

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ АЛГОРИТМОВ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А.

Донецкий Национальный Технический Университет
кафедра автоматизированных систем управления

E-mail: samer_elkhatib@mail.ru

Аннотация:

Эль-Хатиб С.А., Скобцов Ю.А. Сравнительный анализ алгоритмов выделения контуров медицинских изображений. Дана сравнительная характеристика основных современных методов выделения контуров на медицинских изображениях. Представлены результаты обработки изображения представленными методами. Дан анализ эффективности выделения контуров медицинских изображений различными методами.

Общая постановка проблемы:

При установлении диагноза и проведении лечения врачи все больше полагаются на медицинские изображения, к которым относятся рентгенограммы, УЗИ, магнитно-резонансная томография (MRI - Magnetic Resonance Imaging), компьютерная томография (СТ - Computed Tomography), томография на позитивном излучении (PET – Positive Emission Tomography). Роль медицинских изображений в медицине растет с каждым годом, вследствие внедрения новейшей медицинской техники в больницах и диагностических центрах. Объекты на медицинских изображениях обладают большой сложностью и многофакторностью, что обуславливает высокие требования к надёжности, точности и достоверности результатов исследований.

Важную роль в задачах обработки изображений и компьютерного зрения играет сегментация и нахождение границ объектов. Основная идея процесса сегментации состоит в следующем: каждый пиксел изображения может быть связан с некоторыми визуальными свойствами, такими как яркость, цвет и текстура. В пределах одного объекта или одной части объекта эти атрибуты изменяются относительно мало, тогда как при переходе через границу от одного объекта к другому обычно происходит существенное изменение одного или другого из этих атрибутов. Необходимо найти вариант разбиения изображения на такие множества пикселов, чтобы указанные ограничения удовлетворялись в максимально возможной степени.

Сегментация бывает автоматической[4](не требуется взаимодействие с пользователем) и интерактивной (используется пользовательский ввод). В данной статье рассматриваются алгоритмы автоматической сегментации. На сегодняшний день разработано достаточное количество алгоритмов сегментации [3]

Задача состоит в нахождении оптимального метода обработки именно медицинских изображений, которые содержат информацию о структуре и границах внутренних органов, о наличии или отсутствии патологий в организме. При этом информация часто искажается под воздействием шумов, различных помех, расфокусировки оборудования. Искажение может быть следствием сбоев работы оборудования, недостаточной освещенности, некорректного введения изображений в компьютер и т.п.

Исследования алгоритмов оконтуривания медицинских изображений

В задачах выделения контуров изображений наибольшее распространение получили следующие алгоритмы: операторы Canny, Roberts, Laplacian of Gaussian, алгоритм К-средних, Prewitt, Roberts Cross [1]. Большинство алгоритмов основано на определении градиента яркости. В качестве параметра могут выступать порог и количество кластеров. Изменение данных параметров влияет на результаты обработки.

Для выбора оптимального алгоритма для обработки медицинских изображений необходимо провести анализ всех указанных алгоритмов и дать оценку работы каждого.

Приведем краткое описание алгоритмов оконтуривания изображений, а затем выделим преимущества и недостатки каждого.

Алгоритм Canny

Алгоритм Canny[2] состоит из четырех этапов:

1. Размытие изображения(уменьшается дисперсия аддитивного шума на изображении)
2. Дифференцирование размытого изображения и вычисления значений градиента в направлении x и направлении y .
3. Немаксимальное подавление.
4. Пороговая обработка.

Алгоритм Prewitt

Отыскивается максимум отклика от свертки функции сигнала-изображения и некоторого ядра[5].

Для численного приближения первых производных градиента используется маска следующего вида, приведенная в таблице 1:

Таблица 1 – маска алгоритма Prewitt

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Алгоритм Roberts

Вычисляется сумма квадратов разницы между значениями яркости у диагональных элементов матрицы $2*2$ [5]. Это равносильно свертке изображения с ядрами, которые в матричном виде выглядят, как указано в таблице 2:

Таблица 2 – Ядра свертки изображения алгоритма Roberts

+1	0	0	+1
0	-1	-1	0

Алгоритм Sobel

Вычисляется приближения градиента функции интенсивности изображения [5].

Оператор вычисляет градиент интенсивности изображения. В случае изображений в градациях серого под интенсивностью понимается яркость изображения. Градиент определяет направление наиболее вероятного изменения интенсивности от светлого к темному и соответствующее отношение этого изменения к изменению направления.

Математически оператор использует два ядра для свертки с изображением, которые представлены в таблице 3:

Таблица 3 – Ядро свертки алгоритма Sobel

-1	0	+1	+1	+2	+1
-2	0	+2	0	0	0
-1	0	+1	-1	-2	-1

Алгоритм LoG(Laplacian of Gaussian)

Маска представлена следующим образом [5]:

$$\text{LoG}(x, y) = -\frac{1}{\pi * \sigma^4} * \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2 * \sigma^2}\right) * e^{-\frac{x^2 + y^2}{2 * \sigma^2}} \quad (1)$$

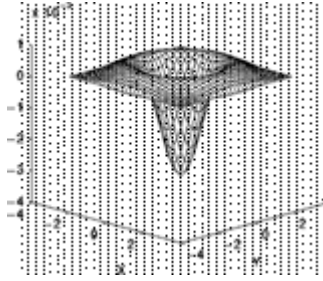


Рисунок 1 – Вид лапласиана гауссова фильтра

Реакция лапласиана гауссова фильтра положительна с одной стороны края и отрицательна с другой. Это значит, что прибавление некоторой части этой реакции к исходному изображению дает картину, на которой края четче, а детали увидеть намного легче.

Алгоритм K-средних

Выбирается K центров кластеров, будь то случайно или на основе некоторых эвристик. Назначается каждый пиксель изображения кластеру, чтобы свести к минимуму разницу между пикселем и центром кластера. Пересчитываются центры кластера путем усреднения всех точек в кластере. Повторяются шаги 2 и 3 до тех пор, пока не достигнется конвергенция (например, нет пикселей, изменяющих кластера) В этом случае разница будет в квадрате или абсолютная разницей между пикселем и центром кластера. Действие алгоритма таково, что он стремится минимизировать дисперсию на точках каждого кластера:

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} (x_j - \mu_i)^2 \quad (2)$$

где k - число кластеров, S_i - полученные кластеры, и μ_i - центры масс векторов K могут быть выбраны вручную, случайно или эвристически. Этот алгоритм гарантированно сходится, но он может не дать оптимальное решение. Качество решения зависит от исходного набора кластеров и значение K. Сильные и слабые стороны каждого алгоритма показаны в таблице 4.

Таблица 4 – Преимущества и недостатки алгоритмов сегментации

Алгоритм	Преимущества	Недостатки
Canny	Для замкнутости границ используется пороговая обработка «Гистерезис». Задается верхний и нижний предел чувствительности, что позволяет точно отследить необходимые контуры, принадлежащие границе объектов и отфильтровать при этом лишние.	Границы имеют некоторую конечную толщину. Поэтому необходимо выполнить уточнение линий подавлением немаксимальных точек в перпендикулярном к границе направлении, то есть в направлении градиента.
Prewitt	Предусмотрено 8 ядер, соответствующих различным направлениям, что повышает точность определения границ.	Большая сложность вычислений(в 8 раз больше, чем Sobel).
Roberts	Простота, высокая скорость работы, незначительное использование ресурсов.	Чувствительность к шуму.
Sobel	Простая аппаратная реализация	Грубое приближение градиента изображения
LoG	Увеличивается четкость краев и мелких	Очень неточно обозначаются

Таблица 4 - Продолжение

(Laplacian of Gaussian)	деталей на изображении	границы острых углов. Параллельные компоненты фильтра склонны реагировать на шум, а не только на края.
К-средних	Скорость выполнения и простота реализации	Неопределенность выбора начальных центров кластеров. Необходимость заранее знать число кластеров.

У каждого алгоритма выделения контуров есть свои особенности. Пример обработки изображения представлен в таблице 5. Порог чувствительности при выделении контуров устанавливается автоматически. Количество кластеров выбрано равным пяти. При исследованиях использовались свободно распространяемые программные реализации каждого из приведенных алгоритмов, которые показали свою надежность и правильность на протяжении большого количества времени. Тестовое изображение было выбрано случайным образом. С результатами обработки тестового изображения можно в таблице 5.




Рисунок 1 - Тестовое изображение

Таблица 5 - Результаты обработки тестового изображения различными алгоритмами

Алгоритм	Результат обработки
Canny	
Prewitt	
Roberts	
Sobel	
Laplacian of Gaussian	

Таблица 5 - Продолжение

Алгоритм К-средних	
--------------------	--

Выводы

Из полученных рисунков таблицы видно, что наилучшие результаты показали алгоритмы Canny, LoG и К-средних, т.к. они оконтурили линию внутри объекта. Но при обработке изображения алгоритмом Canny наблюдается наименьшая ступенчатость контуров объекта, по сравнению с остальными алгоритмами. Также, хотелось бы обратить внимание на различную скорость выполнения алгоритмов. Так, из всех алгоритмов сегментации, медленнее всех работает алгоритм К-средних, так как, он выполняется итеративно, но всегда гарантирует сходимость результата, быстрее всего выполнялись алгоритм Roberts вследствие своей простоты и незначительного использования ресурсов.

Рассмотренные алгоритмы с успехом применяются в различных прикладных областях. Обработка медицинских изображений имеет свою специфику: это и форма объектов на медицинских снимках, и повышенное внимание к точности оконтуривания, а также неизбежность влияния искажающих факторов таких, как шумы, расфокусировка и прочие артефакты видеоизображений. Для того, чтобы максимально точно определить границы объектов на медицинских изображениях и степень патологии, в случае ее наличия, необходимо в соответствии с условиями проведения диагностики выбрать наиболее оптимальный для этого метод сегментации. Также необходимо определить оптимальные условия работы выбранного алгоритма на основе экспертной и статистической оценки.

Литература

1. Gonzales R, Woods R, Digital Image Processing, 3d edition
2. Canny J., "A Computational approach to edge detection", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986
3. Бретон В. Медицинские изображения и их обработка 3-е изб., перераб. и топ. М.: ИВЦ "Маркетинг", 2008.
4. Конушин В., Вежнев В., Методы сегментации изображений: автоматическая сегментация [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/172>
5. Электронная энциклопедия Википедия [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://en.wikipedia.org>