

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ СЕГМЕНТАЦИИ И КЛАССИФИКАЦИИ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОГО ИЗМЕРЕНИЯ УГЛА ВИБЕРГА ПРИ ДИСПЛАЗИИ ТАЗОБЕДРЕННОГО СУСТАВА

Л.С. Жукова¹, О.П. Солдатова¹, А.А. Тарасов¹

¹Самарский университет, г. Самара
e-mail: 2022-02115@students.ssau.ru

Аннотация

Представлен сравнительный анализ двух подходов к автоматическому измерению угла Виберга (LCEA) на рентгенограммах таза: сегментации анатомических структур с последующим извлечением ориентиров из масок (YOLOv8x-seg) и классификации ключевых точек (YOLOv8x-pose).

Ключевые слова: дисплазия тазобедренного сустава, угол Виберга, YOLOv8, сегментация, классификация ключевых точек, автоматическая диагностика.

Введение

Дисплазия тазобедренного сустава (ДТБС) представляет собой врождённую патологию опорно-двигательного аппарата, характеризующуюся нарушением морфологического соответствия между головкой бедренной кости и вертлужной впадиной [1]. Ключевым количественным критерием оценки является угол Виберга (lateral center-edge angle, LCEA), пороговые значения которого составляют: менее 20° – дисплазия, 20–24° – пограничная зона, 25° и более – норма [2].

Ручное измерение LCEA сопряжено с межоператорской вариабельностью 3–5° [3], что при пограничных значениях влияет на выбор тактики лечения. Автоматизация измерения позволит повысить воспроизводимость, и снизить зависимость от квалификации специалиста. В литературе выделяют два подхода: семантическая сегментация с геометрическим расчётом углов и прямая регрессия координат ориентиров. Настоящая работа посвящена экспериментальному сравнению указанных подходов на единой выборке рентгенограмм с использованием единого эталона ручной разметки.

1. Обзор существующих подходов

Сегментационный подход предполагает выделение областей головки бедренной кости, вертлужной впадины и фигуры слезы как семантических масок, после чего из геометрии масок извлекаются ориентиры для расчёта углов. Наиболее распространены архитектуры U-Net и её модификации. Исследование Wen et al. [4] продемонстрировало трёхэтапный конвейер на основе Mask R-CNN и HRNet: на первом этапе сегментируются кости таза, на втором локализуются четыре ключевых ориентира, на третьем автоматически вычисляются классификационные индексы; точность классификации по шкале Тённиса составила 0,86–0,95. Аналогичную стратегию – сегментация

с последующей детекцией точек – применяли в работе по автоматизации измерений на КТ тазобедренного и коленного суставов [5], где модели сегментации на основе UNet3+ достигали коэффициента Дайса 0,957.

Среди работ по ДТБС следует отметить исследование Yang et al. [6], где предложен полуавтоматический подход: врач вручную размечает контуры костей, после чего система автоматически рассчитывает углы СЕ, Шарпа и Тённиса. Авторы указывают на принципиальную сложность автоматической сегментации рентгенограмм из-за низкого контраста мягкотканых структур и вариабельности укладки пациента.

Подход на основе детекции объектов без явной сегментации представлен в работе Hiroki D. et al. [7], где модель YOLOv5 обучена непосредственно классифицировать тазобедренный сустав как нормальный или диспластический на рентгенограммах детей в возрасте до 12 месяцев; лучшая модель (YOLOv5l) достигла чувствительности 0,94 и специфичности 0,96.

2. Результаты

Оценка качества моделей проводилась на сбалансированной выборке из 60 рентгенограмм, равномерно распределённых по трём клиническим группам. На каждом снимке в качестве эталона имела ручная разметка шести анатомических ориентиров: точки слезы T_1 и T_2 , центры головок бедренных костей C_L и C_R , верхнелатеральные края вертлужных впадин A_L и A_R [8]. По этим точкам рассчитывался эталонный угол Виберга: перпендикуляр к линии T_1T_2 задавал динамическую вертикаль, угол между ней и вектором $C_i \rightarrow A_i$ определял LCEA для каждого сустава.

Сегментационная модель YOLOv8x-seg обучена на разметке трёх классов: фигура слезы (teardrop), головка бедренной кости (femur_head) и вертлужная впадина (ass). Из предсказанных масок извлекались ориентиры геометрически: центр головки – как центр масс маски, нижняя точка слезы – как пиксель с максимальной координатой y , край впадины – как крайняя по x точка с минимальной y среди пограничных пикселей. Модель классификации ключевых точек YOLOv8x-pose обучена регрессировать координаты тех же шести ориентиров напрямую. Обе модели запускались с разрешением 2464 пикселей. Для каждого метода вычислялся угол Виберга по той же геометрической формуле, что и для эталона.

Результаты сравнения представлены в таблице 1:

Таблица 1. Сравнение метрик точности определения угла Виберга

Метрика	YOLOv8x-pose	YOLOv8x-seg
MAE, °	4,53	3,13
RMSE, °	5,77	4,61
Bias, °	−1,01	1,00
Std ошибки, °	5,68	4,50
Within $\pm 2^\circ$, %	31,4	44,5
Within $\pm 5^\circ$, %	66,1	85,7
Точность классификации	53,3%	78,3%

Сегментационный подход (YOLOv8x-seg) демонстрирует статистически значимое превосходство над поточечным (YOLOv8x-pose) по всем ключевым метрикам точности. Средняя абсолютная ошибка (MAE) сегментационной модели составила 3,13° против 5,77° у позиционной, что соответствует снижению на 31%. Среднеквадратичная ошибка (RMSE) также оказалась существенно ниже: 4,61° против 5,77°. Доля измерений в клинически допустимом диапазоне $\pm 5^\circ$ составила 85,7% для сегментационной модели и 58,3% для позиционной, разрыв составляет 19,6 п.п.

Сравнительный анализ матриц ошибок (рисунок 1) также подтверждает более высокую точность сегментационного подхода: модель YOLOv8x-seg продемонстрировала идеальную специфичность, безошибочно определив 100% нормы, в то время как YOLOv8x-pose допустила 35% ошибок в данной группе. В диагностике дисплазии сегментация показала в 1,6 раза более высокую чувствительность, минимизировав критические пропуски патологии. Основной массив погрешностей сегментационной модели сосредоточен на границе смежных классов «дисплазия пограничная зона», что при MAE-3,13° обусловлено математической близостью углов к пороговым значениям, тогда как позиционная модель склонна к бессистемному распределению ошибок и выраженной гиподиагностике.

POSE (YOLOv8-pose)			SEG (YOLOv8-seg)		
Dysplasia	Borderline	Normal	Dysplasia	Borderline	Normal
5 (25%)	14 (70%)	1 (5%)	10 (50%)	9 (45%)	1 (5%)
5 (25%)	14 (70%)	1 (5%)	1 (5%)	13 (65%)	6 (30%)
1 (5%)	6 (30%)	13 (65%)	0 (0%)	0 (0%)	20 (100%)
Dysplasia			Dysplasia		
Borderline			Borderline		
Normal			Normal		

Рисунок 1 – Матрица ошибок

Заключение

Полученные результаты согласуются с выводами Wen et al. [4] о том, что сегментация структур таза создаёт надёжную основу для последующего определения ориентиров, однако требует корректного обнаружения всех анатомических структур. Сравнительное преимущество сегментации по клинической классификации согласуется с результатами Jensen et al. [9], указывавших на трудности автоматической идентификации ориентиров при поточечном подходе.

Список использованных источников

1. Ромащенко, Т. И. Лучевая диагностика дисплазии тазобедренных суставов у детей с проявлениями соединительно-тканной дисплазии / Т. И. Ромащенко, Я. В. Беляева // Современные тенденции развития науки и технологий. – 2015. – № 1-3. – С. 47–52.
2. Мазуренко, А. В. Дисплазия тазобедренного сустава: взгляд на проблему / А. В. Мазуренко, Р. М. Тихилов // Журнал OPINION LEADER. – 2020. – № 1(30). – С. 50–58.

3. Farej, Z. K. Developmental Dysplasia of the Hip Diagnosis Via Convolutional Neural Networks: A Comprehensive Review / Z. K. Farej, Z. M. MohammedSami // 2025 3rd International Conference on Business Analytics for Technology and Security (ICBATS). – 2025. – № 3. – P. 1–8.

4. A Deep-Learning Aided Diagnostic System in Assessing Developmental Dysplasia of the Hip on Pediatric Pelvic Radiographs / X. Weize, Shu Liqi [et al.] // Frontiers in Pediatrics. – 2021. – V. 9, № 785480.

5. Automating Linear and Angular Measurements for the Hip and Knee After Computed Tomography: Validation of a Three-Stage Deep Learning and Computer Vision-Based Pipeline / R. Faizaan, B. S. Vidhani [et al.] // Arthroplasty Today. – 2024. – V. 27, № 101394.

6. A Semi-automatic Diagnosis of Hip Dysplasia on X-Ray Films / G. Yang, Y. Jiang, T. Liu [et al.] // Frontiers in Molecular Biosciences. – 2020. – V. 7, № 613878.

7. Hiroki, D. Diagnostic accuracy of a deep learning model using YOLOv5 for detecting developmental dysplasia of the hip on radiography images / D. Hiroki, I. Junichi, K. Akatsuki // Scientific Reports. – 2023. – V. 13, № 6683.

8. Dello Russo, B. Selective Posterior Epiphysiodesis of the Triradiate Cartilage of the Acetabulum: Preliminary Results of an Experimental Study in Rabbits / B. Dello Russo // Open Journal of Orthopedics. – 2016. – V. 6. – P. 240–252.

9. Application of deep learning for automated diagnosis and classification of hip dysplasia on plain radiographs / M. Magneli, B. Alireza, E. Takahashi [et al.] // BMC Musculoskeletal Disorders. – 2024. – V. 25, № 117. – P. 1–10.

COMPARATIVE ANALYSIS OF SEGMENTATION AND KEYPOINT DETECTION METHODS FOR AUTOMATED WIBERG ANGLE MEASUREMENT IN HIP DYSPLASIA

I.S. Zhukova¹, O.P. Soldatova¹, A.A. Tarasov¹

¹*Samara University, Samara*
e-mail: 2022-02115@students.ssau.ru

Abstract

A comparative analysis of two approaches to automated measurement of the lateral center-edge angle (LCEA) on pelvic radiographs is presented: segmentation of anatomical structures with subsequent landmark extraction from masks (YOLOv8x-seg) and direct keypoint detection (YOLOv8l-pose).

Keywords: hip dysplasia, Wiberg angle, YOLOv8, segmentation, keypoint detection, automated diagnosis.