

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 004.9

А.В. Шукелович, Э.В. Снежко, В.А. Ковалев, А.В. Тузиков

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ
МАГНИТНО-РЕЗОНАНСНОЙ ТОМОГРАФИИ МЫШЦ
МЕТОДОМ СЛУЧАЙНОГО БЛУЖДЕНИЯ

Предлагается техника построения наборов маркеров для сегментации изображений магнитно-резонансной томографии мышц методом случайного блуждания. Исследуется возможность уменьшения затрат ручного труда медицинского специалиста и оптимизации алгоритма случайного блуждания.

Введение

Сегментация объектов изображений является важной задачей в области компьютерного зрения и анализа данных. При анализе медицинских изображений сегментация объектов изображения – часто используемая процедура. К основным особенностям медицинских данных, которые усложняют сегментацию, можно отнести наличие нечетких границ объектов, а также областей с различной текстурой на фоне общей зашумленности изображения. В таких случаях, как правило, результаты полностью автоматической сегментации (без участия пользователя) получаются неудовлетворительными. Поэтому в контексте данной проблемы перспективным направлением является разработка полуавтоматических методов сегментации изображений. В последнее время интерес к таким методам существенно возрос и эта область активно развивается.

В соответствии с характером операций, выполняемых пользователем на ручном этапе сегментации данных, можно выделить несколько типов полуавтоматических алгоритмов:

- 1) сегментация, основанная на выделении частей искомой границы объектов изображения, например «умные ножницы» [1];
- 2) сегментация, основанная на совмещении адаптивной и искомой границы, например метод активных контуров [2] и метод множества уровня [3];
- 3) сегментация, основанная на предварительном маркировании пользователем некоторых областей исходного изображения.

Полуавтоматические методы сегментации третьего типа представляют особый интерес в контексте рассматриваемой задачи, поскольку требуют от пользователя небольших затрат ручного труда и интуитивно понятны неспециалисту в области сегментации.

Одним из популярных подходов к маркерной сегментации является метод построения разрезов графа [4], основанный на энергетических функционалах, которые минимизируются алгоритмами дискретной оптимизации. Набор ребер графа с минимальным общим весом строится с помощью алгоритма поиска в графе максимального потока или минимального разреза. При этом часто возникает проблема выбора верного минимального разреза для получения качественной сегментации, особенно когда контраст изображения низок или мало количество маркированных пикселей.

В работах [5, 6] для сегментации объектов используется геодезическое расстояние до маркеров и каждому пикселу присваивается метка ближайшего к нему маркера. Геодезическое расстояние между двумя пикселями определяется наименьшим интегральным значением весовой функции по всем возможным путям между ними. Тем не менее, поскольку такая формулировка не учитывает взаимное пространственное расположение пикселей в пределах изображения, данный подход не всегда приводит к качественной сегментации изображения.

Более новым подходом маркерной сегментации изображений является алгоритм случайного блуждания, предложенный в работе [7]. Суть его заключается в нахождении вероятности того, что при старте процесса случайного блуждания из произвольного пиксела первым будет достигнут пиксел с заданным маркером. При этом сравниваются вероятности для всех маркеров, после чего данному произвольному пикселу присваивается метка, которая соответствует маркеру, достигаемому с наибольшей вероятностью. Установлено, что данный алгоритм в сложных случаях имеет лучшую производительность, чем метод на основе разрезов графа.

Показано, что алгоритмы сегментации на основе поиска разрезов графа, кратчайших путей и случайного блуждания являются частными случаями одного и того же метода, названного методом степенного водораздела [8].

Основной целью сегментации изображений в данной работе, проводимой совместно с Институтом миологии Французской ассоциации противодействия миопатии, является оценка изменения объемов мышечной ткани в процессе старения организма, а также при патологической дегенерации мышц и мониторинге процесса ее лечения. Для сегментации изображений магнитно-резонансной томографии (МРТ) мышц по критериям быстродействия и возможности эффективной коррекции результата сегментации при добавлении дополнительных маркеров был выбран алгоритм случайного блуждания.

В данной работе исследования проводились по двум направлениям:

- уменьшение затрат ручного труда медицинского специалиста с помощью выработки техники ручного расположения маркеров на изображении;
- оптимизация алгоритма случайного блуждания с целью ускорения автоматического этапа сегментации.

1. Исходные данные

При исследовании патологических процессов в мышцах человека в настоящее время наиболее информативными являются МРТ-изображения, полученные по методике Dixon (комбинация методик T1 и T2) [9]. Данная методика позволяет получать сигнал как от мышечной ткани, так и от жировой. В результате соединительная ткань, находящаяся на стыке различных мышц либо мышцы и жировой ткани, на изображении проявляется темным рисунком контуров мышц на светлом фоне.

Качество исходных данных в значительной мере зависит от условий проведения сканирования. Так, например, неоднородность магнитного поля приводит к возникновению неоднородного фона. Также часто встречается общая зашумленность изображений. В Институте миологии Французской ассоциации противодействия миопатии ведется работа по совершенствованию методики сканирования (изменению параметров последовательностей магнитных импульсов, увеличению разрешения, компенсации неоднородности поля), которая направлена на повышение качества получаемых изображений уже на этапе сканирования. Тем не менее ключевой проблемой при сегментации комплекса мышц на МРТ-изображениях является прерывистость либо отсутствие границ между разделяемыми объектами. Поэтому, если отталкиваться от имеющего место качества исходных данных, требуются значительные затраты ручного труда специалиста для составления маски изображения, позволяющей с приемлемой точностью оценить объемы мышечной ткани в комплексе мышц.

В качестве исходных изображений был использован набор из девяти МРТ-изображений комплекса мышц бедра человека, полученных по методике Dixon, в формате Analyze. Размеры изображений 448x224x64 вокселей. Данные были предоставлены Институтом миологии Французской ассоциации противодействия миопатии в рамках международного белорусско-французского проекта БРФФИ–НЦНИ Ф11Ф-005 «Количественная оценка нервно-мышечных нарушений на основе текстурного анализа изображений ядерного магнитного резонанса».

2. Алгоритм построения наборов маркеров для сегментации методом случайного блуждания

Первоначально была исследована техника расположения маркеров, позволяющая сократить затраты ручного труда. С этой целью была проанализирована величина ошибки алгоритма случайного блуждания при различном расположении маркеров в объеме мышцы, а также при пропуске определенного количества слоев исходного изображения.

Описание эксперимента:

1. Медицинским специалистом для каждого исходного изображения вручную была построена маска комплекса мышц бедра человека (13 мышц). Полученные маски изображений были предоставлены вместе с изображениями мышц и использовались в качестве эталонной сегментации (рис. 1).

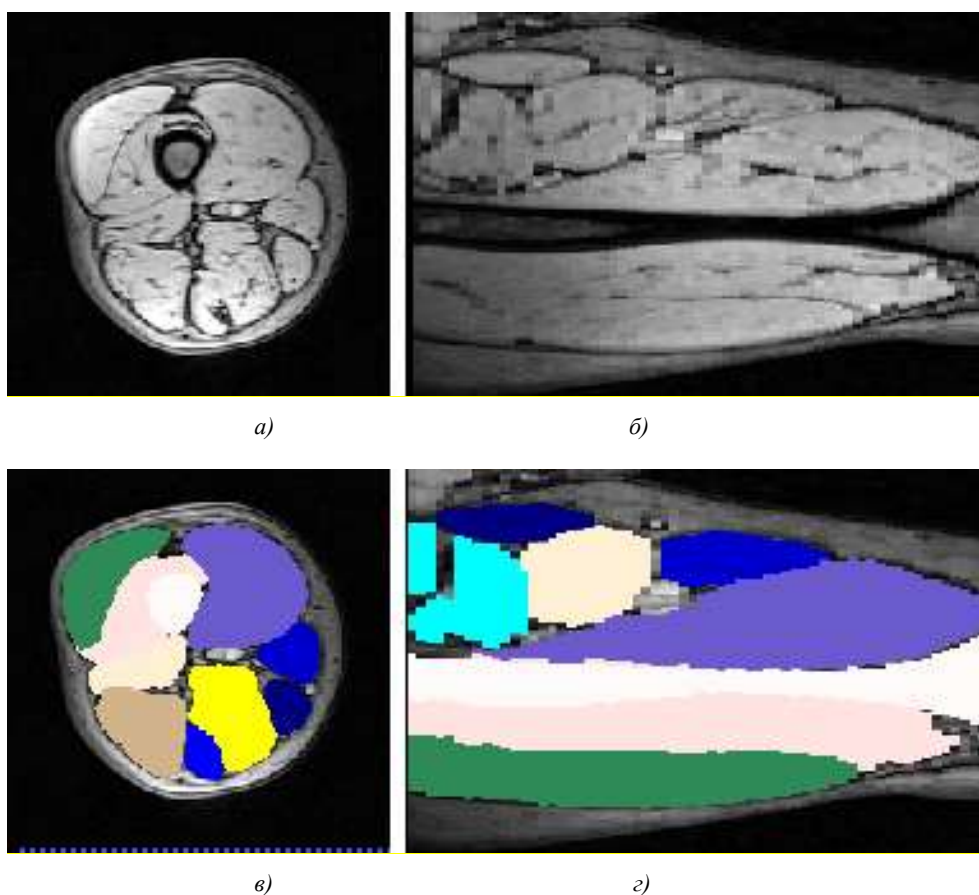


Рис. 1. Примеры работы алгоритма сегментации: а), б) исходные изображения; в), г) эталонные маски

2. Из эталонной маски с помощью операции морфологической эрозии в автоматическом режиме были построены наборы маркеров для соответствующих изображений.

3. Далее на каждой паре «исходное изображение – соответствующий набор маркеров» запускался трехмерный вариант алгоритма случайного блуждания. В результате получалась некоторая тестовая маска изображения, качество которой необходимо было оценить.

4. Проводилась оценка эффективности сегментации с помощью коэффициента Дайса. Для множеств A и B коэффициент Дайса d определяется соотношением

$$d = \frac{2 * |A \cap B|}{|A| + |B|}.$$

С помощью коэффициента Дайса можно достаточно информативно оценить совпадение эталонной маски изображения с маской, полученной в результате автоматического шага сегментации.

5. Исследовалась воспроизводимость результатов эксперимента для некоторых наиболее перспективных (по полученным результатам) техник расположения маркеров. С этой целью наборы маркеров строились вручную, но по тем же общим правилам (пропуск слоев изображения, расположение маркеров в объеме мышцы), которые применялись для автоматической генерации маркеров. Таким образом оценивалась значимость полученных результатов для практического применения.

Существенные трудности на этапе ручной сегментации медицинских изображений вызывает объем данных, которые необходимо обработать. При анализе структуры мышц бедра человека можно заметить, что сегментируемые объекты обладают такими важными свойствами, как выпуклость и гладкость границ. В связи с этим было выдвинуто следующее предположение: на этапе построения набора маркеров для алгоритма случайного блуждания имеется возможность пропуска некоторого количества слоев изображения с сохранением приемлемых результатов сегментации. Это позволяет в разы снизить затраты ручного труда, необходимого на этапе построения маркеров.

При анализе возможности пропуска слоев в процессе маркирования изображения наборы маркеров генерировались двумя способами:

1. С некоторым шагом выбирались слои изображения, и все области интереса, находящиеся на данных слоях, отмечались соответствующими маркерами. Были исследованы результаты работы алгоритма сегментации при вариантах маркирования слоев изображения со следующими шагами: 5, 7, 10, 13, 15, 20 слоев (табл. 1)

Таблица 1

Средние значения коэффициентов Дайса для набора из 13 мышц, полученные первым способом маркирования с различным шагом

| Мышца | Шаг маркирования | | | | | |
|------------------------|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 5 | 7 | 10 | 13 | 15 | 20 |
| gluctus max | 0,9145 | 0,9202 | 0,8996 | 0,8933 | 0,8931 | 0,8807 |
| semi tendinosus | 0,9471 | 0,9415 | 0,9346 | 0,9235 | 0,9145 | 0,8971 |
| semi membranosus | 0,9508 | 0,9445 | 0,9390 | 0,9265 | 0,9050 | 0,9053 |
| adductor magnus | 0,9272 | 0,9234 | 0,9090 | 0,8871 | 0,8594 | 0,8328 |
| adductor brevis | 0,9090 | 0,9027 | 0,8794 | 0,8250 | 0,7097 | 0,6825 |
| sartorius | 0,9256 | 0,9199 | 0,9122 | 0,9023 | 0,8957 | 0,8169 |
| biceps femoris (long) | 0,9462 | 0,9417 | 0,9341 | 0,9289 | 0,9243 | 0,8978 |
| biceps femoris (short) | 0,9191 | 0,9114 | 0,9007 | 0,8924 | 0,8650 | 0,8647 |
| gracilis | 0,9018 | 0,8895 | 0,8702 | 0,8228 | 0,7862 | 0,7457 |
| rectus femoris | 0,9507 | 0,9497 | 0,9422 | 0,9379 | 0,9290 | 0,8950 |
| vastus lateralis | 0,9543 | 0,9517 | 0,9442 | 0,9386 | 0,9300 | 0,9246 |
| vastus intermedius | 0,9446 | 0,9387 | 0,9292 | 0,9166 | 0,9016 | 0,8975 |
| vastus medialis | 0,9599 | 0,9552 | 0,9500 | 0,9416 | 0,9353 | 0,9255 |

Помимо коэффициентов Дайса для трехмерных масок мышц, были посчитаны послойные коэффициенты Дайса для некоторых случайно выбранных мышц с целью локализации ошибок алгоритма случайного блуждания в объеме мышцы (рис. 2). Было установлено, что значительная удаленность маркеров от «концов» мышцы негативно влияет на качество сегментации при большом шаге маркирования (более 15 слоев). В комплексе мышц бедра мышцы имеют вытянутую форму сверху вниз, поэтому при движении по поперечным срезам можно установить слои, на которых мышца впервые появляется и исчезает.

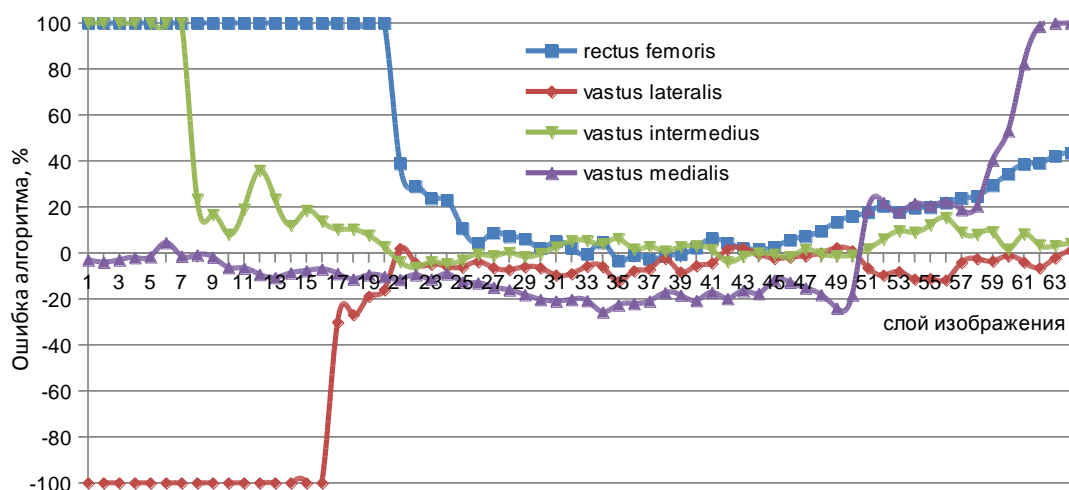


Рис. 2. Типичная картина ошибок алгоритма случайного блуждания на примере тестового изображения для набора из четырех мышц

2. Полученная информация привела к коррекции техники ручной сегментации. Теперь при построении набора маркеров для каждой мышцы маркируемые слои выбирались таким образом, чтобы они были по возможности равномерно распределены в объеме мышцы, причем обязательно маркировались участки, близкие к концам мышц (не менее трех маркеров для каждой мышцы).

Были исследованы результаты работы алгоритма сегментации при данном варианте маркирования со следующими шагами: 15, 16, 17, 18, 19 и 20 слоев (табл. 2).

Таблица 2

Средние значения коэффициентов Дайса для набора из 13 мышц, полученные вторым способом маркирования с различным шагом

| Мышца | Шаг маркирования | | | | | |
|------------------------|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 15 | 16 | 17 | 18 | 19 | 20 |
| gluctus max | 0,9005 | 0,9005 | 0,9000 | 0,8997 | 0,8988 | 0,8987 |
| semi tendinosus | 0,9099 | 0,9000 | 0,8931 | 0,8734 | 0,8737 | 0,8749 |
| semi membranousus | 0,9136 | 0,9116 | 0,8998 | 0,8869 | 0,8849 | 0,8823 |
| adductor magnus | 0,8934 | 0,8793 | 0,8703 | 0,8228 | 0,8123 | 0,8179 |
| adductor brevis | 0,8613 | 0,7191 | 0,6541 | 0,5865 | 0,5327 | 0,4449 |
| sartorius | 0,8952 | 0,8927 | 0,8685 | 0,8694 | 0,8685 | 0,8676 |
| biceps femoris (long) | 0,9160 | 0,9034 | 0,9037 | 0,8969 | 0,8963 | 0,8937 |
| biceps femoris (short) | 0,8558 | 0,8435 | 0,8550 | 0,8606 | 0,8592 | 0,8593 |
| gracilis | 0,8247 | 0,8067 | 0,7850 | 0,7850 | 0,7787 | 0,7750 |
| rectus femoris | 0,9324 | 0,9157 | 0,9135 | 0,9160 | 0,9146 | 0,9132 |
| vastus lateralis | 0,9333 | 0,9305 | 0,9259 | 0,9255 | 0,9167 | 0,9132 |
| vastus intermedius | 0,9147 | 0,9113 | 0,9017 | 0,9022 | 0,8865 | 0,8920 |
| vastus medialis | 0,9421 | 0,9387 | 0,9359 | 0,9361 | 0,9290 | 0,9274 |

По результатам данного эксперимента отмечено улучшение качества сегментации для относительно «коротких» мышц. Дополнительно при анализе послонных ошибок было установлено, что алгоритм случайного блуждания при большом количестве маркеров и с большим шагом маркирования дает лучшие результаты в том случае, когда весь комплекс мышц маркирован на одном слое и слои не выбираются для каждой мышцы индивидуально. Результаты сегментации, полученные при пропуске 7–10 слоев, признаны медицинскими специалистами удовлетворительными по критериям качества и затраченного ручного труда.

Таким образом, можно сформировать предварительные рекомендации, которые могут быть даны медицинским специалистам при маркировании МРТ-изображений мышц бедра и заключаются в использовании техники послойного маркирования (все мышцы маркируются на одном слое) с обязательным маркированием «концов» мышц. По данным рекомендациям были вручную построены наборы маркеров (с шагом в 7–10 слоев) и проведена контрольная сегментация изображений. Примеры сегментации показаны в табл. 3 и на рис. 3.

Таблица 3

Коэффициенты Дайса для тестового набора изображений (9 изображений, 13 мышц), полученные при ручном расположении маркеров с шагом в 10 слоев

| Мышца | Тестовое изображение | | | | | | | | |
|------------------------|----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | F23 | F26 | F27 | F28 | F32 | F60 | M28 | M29 | M44 |
| gluctus max | 0,9275 | 0,8747 | 0,9016 | 0,8599 | 0,8724 | 0,8322 | 0,9208 | 0,9165 | 0,9294 |
| semi tendinosus | 0,9083 | 0,9047 | 0,9332 | 0,9473 | 0,9336 | 0,8869 | 0,9386 | 0,9246 | 0,9296 |
| semi membranous | 0,9296 | 0,9297 | 0,9481 | 0,9366 | 0,9337 | 0,9129 | 0,9402 | 0,9393 | 0,9407 |
| adductor magnus | 0,8907 | 0,7618 | 0,896 | 0,8445 | 0,883 | 0,8685 | 0,7307 | 0,9084 | 0,8592 |
| adductor brevis | 0,824 | 0,6229 | 0,0434 | 0,0131 | 0,0098 | 0,702 | 0,0237 | 0,0126 | 0,0523 |
| sartorius | 0,8798 | 0,9066 | 0,874 | 0,9166 | 0,8645 | 0,8297 | 0,9372 | 0,8969 | 0,9004 |
| biceps femoris (long) | 0,9391 | 0,9034 | 0,9351 | 0,932 | 0,9369 | 0,9021 | 0,9408 | 0,9204 | 0,9067 |
| biceps femoris (short) | 0,8982 | 0,8608 | 0,8871 | 0,8849 | 0,8215 | 0,8368 | 0,8495 | 0,8987 | 0,9177 |
| gracilis | 0,8781 | 0,9067 | 0,8694 | 0,8955 | 0,8808 | 0,7881 | 0,9234 | 0,8661 | 0,8584 |
| rectus femoris | 0,9352 | 0,9441 | 0,8165 | 0,9473 | 0,9395 | 0,9031 | 0,9622 | 0,9276 | 0,9265 |
| vastus lateralis | 0,9366 | 0,9234 | 0,8803 | 0,8984 | 0,9144 | 0,8776 | 0,918 | 0,9001 | 0,8945 |
| vastus intermedius | 0,8987 | 0,8882 | 0,8572 | 0,8678 | 0,8799 | 0,8542 | 0,8603 | 0,8885 | 0,8307 |
| vastus medialis | 0,929 | 0,8993 | 0,9161 | 0,926 | 0,9476 | 0,9126 | 0,9162 | 0,9359 | 0,8871 |

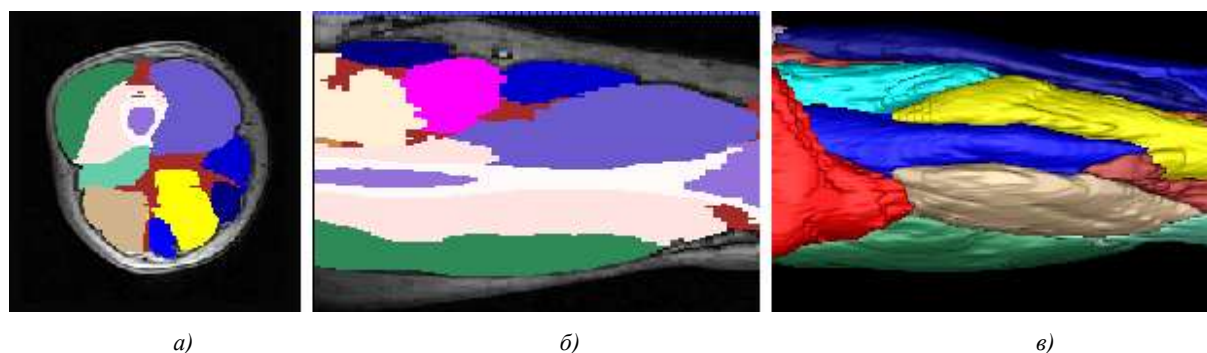


Рис. 3. Результат сегментации изображения методом случайного блуждания:

а) поперечный срез; б) продольный срез;
в) трехмерная реконструкция комплекса мышц бедра

3. Особенности реализации метода случайного блуждания

При выполнении работ, описанных в данной статье, был разработан программный модуль полуавтоматической маркерной сегментации изображений на основе алгоритма случайного блуждания. Алгоритм реализован на языке программирования C++, проведена его оптимизация. Как следует из [7], задача сегментации может быть сведена к решению системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ). Однако размеры и сильная разреженность матрицы

СЛАУ, получаемой по шестисвязной решетке из трехмерного изображения, не позволяют использовать прямые методы решения. Поэтому необходимо применять итерационные методы и специальные структуры данных для хранения разреженных матриц. В алгоритме случайного блуждания размер матрицы СЛАУ ограничен сверху количеством вокселей изображения, что для тестовых данных дает $n = 448 \times 224 \times 64 \sim 6$ млн неизвестных и порядка $7n \sim 45$ млн ненулевых элементов. Для хранения и преобразования подобных матриц в реализованном модуле используется сжатый разреженный строчный формат (compressed sparse row matrix). Однако количество неизвестных может быть существенно сокращено, если не рассматривать пиксели, принадлежащие фону изображения. Операцию выделения фона на МРТ-изображении можно легко осуществить, используя пороговую маску и операции математической морфологии.

Алгоритм случайного блуждания может быть эффективно распараллелен. Помимо явного параллелизма, обусловленного возможностью решения задачи независимо для каждого типа маркера, распараллеливается также метод решения СЛАУ. Поскольку матрица системы симметричная и положительно определена, в разработанном программном модуле используется метод сопряженных градиентов решения СЛАУ с предобуславливанием матрицы, реализованным алгебраическим многосеточным методом с помощью библиотеки Nupre [10]. Метод сопряженных градиентов позволяет находить решение за приемлемое количество итераций (порядка 8–10 итераций для достижения точности $\varepsilon = 10^{-6}$). Алгоритм распараллелен с использованием набора директив компилятора OpenMP для выполнения на многоядерном процессоре. Эксперименты по сегментации проводились на компьютере с процессором Intel Core i7 и ОЗУ 16 Гб. Время сегментации одного тестового изображения составило около 6–8 мин.

Реализованный модуль сегментации подключен к открытой системе сегментации изображений ИТК-SNAP [11]. Данная система поддерживает загрузку и сохранение достаточно широкого набора популярных форматов медицинских изображений, обладает проработанным инструментарием для ручной сегментации изображений (создание, редактирование, сохранение масок), предоставляет средства для удобной визуализации объектов и подсчета статистики.

Заключение

Целью исследования является изучение возможности оптимизации процесса сегментации трехмерных медицинских изображений методом случайного блуждания (как его ручного этапа, так и автоматического). Была разработана техника ручного расположения маркеров на изображении, позволяющая сократить затраты ручного труда медицинского специалиста. Данная техника заключается в послойном маркировании исходного изображения с некоторым заданным шагом при обязательном маркировании «концов» мышц. В ходе описанного исследования наборы маркеров для сегментации строились автоматически, также была проведена проверка полученных результатов с помощью маркеров, построенных вручную. Во втором случае наблюдалось некоторое ухудшение качества сегментации, что обусловлено уменьшением объема маркированной области в случае ручного маркирования. Оценка результатов сегментации с помощью коэффициентов Дайса позволила установить, что шаг в 7–10 слоев дает приемлемые с точки зрения быстродействия и качества результаты. Алгоритм случайного блуждания в данной работе был реализован с учетом специфики исходных изображений, что позволило ускорить автоматический этап сегментации.

Работа выполнена в рамках проекта БРФФИ–НЦНИ Ф11Ф-005. Авторы выражают благодарность партнерам проекта П. Карлье и Н. Аззабу из лаборатории ядерного магнитного резонанса Института миологии (Париж) за предоставленные МРТ-изображения, обсуждение результатов исследования и важные замечания для понимания сущности МРТ-изображений.

Список литературы

1. Mortensen, E.N. Interactive segmentation with intelligent scissors / E.N. Mortensen, W.A. Barrett // Graphical Models and Image Processing. – 1998. – Vol. 60, № 5. – P. 349–384.
2. Kass, M. Snakes : Active contour models / M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos // International Journal of Computer Vision. – 1987. – Vol. 1, № 4. – P. 321–331.

3. Sethian, J.A. Level Set Methods and Fast Marching Methods : Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science / J.A. Sethian. – Cambridge : Cambridge University Press, 1999. – P. 211–239.
4. Boykov, Y. Graph cuts and efficient n-d image segmentation / Y. Boykov, G. Funka-Lea // International Journal of Computer Vision. – 2006. – Vol. 70, № 2. – P. 109–131.
5. Bai, X. A geodesic framework for fast interactive image and video segmentation and matting / X. Bai, G. Sapiro // Proc. of International Conf. on Computer Vision. – Rio de Janeiro, Brazil, 2007. – P. 1–8.
6. Гончаренко, В.Г. Сегментация объектов полутоновых изображений на основе преобразования водораздела и чемферной метрики / В.Г. Гончаренко, А.В. Тузиков // Информатика. – 2006. – № 3. – С. 45–57.
7. Grady, L. Random walks for image segmentation / L. Grady // Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2006. – Vol. 28, № 11. – P. 1768–1783.
8. Power Watersheds : A New Image Segmentation Framework Extending Graph Cuts, Random Walker and Optimal Spanning Forest / C. Couprie [et al.] // Proc. of Internat. Conf. on Computer Vision. – Kyoto, Japan, 2009. – P. 731–738.
9. Хорнак, Джозеф П. Основы МРТ / Джозеф П. Хорнак [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.cis.rit.edu/htbooks/mri/inside-r.htm>. – Дата доступа : 07.05.2013.
10. Hupre library, Center for Applied Scientific Computing at Lawrence Livermore National Laboratory, USA [Electronic resource]. – Mode of access : <http://acts.nersc.gov/hypre/>. – Date of access : 07.05.2013.
11. ITK-SNAP, Penn Image Computing and Science Laboratory, Department of Radiology at the University of Pennsylvania, USA [Electronic resource]. – Mode of access : <http://www.itksnap.org/>. – Date of access : 07.05.2013.

Поступила 29.05.2013

*Объединенный институт проблем
информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: shukelovich@gmail.com*

A.V. Shukelovich, E.V. Snezhko, V.A. Kovalev, A.V. Tuzikov

MUSCLE MRI SEGMENTATION USING RANDOM WALKER METHOD

A technique of marker set construction for muscle MRI segmentation using random walker approach is introduced. The possibility of clinician's manual labor amount reduction and random walker algorithm optimization is studied.