

Coronary Artery Segmentation: обзор литературы

ochiru wa

Февраль 2026

1 Введение

Сегментация коронарных артерий по данным компьютерной томографической коронарной ангиографии (КТКА) является важной задачей медицинского анализа изображений. В данном обзоре рассматриваются основные направления исследований в этой области.

2 Архитектуры на основе свёрточных и рекуррентных сетей

U-net - convolutional neural network с инкодер-декодер архитектурой являющаяся основой для всех последующих решений [1]. В работе [2] была предсказана вариация Unet для объемной сегментации. Первая работа посвященная сегментации коронарных артерий использующая convolutional neural network [3]. Повышение точности сегментации коронарных артерий за счет преобразования FCN в U-net и обучение на Weighted Focal Loss [4]. Быстрое определение области интереса (ROI) за счет R-CNN [5]. В работе [6] был предложен сильный baseline для сегментации коронарных артерий, основанный на 3D U-Net++ с разбиением изображения на патчи, а также использованием dilation и skeleton extraction с последующим объединением результатов coarse- и patch-сегментации для финального предсказания.

Архитектура nnU-Net [20] представляет собой самонастраивающийся фреймворк, который автоматически адаптирует стандартный U-Net под конкретный датасет. В нём успешно применяется Group Normalization [21], показавшая лучшие результаты по сравнению с классической Batch Normalization при работе с малыми размерами батчей.

Для сегментации на основе патчей также применялась архитектура V-Net [26]. Кроме того, в работе [23] для сегментации коронарных артерий на трёхмерных ангиографических изображениях была использована архитектура PSPNet [24].

3 Механизмы внимания

Значительных успехов добились методы, использующие механизм внимания и его вариации. Attention U-Net [17] использует механизм Gate Attention исследованный и доказавший свою эффективность в [18, 14]. UCTransNet [15] переосмысливает skip-соединения в U-Net с точки зрения канального внимания с использованием трансформера. TransUNet [16] показал, что трансформеры могут служить мощными энкодерами для медицинской сегментации.

В работе [22] предложена архитектура Dual Convolution-Transformer U-Net, сочетающая свёрточные блоки с нормализацией экземпляров и блоки трансформера с многоголовочным самовниманием, многослойным перцептроном и нормализацией слоёв.

В работе Seg2RefineNet [19] используется 2D U-Net с модулем пространственно-частотного внимания для предварительной сегментации, после чего результат подаётся в 3D Attention-GAN. Модель обучается на экспоненциальном сглаживании взвешенной бинарной кросс-энтропии и Dice loss.

4 Диффузионные модели

В работах [7, 8] рассматривалось применение диффузионных моделей для сегментации коронарных артерий. В частности, в SADiff [7] исследуется совмещение дискриминативной и генеративной моделей с целью объединения их преимуществ: уменьшения шума и улучшения выделения области интереса за счёт инновационного слоя внимания.

5 Функции потерь

Одним из важных направлений является разработка специализированных функций потерь. [28] первая работа посвященная данному направлению. В более поздних работах широко используется cIDice loss [9], сохраняющая топологию трубчатых структур. Также предпринимались попытки использовать другие функции потерь, учитывающие специфику задачи и топологию сосудов: Signed Distance Map loss [13]. В работе [12] предлагается применять фильтрацию Виеториса-Рипса для получения диаграмм персистентности как истинных значений, так и карт предсказаний, и вычислять различия с помощью расстояния Вассерштейна между соответствующими диаграммами персистентности функции.

6 Методы трассировки и реконструкции

В работе [25] предложен итеративный подход к реконструкции сосудистого дерева. Начальной точкой (seed) служит устье коронарной артерии (ostium). На каждом шаге t текущая позиция подаётся в нейронную сеть, которая предсказывает: направление движения (вектор), радиус сосуда, вероятность разветвления и вероятность окончания. На шаге $t + 1$ происходит перемещение по предсказанному вектору, и процесс повторяется.

7 Влияние качества изображений

В работе [27] исследуется влияние качества и разрешения изображений на точность сегментации коронарных артерий при КТКА. Рассматриваются факторы, определяемые размером сосудов и характеристиками заболевания, которые вносят артефакты, такие как кальцификация.

Список литературы

- [1] U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation
- [2] 3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation
- [3] Coronary arteries segmentation based on 3D FCN with attention gate and level set function
- [4] Coronary artery segmentation under class imbalance using a U-Net based architecture on computed tomography angiography images
- [5] Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks
- [6] Zeng A. et al. ImageCAS: A Large-Scale Dataset and Benchmark for Coronary Artery Segmentation based on Computed Tomography Angiography Images. 2023.
- [7] Zhang Y. et al. SADiff: Coronary Artery Segmentation in CT Angiography Using Spatial Attention and Diffusion Model. 2024.
- [8] Wu J. et al. MedSegDiff: Medical Image Segmentation with Diffusion Probabilistic Model. 2023.
- [9] Shit S. et al. clDice – a Novel Topology-Preserving Loss Function for Tubular Structure Segmentation. 2021.
- [10] Automatically weighted focal loss for imbalance learning
- [11] Aftab R. et al. DSCNet: Deep Skip Connections-Based Dense Network for ALL Diagnosis Using Peripheral Blood Smear Images. 2023.
- [12] Stucki N. et al. Topology-Aware Loss for Segmentation in Computed Tomography Images. 2023.
- [13] Xue Y. et al. Deep Distance Map Regression Network with Shape-aware Loss for Imbalanced Medical Image Segmentation. 2020.
- [14] Li Y. et al. Attention V-Net: A Modified V-Net Architecture for Left Atrial Segmentation. 2020.
- [15] Wang H. et al. UCTransNet: Rethinking the Skip Connections in U-Net from a Channel-wise Perspective with Transformer. 2022.
- [16] Chen J. et al. TransUNet: Transformers Make Strong Encoders for Medical Image Segmentation. 2021.

- [17] Oktay O. et al. Attention U-Net: Learning Where to Look for the Pancreas. 2018.
- [18] Zhang Y. et al. Gated Attention for Large Language Models. 2024.
- [19] Li X. et al. Seg2RefineNet: a Novel DL-Based Framework for 2D CCTA Image-Based Segmentation and 3D Volume-Based Refinement. 2024.
- [20] Isensee F. et al. nnU-Net: a Self-Configuring Method for Deep Learning-Based Biomedical Image Segmentation. 2021.
- [21] Wu Y., He K. Group Normalization. 2018.
- [22] Li Z. et al. Coronary Artery Segmentation with Dual Convolution-Transformer U-Net for Cardiovascular Interventions. 2024.
- [23] Kumar S. et al. Automated Coronary Artery Segmentation with 3D PSPNet Using Global Processing and Patch Based Methods on CCTA Images. 2023.
- [24] Zhao H. et al. Pyramid Scene Parsing Network. 2017.
- [25] Wu Y. et al. Sparse and Transferable Three-Dimensional Dynamic Vascular Reconstruction for Instantaneous Diagnosis. 2024.
- [26] Kumar S. et al. Patch Based Coronary Artery Segmentation Using 3D VNet Architecture. 2023.
- [27] Shi Z. et al. Optimising Generalisable Deep Learning Models for CT Coronary Segmentation: A Multifactorial Evaluation. 2024.
- [28] A topological loss function for deep-learning based image segmentation using persistent homology.