

УДК 615.47

Е. О. Шамраева, О. Г. Аврунин

ВЫБОР МЕТОДА СЕГМЕНТАЦИИ КОСТНЫХ СТРУКТУР НА ТОМОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

1. Введение

На современном этапе разработка медицинских компьютерных систем для диагностики и операционного планирования невозможна без применения теории искусственного интеллекта, методов распознавания образов и систем поддержки принятия решений, позволяющих существенно повысить степень автоматизации выполняемых задач.

Одной из наиболее часто встречаемых патологий в нейрохирургической практике являются черепно-мозговые травмы, приводящие к органическим и функциональным нарушениям центральной нервной системы. При этом в результате тяжелых черепно-мозговых травм образуются обширные костные дефекты, требующие хирургической коррекции [1, 2]. Непосредственно перед выполнением оперативного вмешательства проводится этап нейрохирургического планирования операции, в результате которого определяются возможности хирургического доступа, а также осуществляется выбор способа пластики костного дефекта и материала имплантата с учетом косметических аспектов. На современном уровне развития диагностической и хирургической аппаратуры для повышения эффективности реконструктивных хирургических вмешательств целесообразно выполнять процедуры нейрохирургического планирования с максимальной степенью автоматизации. При этом одной из наиболее сложных задач является автоматизированное выделение костных структур на интроскопических изображениях головы [3–6], решение которой основывается на применении методов распознавания образов, классификации объектов и поддержки принятия решений. От точности результатов данной процедуры зависит, в конечном счете, степень точности всего этапа нейрохирургического планирования. В связи с этим актуальными являются вопросы разработки эффективных методов сегментации интроскопических изображений.

2. Постановка задачи

Исходными данными для проведения нейрохирургического планирования являются результаты рентгеновского компьютерного томографического (КТ) обследования головы пациента, представленные в виде набора из N изображений томографических срезов, выполненных с шагом 1 мм параллельно физиологической горизонтали — орбито-меатальной плоскости черепа при стандартной укладке пациента.

Изображение томографического среза представляет собой распределение относительных коэффициентов линейного поглощения в заданной плоскости сечения и задается в виде двумерной дискретной функции интенсивности $F(i, j)$, заданной на растре размером $I \times J$ (512×512) элементов и принимающей 256 уровней $F_n(i, j) \in [0...255]$. Задача сегментации костных структур на изображениях томографических срезов в общем случае сводится к построению бинарной характеристической функции:

$$H_n(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{при } (i, j) \in D_K; \\ 0, & \text{при } (i, j) \notin D_K, \end{cases} \quad (1)$$

где D_K — область изображения, соответствующая костным структурам.

Корректное определение областей D_K при наличии артефактов и помех на изображениях томографических срезов является целью данной работы.

3. Анализ методов сегментации костных структур на томографических изображениях

Основной причиной сравнительно низкого уровня автоматизации программных продуктов для анализа медицинских изображений является высокая вариабельность большинства анатомических структур. Поэтому совершенствование существующих и разработка новых методов и подходов для анализа (в первую очередь — для сегментации) интроскопических изображений должны быть основаны на изучении специфики визуализации исследуемых объектов. В настоящее время базовые подходы к сегментации изображений достаточно хорошо освещены в литературе [6–8]. При этом можно определить пять основных классов методов сегментации объектов: пороговые, наращивания областей, выделения границ, корреляционные и текстурные. Последние два находят лишь ограниченное применение при анализе изображений биологических объектов ввиду высокой индивидуальной изменчивости их геометрических и оптических свойств, а так же характеристик окружающих структур. Для эффективной работы методов наращивания областей необходимо наличие устойчивой связности внутри отдельных областей изображения и интерактивный ввод априорной информации. Непосредственное применение методов выделения границ по градиентным изображениям исследуемой области ограничивается трудностью выбора пороговых значений для градиентов интенсивности и сложностью постобработки в случае получения разрывных контуров. Пороговые

методы применяются для контрастных изображений при наличии стабильных различий интенсивности в отдельных областях.

На томографических изображениях костные структуры, являющиеся наиболее плотными анатомическими образованиями, представляются в виде высокоинтенсивных протяженных объектов на достаточно однородном фоне (при отсутствии артефактов), соответствующем внутримозговому веществу. Поэтому для выделения областей изображения, соответствующих костным структурам, целесообразно использовать пороговый метод с автоматическим выбором порогового значения с помощью анализа гистограммы интенсивности. В литературе так же рассматривается широкий спектр методов и алгоритмов предварительной обработки изображений — точечных и локальных операций, включающих коррекцию яркости и контраста, а также фильтрацию исходных данных. Однако в большинстве источников эти операции рассматриваются изолированно по отношению к последующим процедурам обработки изображений более высокого уровня [9]. При этом недостаточно освещаются вопросы согласованности методов сегментации и предварительного преобразования изображений.

4. Основные этапы алгоритма выделения областей костных структур на томографических изображениях

При разработке алгоритмов сегментации основной задачей является определение оптимальной последовательности преобразований исходного полутонового изображения в бинарное с корректно обозначенными областями объектов и фона. При этом оптимальным в контексте данной задачи является алгоритм, обладающий минимальной погрешностью сегментации костных объектов. Характеристики для определения точности алгоритма сегментации будут рассмотрены ниже. Остальные параметры, такие как быстродействие, объем используемой памяти, слож-

ность организации отдельных вычислительных блоков, при реализации на современных аппаратно-программных платформах являются не существенными. В предлагаемой работе рассматривается комплексный подход к решению задачи выделения костных структур на томографических изображениях, основанный на согласовании методов предварительной обработки изображений, сегментации и последующей коррекции сегментированных данных.

Учитывая, что разработанный алгоритм имеет непосредственную практическую реализацию в виде структурной единицы программного продукта для планирования нейрохирургических реконструктивных вмешательств, представляется удобным рассмотреть его основные этапы на примере структуры соответствующего программного модуля (рис. 1).

Данный модуль состоит из блоков предварительной обработки изображения, формирования сегментированного изображения и постобработки сегментированного (результатирующего) изображения. Исходными данными для работы модуля сегментации являются полутоновые восьмибитовые изображения $F_n(i, j)$ томографических срезов размером 512×512 элементов. На рис. 2, а изображен аксиальный КТ-срез головы человека с костным дефектом фронто-орбитальной области.

Блок предварительной обработки изображения должен обеспечивать устойчивость процедуры сегментации к действию импульсных и высокочастотных помех и реализуется на основе алгоритма медианной фильтрации, который осуществляется посредством движения квадратной апертуры $(2p+1) \times (2p+1)$ по изображению томографического среза $F(i, j), i, j \in [0...511]$, и замены значения интенсивности элемента изображения в центре апертуры медианой исходных значений интенсивностей остальных элементов апертуры:

$$F(i, j) = \text{median}(F(i+l, j+k) \text{ при } l, k \in [-p, p]), \quad (2)$$

где $F(i, j)$ — значение на выходе медианного фильтра.

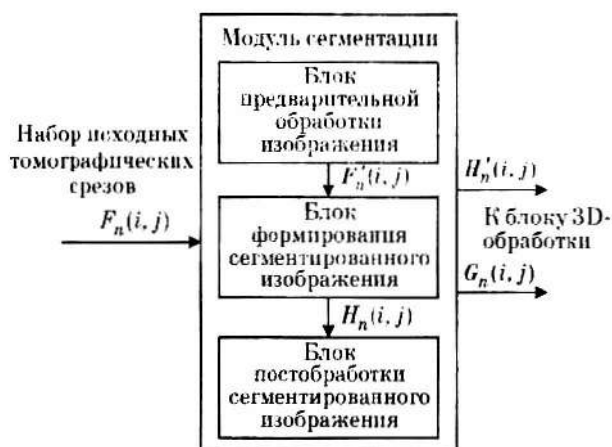


Рис. 1. Структурная схема алгоритма выделения костных структур на томографических изображениях

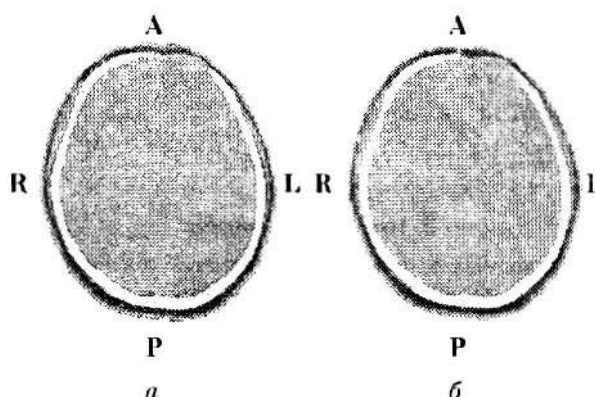


Рис. 2. Изображения аксиальных томографических срезов головы человека: а — исходное изображение; б — изображение, полученное в результате обработки медианным фильтром с параметром апертуры $p = 2$

Медианой, упорядоченной по возрастанию или убыванию последовательности выборочных значений, является центральный по положению элемент данной последовательности. Исходя из этого, вычисление медианы производилось с помощью преобразования матрицы значений интенсивности элементов изображения, попавших в апертуру (2), в вектор $V[V(1), V(2), \dots, V((2p+1)^2 - 1)]$, содержащий $(2p+1)^2$ элементов, согласно выражению

$$F(i+l, j+k) \Rightarrow V(m=(l+p)(2p+1)+(k+p)),$$

при $l, k \in [-p, p], m \in [0, (2p+1)^2 - 1]$, (3)

а также сортировки элементов вектора $V(m)$ по возрастанию $V[V(1) \leq V(2) \leq \dots \leq V((2p+1)^2 - 1)]$ и нахождения центрального по положению элемента $V(m)$ данной последовательности с индексом $m = ((2p+1)^2 + 1) / 2$. Данный алгоритм позволяет полностью устранить локально расположенные помехи на изображении, не превосходящие по площади S_{Π} половины площади $S_{\Phi} = (2p+1)^2$ апертуры фильтра: $S_{\Pi} < \frac{1}{2} S_{\Phi}$. Такими помехами, как правило, являются изображения небольших костных фрагментов и артефакты от структур с высокой плотностью, например, внешних рентген-контрастных меток, определяющих базовую плоскость сканирования. Для уменьшения эффекта размытия границ костных структур алгоритм реализовывался итеративно, путем записи результирующих данных в отдельный буфер. Наилучшие результаты работы алгоритма при обработке изображений данного типа достигаются при выборе апертуры фильтра с параметром апертуры $p=2$. Изображение, полученное после обработки данным медианным фильтром, представлено на рис. 2, б. С помощью проведенной процедуры удалены мелкие костные фрагменты в зоне костного дефекта, присутствующие на исходном изображении (рис. 2, а).

В соответствии с выражением (1), построение бинарной характеристической функции для выделения костных структур пороговым методом выполняется согласно формуле:

$$H_n(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{при } F'(i, j) \geq T; \\ 0, & \text{при } F'(i, j) < T. \end{cases} \quad (4)$$

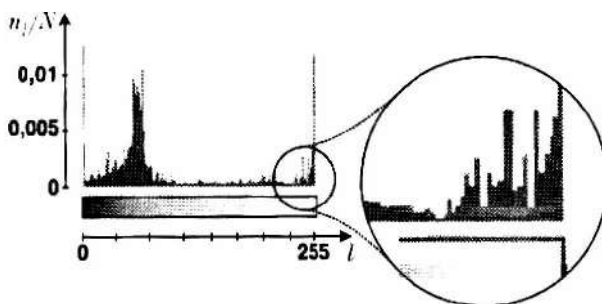


Рис. 3. Гистограмма интенсивности исходного изображения, представленного на рис. 2, а

Определение порогового значения проводилось с помощью анализа гистограммы изображения, представляющей собой характеристику распределения уровней интенсивностей

$$S(l) = \frac{n_l}{I \cdot J}, \quad l \in [0 \dots 255], \quad (5)$$

показывающую, какое число n_l элементов изображения из общего количества элементов $I \times J$ имеет заданную интенсивность l .

Гистограмма изображения КТ-среза, определяемая по формуле (5), как правило, имеет сложный многомодовый характер (рис. 3).

Для облегчения анализа путем устранения несущественных выбросов целесообразно выполнить линейное сглаживание гистограммы методом скользящего среднего согласно формуле:

$$\bar{S}(l) = \frac{1}{K+1} \sum_{m=l-K}^{l+K} S(l+m), \quad 1+K \leq l \leq 255-K, \quad (6)$$

где $S(l)$ — значения гистограммы, соответствующие l -му уровню яркости, $\bar{S}(l)$ — усредненные значения; K — параметр усреднения по окрестности точки с индексом l .

Эффективность процедуры сглаживания, выполняемой по формуле (6), для типичных распределений интенсивностей на изображениях КТ-срезов, приводящая к устранению незначительных по амплитуде локальных экстремумов, проявлялась при значениях $K \geq 9$ (рис. 4).

Учитывая, что изображения КТ-срезов имеют стабильную характеристику фона, а также априорную информацию о том, что костным структурам соответствуют области с максимальной интенсивностью, можно определить значение глобального порога T для сегментации путем анализа экстремумов на усредненной гистограмме изображения [10, 11]. Для этого определяется глобальный (в области высоких интенсивностей) максимум M_0 , а также k локальных максимумов M_k гистограммы. Затем для каждого локального максимума гистограммы производится расчет коэффициентов α_k :

$$\alpha_k = \frac{M_k}{m_k + 1}, \quad (7)$$

где M_k — значение k -го локального максимума; m_k — значение локального минимума в диапазоне

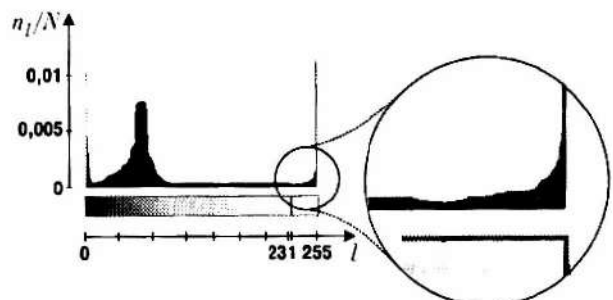


Рис. 4. Сглаженная гистограмма интенсивности

между глобальным максимумом и рассматриваемым локальным.

Тот из локальных максимумов, для которого значение α_k окажется наибольшим, выбирается в качестве второго основного максимума гистограммы. При этом порог бинаризации T выбирается равным уровню интенсивности, соответствующему минимуму m_k , расположенному между глобальным и найденным локальным максимумами (рис. 4). Визуализация сформированной бинарной характеристической функции $H(i, j)$ при выборе порогового значения $T = 231$ приводится на рис. 5, а.

Для устранения оставшихся локальных помех, проявляющихся на бинарной характеристической функции, и придания гладкости границам сегментированных областей используется алгоритм постобработки, основанный на применении морфологических операций размыкания и замыкания [7]:

$$\begin{aligned} A \circ B &= (A - B) \oplus B; \\ A \bullet B &= (A \oplus B) - B, \end{aligned} \quad (8)$$

где A — множество значений характеристической функции $H(i, j)$; B — структурирующий элемент, представляющий собой заполненную единичными значениями матрицу размером 3×3 .

Данная операция является композицией морфологических операций наращивания $(A \oplus B) = \{w | (\hat{B})_w \cap A \neq \emptyset\}$ (множество таких смещений w , при которых множества A и \hat{B} совпадают хотя бы в одном элементе; \hat{B} — центральное отражение множества B) и эрозии $(A - B) = \{w | (\hat{B})_w \subseteq A\}$ (множество таких значений w , при которых множество B полностью содержится в множестве A) бинарных областей. Обработанное бинарное изображение обозначается как $H(i, j) \Rightarrow H'(i, j)$.

Выделение границ костных структур на изображении бинарной характеристической функции целесообразно выполнять с помощью комплексной

морфологической операции $\chi(A) = A \setminus (A - B) = A \cap (A - B)$, представляющей собой получение разностного множества $\chi(A)$ между исходным множеством A и результатом его эрозии по структурирующему элементу B , определенному выше. В результате выполнения данной операции образуется изображение границы $H'(i, j) \Rightarrow G(i, j)$ областей костных структур толщиной в один элемент изображения. Результаты применения морфологических операций к исходному изображению характеристической функции приводятся на рис. 5, б.

5. Оценка эффективности сегментации

Этап сегментации является одним из основных источников погрешностей при проведении операционного планирования нейрохирургических реконструктивных вмешательств. Выделение костных структур на томографических изображениях является первым этапом построения виртуальной модели черепного имплантата, и оценить влияние точности сегментации можно только проанализировав конечный результат и все стадии нейрохирургического планирования. Непосредственную оценку качества сегментации можно получить путем анализа степени подавления фона и выделения костных структур в виде связанных областей. Для получения числовой характеристики точности автоматизированной процедуры сегментации вычисляется абсолютная средняя процентная ошибка $|e_{\kappa_{\Pi}}|$ сегментации костных структур (9):

$$|e_{\kappa_{\Pi}}| = \frac{1}{S_k} \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} |P(i, j) - H(i, j)| \cdot 100\%, \quad (9)$$

где $P(i, j)$ — характеристическая функция, интерактивно указанная специалистом;

$$S_k = \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{l-1} P(i, j). \quad (10)$$

Величина S_k , представляющая согласно формуле (10) сумму значений характеристической функции $P(i, j)$, показывает площадь, занимаемую на изображении костными структурами. Удовлетворительным можно считать результат сегментации при $|e_{\kappa_{\Pi}}| \leq 10\%$.

Оценить качество сегментации можно визуально путем наблюдения разностного изображения $D(i, j)$, построенного в соответствии с выражением:

$$D(i, j) = |P(i, j) - H'(i, j)|. \quad (11)$$

Разностное изображение $D(i, j)$, формируемое согласно выражению (11), позволяет визуально оценить степень соответствия между характеристическими функциями, полученными автоматизированным и интерактивным методами, а также выявить параметры областей с существенными различиями результатов сегментации.

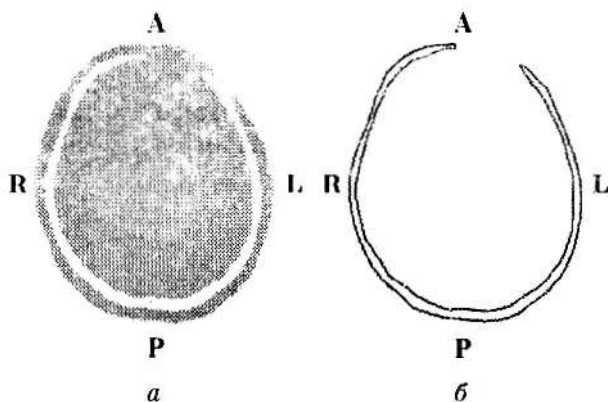


Рис. 5. Результаты работы модуля сегментации: а — изображение бинарной характеристической функции костных структур; б — контурная визуализация костных структур

6. Выводы

В результате проведенных исследований разработан комплексный алгоритм автоматизированного выделения костных структур на изображениях КТ-срезов, который позволяет за счет согласования методов предварительной и постобработки изображений повысить эффективность процедуры сегментации. Данные методы должны быть ориентированы не на улучшение визуального восприятия исходных данных, а на их подготовку для наиболее эффективного выделения объектов на этапе сегментации. Предлагаемый алгоритм структурно разделен на три вычислительных блока: предварительной обработки методом медианной фильтрации, устраняющей локальные помехи на исходном томографическом изображении; сегментации, выполняющей определение порога бинаризации по усредненной гистограмме изображения для формирования характеристической функции; постобработки, реализуемой с помощью морфологических операций, выполняющих сглаживание контуров, устранение разрывов и отверстий на изображении бинарной характеристической функции.

Точность алгоритма сегментации определяется степенью соответствия бинарных характеристических функций, полученных в ходе автоматизированной обработки и интерактивного указания специалистом. При проведении экспериментальных исследований на первичном материале диагностического центра ХОЖБ погрешность сегментации костных структур не превышала 10 % (объем выборки 700 КТ-срезов двенадцати пациентов). Полученные данные позволяют на данном этапе считать разработанный алгоритм универсальным для сегментации однородных объектов на томографических изображениях.

Совершенствование алгоритма должно быть направлено на дальнейшее повышение точности сег-

ментации и выполнение процедур многозначной разметки выделенных областей с целью автоматизированного определения характеристик поврежденной области черепа. Для построения виртуальных лофтинговых моделей черепа и соответствующего имплантата необходимо обеспечить формирование линейного списка граничных элементов областей костных структур на каждом изображении из набора томографических срезов.

Список литературы: 1. *Вовк Ю. Н., Андреева И. В.* Современные представления о краниопластике // Украинский медицинский альманах. — 1999. — Т. 2. — № 3. — С. 7–14. 2. *Дунаевский А. Е., Макеев Т. И., Ярошенко В. В.* Реконструктивные операции при переломах и дефектах костей свода черепа // Нейрохирургия (Республиканский межведомственный сборник). — К.: Здоров'я, 1999. — С. 101–106. 3. *Jannin P., Fleig O.* A data fusion environment for multinodal and multi-informational neuronavigation // *Comput. aided. surg.* — 2000. — Vol. 5, № 1. — P. 1–10. 4. *Привалова Е. С.* Возможности компьютерной томографии в нейрохирургической практике // Украинский медицинский часопис. — 2000. — № 4 (18). — С. 81–89. 5. *Туркин А. М., Белова Т. В.* Использование трехмерной реконструкции в нейрорентгенологии // Вопросы нейрохирургии. — 2000. — № 3. — С. 23–26. 6. *Поммерт А., Пфлессер Б., Риемер М. и др.* Визуализация объема в медицине // Открытые системы. — 1996. — № 5(19). — С. 56–61. 7. *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2006. — 1072 с. 8. *Путятин Е. П., Аверин С. П.* Обработка изображений в робототехнике. — М.: Машиностроение, 1990. — 330 с. 9. *Цанченко Д. С., Путятин Е. П.* Сравнительный анализ методов сегментации изображений // Радиоэлектроника и информатика. — 1999. — № 4(9). — С. 109–114. 10. *Техническое зрение роботов* / Под ред. А. Пью; Пер. с англ. Д. Ф. Миронова; Под ред. Г. П. Катуса. — М.: Машиностроение, 1987. — 320 с. 11. *Форсайт Д. А., Понс Ж.* Компьютерное зрение. Современный подход; Пер. с англ. — М.: ИД «Вильямс», 2004. — 928 с.

Поступила в редакцию 09.11.2006