

БЕЛОРУССКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи
УДК 004.932.2

Жилка Андрей Игоревич

Применение ИТ в анализе биомедицинских изображений

Реферат по
«Основам информационных технологий»

Магистранта кафедры дискретной математики факультет прикладной математики и информатики

Специальность: 1-31.80.09 – прикладная математика и информатика

Рецензент:

Минск, 2016

ОГЛАВЛЕНИЕ

Оглавление	2
Перечень условных обозначений	3
Введение.....	4
Общая характеристика работы	6
Глава 1 Существующие подходы к анализу МРА-изображений	7
1.1 Статистический подход к выделению дерева кровеносной системы	7
1.2 Многошаговый алгоритм сегментации дерева сосудов на МРА-изображениях	8
1.2.1 Нахождение точек роста.....	8
1.2.2 Метод локального роста областей.....	9
Глава 2 Анализ кровеносных сосудов на ToF МРА	11
2.1 Процедура анализа изображения	11
2.2 Результаты и обсуждение	13
Заключение	15
Библиографический список	16
Приложения	17
Приложение А Презентация защиты реферата.....	17
Приложение Б Персональная страница	20

ПЕРЕЧЕНЬ УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

МРА – магнитно-резонансная ангиография, метод получения изображения кровеносных сосудов при помощи магнитно-резонансного томографа.

МРТ – магнитно-резонансная томография, способ получения томографических медицинских изображений для исследования внутренних органов и тканей использованием явления ядерного магнитного резонанса.

ToF-ангиография (time of flight) – тип магнитно-резонансной ангиографии, основанный на времяпролетном эффекте.

ВВЕДЕНИЕ

Медицина всегда была одним из важнейших направлений деятельности человека. Значимость этой науки для человечества сложно переоценить. Поэтому можно отметить, что одной из особенностей этой области является то, что в ней находят приложения многие другие ветви научного знания такие, как химия, биология, а также математика, физика и компьютерные науки.

Нужно отметить, что использование информационных технологий в медицине в последние годы становится всё более активным. Связано это в первую очередь с новейшими достижениями в областях анализа изображений, построения когнитивных систем.

Изображения уже достаточно давно играют весьма важную роль в процессе диагностики пациентов практически во всех медицинских направлениях. Однако со временем в связи с повышением общедоступности медицины и усовершенствованием оборудования объем информации, содержащийся в отдельном изображении, и само количество изображений, ожидающих врачебного анализа, стало весьма велико. Соответственно, нагрузка на врача усиливается. Учитывая накапливающуюся усталость и требуемый высокий уровень концентрации, увеличивается риск врачебной ошибки при диагностике пациентов. Ситуацию ухудшает ещё и то, что во многих случаях проблемные участки не различимы человеческим глазом. К тому же в некоторых случаях для верного установления диагноза весьма важен опыт, имеющийся у врача. Всё это указывает на высокую зависимость диагностики от человеческого фактора.

Специализированные системы анализа медицинских изображений дают возможность понизить риск человеческой ошибки, а порой и вовсе её исключить. Такие системы могут действовать полностью автономно, либо же в полуавтоматическом режиме, при котором врач может регулировать некоторые параметры системы.

На сегодняшний день магнитно-резонансная томография является одним из самых распространенных способов исследования человеческого мозга.

В связи с тем, что эти исследования могут быть направлены на различные задачи, и тем, что процесс должен выполняться максимально эффективно, были разработаны различные техники создания МРТ-изображений. Каждая из этих техник позволяет эффективно диагностировать определенную часть организма. В частности, разработан ряд подходов для визуализации кровеносных сосудов головного мозга, получивших общее название магнитно-резонансной ангиографии.

Значение МРА-изображений весьма велико. С их помощью можно диагностировать аневризмы, стенозы сосудов, наличие бляшек в сосудистой ткани и некоторые другие сосудистые заболевания.

Также нужно отметить трудоемкость процесса анализа этих изображений ввиду огромного количества сосудов, а также больших размерностей самих изображений. Вдобавок, скорость обработки изображений зависит и от врача, который в силу человеческого фактора также может допустить ошибку. К тому же, получение точных численных характеристик вручную практически невозможно. Из всего этого становится ясно, насколько важно иметь автоматизированную систему анализа МРА-изображений.

Одной из особенностей МРТ-изображений является то, что они трехмерны и, благодаря возможностям современной техники, имеют очень высокое разрешение. Таким образом, по МРТ-изображениям можно восстановить трехмерную модель дерева кровеносных сосудов. Это, в свою очередь, дает возможность получить топологические и численные характеристики сосудов, например, объем отдельных ветвей. Все это может позволить создать систему автоматической диагностики мозга. Исходя из всего упомянутого выше, уже можно с уверенностью заключить, что тема обработки МРА изображений имеет большое практическое значение в медицинской сфере, например, при диагностике сосудистой системы мозга.

В работе рассматриваются изображения времяпролетной ангиографии. Особенность этих изображений заключается в том, что интенсивность пикселей в этом случае зависит от скорости соответствующей ему материи. Соответственно, пиксели крови будут иметь большую интенсивность по сравнению с пикселями стационарных тканей. Однако, в случае, если кровь на некоторых участках сосудов движется слишком быстро, может наблюдаться потеря сигнала. Тогда пиксель будет иметь очень низкую интенсивность.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Тематикой данной работы является анализ биомедицинских изображений. В работе обосновывается важность применения достижений данной области в медицине.

В данной работе рассматривается случай анализа МРА-изображений. Целью этого анализа является выделение дерева кровеносных сосудов на указанных изображениях.

В первой главе приводятся примеры существующих работ, которые описывают как более традиционный метод, основанный на интенсивности точек крови на анализируемых изображениях, так и статистический подход к решению задачи.

Во второй главе описывается разработанный многошаговый подход к анализу МРА-изображений, приводится сравнение альтернативных реализаций одного из шагов. Также в этой главе производится обсуждение полученных результатов.

Программа визуализации результатов, представленных в данной работе, была разработана с использованием библиотеки VTK.

ГЛАВА 1

СУЩЕСТВУЮЩИЕ ПОДХОДЫ К АНАЛИЗУ МРА-ИЗОБРАЖЕНИЙ

В данной главе будет приведен обзор некоторых существующих методов обработки МРА-изображений.

1.1 Статистический подход к выделению дерева кровеносной системы

Принятие решения при сегментации в методах, которые обычно используются при анализе биомедицинских изображений, достаточно детерминировано, так как многое вычисляется по заранее заданным параметрам. Поэтому для сравнения приводится описание статистического подхода к сегментации рассматриваемых МРА-изображений.

В основе рассматриваемого в этом разделе метода, описанного в статье [1] лежит ЕМ-алгоритм. Его суть заключается в том, чтобы подобрать параметры распределения, максимально соответствующие тем, которыми обладает распределение имеющихся данных. Сразу отметим, что никакой информации о реальном распределении данных не имеется. Именно для аппроксимации данного распределения и используется ЕМ-алгоритм.

Суть сегментации рассматриваемым методом будет состоять в том, чтобы с некоторой вероятностью отнести каждый воксел к некоторому классу. Поэтому первоначально нужно определить классы объектов, представленных на входном изображении.

Авторами были выделены следующие классы:

- воздух (соответствует фону, окружающему череп);
- спинномозговая жидкость;
- ткани мозга (серое и белое вещества мозга, а также глаза);
- жиры;
- кровеносные сосуды.

Как это часто делается, в качестве искомого распределения для каждого класса выбирается распределение Гаусса. Таким образом, общее распределение классов по изображению определяется смесью распределений Гаусса.

Несмотря на то, что используется только три класса объектов, и, соответственно, требуется настроить три распределения Гаусса, авторы для

большей точности заменяют одно из них, соответствующее классу кровеносных сосудов, на равномерное распределение.

На данном этапе задано распределение, которому, по нашему мнению, должно соответствовать изображение. Но еще неизвестно, чему равны параметры этого распределения. Именно для определения параметров и применяется ЕМ-алгоритм, который итеративно вычисляет требуемые значения.

После того, как все параметры модели настроены, начинается этап сегментации. При сегментации для каждого вокселя можно определить вероятность его принадлежности каждому из классов. В итоге воксел относят к классу, которому соответствует самая большая вероятность.

Авторы подхода отмечают, что, в связи с достаточно большим диапазоном яркостей, невозможно корректно выделить области кровеносных сосудов. Поэтому для повышения точности используется иерархический подход.

Суть этого подхода заключается в том, что сначала параметры настраиваются на некотором участке изображения (на первой итерации на всем изображении). Далее, если в рассматриваемом участке встречаются воксели, отнесенные к сосудам, то текущий участок подразделяется на 8 новых равных областей, на каждой из которых процедура повторяется.

Подразбиение областей продолжается до того момента, пока их размер не станет меньше 20 вокселей по одному из направлений.

Кроме того, в процессе подразбиения могут встречаться и особые случаи. Так, например, один из классов в новом выделенном участке может отсутствовать. Все такие случаи рекомендуется рассматривать отдельно.

1.2 Многошаговый алгоритм сегментации дерева сосудов на МРА-изображениях

В данном разделе будет описан подход к сегментации сосудов, предложенный польским исследователем Адамом Санковским в статье [2]. Этот метод включает фазы выделения точек роста, то есть точек точно принадлежащих областям сосудов, и сегментации.

1.2.1 Нахождение точек роста

Для еще большего усиления контрастности изображения предварительно к нему применяется операция *White Top Hat*. Суть этой операции заключается в

том, что она повышает интенсивность ярких вокселей и подавляет интенсивность темных. Достигается это путем вычитания из исходного изображения результата применения к нему операции отмыкания.

После этого строится гистограмма яркостей изображения. При выборе порога яркости для определения точек роста автор исходит из тех фактов, что, во-первых, такие точки имеют большую интенсивность по сравнению с остальными; во-вторых, благодаря применению операции *White Top Hat*, точек, имеющих яркость из середины общего диапазона, стало, по крайней мере, очень мало. Следовательно, для выбора порога требуется, двигаясь от наибольших значений интенсивности, определить момент резкого спада количества точек. Яркость, соответствующую этому спаду, и будем принимать в качестве порога при выборе точек роста.

Тем не менее, автор также обратил внимание на тот факт, что некоторые из точек роста будут соответствовать области скелета. В связи с тем, что изображения, имеющиеся у него, были намного большего разрешения, этот факт создавал более серьезные проблемы, чем на использованных в данной работе. Дело в том, нахождение мелких сосудов в непосредственной близости от черепа могло привести к тому, что в результате выделения получалась единственная связная область, включающая в себя как кровеносное дерево, так и череп.

Поэтому им был предложен еще один подход к выбору точек роста. Суть этого подхода заключается в том, что из центра изображения вырезается небольшой куб. Размер куба выбирается так, чтобы захватить хотя бы часть «толстых» сосудов, обладающих самой высокой интенсивностью. Далее в этом кубе выбирается воксел, обладающий самой высокой интенсивностью. Он и выбирается в качестве точки роста.

1.2.2 Метод локального роста областей

Адам Санковский при росте областей сосуда использует интервал допустимых для вокселей сосуда интенсивностей. Но им было замечено, что результаты сегментации не всегда захватывают воксели мелких сосудов. Это вызвано тем, что сигнал от них, как правило, очень слабый, и они почти сливаются с окружающими их стационарными тканями.

Поэтому им был предложен подход, который назван локальным ростом областей (*local region growing*). Рассмотрим этот метод.

В первую очередь выбирается некоторая маска изображения, то есть его фрагмент. Далее, как и ранее, рассматривается маленький куб в центре маски и по уже описанному выше правилу производится поиск точки роста.

Из найденной точки стартует алгоритм наращивания области сосуда. Но делается это только в пределах маски.

После окончания расширения просматриваются границы маски и на них выявляются выделенные воксели. Далее среди их соседей, не включенных в маску, выбирается следующая точка роста. Маска смещается в нужном направлении, и процесс повторяется.

Сам автор отмечает, что иногда данный подход требует одновременной адаптации не только нижней границы допустимых интенсивностей, но и верхней. Это связано с тем, что яркости вокселей черепа могут быть выше яркостей мелких сосудов. И при рассмотрении маски, захватывающей часть черепа, могут быть выделены неверные регионы.

ГЛАВА 2

АНАЛИЗ КРОВЕНОСНЫХ СОСУДОВ НА TOF МРА

2.1 Процедура анализа изображения

На вход процедуре, которая будет описана ниже, подается трехмерное полутоновое МРА-изображение. Пример одного слоя такого изображения представлен на рисунке 2.1.



Рисунок 2.1 – Один слой трехмерного МРА-изображения

Рассматриваемая процедура обработки не является цельным алгоритмом, а представляет комбинацию алгоритмов, на каждый из которых выделена определенная фаза обработки. Перечислим эти фазы:

- автоматический поиск точек роста сосудов;
- сегментация (алгоритм основан на статье [3]);
- скелетизация;
- вычисление требуемых характеристик.

При автоматическом поиске точек роста сосуда используются такие известные свойства анализируемых изображений, как повышенная интенсивность вокселей, представляющих области сосудов, и то, что их процентное соотношение с общим количеством вокселей в изображении, как правило, составляет не более 5%.

Для определения пороговой интенсивности для выбора точек роста строится гистограмма изображения. Далее в качестве начальной пороговой интенсивности выбирается максимальная представленная в гистограмме интенсивность. Затем она понижается с шагом гистограммы пока количество точек,

имеющих интенсивность не меньше пороговой, не составит искомый процент от общего их количества. Все эти точки считаются точками роста.

Полученные точки роста передаются на шаг сегментации, состоящий из двух этапов: выделения областей сосудов на каждом отдельном слое и их слияния.

Выделение состоит в наращивании области вокруг полученных точек роста и производится следующим образом:

- для каждой точки, которую мы уже отнесли к области сосуда, просматриваем некоторое ее двумерное окружение;

- для каждой точки из него принимаем решение, можно ли ее также причислить к той же области сосуда, что и текущая точка.

Заметим, что соседняя точка относится к области сосуда только тогда, когда она либо сама является точкой роста, либо ее интенсивность равна интенсивности текущей точки или же отличается от нее на некоторое допустимое значение. Кроме того рассматриваются только те соседние точки, которые попадают в некоторый выбранный заранее допустимый интервал интенсивности.

Теперь предстоит выполнить слияние сосудов, так как очевидно, что каждый сосуд проходит более чем через один слой. К тому же некоторые сосуды могут присутствовать на одном и том же слое в виде двух несвязных областей. Для сохранения информации о том, какие из областей слиты друг с другом, заводится таблица эквивалентностей, хранящая соответствия между метками слитых областей.

Процесс слияния описывается следующим образом:

- а) Для каждой области k -го слоя находим пересекающиеся с ней области $(k-1)$ -го слоя.

- б) Просматриваем все точки области k -го слоя и сравниваем их с соседними точками на $(k-1)$ -ом слое. Соседними считаются точки, x и y координаты которых отличаются не более, чем на единицу. Области можно сливать, если для всех соседей каждой точки области k -го слоя выполняется одно из следующих условий:

- 1) соседняя точка $(k-1)$ -го слоя является точкой роста

- 2) интенсивность соседней точки $(k-1)$ -го слоя отличается от интенсивности рассматриваемой не более, чем на T .

- в) При необходимости обновить таблицу эквивалентности и вернуться к шагу б, если еще не все области $(k-1)$ -го слоя просмотрены.

Результат выделения передается на этап скелетизации. Под скелетом изображения понимается множество точек, каждая из которых примерно равноудалена от границ изображения. Полученный скелет в дальнейшем для определения структуры кровеносного дерева: какие сосуды от каких ответвляются.

Это позволит считать объемы крови для отдельных сосудов, а не только для всего кровеносного дерева.

2.2 Результаты и обсуждение

После выполнения сегментации был получен результат, представленный на рисунке 2.2. Ясно, что такой результат далеко не корректен, так как выделена большая часть черепа и глазницы.

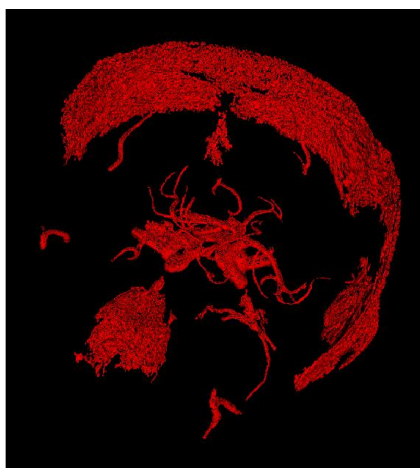


Рисунок 2.2 - Результат выделения

Эта ошибка вызвана тем, что некоторые точки черепа и глазниц были выбраны в качестве точек роста в силу высокой интенсивности. Однако было замечено, что количество таких точек весьма мало. Благодаря этому замечанию был получен уже корректный результат, представленный на рисунке 2.3.

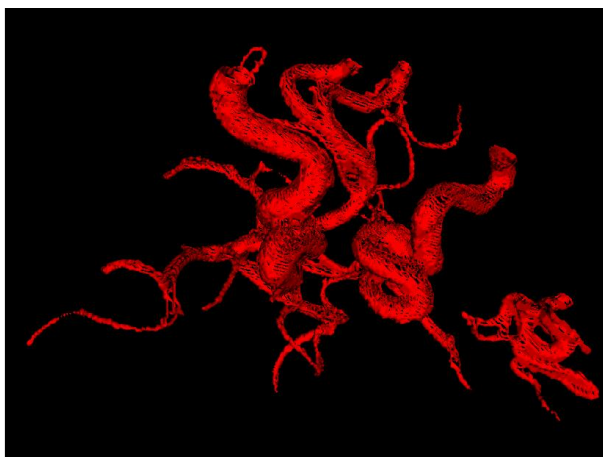


Рисунок 2.3 – Конечный результат сегментации

Указанный результат был получен за счет того, что на основе упомянутого наблюдения был подобран порог процентного соотношения точек роста к количеству точек в области, к которой они относятся. И так как в неверно отсегментированных областях процент точек роста весьма мал, их легко можно отбросить.

Также были проведены эксперименты с использованием алгоритма трехмерного роста областей. В данной вариации рассматриваются различные подмножества соседних вокселей. Причем соседние воксели могут располагаться также и на соседних слоях.

Еще одним отличием этого подхода является то, что допустимый интервал интенсивности не используется. При рассмотрении соседней точки будет играть роль только отклонение её интенсивности от интенсивности текущей точки. Рост областей всё ещё начинается с полученных ранее точек роста. Нужно отметить, что в случае данной вариации алгоритма больше не требуется этап слияния областей.

В результате проведения экспериментов исходный алгоритм показал большую точность на всем наборе исходных данных. Однако нужно отметить, что некоторые вариации наборов соседей при использовании трехмерной реализации давали возможность гораздо более точно выделить тонкие сосуды.

Если говорить о скорости обработки, то нужно отметить, что исходный послойный подход также выделяется большой скоростью выполнения. Скорее всего, это обусловлено достаточно близкими по отношению друг к другу обращениями к памяти, что, в свою очередь, позволяет более эффективно заполнить процессорный кэш.

В связи с упомянутыми особенностями работы предложенных алгоритмов следующей задачей в исследовании должна быть разработка адаптивного алгоритма, который некоторым образом сможет распознавать ситуацию или область сегментирования и применять в ней тот подход, который даст наиболее точный результат.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе была обоснована важность и целесообразность анализа изображений магнитно-резонансной ангиографии для медицины в целях диагностики пациентов.

Также был приведен обзор некоторых существующих алгоритмов нацеленных на выделение кровеносной системы на изображениях магнитно-резонансной ангиографии.

По результатам сравнительной характеристики алгоритма выделения кровеносной системы, рассматривающего изображение послойно, а также трехмерного алгоритма сегментации с использованием различных модификаций некоторых его параметров можно сделать вывод, что для изображений с не очень высокой контрастностью более эффективным является первый из упомянутых алгоритмов.

Этот алгоритм проявил себя также и как наиболее производительный. Тем не менее, в будущем стоит обратить внимание на создание гибридного алгоритма, совмещающего в себе как свойства послойного метода выделения, так и трехмерного.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Wilson D. L. An Adaptive Segmentation Algorithm for Time-of-Flight MRA Data / Wilson D. L., Noble J. A. // IEEE Transactions on Medical Imaging. 1999. Vol. 18, – P. 938-945.
2. Sankowski A. “Detection of blood vessels in human brain 3D magnetic resonance images with the use of mathematical morphology and region growing algorithms”/ A. Sankowski, A. Materka // ResearchGate [Electronic resource]. – 2009. – Mode of access: https://www.researchgate.net/publication/253017968_Detection_of_blood_vessels_in_human_brain_3D_magnetic_resonance_images_with_the_use_of_mathematical_morphology_and_region_growing_algorithms. - Date of access: 20.11.2016.
3. Wan S.-Y. Extraction of the hepatic vasculature in rats using 3-D micro-CT images / Wan S.-Y, Kiraly A.
4. P., Ritman E. L., Higgins W. E. // IEEE Transactions on Medical Imaging. 2000. Vol. 19, – P. 965-971.

ПРИЛОЖЕНИЯ

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Презентация защиты реферата



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Применение IT в анализе биомедицинских изображений

Жилка Андрей Игоревич
Руководитель: Тузиков А.В.

Факультет прикладной математики и информатики
Кафедра дискретной математики и алгоритмики



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Далее

Актуальность

Важность обусловлена следующими факторами:

- Большие размерности изображений, благодаря высокому разрешению аппаратуры
- Большое количество пациентов: проведение скринингов

Указанные причины приводят к необходимости повышения производительности анализа. А с учетом еще и необходимости повышенной концентрации возрастает вероятность человеческой ошибки.

Автоматизированные системы помогают справиться с этими проблемами.

www.bsu.by



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Далее

Стохастический подход к выделению кровеносного дерева

- **Суть:** подобрать распределение вероятностей на основе смеси распределений Гаусса для выбранного набора классов тканей:
 - Воздух
 - Спинно-мозговая жидкость
 - Ткани мозга
 - Жиры
 - Кровеносные сосуды
- **Используется** EM-алгоритм для настройки параметров смеси распределений

www.bsu.by



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Далее

- **Объект исследования:** изображения магнитно-резонансной ангиографии полученные времяпролетным (ToF, Time-of-Flight) методом
- **Цель исследования:** выделение дерева кровеносных сосудов на изображениях магнитно-резонансной ангиографии

www.bsu.by



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Далее

Пример изображения магнитно-резонансной ангиографии



Особенность времяпролетных МРА-изображений:

- Зависимость интенсивности от скорости движения материи (ткани)
- Как следствие, повышенная интенсивность вокселей, соответствовать

www.bsu.by



БЕЛОРУССКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Далее

Алгоритм выделения А. Санковского

Локальный рост областей

- **Мотивация:**
 - пониженная интенсивность мелких сосудов
 - включение вокселей черепа в результат выделения
- **Суть:**
 - Области наращиваются только внутри небольшого куба, который движется по всему изображению. Соответственно, самые яркие точки выбираются в нем как точки роста и происходит наращивание. Однако в качестве очередной точки роста в кубе-соседе выбирается самая яркая из смежных с точками, отнесенными к области сосуда.

www.bsu.by



Алгоритм выделения А. Санковского

Включает две фазы:

- Выделение точек роста - адаптивный алгоритм выделения: в качестве порога интенсивности выбирается интенсивность самого яркого вокселя из небольшого куба, вырезанного в центре изображения так, чтобы захватить хотя бы часть.
- Нарастивание областей - нарастивание происходит, начиная с точек роста с учетом некоторого заданного наперед допустимого отклонения интенсивностей добавляемых точек



Сегментация кровеносного дерева

Разбивается на подфазы:

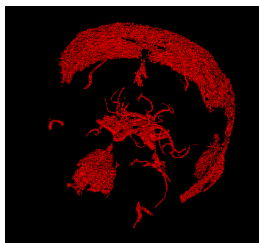
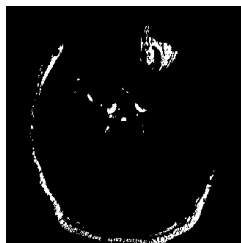
1. Двухмерный рост областей (Region Growing)
2. Слияние областей для получения трехмерной модели

При росте областей просматриваются все точки-соседи на одном слое с рассматриваемой точкой. К области добавляются только те из них, интенсивность которых отличается не более, чем на некоторое наперед заданное значение.

Для слияния областей необходимо, чтобы для каждой рассматриваемой точки все ее соседи со смежного слоя обладали интенсивностью, отличающуюся от интенсивности рассматриваемой точки не более, чем на уже упомянутое наперед заданное значение.



Результат сегментации



В связи с ошибочным выбором точек роста дополнительно были выделены череп и область глазницы.



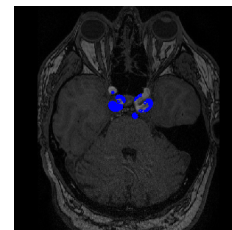
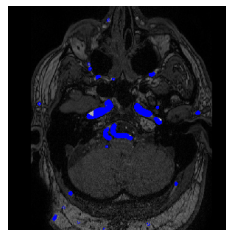
Многошаговый алгоритм выделения и анализа дерева кровеносных сосудов

Фазы:

1. Поиск точек роста
2. Сегментация сосудов
3. Скелетизация полученного дерева
4. Вычисление интересующих характеристик (объем крови и т.п.)



Распределение точек роста



Можно заметить, что не все точки роста принадлежат областям сосудов

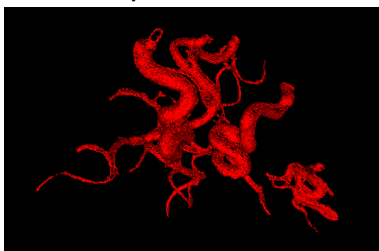


Улучшение результатов сегментации

Для улучшения результатов сегментации используется тот факт, что процентное соотношение количества точек роста к количеству точек "выращенной" из них связанной области в случае выделения сосудов весьма велико. И напротив, для побочных выделений: череп, глазницы - это соотношение весьма мало.

Благодаря этому можно подобрать порог соотношения количества точек роста и точек соответствующей области, по которому будут отфильтровываться неверно выделенные участки.

Результат сегментации с применением фильтрации по соотношению точек роста



www.bsu.by

Сравнение работы двух реализаций

- **Скорость обработки:** лучшие результаты показал послойный алгоритм; возможное объяснение: меньшее количество кэш-промахов.
- **Точность выделения:** в целом лучшие результаты дает послойный подход, однако трехмерная реализация отличается лучшей точностью выделения мелких сосудов.

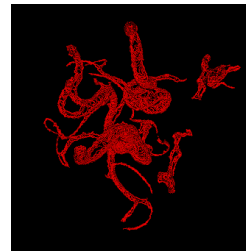
Заключение: имеет смысл рассмотреть возможность разработки гибридного алгоритма, позволяющего совместить преимущества двух представленных реализаций.

www.bsu.by

Альтернативный алгоритм роста областей

Мотивация: уменьшение времени обработки за счет отказа от дополнительного шага алгоритма.

Была рассмотрена альтернативная трехмерная реализация алгоритма роста областей. В данной реализации отсутствует фаза слияния, так как при обработке точки просматриваются дополнительно еще и точки, лежащие на двух смежных слоях.



www.bsu.by

Спасибо за внимание!

<http://andrewzh.github.io/articles/intro>

www.bsu.by

Персональная страница

Ссылка: <http://andrewzh.github.io/reports/about-ru>

Автобиография



Жилка Андрей Игоревич

- Родился 28.09.1993 в городе Минске, Республика Беларусь.
- В 2011 году с золотой медалью окончил гимназию №20 города Минска.
- В период с 2011 по 2016 обучался на факультете прикладной математики и информатики БГУ по специальности "Информатика". Окончил обучение в 2016 году с красным дипломом.
- С 2016 и по сегодняшний день обучаюсь в магистратуре факультета прикладной математики и информатики, а также являюсь ассистентом на кафедре дискретной математики и алгоритмики.

Научный руководитель

Тузиков Александр Васильевич

Дополнительные ссылки

- Реферат: [pdf, doc](#)
- Презентация: [pdf, ppt](#)

