УДК 004.932.72:616.12-073.756.8

Пылов Петр Андреевич, аспирант
(КузГТУ, г. Кемерово)
Petr A. Pylov, postgraduate student
(KuzSTU, Kemerovo)
Пимонов Александр Григорьевич, д.т.н., профессор
(КузГТУ, г. Кемерово)
Alexander G. Pimonov, Doctor of Technical Sciences, Professor
(KuzSTU, Kemerovo)

МЕТОДЫ И ПРОГРАММНЫЕ СРЕДСТВА АВТОМАТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ЖЕЛУДОЧКОВ СЕРДЦА ПО ДАННЫМ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ: АНАЛИЗ ОГРАНИЧЕНИЙ И ТРЕБОВАНИЯ К ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОМУ КОНВЕЙЕРУ

METHODS AND SOFTWARE FOR AUTOMATIC SEGMENTATION OF CARDIAC VENTRICLES IN COMPUTED TOMOGRAPHY: ANALYSIS OF LIMITATIONS AND REQUIREMENTS FOR A COMPUTATIONAL PIPELINE

Аннотация. Проанализированы пороговые, региональные, контурные, графовые и нейросетевые методы сегментации желудочков сердца по данным КТ и программные средства их реализации. Выявлены общие ограничения и сформулированы требования к автоматическому вычислительному конвейеру.

Abstract. Threshold, region-based, contour, graph and neural network methods for cardiac ventricle segmentation in CT and the related software are analyzed. Their common limitations are identified and requirements for an automatic computational pipeline are formulated.

Компьютерная томография (КТ) сердца с внутривенным контрастированием позволяет получать трёхмерные данные о полостях камер сердца и прилежащих сосудов. Маски полостей левого (ЛЖ) и правого (ПЖ) желудочков служат основой для расчёта их объёмов, а при наличии фаз сердечного цикла – конечно-диастолического и конечно-систолического объёмов, ударного объёма и фракции выброса [1]. Ручное контурирование трудоёмко и зависит от специалиста, поэтому автоматическая сегментация желудочков остаётся актуальной задачей обработки медицинских изображений. Цель работы – сопоставить основные классы методов и программных средств применительно к сегментации желудочков на КТ-

изображениях, выявить их общие ограничения и сформулировать требования к автоматическому вычислительному конвейеру.

Значения КТ-изображения выражаются в единицах шкалы Хаунсфилда, связанных с коэффициентом ослабления рентгеновского излучения тканью [2]. Физически обоснованная шкала делает привлекательными пороговые правила, однако контрастированная кровь в желудочках, предсердиях, аорте и лёгочном стволе имеет близкую плотность, и по одному значению интенсивности смежные камеры не разделяются. ЛЖ имеет сравнительно регулярную форму и толстую стенку, тогда как ПЖ отличается серповидной конфигурацией, тонкой стенкой, выраженной трабекулярностью и тесно прилежит к правому предсердию и лёгочному стволу [3]. Наибольшую неоднозначность вызывают базальные отделы и клапанные плоскости: ошибочное включение фрагмента предсердия или сосуда непосредственно искажает объёмы и производные показатели. Дополнительно на результат влияют фаза сердечного цикла, шум, артефакты движения, эффект частичного объёма и различия протоколов сканирования. Отечественное исследование на 224 контрастных КТ-исследованиях показало, что базовые процедуры цифровой обработки – пороговая бинаризация, наращивание областей, детектирование контуров и морфологический водораздел – дают приемлемый результат лишь в сравнительно простых случаях [4].

Для количественного анализа существенно, что КТ-исследование является метрически заданным объектом: шаг вокселя, толщина среза и ориентация определяют физический смысл объёмов и расстояний. Передискретизация и интерполяция, применяемые для унификации входных данных, смещают границы объектов и искажают пространственные метрики, прежде всего 95-й процентиль расстояния Хаусдорфа и объём [5]. Выделение области интереса сокращает пространство поиска, но при чрезмерно жёстких ограничениях приводит к потере фрагментов целевой структуры; при этом близкие значения интегральной точности могут сопровождаться существенно разным качеством границы [6].

Пороговые методы относят воксель к объекту по результату сравнения интенсивности с порогом, заданным вручную или выбранным автоматически, например по критерию Оцу [7]. Они просты, интерпретируемы и не требуют обучения, но решение принимается для каждого вокселя независимо, и вся контрастированная кровь сердца оказывается в одном классе. Региональные методы вводят связность: наращивание областей присоединяет к затравочной области соседние воксели, удовлетворяющие критерию однородности [8]. Результат зависит от положения затравки и допуска однородности, а при слабой границе область распространяется из желудочка в сообщающиеся с ним предсердие или магистральный сосуд [9]. Метод водоразделов формирует замкнутые границы по градиентному рельефу изображения, но в условиях шума склонен к избыточной

сегментации [10]. Поэтому в современных конвейерах эти методы используются главным образом для первичного выделения области интереса.

Морфологические операции – эрозия, дилатация, открытие и закрытие – устраняют мелкие включения и разрывы маски, однако решение в них принимается по геометрии бинарной маски без обращения к исходному изображению. Деформируемые модели описывают границу как кривую или поверхность, эволюционирующую под действием внутренних сил гладкости и внешних сил, определяемых изображением: к ним относятся активные контуры [11] и модели на основе множеств уровня, в том числе модель Чан – Весе, не требующая выраженного градиента на границе [12]. Статистические модели формы ограничивают допустимые деформации вариацией, наблюдаемой в обучающей выборке [13], и в атласных схемах снижают вероятность грубых ошибок. Общими ограничениями этой группы являются зависимость от инициализации, плохая согласованность жёстких моделей формы с фазовой изменчивостью и патологическим ремоделированием камер, а также упрощение реальной геометрии при сглаживании контура, особенно для ПЖ.

Графовые методы формализуют сегментацию как минимизацию энергии марковского случайного поля, объединяющей унарные стоимости согласования метки с данными и попарные стоимости несогласованности соседних меток [14]. Для бинарной задачи глобальный минимум находится разрезом графа [15], для многоклассовой применяются приближённые схемы, например α-расширения [16]; метод случайных блужданий вычисляет вероятности принадлежности вокселей по заданным маркерам [17]. Эти методы явно учитывают пространственную связность, однако в большинстве постановок веса рёбер определяются локальным перепадом интенсивности и градиентом, а в распространённой модели Поттса попарный штраф одинаков для любой пары различных меток. Вследствие этого минимум энергии соответствует оптимальному для выбранного функционала разбиению, которое не обязано быть анатомически корректным: контакт ЛЖ и ПЖ штрафуется так же, как граница желудочка с фоном, а в зонах слабой границы между контрастированными полостями веса рёбер не препятствуют переходу метки. Многие схемы, кроме того, требуют задания маркеров оператором.

Глубокие свёрточные сети выполняют плотную классификацию вокселей по автоматически формируемым признакам. Архитектура U-Net [18] и её объёмные обобщения стали основой сегментации медицинских изображений, а самонастраивающийся комплекс nnU-Net [19] выбирает предобработку, конфигурацию сети и режим обучения по свойствам набора данных. На многоклассовых наборах данных, включающих структуры сердца на КТ- и МРТ-изображениях [20], такие модели одновременно выделяют камеры, миокард и магистральные сосуды, а модели общего назначения, например TotalSegmentator [21], выделяют более сотни анатомиче-

ских структур на КТ. При наличии репрезентативной разметки нейросетевые методы обеспечивают наиболее высокую точность, однако она зависит от объёма и состава обучающей выборки и снижается при смене оборудования, протокола сканирования или режима контрастирования. Сравнительные исследования показывают, что наибольшие ошибки приходятся на ПЖ и базальные отделы [22]; нейросетевой результат не гарантирует связности и непересечения масок и обладает ограниченной интерпретируемостью [23].

Программные средства целесообразно рассматривать по их роли в вычислительном конвейере. Открытые научные платформы, прежде всего 3D Slicer [24], поддерживают форматы DICOM и NIfTI, сохраняют пространственную геометрию данных и допускают подключение собственных модулей, однако их встроенные средства сегментации основаны на пороговой обработке, наращивании областей и интерактивном уточнении. Библиотеки ITK и VTK образуют алгоритмическую основу работы с изображениями в физических координатах, но не содержат готового решения задачи. Нейросетевые фреймворки, такие как MONAI, и комплекс nnU-Net автоматизируют обучение и вывод, наследуя ограничения обучаемых моделей. Клинические рабочие станции предоставляют развитые средства полуавтоматического анализа камер сердца, но используют закрытые алгоритмы и не допускают встраивания собственных методов. Инженерно-медицинские комплексы трёхмерного моделирования обеспечивают качественную реконструкцию поверхностей, однако сегментация в них выполняется преимущественно в полуавтоматическом режиме с участием оператора. Ни одна из перечисленных групп не сочетает полную автоматизацию, анатомически избирательное разделение желудочков, открытость для собственных алгоритмов и строгое сохранение исходной геометрии. Обобщённая характеристика классов методов приведена в табл. 1.

Таблица 1 – Сравнительная характеристика классов методов сегментации желудочков сердца на КТ-изображениях

Класс методов	Связность маски	Учёт формы и анатомии	Разграничение близких по плотности структур	Автоматизация	Обучающие данные
Пороговые	Не учитывается	Нет	Низкое	Высокая	Не требуются
Региональные	Учитывается	Нет	Ограниченное	Средняя	Не требуются
Морфологические и контурные	Частично	Ограниченный	Ограниченное	Средняя	Не требуются
Графовые и энергетические	Учитывается	Ограниченный	Ограниченное	Высокая	Не требуются
Глубокие нейронные сети	Учитывается неявно	Неявный	Высокое	Высокая	Требуются

Сопоставление показывает, что ограничения классов методов имеют общую природу: ни один из них не использует в явном виде одновременно три источника информации – локальные яркостные признаки, пространственную структуру объекта и априорные сведения о взаимном расположении анатомических структур. Пороговые и региональные методы опираются на первый источник, модели формы вводят третий, но плохо адаптируются к вариабельности геометрии, графовые методы используют второй с локально определёнными весами, а нейросетевые модели учитывают все три неявно, ценой зависимости от обучающих данных и без структурных гарантий результата.

Из проведённого анализа вытекают требования к автоматическому вычислительному конвейеру сегментации желудочков сердца по данным КТ:

1) совместное использование локальных признаков изображения, пространственного соседства вокселей и априорной анатомической совместимости классов, различающей контакт желудочков между собой и с фоном;

2) формирование пространственно связных и непересекающихся масок ЛЖ и ПЖ как свойства результата вычислений, а не как следствия ручной проверки;

3) сохранение исходной физической геометрии исследования на всех этапах, включая расчёт метрик качества и объёмов;

4) автоматическая работа без пользовательских затравок и ручной коррекции с детерминированным, воспроизводимым результатом;

5) отсутствие зависимости от больших размеченных обучающих выборок и устойчивость к смене протокола сканирования;

6) использование экспертной разметки только на этапе оценки качества и оценка результата метриками перекрытия, граничными и объёмными метриками в физических единицах [5].

Указанным требованиям отвечает подход, в котором КТ-объём описывается системой класс-ориентированных полей принадлежности и графом воксельного соседства с весами рёбер и матрицей анатомической совместимости классов, а разметка строится детерминированной релаксационной процедурой. Такой подход реализован в программном комплексе [25]; его математическое обоснование и экспериментальная оценка составляют предмет отдельных публикаций.

Список литературы

1. Lang R. M., Badano L. P., Mor-Avi V. et al. Recommendations for Cardiac Chamber Quantification by Echocardiography in Adults: An Update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging // Journal of the American Society of Echocardiography. – 2015. – Vol. 28, no. 1. – P. 1-39. – DOI: 10.1016/j.echo.2014.10.003.

2. Hounsfield G. N. Computerized transverse axial scanning (tomography): Part 1. Description of system // British Journal of Radiology. – 1973. – Vol. 46, no. 552. – P. 1016-1022. – DOI: 10.1259/0007-1285-46-552-1016.

3. Ho S. Y., Nihoyannopoulos P. Anatomy, echocardiography, and normal right ventricular dimensions // Heart. – 2006. – Vol. 92, suppl. 1. – P. i2-i13. – DOI: 10.1136/hrt.2005.077875.

4. Ширшин А. В., Бойков И. В., Малаховский В. Н. [и др.]. Применение методов цифровой обработки для автоматизированной сегментации сердца по данным компьютерной томографии // Известия Российской Военно-медицинской академии. – 2022. – Т. 41, № 1. – С. 49-54. – DOI: 10.17816/rmmar104344.

5. Taha A. A., Hanbury A. Metrics for evaluating 3D medical image segmentation: analysis, selection, and tool // BMC Medical Imaging. – 2015. – Vol. 15. – Art. 29. – DOI: 10.1186/s12880-015-0068-x.

6. Пашина Т. А., Гайдель А. В., Зельтер П. М. [и др.]. Сравнение алгоритмов выделения области интереса на компьютерных томограммах лёгких // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 1. – С. 74-81. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-659.

7. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1979. – Vol. 9, no. 1. – P. 62-66. – DOI: 10.1109/TSMC.1979.4310076.

8. Adams R., Bischof L. Seeded region growing // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1994. – Vol. 16, no. 6. – P. 641-647. – DOI: 10.1109/34.295913.

9. Данилов В. В., Гергет О. М., Скирневский И. П. [и др.]. Сегментация на основе распространения динамически изменяемых суперпикселей // Программирование. – 2020. – № 3. – С. 3-15. – DOI: 10.31857/S0132347420030048.

10. Beucher S., Lantuejoul C. Use of watersheds in contour detection // International Workshop on Image Processing. – Rennes, 1979. – P. 12-21.

11. Kass M., Witkin A., Terzopoulos D. Snakes: Active contour models // International Journal of Computer Vision. – 1988. – Vol. 1, no. 4. – P. 321-331. – DOI: 10.1007/BF00133570.

12. Chan T. F., Vese L. A. Active contours without edges // IEEE Transactions on Image Processing. – 2001. – Vol. 10, no. 2. – P. 266-277. – DOI: 10.1109/83.902291.

13. Cootes T. F., Taylor C. J., Cooper D. H., Graham J. Active shape models – their training and application // Computer Vision and Image Understanding. – 1995. – Vol. 61, no. 1. – P. 38-59. – DOI: 10.1006/cviu.1995.1004.

14. Geman S., Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1984. – Vol. PAMI-6, no. 6. – P. 721-741. – DOI: 10.1109/TPAMI.1984.4767596.

15. Boykov Y. Y., Jolly M.-P. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. – 2001. – Vol. 1. – P. 105-112. – DOI: 10.1109/ICCV.2001.937505.

16. Boykov Y., Veksler O., Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2001. – Vol. 23, no. 11. – P. 1222-1239. – DOI: 10.1109/34.969114.

17. Grady L. Random walks for image segmentation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2006. – Vol. 28, no. 11. – P. 1768-1783. – DOI: 10.1109/TPAMI.2006.233.

18. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. – Cham : Springer, 2015. – P. 234-241. – DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.

19. Isensee F., Jaeger P. F., Kohl S. A. A. [et al.]. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation // Nature Methods. – 2021. – Vol. 18, no. 2. – P. 203-211. – DOI: 10.1038/s41592-020-01008-z.

20. Zhuang X., Li L., Payer C. [et al.]. Evaluation of algorithms for Multi-Modality Whole Heart Segmentation: An open-access grand challenge // Medical Image Analysis. – 2019. – Vol. 58. – Art. 101537. – DOI: 10.1016/j.media.2019.101537.

21. Wasserthal J., Breit H.-C., Meyer M. T. [et al.]. TotalSegmentator: Robust Segmentation of 104 Anatomic Structures in CT Images // Radiology: Artificial Intelligence. – 2023. – Vol. 5, no. 5. – Art. e230024. – DOI: 10.1148/ryai.230024.

22. Bernard O., Lalande A., Zotti C. [et al.]. Deep learning techniques for automatic MRI cardiac multi-structures segmentation and diagnosis: Is the problem solved? // IEEE Transactions on Medical Imaging. – 2018. – Vol. 37, no. 11. – P. 2514-2525. – DOI: 10.1109/TMI.2018.2837502.

23. Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. E. [et al.]. A survey on deep learning in medical image analysis // Medical Image Analysis. – 2017. – Vol. 42. – P. 60-88. – DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005.

24. Fedorov A., Beichel R., Kalpathy-Cramer J. [et al.]. 3D Slicer as an image computing platform for the Quantitative Imaging Network // Magnetic Resonance Imaging. – 2012. – Vol. 30, no. 9. – P. 1323-1341. – DOI: 10.1016/j.mri.2012.05.001.

25. Пылов П.А. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2026681866 Российская Федерация. Программный комплекс автоматической сегментации, морфометрического и морфофункционального анализа желудочков сердца по данным КТ-исследований на основе операторно-графовой модели и численного релаксационного метода : заявл. 08.07.2026 : опубл. 16.07.2026.