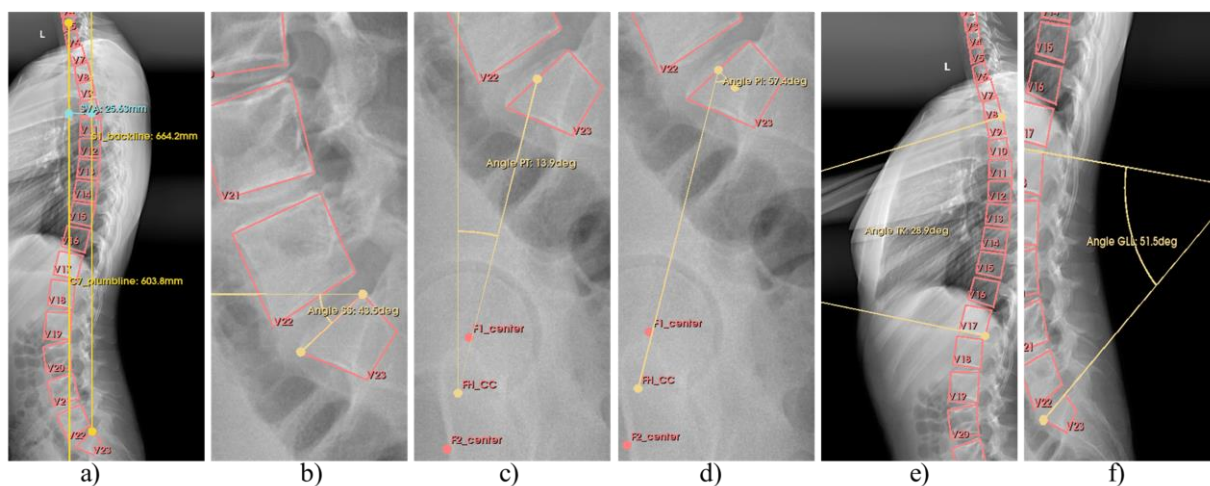


Рис. 3. Пример рассчитанных параметров. (Посчитанные параметры: а) SVA (sagittal vertical axis, сагиттальная вертикальная ось), б) SS (sacral slope, наклон крестца), в) PT (pelvic tilt, наклон таза), г) PI (pelvic incidence, тазовый индекс), е) TK (thoracic kyphosis, грудной кифоз), ф) GLL (global lumbar lordosis, общий поясничный лордоз)

Правильное сагиттальное выравнивание способствует минимизации затрат энергии при стоянии и ходьбе. В то же время неправильное выравнивание может привести к боли, инвалидности и ускоренной дегенерации.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ

В приведенном исследовании мы разработали комплексный метод анализа позвоночника с использованием двуплоскостных рентгенограмм, начиная с глубокого обучения для 2D-детекции и сегментации. Систематически оценивая различные оптимизаторы, скорость обучения и функции потерь, мы определили оптимальные гиперпараметры для обучения моделей. В результате, используя YOLO для обнаружения, мы достигли mAP@0.5 на уровне 0.90, а при сегментации позвонков U-Net Vertebrae получили коэффициент Dice, равный 0.88. Подробные результаты представлены в табл. 2.

ТАБЛИЦА II. РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ МОДЕЛЕЙ

Версия весов	size h × w (px)	speed CPU (s/image)	mAP_0.5	DICE/v ertebra
YOLO (Vertebrae Detection)	640 × 273	0.8	0.906 093	—
Single Vertebra	256 × 256	0.4	—	0.9402

Основываясь на этих результатах в двумерной плоскости, мы создали автоматизированную систему 3D-реконструкции. Это расширение для 3D Slicer, которое генерирует модель позвоночника, основываясь на обнаруженных реперных точках.

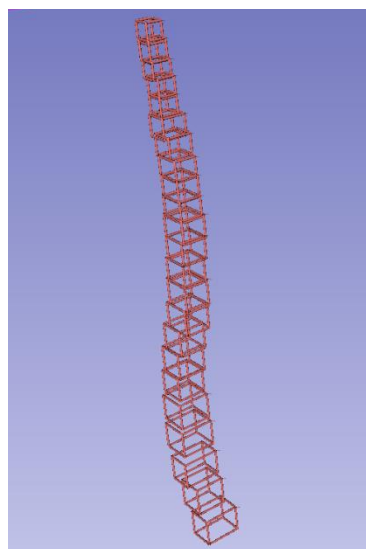


Рис. 4. Пример построенной 3D модели 1

Это расширение не только создает трехмерную структуру позвоночника в виде параметрических кубоидов, но и позволяет автоматически измерять шесть важных параметров сагиттального баланса: SVA, PI, PT, SS, LL и TK. Как видно на рис. 4, система успешно сочетает 2D-анализ с возможностями 3D-моделирования и оценки осанки. Комбинированный подход YOLO и U-Net показал себя как наиболее эффективный среди протестированных методов, обеспечивая высокую точность определения позвонков (mAP 0,90) и точную сегментацию (Dice 0,94).

В настоящее время исследования направлены на расширение возможностей этой системы для автоматического расчета всех клинически значимых показателей сагиттального баланса, которые можно получить на основе реперных точек позвоночника и головок бедренных костей. К таким показателям относятся угол наклона таза, несоответствие поясничного лордоза и параметры глобального выравнивания.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем исследовании был разработан и протестирован метод для автоматизированного анализа позвоночника, основанный на двухплоскостных рентгенограммах. Наш подход сочетает в себе глубокое обучение для обнаружения (YOLO) и сегментации (U-Net), а также 3D-реконструкцию и оценку сагиттального баланса.

Результаты работы показали высокую точность: коэффициент mAP@0.5 составил 0,90 для детектирования позвонков и коэффициент Dice — 0,94 для сегментации. Благодаря пользовательскому расширению 3D Slicer, нам удалось автоматизировать процесс создания 3D-модели на основе обнаруженных реперных точек, а также измерить ключевые параметры сагиттального баланса, такие как SVA, PI, PT, SS, LL и TK. Несмотря на высокую эффективность этого подхода, дальнейшая работа будет направлена на его клиническую проверку и расширение возможностей для анализа патологических случаев.

Это интегрированное решение имеет огромный потенциал для улучшения диагностических процессов при обследовании позвоночника и планировании хирургических вмешательств.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Особая благодарность Новосибирскому научно-исследовательскому институту травматологии и ортопедии им. Я.Л. Цивьяна за разметку и предоставление данных для исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Y. Chen, Y. Mo, A. Readie, G. Ligozio, T. Coroller and B. Papiez, "VertXNet: Automatic segmentation and identification of lumbar and cervical vertebrae from spinal X-ray images," 2022.
- [2] Z. Yang, W. Skalli, C. Vergari, E. Angelini and L. Gajny, "Automated spinal midline delineation on biplanar X-Rays using Mask R-CNN," *VipIMAGE 2019*, pp. 307-316, 2019.
- [3] S. Ebrahimi, L. Gajny, W. Skalli and E. Angelini, "Vertebral corners detection on sagittal X-rays based on shape modelling, random forest classifiers and dedicated visual features," *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, vol. 7, no. 2, pp. 132-144, 2019.
- [4] A. Cina, T. Bassani, M. Panico, A. Luca, Y. Masharawi, M. Brayda-Bruno and F. Galbusera, "2-step deep learning model for landmarks localization in spine radiographs," vol. 11, no. 9482, 2021.
- [5] M.-H. Horig, C.-P. Kuok, M.-J. Fu, C.-J. Lin and Y.-N. Sun, "Cobb Angle Measurement of Spine from X-Ray Images Using Convolutional-Neural Network," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2019, pp. 1-18, 2019.
- [6] Z. Chen, L. Guo, R. Zhang, Z. Fang, X. He and J. Wang, "BX2S-Net: Learning to reconstruct 3D spinal structures from bi-planar X-ray images," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 154, p. 106615, 2023.
- [7] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," vol. 5, 2016.
- [8] O. Ronneberger, P. Fischer and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," vol. 5, 2015.
- [9] L. Dice, "Measures of the amount of ecologic association between species," *Ecology*, vol. 26, pp. 297-302, 1945.
- [10] A. Fedorov, R. Beichel, J. Kalpathy-Cramer, J. Finet, J.-C. Fillion-Robin and S. Pujol, "3D Slicer as an Image Computing Platform for the Quantitative Imaging Network," *Magn Reson Imaging*, vol. 30, pp. 1323-41, 2012.
- [11] А. В. Крутько, В. В. Перих, В. М. Прохоренко и О. Н. Леонова, *Нарушения сагиттального баланса при заболеваниях и повреждениях позвоночника: учебное пособие для врачей*, Новосибирск: ИПЦ НГМУ, 2020, p. 80.