



УДК 004.93'1;932:616

С.В. АБЛАМЕЙКО, А.М. НЕДЗЬВЕДЬ, А.М. БЕЛОЦЕРКОВСКИЙ, Е.А. РУЦКАЯ

СЕГМЕНТАЦИЯ ТРЕХМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ НА ОСНОВЕ ГЛОБАЛЬНО-ЛОКАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ

One approach to image segmentation of computer tomography images is described in the paper. It is based on analysis of local information of image regions. Local properties of image are represented by first and second derivatives, which are composed then to one pseudocolor image. New representation of processed image allows solve a segmentation task by methods for color image processing in one 3D space. The proposed approach has been tested on medical computer tomography images of mediastinum and retroperitoneal space.

Повышение информативности первичной диагностики, корректный расчет данных о динамике регрессии опухолевых масс и объеме остаточной опухоли, оптимальное (правильное) принятие решения о тактике и объеме терапии, в том числе органосохранного хирургического лечения, невозможно без обработки данных компьютерной томографии (КТ), представленных в виде набора полутоновых изображений.

КТ-изображения отличаются относительной сложностью получения. На их качество влияют многие технические параметры, например: шумы сенсора, расфокусировка системы тракта получения изображения, дефекты приготовления препарата, особенности освещения и т. д. При регистрации компьютерно-томографического исследования изображения записываются в определенном порядке в формате DICOM. Сначала фиксируется топограмма (рис. 1 *а*) – продольное изображение, на котором планируется исследование, затем – блок последовательно сканированных изображений поперечного сечения (рис. 1 *б*), образующих и характеризующих объем. В случае необходимости (плохое качество, сбой, дыхание пациента и т. п.) проводятся дополнительные сканирования, которые записываются сразу же, что позволяет существенно улучшить обрабатываемую последовательность посредством блока предварительной обработки, алгоритм которого зависит от качества изображений и цели анализа, чаще всего это обычное усреднение или максимум из дополнительных изображений.

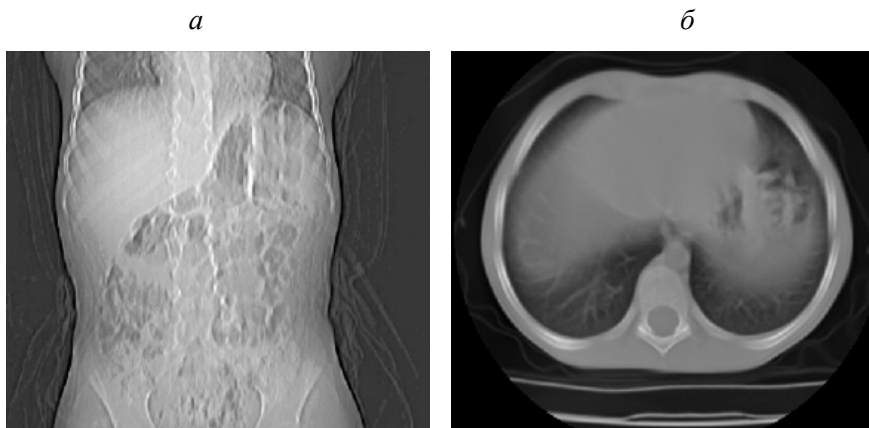


Рис. 1. Изображение КТ-исследования: *а* – топограммы, *б* – сечения

Тем не менее универсальных методов выделения объектов на КТ-изображениях не существует, поэтому специфика разработки алгоритмов заключается прежде всего в четкой постановке задачи и понимании вопроса в целом. Несмотря на развитый математический аппарат и большое количество программных реализаций алгоритмов, методов и методик декомпозиции изображений и выделения информативных признаков, проблема определения медицинских трехмерных объектов на КТ-изображениях остается открытой.

Существует ряд комплексных методов сегментации, известных под названием *model-based*, которые основаны на использовании определяющих положение объектов шаблонов. Ряд проблем, обусловленных подготовкой и использованием шаблона, значительно затрудняет качественное выделение объектов, что связано с такими особенностями КТ-изображений, как слабая контрастность, одинаковая интенсивность разных медицинских объектов и текстурованность изображений.

Условия группировки областей зависят от задач сегментации. В самом простом случае группируют элементы по яркости [1, 2], но этот вариант существенно уступает остальным способам по скорости выполнения сегментации. Для наращивания областей часто используются функции энергии [3], функции Байеса [4], вейвлет и свойства фракталов, а также аппарат нейронных сетей.

Наращивание областей может происходить по-разному. Наиболее простой способ – поточечное наращивание [5, 6]. Начальный пиксель определяется как область, и если он удовлетворяет необходимым условиям, то к нему присоединяется соседняя область. Другой способ основан на моделях, подобных активному контуру [7], и модели «Snake» [8]. Здесь рассчитываются сглаживающие и растягивающие силы, действующие на контур области.

Объединение областей можно выполнить с учетом самых разных условий в зависимости от задач сегментации, например, таких как сравнение средних значений полутоновых величин в областях [5], распределение вероятности [9], фрактальной размерности, текстурных примитивов, энтропии, энергии [8].

Для частичного решения этих проблем разработаны алгоритм послойной обработки КТ-изображений на основе глобальной/локальной информации об объектах и алгоритм определения анатомических структур на изображениях компьютерной томографии, основанный на сопоставлении шаблонов.

1. Анализ локальных свойств изображения для алгоритма наращивания областей

Основной этап классического метода наращивания областей заключается в определении каким-либо образом первичных областей на изображении, которые являются исходными «атомами» для роста, причем редкое «засевание атомами» приводит к потере важных областей, а частое – замедляет процесс и может привести к появлению шумов. Такое «засевание атомами» делает метод неоптимальным. Большинство современных методов роста областей являются дополнением к методам морфологической сегментации, в частности к ватершеду. С их помощью проверяются граничные пиксели по заранее установленным условиям, и, если условие выполняется, 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 [5, 8, 9].

Разделение – сложная операция, предназначенная для того, чтобы компенсировать неудовлетворительное определение начальных областей на изображении, от которых началось наращивание. Существует ряд алгоритмов, в которых используются различные способы разделения. Тем не менее наиболее популярным является разбиение на простые геометрические фигуры либо введение дополнительных начальных областей («атомов») [5].

Часто структура ткани на изображении компьютерной томографии является фоном и не позволяет выделить объект, так как его элементы имеют яркость и уровни перепадов яркости, совпадающие с яркостью фона. В этом случае выделить внешний контур клетки или сегментировать его по выбранным порогам невозможно, но можно применить метод связанной компоненты. В большинстве работ он начинается с определения случайным образом маленьких областей [10] размером в несколько пикселей, которые по ходу алгоритма растут и образуют информационные 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.

Объединение производится на основе вычисления характеристик областей. Для каждой точки области находят первую и вторую производные с использованием фильтров Собеля и Лапласа. На их

основе формируется цветное изображение (рис. 2), в котором полутоновое изображение заносится в красный канал (R), а псевдоизображения первой и второй производных – в зеленый (G) и синий (B) каналы соответственно.

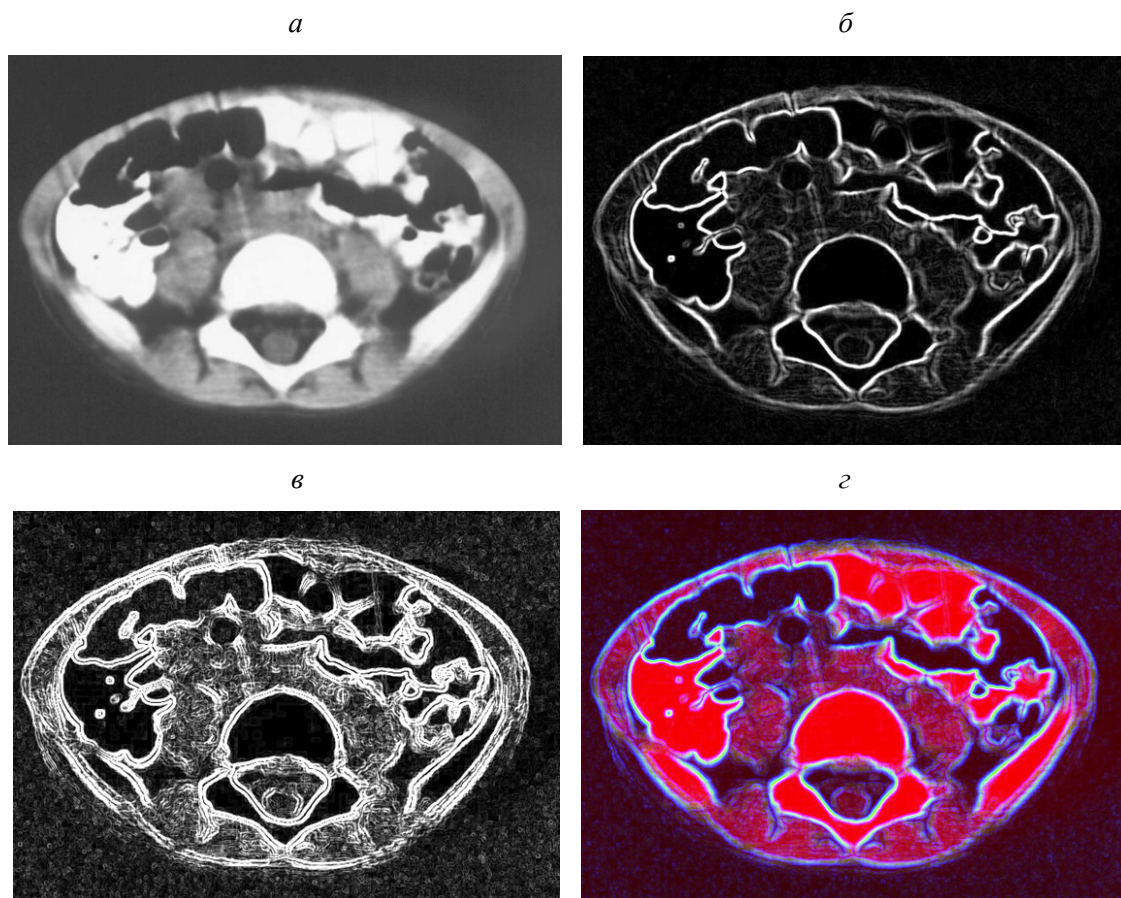


Рис. 2. Формирование псевдоцветного изображения на основе глобально-локальной информации: a – исходное полутоновое изображение; $б$ – первая производная; $в$ – вторая производная; $г$ – комбинированное псевдоцветное изображение с глобально-локальными свойствами

Таким образом, каждый пиксель содержит как глобальную, так и локальную информацию об изображении, что позволяет при анализе сравнивать лишь цветовые значения. Эта модификация дает возможность эффективно работать алгоритму по поиску связанной компоненты с учетом не только яркостных, но и пространственных и текстурных характеристик. Для ускорения вычислений три псевдоцветные характеристики можно объединить в псевдовектор цвета.

Изменение цветовых характеристик происходит вдоль этого вектора цвета [11] со значением $P = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}$, где R, G, B – цветовые компоненты. При этом скорость анализа возрастает почти в три раза.

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

- разница дисперсии для цветной величины не должна превышать заданного значения, определяющего отличия объемных медицинских объектов 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 которого 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. Затем вычисляются характеристики новой объединенной области:

$$\begin{cases} M_{12} = \frac{A_1 \times M_1 + A_2 \times M_2}{A_1 \times A_2}; \\ \sigma_{12} = \frac{1}{A_1 + A_2} \left(A_1 \times \sigma_1^2 + \frac{A_1 \times A_2 \times (M_1 - M_2)^2}{A_1 + A_2} + A_2 \times \sigma_2^2 \right), \end{cases}$$

где для родительской и соседней областей: M_1, M_2 – средние значения полутоновых величин; σ_1, σ_2 – дисперсии полутоновых величин; A_1, A_2 – площади соответственно; для объединенной области: M_{12} – среднее значение полутоновой величины; σ_{12} – дисперсия полутоновой величины.

При выполнении всех условий область заново сканируется для поиска соседних необработанных областей. Если все области обработаны, одна из соседних областей анализируется как родительская.

В результате получаем ряд областей, соответствующих различным участкам изображения. Для определения принадлежности области вычисляются ее геометрические характеристики, на основании которых классифицируются области объектов. Области, не соответствующие искомым объектам, удаляются, а оставшиеся окрашиваются соответствующим цветом. В итоге имеем бинарное изображение заданных объектов, а сегментация зависит только от порога дисперсии, так как объединяются конкретные области, не зависящие от особенностей начальных точек в изображении.

При переходе к следующему слою DICOM-изображения повторяется анализ всех точек, которые аналогично совпадают с сегментированной областью предыдущего слоя, при этом формируется начальный образ для роста. Затем условие роста проверяется для всех точек, его окружающих. В итоге формируется сегментированная область для следующего слоя, объем которой состоит из геометрически однозначных сегментированных областей каждого слоя.

Данная модель позволяет получить эффективный результат не только с использованием связанной компоненты, но и для других алгоритмов сегментации, включая кластеризацию. При этом сегментация первого слоя может проводиться по любому алгоритму и зависит от характеристик выделяемого объекта.

Основная проблема работы данного алгоритма заключается в определении областей или «атомов», от которых начинается их рост.

2. Поиск «атомов» для алгоритма сегментации изображений компьютерной томографии методом сопоставления шаблонов

Для выделения органа используется сегментация методом роста областей. Однако для запуска этого процесса необходимо определить «атомы» – области, от которых начинается рост. Для этого были разработаны шаблоны. Шаблон представляет собой изображение, в котором области наиболее вероятного расположения органа отмечены цветом, идентифицирующим этот орган (рис. 3). Таким образом, наложение шаблона на реальные изображения позволит определить «атомы» для медицинских объектов. Однако, в связи с тем, что биометрические данные индивидуальны для каждого человека, шаблон необходимо подгонять под реальное изображение.

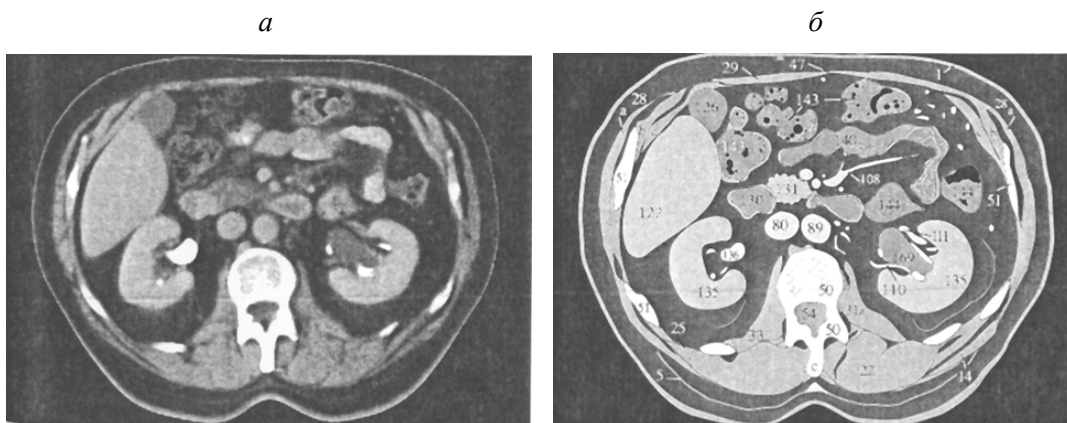


Рис. 3. Исходное изображение (а) и шаблон для него (б)

Для изображений-сечений (слоев) были разработаны шаблоны, позволяющие определить вероятное расположение объекта. Однако для точной локализации необходимо определить геометрическое положение шаблона. Топограмма ложится в основу этого определения.

По положению скелета определяется геометрическое положение осей. Скелет представлен контрастными элементами и легко выделяется пороговой сегментацией. Наиболее оптимальным методом является процентная сегментация, позволяющая определить пороговое значение по отношению площади скелета к площади изображения в целом.

Однако характеристики изображения индивидуальны для каждого человека, поэтому необходима подгонка шаблона под текущее изображение. Для этого выполняется сегментация области изображения, соответствующего всему телу. Затем по положению скелета определяется его ориентация, что позволяет расположить шаблон соответствующим образом. Масштабирование шаблона производится согласно размерам грудной клетки.

При объединении изображений определяются области вероятного расположения объектов, которые уточняются по определению локальных максимумов, включенных в эти области.

Алгоритм по определению «атомов» для сегментации методом роста областей, соответствующих определенным медицинским объектам, представлен на рис. 4.

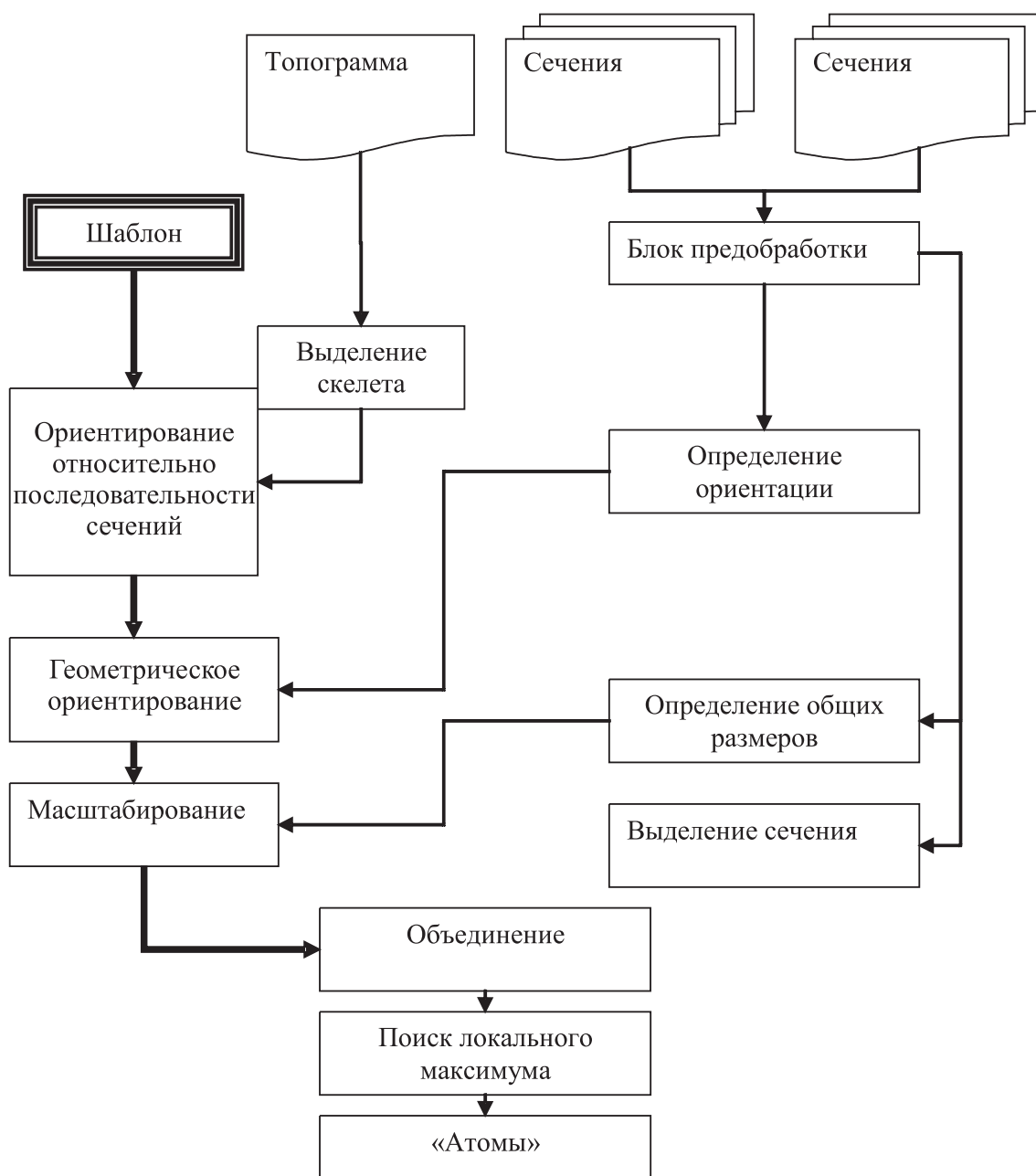


Рис. 4. Схема алгоритма поиска «атомов» сегментации по шаблонам

3. Процесс анализа изображений компьютерной томографии по набору сечений

На КТ-изображениях всегда присутствуют мелкие детали и шумы, которые часто мешают процессу анализа. Предобработка или коррекция – этап, позволяющий решить эту проблему, например, с помощью алгоритмов низкочастотной и медианной фильтрации. Если для сглаживания (удаления шумов) коррекция проводится над отдельными изображениями, то предобработка наборов сечений обеспечивает выравнивание геометрических и яркостно-контрастных характеристик изображений в наборе. С этой целью используются методы выравнивания гистограмм яркости в последовательности изображений и реконструкции. Результатом предобработки являются наборы изображений с относительно одинаковыми яркостно-контрастными характеристиками и гладкой поверхностью.

Следующая задача, которую необходимо решить, – определение положения шаблона расположения органов. Как уже указывалось, топограмма является сечением, перпендикулярным всем остальным наборам. Простая идея, которая заключается в определении положения позвонков, позволяет по ней локализовать сечения. Для этого методами пороговой сегментации и математической морфологии на топограмме выделяется скелет и удаляются ребра. На основе анализа локальных минимумов дистанционной карты бинарного изображения позвоночника определяются положения позвонков, которые и являются основой для ориентации по сечениям, выполняется ориентирование шаблона в плоскости сечений и его масштабирование. Таким образом, можно использовать шаблон для определения органов на изображении.

Процесс сегментации начинается с объединения области на шаблоне, соответствующей органу, с изображением соответствующего сечения. На оставшемся фрагменте определяется область локального максимума, которая ложится в основу определения органа на изображении и является «атомом», от которого начинается рост областей для реконструкции органа. Для дальнейшего выделения используются алгоритмы роста областей. Как уже упоминалось, таких алгоритмов на сегодняшний день существует много, при этом каждый из них имеет свою специфику, ориентированную на особенности изображения. В самом простом случае области можно наращивать на основе соответствия средней яркости дисперсии яркости. Результат выделения органов на одном слое КТ-изображения показан на рис. 5.

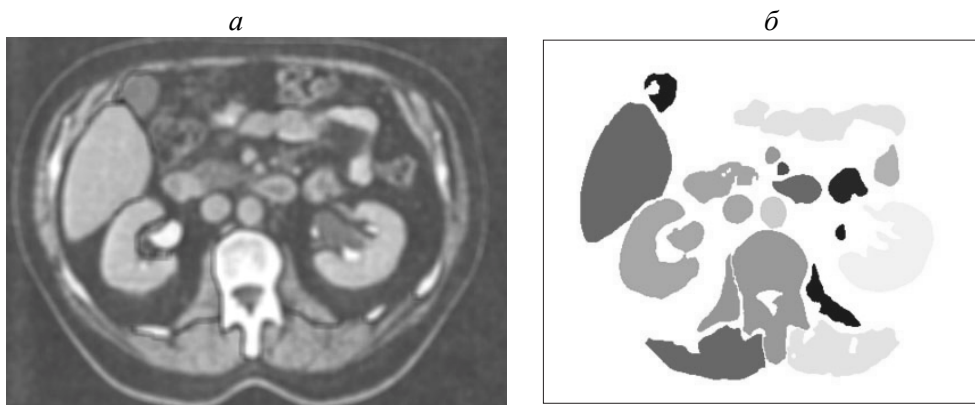


Рис. 5. Слой КТ-изображений (а) и выделенные органы (б)

Разработанные алгоритмы выделения органов на КТ-изображениях направлены на решение практических задач обработки и распознавания изображений компьютерной томографии и могут использоваться не только для определения плотных структур, но и для поиска органов, состоящих из мягких тканей. Анализ мягких тканей играет важную роль в диагностике онкологических заболеваний, особенно для первичной диагностики и мониторинга остаточной опухоли, определения тактики ее лечения на основании оценки объема и жизнеспособности. Это, в свою очередь, позволит существенно сократить время диагностического периода, что крайне важно при быстро прогрессирующих опухолях детского возраста, снизить лучевую нагрузку путем повышения информативности и уменьшения количества лучевых методов исследования, а также оптимизировать объем химиотерапии и уменьшить расходы на лекарственные препараты и терапевтические процедуры.

Алгоритмы разработаны и протестированы на изображениях забрюшинного пространства в рамках проекта МНТЦ (ISTC B-1489) и реализованы в программном комплексе мониторинга и анализа

изображений компьютерной томографии органов средостения и забрюшинного пространства. Экспериментальный образец данного комплекса используется в Республиканском научно-практическом центре детской онкологии и гематологии (РНПЦ ДОГ) для анализа трехмерных изображений, полученных с помощью компьютерного томографа SAMTRON SR-400 (Philips) с разрешением слоев 512x512. Результаты работы алгоритма используются для проведения мониторинга развития заболеваний во время определения плана оперативного лечения. Использование алгоритмов в системе мониторинга заболеваний облегчает задачу определения объемных онкологических образований и характеристик их изменений, что позволяет повысить качество анализа и увеличить число органосохраняющих операций.

1. Саху П.К., Салтани С., Вонг Ф.Л. Обзор по пороговым методам. Кибернетический сборник / Под ред. О.Б. Лупанова, О.М. Касим-Заде. М., 1990. Вып. 27. С. 139.
2. Ritter G. X., Wilson J. N. Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra. Florida, 1996.
3. Arques P., Compan P., Molina R. et al. A cybernetic approach to the multiscale minimization of energy function: Grey level image segmentation. *Kybernetes*. 2002. Vol. 31. P. 596.
4. Zhu S. C., Yuille A. // *IEEE transaction on pattern recognition and Machine intelligence*. 1996. Vol. 18. № 9. P. 884.
5. Претт У. Цифровая обработка изображений: В 2 кн. М., 1982.
6. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. *Digital Image Processing*. New Jersey, 2002.
7. Yao Lin, Jie Tian, Huiguang He et al. *Biomedical Diagnostic Proceedings of SPIE*. 2002. Vol. 4615. P. 137.
8. Park J., Keller J. M. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2001. Vol. 23. № 10. P. 1201.
9. Mathematical morphology and active contours for object extraction and localization in medical images / S. Schupp et al. // *Sixth international conference on image processing and its application IPA97*. 1997. Vol. 1. P. 317.
10. Braga-Neto U., Goutsias J. Constructing multiscale connectivities. *CVIU(99)*. July 2005. № 1. P. 126.
11. Недзьведь А.М., Абламейко С.В. // *Компьютерный анализ данных и моделирование: Сб. науч. ст. V Междунар. конф.* // Под ред. проф. С.А. Айвазяна и проф. Ю.С. Харина. Мн., 1998. Ч. 4: К-Я. С. 86.

Поступила в редакцию 10.12.08.

Сергей Владимирович Абламейко – член-корреспондент НАН Беларуси, доктор технических наук, профессор, ректор БГУ.

Александр Михайлович Недзьведь – кандидат технических наук, заместитель заведующего лабораторией анализа и обработки изображений Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси.

Алексей Маратович Белоцерковский – кандидат технических наук, руководитель Центра международного сотрудничества Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси.

Елена Александровна Руцкая – кандидат медицинских наук, заведующий Отделением лучевой диагностики Республиканского научно-практического центра детской онкологии и гематологии.