

Автоматизированная сегментация новообразований печени по данным компьютерной томографии в GPU системах

А.Н. Корабельников^{а,в}, А.В. Колсанов^б, С.С. Чаплыгин^б, П.М. Зельтер^б, К.В. Быченков^в,
А.В. Никоноров^{а,в}

^а Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва, 443086, Московское шоссе, 34, Самара, Россия

^б Самарский государственный медицинский университет, 443099, ул. Чапаевская, 89, Самара, Россия

^в Самарская компания "МЕДЭКС" (ООО "МЕДЭКС"), 443086, Московское шоссе, 34А, Самара, Россия

Аннотация

Сегментация (построение 3D-модели) анатомических структур по данным компьютерной томографии, является ключевым этапом медицинской визуализации и компьютерной диагностики. Задача автоматической сегментации новообразований на сегодня не имеет решения, полностью устраивающего по качеству. Это обусловлено большой вариабельностью плотности, формы и положения новообразований. В работе предложено комбинирование подходов для сегментации новообразований печени: автоматических, на основе свёрточных нейронных сетей, и полуавтоматических с основанных на неявных динамических моделях формы, (shaped level-set methods). Рассчитаны основные метрики качества для предложенных методов - ошибка VOE и время сегментации. Получено улучшение по сравнению с использованием методов по отдельности. Рассмотрены алгоритмы предобработки для получения признаков изображения. Описана оптимизация полуавтоматического алгоритма, и его интеграция в качестве интерактивного плагина в систему интерактивной обработки медицинских изображений.

Ключевые слова: сегментация; компьютерная томография; новообразования печени; автоматизированная диагностика; модели формы; МПК; ИТК; машинное обучение; свёрточные нейронные сети; GPGPU

1. Введение

Сегментация анатомических структур по данным компьютерной томографии – КТ, является ключевым этапом медицинской визуализации и компьютерной диагностики (CAD, computer-aided diagnosis). Сегментация новообразований печени необходима при диагностике и планировании вариантов лечения рака печени, таких как: резекция опухоли, радиотерапия под визуальным контролем, радиочастотная абляция и т.д. Цель данной работы – исследование возможности комбинации автоматических и полуавтоматических методов сегментации новообразований печени. В настоящей работе рассматриваются методы автоматической сегментации на основе свёрточных нейронных сетей, СНС [1-3], а также полуавтоматические методы на основе на основе неявных динамических моделей формы, НДМФ, (shaped level-set methods) [4-5].

Альтернативные подходы к решению задачи сегментации, такие как метод водораздела, пороговые методы, метод разделения графа и классификация с отбором признаков рассматриваются в работах [5-9].

1.1. Мотивация исследований и основной вклад

В отличие от сегментации органов, задача сегментации новообразований существенно осложнена тем, что расположение, форма и плотность новообразований в печени существенно меняются от пациента к пациенту, эти факторы не позволяют использовать априорную информацию об анатомической форме, существенно повышающую точность сегментации для других анатомических структур [10].

В настоящей работе для оценки качества сегментации используется метрика VOE (Volume Overlapping Error, англ. ошибка наложения), для оценки эффективности измеряется время, затраченное на сегментацию [11].

В работах [2-3] описано применение методов на основе СНС для построения автоматической сегментации новообразований печени. На тестовом наборе из 5 исследований СНС показали достаточно высокое качество сегментации. По мере расширения тестового набора КТ исследований метод на основе СНС показал существенное снижение качества для некоторых исследований, как правило, атипичных. В настоящей работе для таких исследований предлагается построение сегментации интерактивным полуавтоматическим методом на основе НДМФ.

В настоящей работе рассмотрен разработанный метод сегментации новообразований на основе НДМФ и его комбинация с методом на основе СНС разработанным ранее. Комбинация методов позволяет провести сегментацию в автоматическом режиме на основе СНС, если качество автоматической сегментации не достаточно, то в полуавтоматическом. Полуавтоматический метод также позволяет ускорить процесс подготовки данных для обучения СНС, с его помощью можно повышается оперативность создания обучающего набора сегментаций новообразований, для дообучения СНС классификатора.

2. Задача и исходные данные

2.1. Постановка задачи

Сегментация изображений - это процесс присвоения таких меток каждому пикселю изображения, что пиксели с одинаковыми метками имеют общие визуальные характеристики [6]. В настоящей работе рассматривается сегментация на два класса – новообразования и здоровые ткани печени.

2.2. Исходные данные

Исходными данными являются изображения 20 исследований компьютерной томографии (КТ) Самарского Государственного Медицинского Университета. Данные в формате DICOM имеют размер $512 \times 512 \times N$, где N число аксиальных срезов. Значения N варьируются от 120 до 800. Каждый воксел КТ хранит значение рентгенологической плотности по шкале Хаунсфилда в интервале от -2000 до 2000, и имеет формат двухбайтового целого со знаком (int16).

3. Методы сегментации

3.1. Автоматическая сегментация на основе свёрточных нейронных сетей

Свёрточные нейронные сети (СНС), предложенные в работе [1] являются развитием подхода многослойных нейронных сетей с обратным распространением ошибки (НС). Слои СНС состоят из нейронов с нелинейной активационной функцией и наборов весов. Обучение сети состоит в подстройке весов слоев и других параметров сети таким образом, чтобы минимизировать ошибку классификации на обучающей выборке. Важно, что, все методы, разработанные для обыкновенных НС, остаются применимы.

Ранее в [2-3] СНС были адаптированы под сегментацию новообразований и были применены для первых 5 КТ исследований. Значительное улучшение дало дополнительное разбиение новообразований на 2 вида тканей (рис 1,2). Дальнейшее увеличение числа исследований показало их большую вариативность и ухудшение качества классификации. Проверка качества на основе кроссвалидации QFold-CV 1/2 показала, что для половины исследований автоматическая сегментация показывает неудовлетворительные результаты.

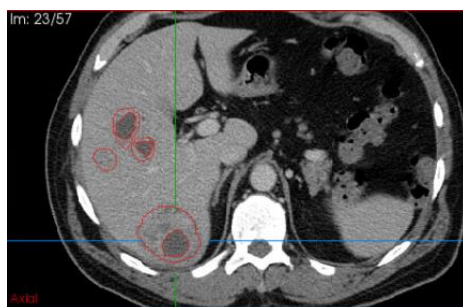


Рис. 1. Разделение класса «новообразование» на 2 класса.

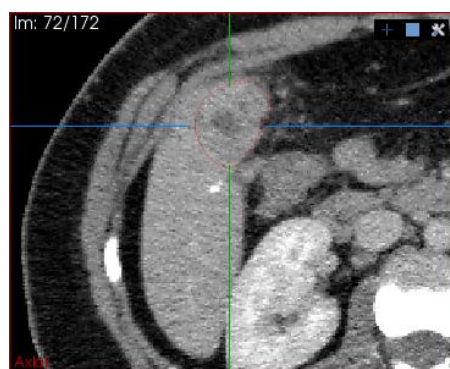


Рис. 2. Пример атипичного новообразования.

3.2. Динамические модели с ограничением на форму для построения полуавтоматической сегментации

Динамические модели формы с ограничением на форму, НДМФ, (Shaped Level Set Methods) представляют собой неявную функцию, отображение из размерности на один большей количество координат в задаче, в нашем случае $\Phi(x, y, z, t)$, где t – временная переменная. НДМФ в момент времени t_0 : $\Phi(x, y, z, t = t_0)$. Сегментация является нулевым уровнем НДМФ, т.е. $(x, y, z) : \Phi(x, y, z, t_0) = 0$.

В простейшем случае уравнение, НДМФ имеет вид:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = v |\nabla \Phi|, \quad (0)$$

где v – скорость распространения, $|\cdot|$ – Евклидова норма.

Это уравнение решается численно на декартовой сетке. Эволюция может идти как в прямом направлении, так и в обратном направлении (увеличение и уменьшение объема сегментации соответственно). На каждой итерации происходит шаг на Δt . Количество необходимых итераций не задается явно, т.к. эволюция происходит под визуальным контролем пользователя.

Для сохранения формы к скорости распространения добавляется член, ограничивающий кривизну Φ :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = -\alpha I_f + (1 - \alpha) I_{curv}, \quad (0)$$

где I_f является элементом признакового изображения (Feature image) и лежит в интервале $[0,1]$ (на самом деле, I_f может быть любым, а диапазон $[0,1]$ – это удобное соглашение).

$$I_{curv} = \nabla \cdot \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}, \quad (0)$$

является мерой кривизны Φ . Параметр α определяет соотношение между воздействием внешних и внутренних сил: между распространением по признаковому изображению и кривизной НДМФ.

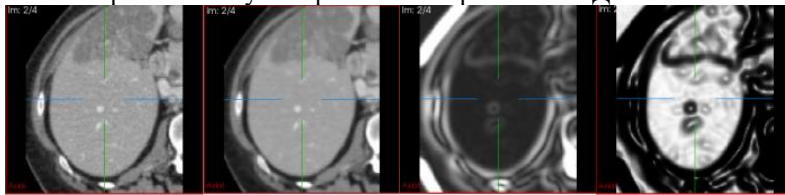


Рис. 3. Этапы построения признакового изображения. Слева-направо: исходное изображение, сглаживание, инверсия и нормировка.

На рисунке 3 представлены этапы построения признакового изображения с границами, как это рекомендуется авторами ИТК. Сглаживание выполняется итеративным Гауссовым фильтром, выделение границ – с помощью модуля градиента, инверсия и нормировка – с помощью сигмоиды.

В нашем случае лучше использовать в качестве признакового изображения отклонение от заданной яркости или изображение с границами. Первое часто записывают в виде: $I_f = \varepsilon - |T - I|$, где I – яркость изображения, T – заданная яркость, ε – порог. Это дает как улучшение скорости работы, так и улучшение качества.

В отличие от сегментации на основе СНС, где задача классификации решается независимо для каждого пиксела, задача полуавтоматической сегментации решается по всему изображению, поэтому отдельная постобработка не требуется.

3.3. Адаптация для исследований с разным разрешением по осям

Трехмерная КТ является синтезированным изображением из последовательных срезов 512×512 . КТ проводится таким образом, чтобы зафиксировать как можно больше важной информации и нести меньшую лучевую нагрузку на пациента. Поэтому разрешением между срезами в 2-3 раза меньше разрешения внутри реза. Такие 3D изображения имеют различные разрешения по x, y и по z (например, $0,7 \times 0,7 \times 1,6$)

Если не модифицировать алгоритм, то распространение будет некорректно вдоль оси z , НДМФ будет вытянута в физических координатах, что некорректно. Для того чтобы это избежать, был добавлен специальный коэффициент, что позволило улучшить качество сегментации.

4. Параллельная реализация полуавтоматической сегментации

4.1. Производительность полуавтоматической сегментации

В рамках исследований сначала была использована реализация НДМФ на основе фильтра Shape Detection Level Set Segmentation из библиотеки ИТК [12], а потом для увеличения была написана собственная реализация на OpenCL.

Авторы ИТК рекомендуют использовать фильтр вместе с признаковым изображением границ. Реализация Shape Detection Level Set Segmentation в ИТК выполнена на CPU. Эксперименты на ЦП Intel Xeon 2695v2 показали суммарное время исполнения на всем объеме печени 180с. За это время в среднем исполнялось 800 итераций. Это соответствует производительности 4,4 итерации/с. За время движения мыши оператором ($\sim 0,1$ с) должно выполняться не менее 4 итераций для визуализации работы в режиме реального времени. Таким образом, для работы в режиме реального времени необходима производительность не менее 40 итераций/с. Поэтому, реализация на основе функций библиотеки ИТК не может исполняться в режиме реального времени на изображении в полном разрешении доступных нам КТ

исследований.. Один из способов решения проблемы – использование изображения с редуцированным разрешением. Перед работой НДМФ изображение прореживается - берется один воксел из окрестности $N \times N \times N$. В таблице 1 представлены усредненные результаты эксперимента, проводимого на ЦП на трех различных новообразованиях. Как видно из таблицы, что группировка $3 \times 3 \times 3$ является компромиссом между ускорением сохранением качества.

НДМФ изображение, построенное по редуцированному изображению, можно достроить по изображению полного разрешения, проведя всего несколько итераций. Что дает незначительную потерю точности по сравнению с изначальной работой с изображением полного разрешения, при значительном ускорении.

Таблица 1. Зависимость времени и точности от группировки

Размер	Время (с)	Ошибка (VOE, %)
1x1x1	15,5	13,3
2x2x2	9,0	15,4
3x3x3	7,2	14,2
4x4x4	5,2	18,9
5x5x5	4,8	27,9

4.2. Построение сегментации на графическом процессоре

С целью повышения производительности алгоритм был реализован на графическом процессоре. В качестве платформы для такой реализации была выбрана среда OpenCL. OpenCL – платформа для гетерогенных вычислений; в настоящее время актуальной реализацией является реализация на GPU (AMD, nVidia) и CPU (Intel).

В нашей реализации на OpenCL реализовано решение НДМФ (2,3), где производные были заменены конечными разностями на декартовой сетке. В отличие от реализации из библиотеки ИТК, которая использовала технику, при которой пересчитывается, только узкая полоса фронта распространения НДМФ [13], разработанная реализация использует параллелизм по данным.

Получаемое ускорение составляет до 8 раз на nVidia K20m GPU на больших объемах данных, Несколько проигрывая ЦПУ с narrow band при малых объемах. Здесь, малым объемом обозначаем сегментации, полученные за менее чем за 50 итераций. В среднем, на накопленной базе из 20 исследований достигается ускорение в 5 раз.

5. Комбинация автоматической и полуавтоматической сегментации

5.1. Выбор метода для конкретного исследования

Типичные новообразования, небольшие области более темные, чем окружающая паренхима печени хорошо детектируются классификатором на основе СНС (полностью автоматический метод). Нетипичные новообразования, более светлые или той же яркости, что и паренхима или занимающие значительные области, могут не детектироваться классификатором, и для них лучше использовать полуавтоматический метод на основе НДМФ.

5.2. Интеграция в систему интерактивной обработки медицинских изображений.

Для визуализации и удобной работы с другими средствами алгоритмы интегрированы в систему интерактивной обработки медицинских изображений "Автоплан" в качестве плагинов. Автоплан является ответвлением проекта МИТК[14], поддерживаемый командой разработчиков СамГМУ и ООО «Медэкс». Его основное назначение – медицинская визуализация и компьютерная диагностика (CADe, CADx).

Плагин полуавтоматической сегментации управляется с помощью мыши, пользователь нажимает и движет указателем вверх, пока сегментация не разрастется до нужных размеров. Если сегментация стала захватывать лишние области, пользователь может передвинуть указатель обратно.

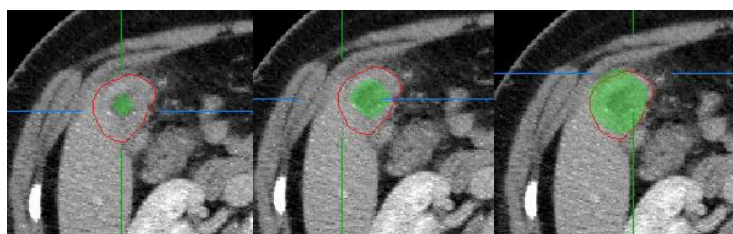


Рис. 4. Скриншоты плагина в работе. Слева-направо, изменения при отдалении указателя мыши. Красным контуром отмечена правильная сегментация.

6. Результаты экспериментов

6.1. Методика проведения эксперимента

Для оценки обобщающей способности алгоритмов машинного обучения использовалась методика перекрёстной проверки (кроссвалидации) QFold-CV 1/2. Выборка разделялась на 2 части, одна из них была учебной, в то время как другая – тестовой и наоборот. [15].

Для оценки качества и времени сегментации полуавтоматическим методом использовался МИТК-плагин, реализованный в системе "Автоплан".

6.2. Преимущества комбинированного подхода

Основные требования, предъявляемые к процессу сегментации – это скорость и точность. В таблице 2 представлены эти метрики для автоматического, полуавтоматического и комбинированного подхода при выполнении задачи сегментации новообразований печени на всех 20 исследованиях из базы СамГМУ. Из таблицы видно, что комбинированный подход является компромиссом между быстрым, но не всегда точным автоматическим методом и более медленным и всегда точным полуавтоматическим.

Таблица 2. Метрики для различных подходов

Метод	Среднее время (с)	Средняя ошибка (VOE, %)
Автоматический	43	45,6
Полуавтоматический	279	13,0
Комбинированный	160	15,5

7. Заключение

В работе был предложен новый, комбинированный подход к сегментации новообразований в печени на основе автоматического СНС-классификатора и полуавтоматического подхода на основе НДМФ. Такая комбинация показывает улучшение по отношению к каждому из составляющих ее подходов. Комбинированный сценарий реализован в виде плагина в системе интерактивной обработки медицинских изображений "Автоплан".

Классификатор на основе СНС дает возможность быстрой автоматической сегментации новообразований печени, но не на всех изображениях обеспечивает приемлемое качество сегментации. Полуавтоматическая сегментация на основе НДМФ практически всегда обеспечивает требуемое качество, но ее использование требует визуального контроля и больших трудозатрат оператора.

При комбинированном подходе среднее время выполнения сегментации оператором составляет 160с, средняя ошибка VOE 15,5%, что является приемлемым с точки зрения пользователей и экспертов. В половине случаев выполняется только автоматическая сегментация, не требующая участия пользователя.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке проекта «Разработка технологии и организация производства автоматизированных систем планирования, контроля и мониторинга хирургических операций» (Автоплан-2014), а также при поддержке грантов Президента РФ МД-2531.2017.9 и РФФИ 16-47-630721 p_a.

Литература

- [1] LeCun, Y. Convolutional networks for images, speech, and time series / LeCun, Yann., Yoshua Bengio // The handbook of brain theory and neural networks. – 1995. – Vol. 3361.10.
- [2] Корабельников, А.Н. Сегментация новообразований печени по данным компьютерной томографии на основе сверточных нейронных сетей типа AlexNet / Корабельников, А.Н., Колсанов, А.В., Косарев, Р.Н., Никоноров, А.В. // Материалы Международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии», с. 439-446 – 2016
- [3] Korabelnikov, A.N. Liver tumor segmentation CT data based on Alexnet-like convolution neural nets / Alexandr N. Korabelnikov, Alexandr V. Kolsanov, Sergey S. Chaplygin, Pavel M. Zelter, Konstantin V. Bychenkov, Artem V. Nikonorov // Proceedings of the International conference Information Technology and Nanotechnology, CEUR-WS – 2016 – Vol-1638
- [4] Osher, S. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton–Jacobi formulations / Osher, S; Sethian, J. A. // Comput. 79 Phys. – 1988. –: C. 12–49.
- [5] Sethian, J.A.. Level Set Methods and Fast Marching Methods Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science / Sethian, J.A // Cambridge University Press. – 1999.
- [6] Pham, A. A comparison of texture models for automatic liver segmentation / Mailan Pham, Ruchaneewan Susomboon, Tim Disney, Daniela Raicu, Jacob Furst // Proc. SPIE. – 2007. - Vol. 6512.
- [7] Jimenez, O. Texture classification of anatomical structures using a context-free machine learning approach / Jiménez del Toro, Oscar A., Foncubierta-Rodríguez, Antonio, Depeursinge, Adrien, Müller, Henning // Proc. SPIE. – 2015. – Vol. 9114.
- [8] Depeursinge, A. Three-dimensional solid texture analysis in biomedical imaging: Review and opportunities / Adrien Depeursinge, Antonio Foncubierta-Rodríguez, Dimitri Van De Ville, Henning Müller // Medical Image Analysis. – 2014. - Vol. 18. – P. 176-196. – ISSN 1361-8415.

- [9] Гильманов, Т.А. Сравнение методов сегментации в задаче распознавания дорожных знаков / Т. А. Гильманов // Science Time. – 2015. - № 1(13). – С. 86-91.
- [10] Qi, Y. Semi-automatic Segmentation of Liver Tumors from CT SCans Using Bayesian Rule-based 3D / Yingyi Qi, Wei Xiong, Wee Kheng Leow, Qi Tian, Jiayin Zhou, Thazin Han, Sudhakar K Venkatesh, Shih-chang Wang // The MIDAS Journal. – 2008.
- [11] Vivanti, R. Automatic liver tumor segmentation in follow-up CT studies using Convolutional Neural Networks / R. Vivanti // Proc. Patch-Based Methods in Medical Image Processing Workshop, MICCAI. – 2015.
- [12] Yoo, T.S. Engineering and Algorithm Design for an Image Processing API: A Technical Report on ITK - The Insight Toolkit. In Proc. of Medicine Meets Virtual Reality, J. Westwood, ed. / Yoo, T.S. Ackerman, W. E. Lorensen, W. Schroeder, V. Chalana, S. Aylward, D. Metaxas, R. Whitaker. // IOS Press Amsterdam – 2002.
- [13] Larsen, J. An overview of the implementation of Level Set methods, including the use of the Narrow Band method / Jonas Larsen Thomas Greve Kristensen – 2005
- [14] Wolf, I. The Medical Imaging Interaction Toolkit (MITK) – a toolkit facilitating the creation of interactive software by extending VTK and ITK / Wolf, I., Vetter M., Wegner, I., Nolden, M., Böttger, T., Hastenteufel, M., Schöbinger, M., Kunert, T., Meinzer, H-P. // Medical Imaging 2004: Visualization, Image-Guided Procedures, and Display. Proceedings of the SPIE, Volume 5367 – 2004.
- [15] Kohavi, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection / 15. Kohavi, R // Ijcai. – 1995. – Vol 14.2. - P. 1137-1145.