

УДК 681.327.12.001.362

2D-сегментация изображений компьютерной томографии на основе комплексного анализа окрестности

© А.М.Недзведь, А.М.Белоцерковский, Р.С.Исмаил-Заде,
А.П.Казакевич

Объединенный институт проблем информатики,
Беларусь, Минск, Сурганова 6,
E-MAIL: nedzveda@newman.bas-net.by

Республиканский научно-практический центр детской онкологии и гематологии,
Беларусь, Пос.Лесное-2, Минская обл.,
E-MAIL: reiman1955@mail.ru

The algorithm of object segmentation on computer tomography images is proposed here. It is based on connected component analysis and includes a new principle of gray images representation by local properties pseudovector. The main idea of the algorithm lies in region generation by neighborhoods regrouping of those pixels which are sufficient for controlling condition of brightness distribution.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие детской онкологии и разработка программ комплексного лечения детей со злокачественными опухолями позволили на сегодняшний день добиться увеличения количество органосохранных оперативных вмешательств. В целом следует отметить некоторый прогресс выживаемости и курбельность данной патологии, что стало возможным благодаря совершенствованию диагностических мероприятий и выявлению прогностических факторов для определения дальнейшей тактики. При этом остается ряд актуальных проблем, в том числе связанных с улучшением первичной диагностики и мониторинга остаточной опухоли, которые могут быть решены путем повышения качества и информативности интерпретации результатов лучевых методов исследования. Решение этих проблем реализуется посредством использования методов лучевой диагностики, самым распространенным из которых является компьютерная томография.

Автоматизированная обработка и анализ снимков компьютерной томографии (КТ) представляет собой достаточно сложную задачу в силу того, что структура ткани на КТ-изображении является фоном и не позволяет провести сегментацию и выделить орган по порогам из-за совпадения уровней перепадов яркости элементов объектов с яркостью фона. Для решения данной задачи обычно прибегают к полуавтоматическим подходам, одним из которых является подход, основанный на методе роста областей («region growing»).

Ключевой момент методов выделения областей путем наращивания – это поиск групп пикселей с близкими значениями яркости. В простейшем варианте суть его заключается в выборе пикселя, просмотре соседей на предмет близости значений

яркости и включении близких по яркости пикселей в формирующуюся область. Наиболее простой критерий однородности области основан на оценке максимальной разности значения яркости отдельного пикселя и средней яркости формируемой области. Однако, такой критерий будет надежно работать только тогда, когда размер области уже достаточно большой, чтобы оценка средней яркости была достоверной.

Среди методов наращивания областей выделяют следующие: центроидное связывание (априорная информация на основе стартовых точек), метод слияния-расщепления (предварительный выбор однородных областей и их последующее наращивание), метод водоразделов (выделение однородных областей на основе градиента интенсивности изображения), метод деформируемых шаблонов (на основе соответствия шаблонам, изменяемым под воздействием функции внутренней энергии).

1. АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЯ МЕТОДОМ СВЯЗАННОЙ КОМПОНЕНТЫ

Исходное изображение классически разделяется на две компоненты: объекты и фон. Каждый объект при сканировании изображения получает свой индивидуальный признак (цвет) и, таким образом, выполняется классификация.

В поле зрения обычно находится более одного объекта. Поэтому для классификации помечаются отдельные компоненты изображения и определяется геометрическое пространство для каждой компоненты в отдельности.

Если считать две точки изображения связанными и существует путь между ними, вдоль которого характеристическая функция постоянна, то точки являются связанными. Связная компонента изображения есть максимальное множество связанных точек, т. е. множество, состоящее из всех тех точек, между любыми двумя из которых существует связывающий их путь.

Разметка объектов на дискретном бинарном изображении состоит в выборе точки объекта, от которой собственно начинается рост. На следующем шаге помечаются соседи этих соседей (кроме уже помеченных) и т. д. По завершении этой рекурсивной процедуры одна компонента должна полностью помечена, и процесс можно будет продолжить, выбрав новую начальную точку. Как только встречается ненулевой пиксель, в стек заносятся координаты тех из его восьми соседей, которые равны цвету объекта. Затем продолжается сканирование текущей линии по пикселям с окрашиванием их в цвет обрабатываемого объекта. Одновременно происходит накопление промежуточных параметров, необходимых в последующих измерениях. Как только встречается пиксель фона, из стека берётся следующий пиксель объекта и сканируется горизонтальная линия пикселей, равных 1, элементом которой он является (рис.1). Координаты бинарных восьми соседей крайних пикселей

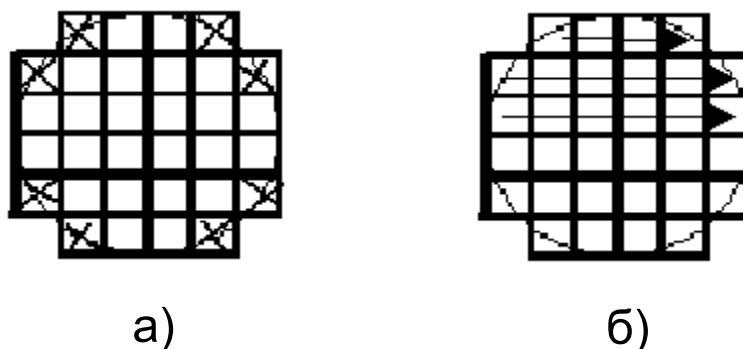


Рис. 1. Сканирование объекта: а) точки образующие контур объекта; б) направление сканирования линий объекта

линии также заносятся в стек. При изменении значения этих координат, они заносятся в массив, описывающий контур объекта. Эти операции выполняются до тех пор, пока стек не окажется пустым. В результате получается координатное представление контура объекта.

Очевидно, что “фон” также можно разбить на связные компоненты, поскольку объекты могут иметь отверстия. Их можно пометить с помощью той же процедуры, но при этом необходимо обращать внимание на нули. Чаще всего эти области соответствуют компонентам объекта, поэтому их необходимо объединять. Объединение выполняется методом наращивания областей.

2. НАРАЩИВАНИЕ ОБЛАСТЕЙ

Для наращивания областей часто используются функции энергии, функции Байеса, вейвлеты и свойства фракталов, а также аппарат нейронных сетей [1, 4, 2, 3]. Наращивание областей можно проводить разными способами. Наиболее простым является поточечное наращивание [4]. Начальный пиксель определяется как область, и если он удовлетворяет необходимым условиям, к нему присоединяется соседняя область. Другие способы основаны на моделях, подобных активному контуру [5], и Snake-модели (модели «Змей») [6]. Здесь рассчитываются сглаживающие и растягивающие силы, действующие на контур области. Изначально метод наращивания областей заключался в том, что на изображении каким-либо образом определялись начальные области или точки, которые являются начальными «атомами» для роста. «Засевание атомами» не является оптимальным методом, так как «засевание» с большим шагом приводит к потере важных областей, а с малым - замедляет процесс и может привести к появлению шумов. Большинство современных методов наращивания областей являются дополнением к методам морфологической сегментации, в частности, к сегментации по водоразделам ("watershed"). С их помощью проверяются граничные пиксели по каким-то заранее

установленным условиям, и, если условие удовлетворяется, пиксель присоединяется к первоначальной области. Процесс повторяется до тех пор, пока для областей не останется ни одной граничной точки, удовлетворяющей поставленным условиям. После того как изображение заполнено, выполняется одна из двух операций – разделение или объединение областей [6, 7]. Объединение областей можно выполнить с учетом самых разных условий в зависимости от задач сегментации, например такие, как сравнение средних значений полутоновых величин в областях, распределение вероятности [7], фрактальной размерности [9], текстурных примитивов [8], энтропии, энергии [6]. Для объединения областей можно применить метод связанной компоненты. Разделение является сложной операцией, предназначенной для того, чтобы компенсировать неудовлетворительное определение начальных областей на изображении, от которых началось наращивание. В разных алгоритмах это делается по-разному, но чаще всего, либо разбиением на простые геометрические фигуры, либо введением дополнительных начальных областей («атомов»).

Следует отметить, что несмотря на большое количество методов по наращиванию областей они либо не учитывают ряд локальных характеристик, либо работают медленно. Поэтому для быстрой работы этих алгоритмов была разработана специализированная оптимизация.

3. ОПТИМИЗАЦИЯ АНАЛИЗА ГЛОБАЛЬНОЙ/ЛОКАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

В большинстве работ метод связанной компоненты начинается с операции определения случайным образом маленьких областей размером в несколько пикселей [10], которые в процессе работы алгоритма растут и образуют информативные области. Для изображений с плавно меняющейся яркостью и текстурой это не очень эффективно, так как результат выделения зависит от типа изображения и количества пикселей при инициализации. Оптимизация выполняется за счет объединения локальных характеристик окружения пикселей с учетом их различия в локальном окружении и нелинейности распределения яркости в окружающем их пространстве (рис.2).

Объединение производится на основе вычисления характеристик областей. Для каждой точки области вычисляются первая и вторая производные, используя фильтры Собеля и Лапласа. На их основе формируется цветное изображение (см. рис.3).

Таким образом, каждый пиксель изображения содержит как глобальную, так и локальную информацию об изображении. Для анализа информации о пикселе и его окружении достаточно сравнить его цветовое значение. Эта модификация позволяет эффективно работать алгоритму по поиску связанной компоненты с

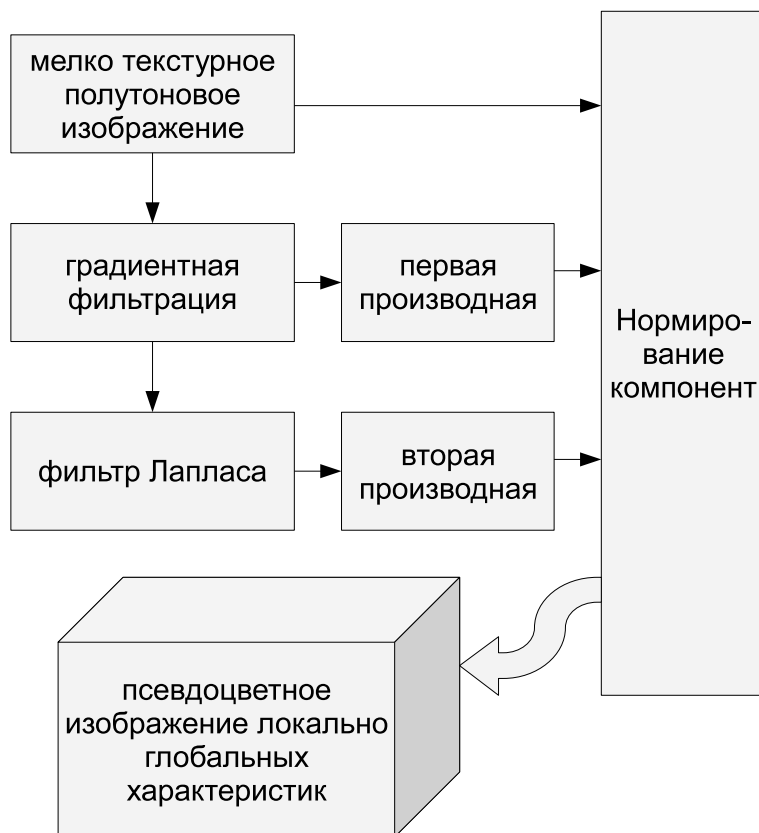


Рис. 2. Алгоритм оптимизации представления локально-глобальных характеристик мелкотекстурных изображений

учетом не только яркостных, но пространственных и текстурных характеристик. Для ускорения вычислений три псевдоцветных характеристики можно объединить в псевдовектор цвета. Изменение цветовых характеристик происходит вдоль этого вектора цвета [11] со значением

$$R = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2} \quad (1)$$

, где R, G и B – цветовые компоненты изображения отражающие соответственно исходное значение пикселя, характеристику локального изменения его окружения и характеристики нелинейности его окружения.

4. АНАЛИЗ ОПТИМИЗИРОВАННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

После модификации изображения в псевдоцветное характеристики областей сравниваются по следующим условиям:

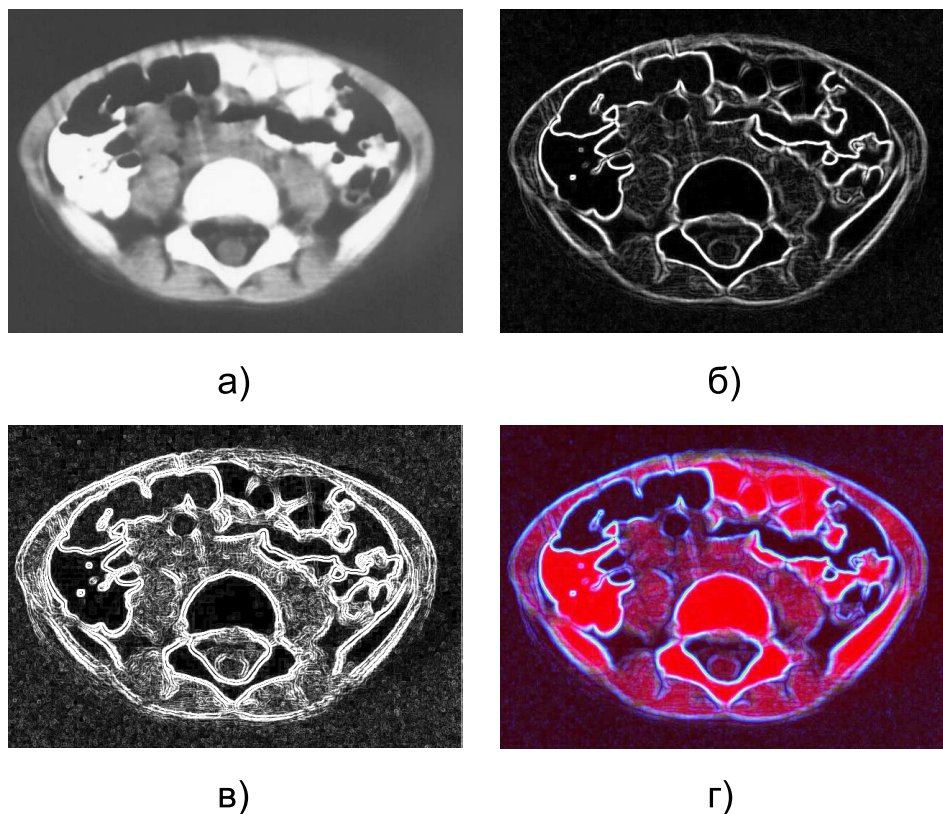


Рис. 3. Формирование псевдоцветного изображения на основе глобальнолокальной информации: а) исходное полутоновое изображение; б) первая производная; в) вторая производная; г) комбинированное псевдоцветное изображение с глобальнолокальными свойствами

- разница дисперсии для величины псевдоцвета не должна превышать заранее заданного значения, определяющего отличия органа от остальной ткани;
- среднее значение псевдовектора цвета каждой области не должно выходить за пределы, ограниченные дисперсией другой области.

При выполнении этих условий области объединяются путем их переопределения, в результате чего идентифицируемая область окрашивается цветом родительской области, а также путем морфологической операции замыкания, выполненной для родительской области на общем мультифазном изображении. Граничные разделяющие линии между областями удаляются.

При выполнении всех условий область заново анализируется посредством сканирования для поиска соседних необработанных областей. Если все области

обработаны, одна из соседних областей анализируется, как родительская.

В результате получается ряд областей, соответствующих различным участкам изображения. Для определения принадлежности области вычисляются её геометрические характеристики, по которым проводится классификация областей объектов. Области, не соответствующие искомым объектам, удаляются, а оставшиеся заливаются соответствующим цветом. В результате получается бинарное изображение заданных объектов. Результат сегментации зависит только от порога дисперсии, так как объединяются конкретные области, не зависящие от особенностей начальных точек в изображении.

5. ПОСТРОЕНИЕ ОБЪЕМА

Задачи обработки и представления КТ изображений требуют анализа как одновременной, так и отдельной обработки слоев КТ изображения. Каждый отдельный слой КТ-изображения в формате DICOM является полноправным полутоновым изображением (рис.4), обработка которого выполняется преимущественно индивидуально, для экономии вычислительных ресурсов достаточно использовать общую информацию о слоях, такую как размеры, характеристики пикселей и т.д. Однако, при анализе требуется информация всех слоев. Например, для сегментации с целью улучшения качества требуется информация сегментации предыдущего слоя. Анализ является преимущественно многослойным, так как важна информация о топологии и стереометрии опухоли. Так как изображение в формате DICOM является многослойным, на каждом слое проводится анализ всех точек, совпадающих с сегментированной областью предыдущего слоя, в результате чего формируется начальный образ для роста. Затем условие роста проверяется для всех его окружающих точек и формируется сегментированная область для следующего слоя. Таким образом, образуется некоторый сегментированный объем, состоящий из геометрически однозначных контуров сегментированных областей каждого слоя. Для реконструкции объема использовались алгоритмы реконструкции сплайнами из библиотеки VTK (<http://public.kitware.com/VTK/>). Реализация механизма визуализации всегда основывается на физической модели. Производимые вычисления относятся к той или иной физической или абстрактной модели. Как правило, конечное решение или алгоритм визуализации достаточно сложен и содержит в себе комбинацию различных методик [12].

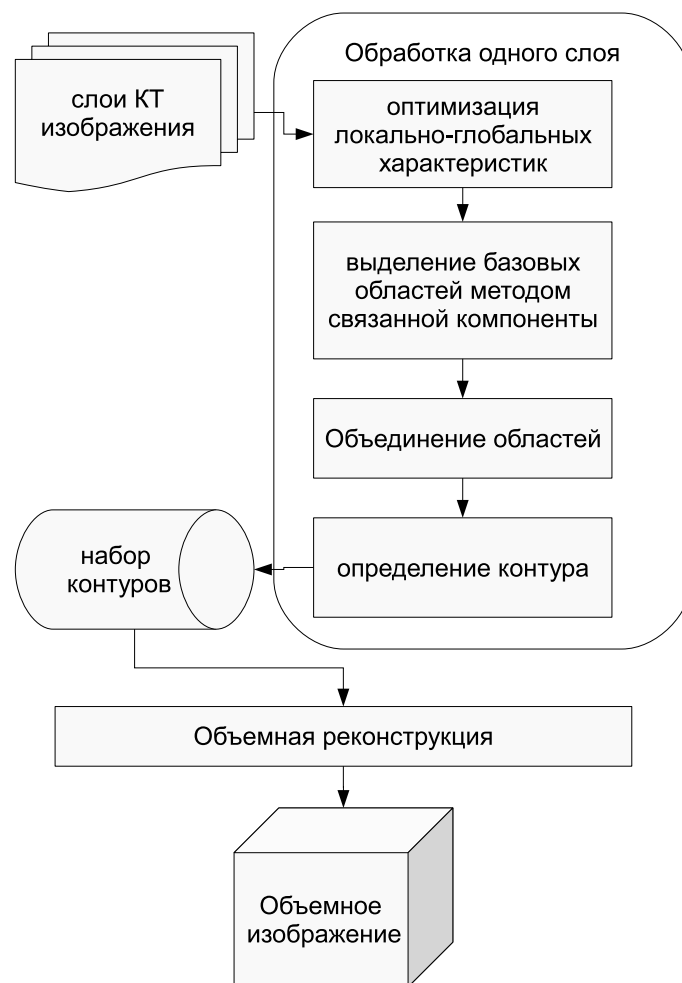


Рис. 4. Алгоритм построения объемного изображения на основе анализа локальных свойств

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основная цель анализа объемных изображений, которую преследуют в современной медицине, – по возможности уменьшить процент хирургических вмешательств и проводить только сохраняющие операции. Такая трактовка определяет важное место этапу анализа изображений и мониторинга изменений данных в процессе лечения. Одной из основных задач, которая встает перед разработчиками комплекса анализа изображений является сегментация, в которой играет большую роль специфика анализируемых данных (сложная анатомия органов, низкий контраст изображений, нерегулярная текстура). Предложенный алгоритм позволяет быстро анализировать объемные изображения с учетом нелинейности локальных характеристик изображения. Данная модель позволяет получить эффективный

2D-сегментация изображений компьютерной томографии на основе комплексного анализа окрестности

результат не только с использованием связанной компоненты, но и для других алгоритмов сегментации, включая кластеризацию. Причем сегментация первого слоя может проводиться по любому алгоритму и зависит от характеристик выделяемого объекта. Предложенный алгоритм был реализован и протестирован. При этом скорость обработки возросла в 1.4 раза.

Алгоритм разработан в рамках проекта МНТЦ В1489, направлен на решение практических задач обработки и распознавания изображений, выполняемых при создании программного комплекса анализа изображений компьютерной томографии для диагностики и мониторинга злокачественных новообразований органов брюшинного пространства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Pham Dzung L., Xu Chenyang, Prince Jerry L.* Current Methods in Medical Image Segmentation // Annual Review of Biomedical Engineering, volume 2,2000, pp 315-337
2. *Gomez O., Gonzalez J.A., Morales E.F.* Image Segmentation Using Automatic Seeded Region Growing and Instance-Based Learning // Lecture Notes in Computer Science, Volume 4756/2008, pp. 192-201.
3. *Feng D-C., Yang Z-X., Qiao X-J.* Texture Image Segmentation Based on Improved Wavelet Neural Network // Lecture Notes in Computer Science, Volume 4493/2007, pp.869-876.
4. *Gonzalez R.C. , Woods R.E.* Digital Image Processing // Hardcover from Prentice Hall, 2002
5. *Yao Lin, Jie Tian, Huiquang He, Xingfei Ge, Fuping Zhu* Active-contour-based segmentation of medical image series // Proceedings of SPIE – Volume 4615 Biomedical Diagnostic, 2002, pp. 137-147
6. *Park J., Keller J.M.* Snakes on the Watershed // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 23, No. 10, 2001, pp. 1201-1205
7. *Schupp S., Elmoataz A., Clouard R., e.a.* Mathematical morphology and active contours for object extraction and localization in medical images. // Sixth international conference on image processing and its application IPA97. – 1997. – vol.1. – P.317-321.
8. *В. А. Ковалев* Анализ текстуры трехмерных медицинских изображений // Издательство: Белорусская наука, 2008 г., 264 стр.
9. *Novianto S., Suzuki Y., Maeda J.* Near optimum estimation of local fractal dimension for image segmentation // PRL(24), No. 1-3, January 2003, pp. 365-374.
10. *Braga-Neto U., Goutsias J.* Constructing multiscale connectivities // CVIU(99), No. 1, July 2005, pp. 126-150.
11. *Абламейко С.В., Недзьведь А.М.* Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине // – Минск: ОИПИ НАН Беларуси – 2005, С. 157.
12. *Ли Д., Уэр Б.* Трехмерная графика и анимация // 2-е издание : Пер. с англ. — М. : 2002. — 640 стр.