

УДК 004.056 + 631.18.01

© А.В. Дороничева¹, аспирант;
Н.Э. Косых¹, д-р мед. наук, проф., глав. науч. сотрудник;
С.К. Полумиенко², д-р физ.-мат. наук, зав. отделом;
С.З. Савин¹, канд. техн. наук, зав. лабораторией

¹Вычислительный центр ДВО РАН, г. Хабаровск, Россия;

²Институт телекоммуникаций и глобального информационного пространства НАН Украины,
г. Киев, Украина

МЕТОДЫ АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В работе приведено описание основных методов и математических моделей распознавания медицинских изображений. Модели строятся на основе методов Собеля, Канни и Лапласа. Разработана система автоматизированной компьютерной диагностики по данным сцинтиграфии, основанная на принципах распознавания образов и обладающая функциями экспертного анализа медицинских изображений.

Ключевые слова: радионуклидная диагностика, медицинские изображения, распознавание образов, сегментация.

Введение

В последнее время одним из актуальных направлений развития компьютерных технологий в медицине становится обработка цифровых изображений: улучшение качества изображения, восстановление поврежденных изображений, распознавание отдельных элементов. Распознавание патологических процессов является одной из наиболее важных задач обработки и анализа медицинских изображений. При решении задач распознавания все чаще используются компьютерные системы диагностики – computer aided diagnostic (CAD) [12]. Алгоритм CAD-системы медицинских изображений, как правило, включает в себя сегментацию изображения, выделение объектов интереса («масс»), их анализ, параметрическое описание, их классификацию [10]. При этом выделенные объекты являются отражением патологического процесса в организме, а их классификация отвечает на вопрос, все ли выделенные объекты являются проявлением патологического процесса. В качестве методов параметрического описания выделенных объектов используется текстурный, гистограммный и морфометрический анализ [4, 8, 29], однако сочетание этих методов применяется редко. Классификация объектов интереса проводится по методу нейронных сетей, опорных векторов, дискриминантного анализа и пр. [1, 11, 22]. Вместе с тем, задача автоматизированной диагностики патологических процессов по данным медицинских изображений далека от

своего разрешения. Актуальной проблемой остается определение оптимальных методов параметрического описания объектов интереса, что может оказывать непосредственное влияние на качество их классификации [3, 12, 30].

Постановка задачи анализа медицинских изображений

Объекты интереса исследователя на медицинских изображениях, используемых в ранней диагностике, обычно бывают небольшими и малоконтрастными по сравнению с окружающим фоном. При визуальном обнаружении этих объектов – выполнении первого шага на пути диагностики по медицинскому изображению – могут возникнуть проблемы. С одной стороны, они обусловлены указанными особенностями самих изображений, с другой – ограниченностью характеристик зрительной системы исследователя и искажениями, возникающими в изображениях при их получении и отображении [9]. Исследование функций и особенностей работы современных специализированных систем для анализа и обработки медицинских изображений в различных целях показало, что эти системы обладают рядом недостатков. Основным недостатком представляется то, что большинство из систем содержит лишь широкий набор методов анализа и обработки изображений, доступный исследователю, без указаний, какой именно метод должен быть применен для достижения поставленной цели преобразования. В связи с этим выявлены следующие проблемы: невозможно гарантированно осуществить оптимальный (в смысле достижения поставленной цели преобразования) выбор метода (или комбинации методов) для обработки изображений, поскольку этот выбор основывается лишь на знаниях и опыте пользователя; осуществить перебор всех имеющихся в распоряжении исследователя методов (и их сочетаний) для достижения наилучшего результата обработки невозможно, поскольку это будет слишком затратным по времени.

Поэтому для улучшения работы систем анализа и обработки медицинских изображений, очевидно, необходим метод, обеспечивающий автоматизированный выбор преобразования изображения [5]. При обработке и анализе изображений выделяют следующие основные этапы: фильтрация; предварительная обработка; сегментация; распознавание; диагностика. От результатов фильтрации и предварительной обработки напрямую зависит эффективность последующих этапов обработки изображений [20]. Этап фильтрации необходим для уменьшения разнообразных помех. Существуют различные типы фильтров: низкочастотные, высокочастотные, медианные, адаптивные и другие виды цифровых фильтров. В цифровой обработке изображений широко используется линейная фильтрация. Она базируется на использовании быстрых алгоритмов свертки. Статические маски фильтров не всегда гарантируют приемлемый результат, т.к. линейные фильтры приводят к сглаживанию перепадов яркости, а это в свою очередь усложняет задачу выделения границ. Нелинейная фильтрация имеет ряд преимуществ по сравнению с линейной: меньше искажает перепады яркости, что дает возможность точнее находить границы объектов, и убирает импульсные помехи. Еще один вид фильтрации – это адаптивная фильтрация. Данный тип фильтрации обладает рядом преимуществ, таких как: локальная фильтрация, изменение локальной маски фильтра и размера апертуры фильтра [20, 22].

Методы, используемые на этапе предварительной обработки, зависят от задач исследований, и они достаточно разнообразны. Они могут включать выделение наиболее информативных фрагментов, их увеличение, цветокартирование, изменение пространственного разрешения, изменение контрастного разрешения и т.п. [21, 30]. Одни из основных действий, которые проводятся на этапе предварительной обработки – это изменение контрастности и яркости изображения. Методы изменения контрастности и яркости делятся на линейные, нелинейные и адаптивные. При применении соответствующих масок можно соединить два этапа (этап фильтрации и этап предварительной обработки) для обеспечения быстрого действия. Этап предварительной обработки также предусматривает геометрические операции над изображением. К ним относятся методы поворота изображения, увеличения и уменьшения изображения.

Сегментация изображений

Конечный результат анализа изображений во многом определяется качеством сегментации, а степень детализации выделяемых характеристик зависит от конкретной задачи [11]. Поэтому не существует отдельного метода или алгоритма, подходящего для решения всех типов задач сегментации – каждый из методов имеет свои достоинства и недостатки. Сегментация предназначена для выделения на изображениях областей с определёнными свойствами. Такие области обычно соответствуют объектам или их частям, которые определяют исследователи. Результатом сегментации является бинарное или иерархическое (мультифазное) изображение, в котором каждый уровень (фаза) изображения соответствует конкретному классу выделенных объектов. Сегментация является сложным моментом в обработке и анализе медицинских изображений биологической ткани, так как необходимо выделять области, соответствующие различным объектам или структурам на гистологических препаратах: клеткам, органоидам, артефактам и т.д. Это связано с высокой вариабельностью их характеристик, слабой контрастностью обрабатываемых изображений и сложной геометрической организацией объектов. По математическому аппарату, используемому для реализации методов сегментации, они делятся на три вида: пороговая сегментация; морфологическая сегментация; объединение (наращивание) областей [19].

Примеры использования методов сегментации

Во многих случаях для получения более эффективного результата можно последовательно использовать разные методы сегментации. Например, для выделения границ используется операция морфологического градиента, после которой для фрагментов, соответствующих небольшим перепадам яркости, проводится пороговая сегментация.

Метод оконтуривания по Sobel

Для того чтобы выделить признаки исследуемого объекта, сопоставить их с данными из библиотеки и сделать вывод о вероятности наличия аномалии, необходимо предварительно выделить объект из множества, присутствующих на конкретном изображении.

В большинстве случаев на исследуемом изображении присутствуют шумы, искажения, текстурные области, схожие с областями, принадлежащими исследуемому объекту. Все это затрудняет процесс выделения объектов и корректного отображения их границ, поэтому алгоритмы оконтуривания и сегментирования играют очень важную роль в процессе автоматизированной обработки.

Оператор Собеля – это один лучших алгоритмов выделения границ, он часто применяется как один из этапов более сложных и точных алгоритмов, как например, оператор Кенни. Оператор Собеля используется в области обработки изображений. Часто его применяют в алгоритмах выделения границ. Это дискретный дифференциальный оператор, вычисляющий приближенное значение градиента яркости изображения. Результатом применения оператора Собеля в каждой точке изображения является либо вектор градиента яркости в этой точке, либо его норма [6, 28]. Другими словами, оператор вычисляет градиент яркости изображения в каждой точке. Так находится направление наибольшего увеличения яркости и величина её изменения в этом направлении. Результат показывает, насколько «резко» или «плавно» меняется яркость изображения в каждой точке, а значит, вероятность нахождения точки на грани, а также ориентацию границы. На практике вычисление величины изменения яркости (вероятности принадлежности к грани) надежнее и проще в интерпретации, чем расчет направления [8].

Математически градиент функции двух переменных для каждой точки изображения (которой и является функция яркости) – двумерный вектор, компонентами которого являются производные яркости изображения по горизонтали и вертикали. В каждой точке изображения градиентный вектор ориентирован в направлении наибольшего увеличения яркости, а его длина соответствует величине изменения яркости. Это означает, что результатом оператора Собеля в точке области постоянной яркости будет нулевой вектор, а в точке, лежащей на границе областей различной яркости – вектор, пересекающий границу в направлении увеличения яркости [29]. Процесс сегментации с использованием оператора Собеля основан на простом перемещении маски фильтра от точки к точке изображения: в каждой точке (x,y) отклик фильтра вычисляется с использованием предварительно заданных связей. В случае линейной пространственной фильтрации отклик задается суммой произведения коэффициентов фильтра на соответствующие значения пикселей в области, покрытой маской фильтра. Для маски 3×3 элемента, показанной на рис. 1, результат (отклик) R линейной фильтрации в точке (x,y) изображения составит:

$$R = w(-1,-1)f(x-1,y-1) + w(-1,0)f(x-1,y) + \dots + w(0,0)f(x,y) + \dots + w(1,0)f(x+1,y) + w(1,1)f(x+1,y+1), \quad (1)$$

что, как видно, есть сумма произведений коэффициентов маски на значения пикселей непосредственно под маской. В частности заметим, что коэффициент $w(0,0)$ стоит при значении $f(x,y)$, указывая тем самым, что маска центрирована в точке (x,y) . При обнаружении перепадов яркости используются дискретные аналоги производных первого и второго порядка.

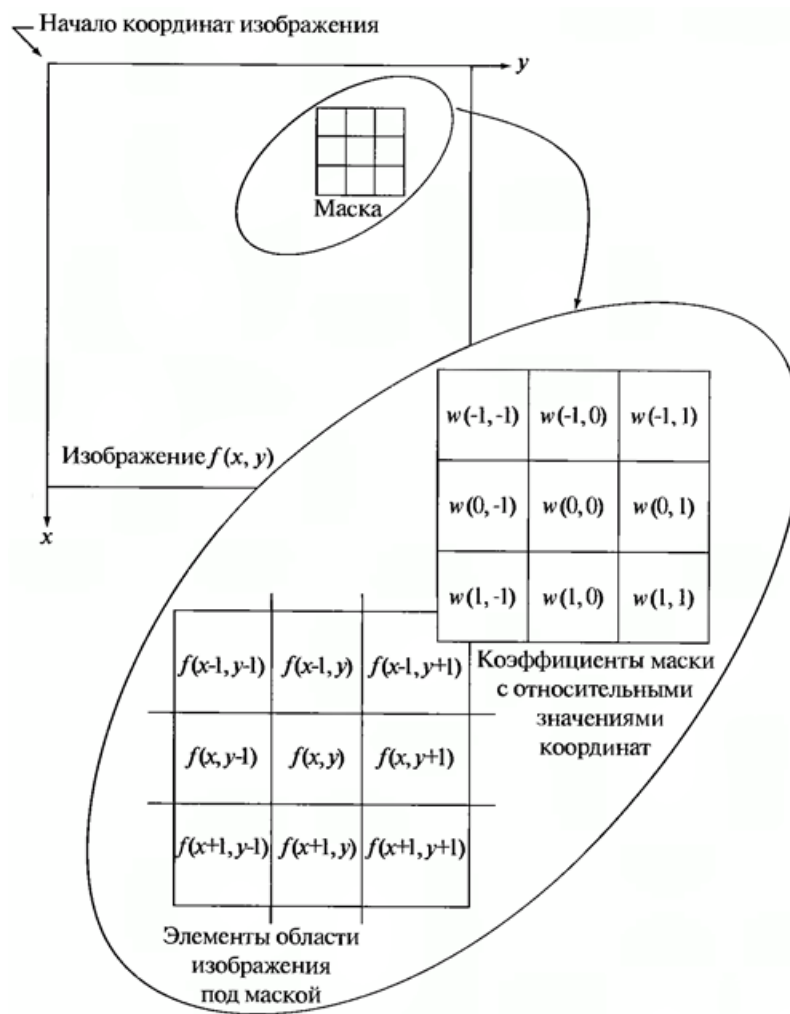


Рис. 1 – Схема пространственной фильтрации

Первая производная одномерной функции $f(x)$ определяется как разность значений соседних элементов:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x). \quad (2)$$

Здесь использована запись в виде частной производной для того, чтобы сохранить те же обозначения в случае двух переменных $f(x, y)$, где придется иметь дело с частными производными по двум пространственным осям. Аналогично, вторая производная определяется как разность соседних значений первой производной:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x). \quad (3)$$

Вычисление первой производной цифрового изображения основано на различных дискретных приближениях двумерного градиента.

По определению, градиент изображения $f(x,y)$ в точке (x,y) – это вектор:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

Как известно из курса математического анализа, направление вектора градиента совпадает с направлением максимальной скорости изменения функции f в точке (x,y) .

Важную роль при обнаружении контуров играет модуль этого вектора, который обозначается $|\nabla f|$ и равен

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (5)$$

Эта величина равна значению максимальной скорости изменения функции f в точке (x,y) . Направление вектора градиента также является важной характеристикой. Обозначим $\alpha(x,y)$ угол между направлением вектора ∇f в точке (x,y) и осью x . Как известно из математического анализа,

$$\alpha(x,y) = \arctg\left(\frac{G_y}{G_x}\right). \quad (6)$$

Отсюда легко найти направление контура в точке (x,y) , которое перпендикулярно направлению вектора градиента в этой точке. А вычислить градиент изображения можно, вычислив величины частных производных $\partial f/\partial x$ и $\partial f/\partial y$ для каждой точки.

G_x и G_y – это две матрицы, где каждая точка содержит приближенные производные по x и y . Они вычисляются путем умножения матрицы G_x и G_y и суммированием обеих матриц, в результате полученный результат записывается в текущие координаты x и y в новое изображение:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}. \quad (7)$$

Матрицы G_y и G_x :

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \times A \text{ и } G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \times A. \quad (8)$$

Результатом применения оператора Собеля (1–8) является двумерная карта градиента для каждой точки. Её можно обработать и показать как картинку, на которой участки с большой величиной градиента (в основном, грани) будут видны как белые линии [1, 14]. Нижеприведённые изображения (рис. 2–3) иллюстрируют это на примере сегментирования медицинского изображения.

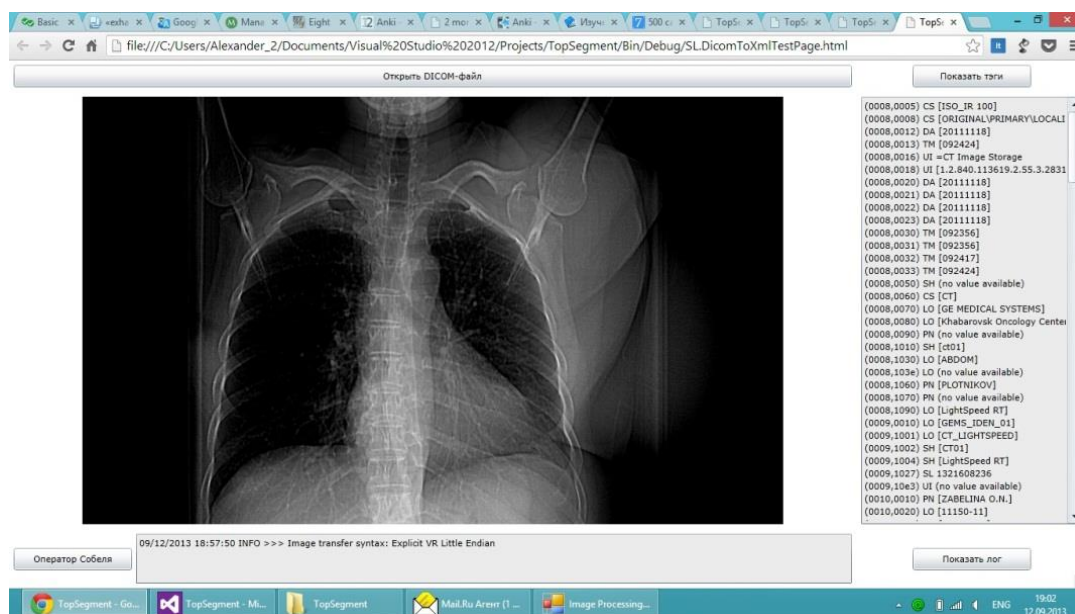


Рис. 2 – Начальное изображение без применения оператора Собеля

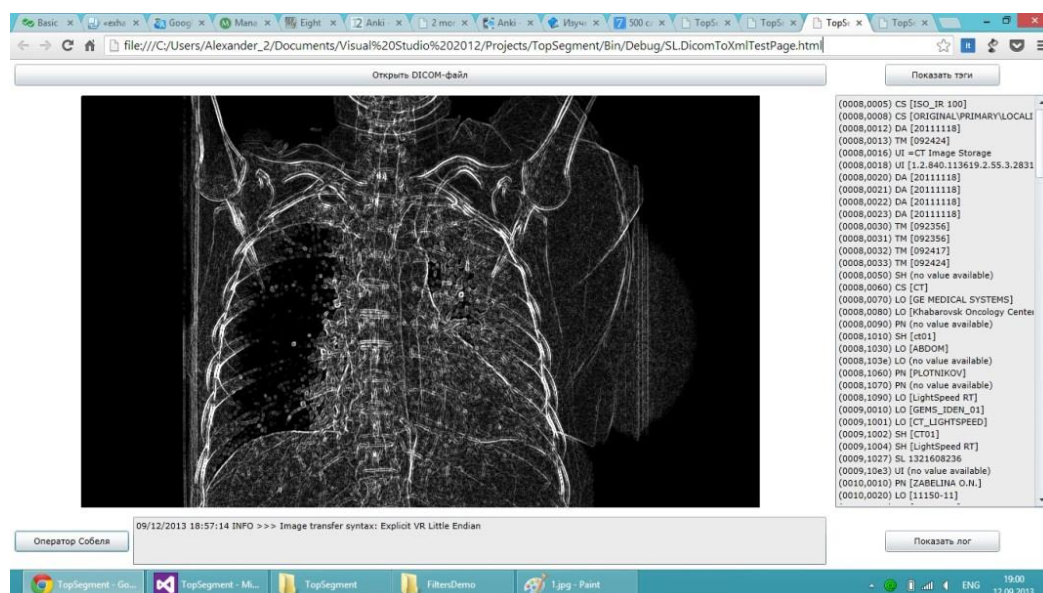


Рис. 3 – Изображение с применением оператора Собеля

Оператор Собеля хорошо известен во всем мире и применяется для многих задач. Он представляет собой неточное приближение градиента изображения и тем не менее достаточно качественен для практического применения во многих задачах анализа изображений.

Метод оконтуривання Canny

За основу метода сегментации выбран метод оконтуривания Canny, исследования проводятся на реальных медицинских образах и их фрагментах. В решении задачи с использованием реальных снимков моделирование малоприменимо, большее значение имеют практический опыт и экспертные суждения о результатах обработки изображений. В качестве тестового изображения выбирается снимок компьютерной томографии, где в явном виде присутствует объект интереса, представленный на рис. 4.

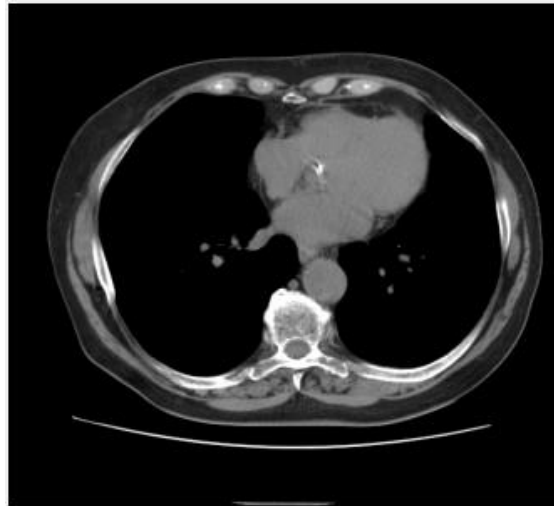


Рис. 4 – Компьютерная томограмма с объектом интереса

Одним часто реализуемым программно методом является Canny. Фактически это набор последовательно применяемых алгоритмов [10, 24, 25]. Такой подход устойчив к шуму и дает, как правило, лучшие результаты по сравнению с другими методами. Но так как это лишь набор алгоритмов, то и быстродействие данного метода уступает более простым операторам.

Алгоритм Canny состоит из четырех этапов: размытие изображения (уменьшается дисперсия аддитивного шума на изображении); дифференцирование размытого изображения и вычисления значений градиента в направлении x и направлении y ; не максимальное подавление; пороговая обработка [26].

На первом этапе алгоритма Canny происходит сглаживание изображения с помощью маски фильтром Гаусса.

Уравнение распределения Гаусса в N измерениях имеет вид:

$$G(r) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} e^{-r^2/(2\sigma^2)}, \quad (9)$$

или, в частном случае, для двух измерений:

$$G(r) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} e^{-(u^2+v^2)/(2\sigma^2)}, \quad (10)$$

где r – это радиус размытия, $r^2 = u^2 + v^2$, σ – стандартное отклонение распределения Гаусса.

В случае двух измерений эта формула задает поверхность, имеющую вид концентрических окружностей с распределением Гаусса от центральной точки. Пиксели, где распределение отлично от нуля, используются для построения матрицы свертки, которая применяется к исходному изображению. При этом значение каждого пикселя становится средневзвешенным для окрестности. Исходное значение пикселя принимает наибольший вес (имеет наивысшее Гауссово значение), и соседние пиксели принимают меньшие веса в зависимости от расстояния до них [7].

В теории распределение в каждой точке изображения будет ненулевым, что потребовало бы вычисления весовых коэффициентов для каждого пикселя изображения. Но, на практике, когда рассчитывается дискретное приближение функции Гаусса, не учитывают пиксели на расстоянии свыше 3σ , т.к. они достаточно малы. Таким образом, программе, фильтрующей изображение, достаточно рассчитать матрицу $[6\sigma] \times [6\sigma]$, чтобы гарантировать достаточную точность приближения распределения Гаусса [7, 12].

Результат работы фильтра Гаусса при данных, равных 5 для размера маски гаусса и 1,9 значении параметра σ – стандартного отклонения распределения Гаусса, представлен ниже на рис. 5.

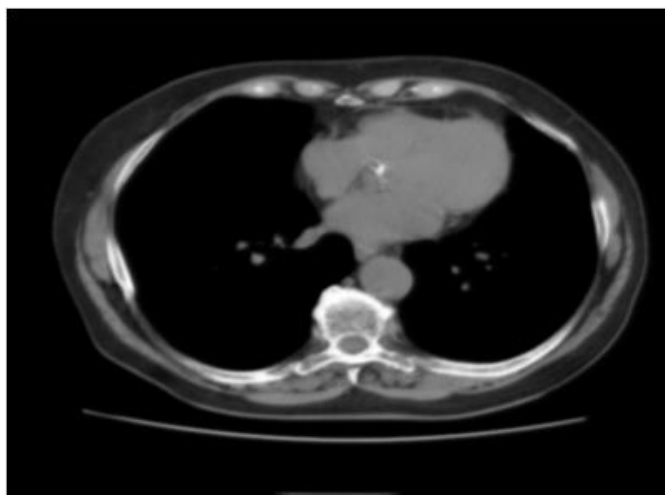


Рис. 5 – Применение фильтра Гаусса на снимок компьютерной томографии с объектом интереса

Далее происходит поиск градиента области при помощи свертки сглаженного изображения с производной от функции Гаусса как в вертикальном, так и в горизонтальном направлениях.

Используем оператор Собеля для решения этой задачи. Процесс основан на простом перемещении маски фильтра от точки к точке изображения. В каждой точке (x, y) отклик фильтра вычисляется с использованием предварительно заданных связей.

Для данного шага используем следующие матрицы:

$$K_{GX} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; K_{GY} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

G_x и G_y – две матрицы, где каждая точка содержит приближенные производные по x и по y . Они вычисляются путем умножения матрицы G_x и G_y и суммированием обеих матриц, в результате полученный результат записывается в текущие координаты x и y в новое изображение:

$$|G| = \sqrt{G_X^2 + G_Y^2}. \quad (12)$$

Используя эту информацию, мы также можем вычислить направление градиента:

$$\theta = \arctan\left(\frac{|G_y|}{|G_x|}\right). \quad (13)$$

В результате происходит первоначальное выделение краев на объекте интереса (*рис. 6*):

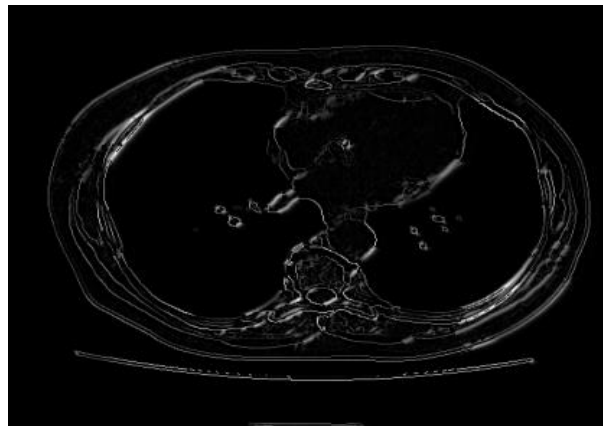


Рис. 6 – Обработка объекта интереса с помощью оператора Собеля

Следующим шагом происходит сравнение каждого пикселя с соседними вдоль направления градиента и вычисляется локальный максимум. Информация о направлении градиента необходима для того, чтобы удалять пиксели рядом с границей, не разрывая саму границу вблизи локальных максимумов градиента: пикселями границ объявляются точки, в которых достигается локальный максимум градиента в направлении вектора градиента. Значение направления должно быть кратно 45° (*рис. 7*) [15].

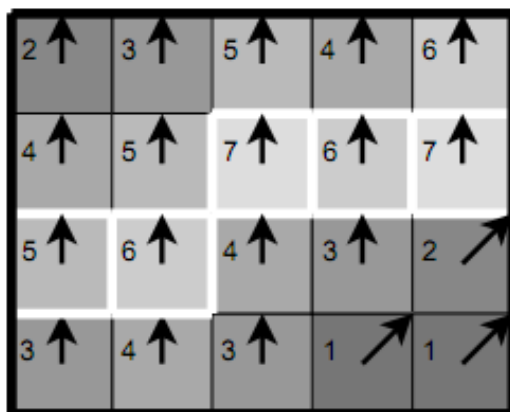


Рис. 7 – Принцип подавления «не» максимумов

Почти все пиксели в этом примере имеют ориентацию «вверх», поэтому значение градиента в этих точках будет сравнено с ниже- и вышерасположенными пикселями. Обведенные белым контуром пиксели останутся в результирующем изображении, остальные – будут подавлены [15]. Такой подход позволяет существенно снизить обнаружение ложных краев и обеспечивает толщину границы объекта слоем в один пиксель. Это эмпирически подтверждается программной реализацией алгоритма сегментирования среза брюшной полости на снимке компьютерной томографии, представленного на рис. 8.

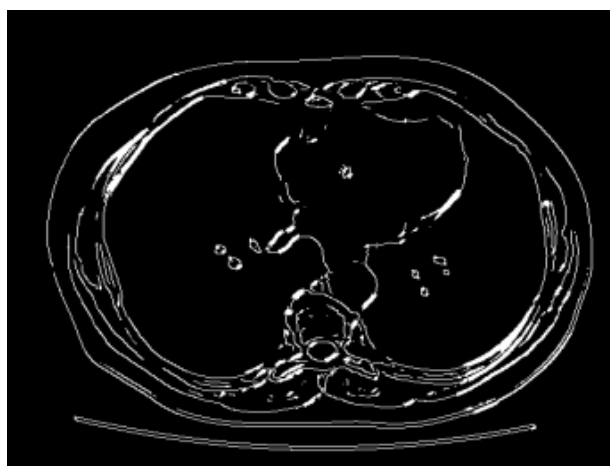


Рис. 8 – Подавления «не» максимумов на объекте интереса

Следующий шаг – применение порога для определения нахождения границы в данной точке изображения. Чем меньше порог, тем больше границ будет находиться, но тем более восприимчивым к шуму станет результат, выделяя лишние данные изображения. Наоборот, высокий порог может проигнорировать слабые края или получить границу фрагментами.

Выделение границ использует два порога фильтрации: если значение пикселя выше верхней границы – он принимает максимальное значение (граница считается достоверной), если ниже – пиксель подавляется, точки со значением, попадающим в диапазон между порогов, принимают фиксированное среднее значение. В итоге задача сводится к выделению

груп пикселей, получивших на предыдущем этапе промежуточное значение, и отнесению их к границе (если они соединены с одной из установленных границ) или их подавлению (в противном случае). Пиксель добавляется к группе, если он соприкасается с ней по одному из 8-ми направлений. А в итоге мы получаем конечный результат, представленный рис. 9.

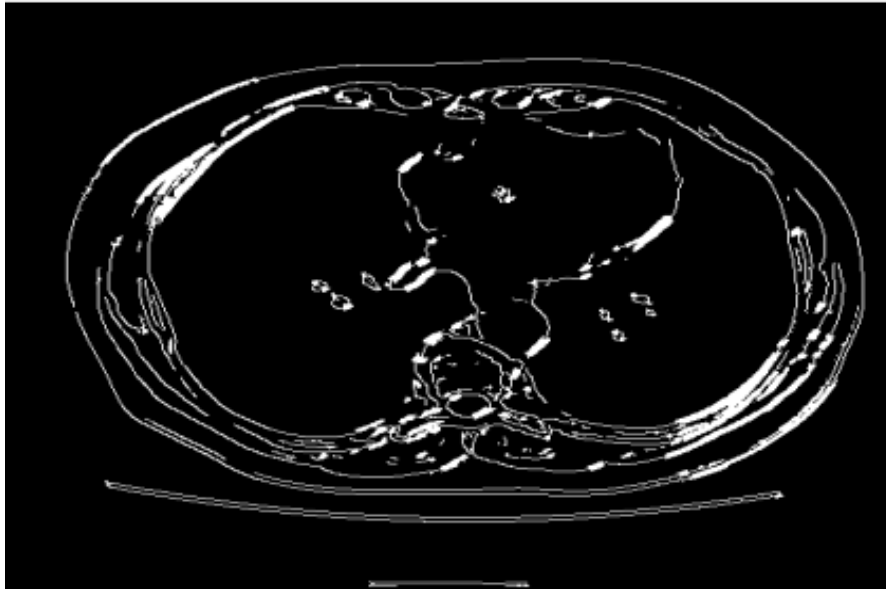


Рис. 9 – Итоговый результат применения алгоритма сегментирования по Canny

Достоинством алгоритма Canny является то, что при обработке изображения происходит адаптация к его особенностям. Это достигается путем ввода двухуровневого порога отсечения избыточной информации. Назначается два уровня порога, верхний – p_{high} и нижний – p_{low} , где $p_{high} > p_{low}$. Значения пикселей выше значения p_{high} идентифицируются как принадлежащие границе. При формировании текущей границы соседние пиксели со значениями величины градиента меньшими, чем p_{high} , считаются принадлежащими границе до тех пор, пока они превышают p_{low} . В том случае, когда на всей границе нет ни одной точки со значением, большим верхнего порога, она удаляется. Такой подход позволяет получить довольно четкие границы объекта толщиной в один пиксель [13]. Проиллюстрируем это на объекте интереса (рис. 10).

На рис. 10 видно влияние изменения результата сегментирования от выбора значения параметров верхнего и нижнего порога. Чем меньше разница порогов – тем больше мы имеем не связанных областей и наблюдаем разрывы контуров. Чем больше разница верхнего и нижнего порогов – тем большее количество шумов отображается на объекте исследования. Подобный процесс можно рассматривать как итеративный. Этот эффект, когда при корректировке уровня чувствительности происходит последовательное уменьшение или увеличение площади сегментируемого объекта в зависимости от направления корректировки (вверх или вниз), взят за основу критерия устойчивости алгоритма сегментации.

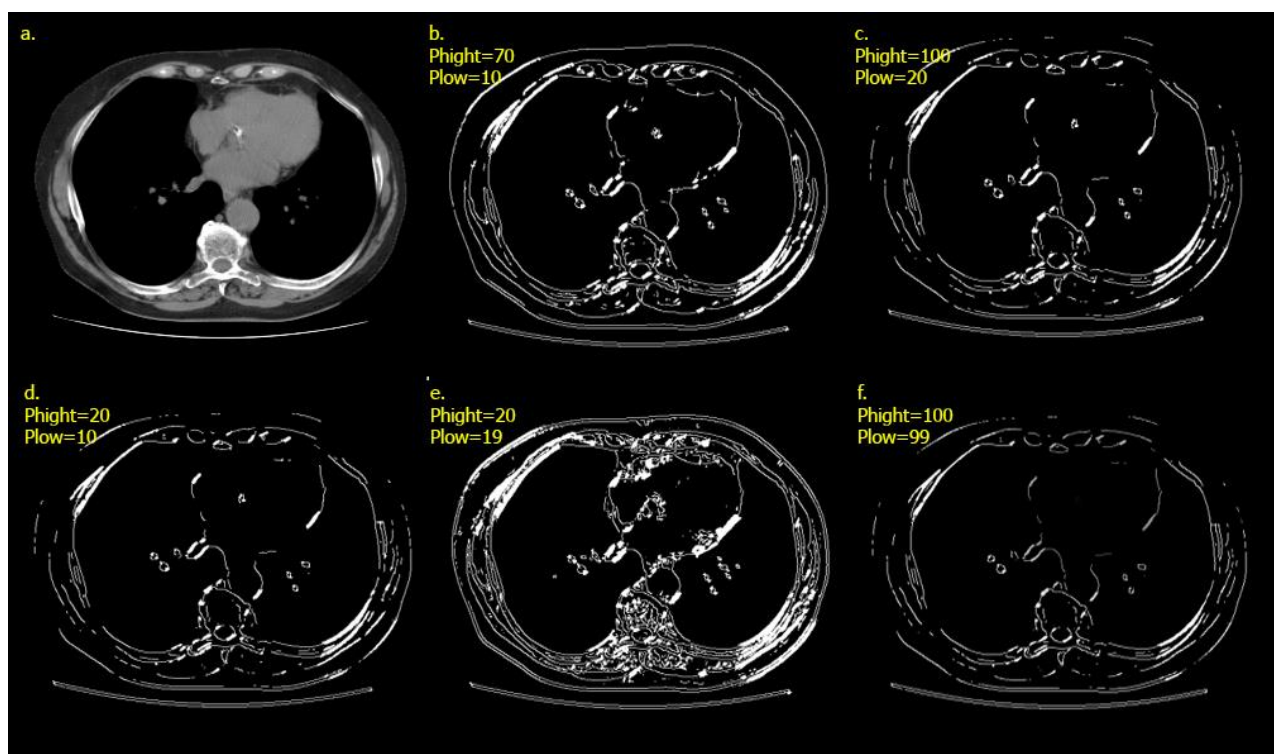


Рис. 10 – Применение алгоритма сегментации Canny с разными значениями уровней порога

Практика показывает, что существует некоторый интервал на шкале уровней порога чувствительности, при котором значение площади исследуемого объекта практически не изменяется, при этом существует определенный пороговый уровень, после которого происходит «срыв» алгоритма сегментирования и результат сегментации становится не определен [18]. Что, соответственно, является недостатком данного алгоритма. Этот недостаток компенсируется объединением алгоритма Canny с преобразованием Хафа для поиска окружностей. Сочетание этих алгоритмов позволяет максимально четко выделять объекты исследования, а также устранять разрывы в контурах [13].

По результатам проведенных исследований преимуществами алгоритма сегментирования Canny являются минимизация уровня ошибок, обеспечивающая нахождение большинства границ; максимальная точность выделения, то есть обеспечение минимального расстояния между обнаруженной и действительной границами; единственный отклик в месте, где существует только одна граница. Алгоритм Canny имеет двухуровневый порог отсечения избыточной информации. Этот недостаток не позволяет использовать алгоритм Canny в автоматическом режиме, так как требуется обязательное участие пользователя в установке верхнего и нижнего порогов. Такой итеративный подход к задаче оконтуривания объектов может быть применен для обучения алгоритма поиска контуров патологических образований на медицинских изображениях с целью создания библиотеки шаблонных параметров патологий. Это позволит сформулировать типовые характеристики патологических объектов, встречающихся при обработке медицинских снимков, чтобы в дальнейшем проводить оперативную диагностику конкретной патологии [18]. Важными критериями для оценки эффективности

сегментации являются вероятности ложной тревоги и пропуска – отказа. Эти характеристики определяют возможность применения автоматизированного метода диагностирования.

Метод оконтуривания Laplassian

Лапласиан 1-го и 2-го порядка – метод ориентирован на повышение резкости на графических данных. Главная цель повышения резкости заключается в том, чтобы подчеркнуть мелкие детали или улучшить те детали, которые оказались расфокусированы вследствие ошибок или несовершенства самого метода оцифровки медицинских данных. Метод основан на применении первой либо второй производных и, следовательно, первая производная должна быть: 1) равной нулю на плоских участках (областях с постоянным уровнем яркости); 2) ненулевой в начале и в конце ступеньки или склона яркости; 3) ненулевой на склонах яркости. Аналогично вторая производная должна быть: 1) равна нулю на плоских участках; 2) ненулевой в начале и в конце ступеньки или склона яркости; 3) равной нулю на склонах постоянной крутизны. Можно дать некоторое сравнение производной 1-го и 2-го порядка: 1) первая производная обычно дает в результате более толстые контуры; 2) вторая производная дает больший по величине отклик на мелкие детали – как на отдельных точках, так и на тонких линиях; 3) отклик на ступеньку у первой производной, как правило, выше, чем у второй; 4) на наклонных контурах вторая производная дает двойной отклик.

При улучшении качества видеоизображений предпочтительней использовать производную второго порядка, так как она имеет большее усиление мелких деталей. Простейшим изотропным оператором, основанным на производных, является лапласиан (оператор Лапласа), который для двух переменных определяется следующим образом:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{x^2 \partial} + \frac{\partial^2 f}{y^2 \partial}. \quad (14)$$

Поскольку производные любого порядка являются линейными операторами, то лапласиан является линейным оператором. Дискретная формула двумерного лапласиана, заданного уравнением (14), получается объединением частных вторых производных относительно переменных x и y :

$$\frac{\partial^2 f}{x^2 \partial} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (15)$$

$$\frac{\partial^2 f}{y^2 \partial} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (16)$$

Следовательно,

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y). \quad (17)$$

Это уравнение может быть реализовано с помощью маски, представленной на рис. 12 а, формирующей изотропный результат для поворотов на углы, кратные 90° . Диагональные направления учитываются в формуле дискретного лапласиана добавлением двух членов, т.е. по одному для каждого из диагональных направлений. Поскольку каждая диагональ добавляет член $-2 f(x,y)$, то суммарный вычитаемый из суммы член равен $- 8 f(x,y)$. Маска, изотропная для поворотов на углы, кратные 45° , показана на рис. 11 [13].

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

а)

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

б)

Рис. 11 – Маски лапласиан

Поскольку оператор Лапласа по сути является второй производной, его применение подчеркивает разрывы уровней яркостей на изображении и подавляет области со слабыми изменениями яркостей. Это приводит к получению изображения, содержащего сероватые линии на месте контуров и других разрывов, наложенные на темный фон без особенностей. Однако фон можно «восстановить», сохранив при этом эффект повышения резкости, достигаемый лапласианом. Для этого достаточно сложить исходное изображение и лапласиан. И для получения окончательного результата лапласиан-изображение вычитается из исходного изображения (рис. 12 б, в).

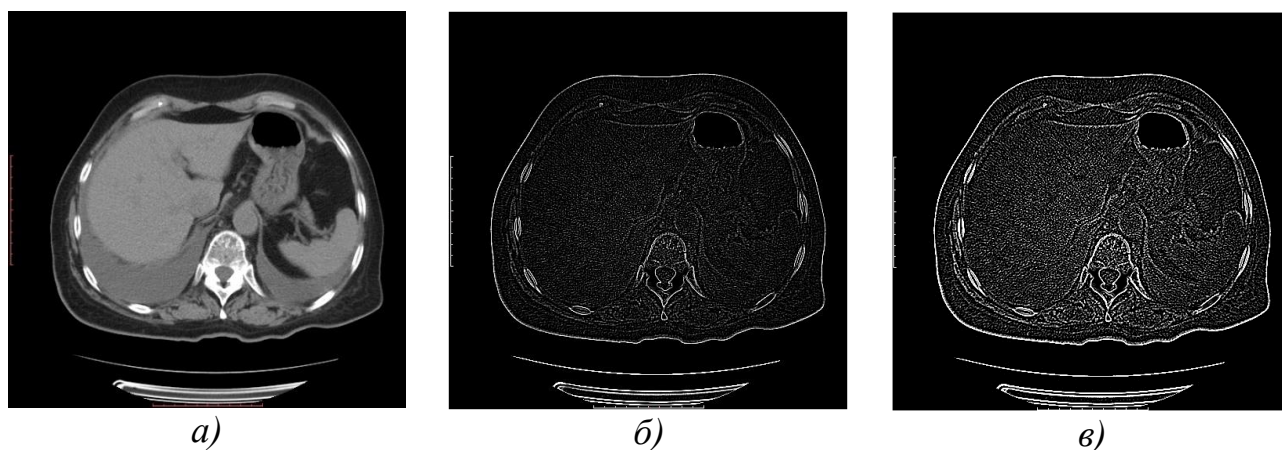


Рис. 12 – Пример фильтрации лапласианом

Таким образом, обобщенный алгоритм использования лапласиана для улучшения изображений сводится к следующему:

$$g(x,y)=\begin{cases} f(x,y)-\nabla^2 f(x,y), \text{если } w(0,0) < 0 \\ f(x,y)+\nabla^2 f(x,y), \text{если } w(0,0) \geq 0, \end{cases} \quad (18)$$

где $w(0,0)$ – значение центрального коэффициента маски лапласиана [15].

Итак, описанный метод эквализации обладает высоким быстродействием обработки изображений, так как имеет весьма простую вычислительную реализацию. Применяются такие операции, как сложение, умножение, деление. Метод лапласиана также имеет довольно высокое быстродействие и относительно небольшую сложность вычисления. Кроме того, для подобных методов легко применимо распараллеливание процессов вычисления. Высокое быстродействие, простота вычислений, распараллеливание процессов дает большое преимущество в применении этих методов для обработки данных в слоях Dicom-данных [11, 12].

Основными деталями лапласиана-изображения являются контуры и резкие перепады яркости различного уровня. Фон, ранее черный, стал серым, что является типичным для правильно откорректированных изображений-лапласианов. Детали на результирующем изображении видны значительно более чистыми и резкими, чем на исходном изображении. Объединение исходного изображения и лапласиана восстановило общий диапазон изменения яркостей на изображении, а лапласиан усилил контрасты в участках яркостных разрывов. Таким образом, мелкие детали улучшены, а фоновые полутона сохранены [17].

Прежде чем действовать на изображение лапласианом, изображение необходимо сгладить. Лапласиан – это линейный оператор, т.е. действие лапласиана равносильно свертке изображения с неким ядром (которое обозначают K_{∇^2}). Из ассоциативности свертки

следует, что:

$$K_{\nabla^2} ** (G_{\sigma} ** I) = (K_{\nabla^2} ** G_{\sigma}) ** I = (\nabla^2 G_{\sigma}) ** I \quad (19)$$

Это важно, поскольку, как и для первой производной, сглаживание с последующим применением лапласиана равнозначно свертке изображения с лапласианом ядра, которое применялось при сглаживании. Ядро, которое получается в результате таких действий, показано на рис. 13.

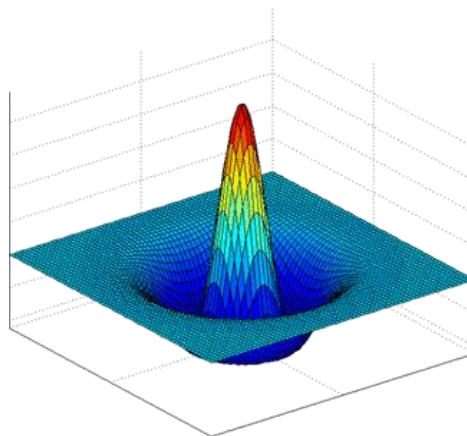


Рис. 13 – Лапласиан гауссова ядра фильтра

Лапласиан гауссова ядра фильтра, показанный на рисунке для σ в один пиксель, можно считать результатом вычитания центрального пикселя из взвешенного значения окружения [3]. Достаточно часто это ядро заменяют разницей двух гауссианов: один с маленьким значением σ , другой – с большим значением σ .

Операторы Гаусса и Лапласа линейны, а это означает, что они коммутативны, и их можно объединить в один, изменив порядок выполнения операций [22]:

$$L*(G*I)=(L*G)*I=LoG*I \quad (20)$$

Здесь x – оператора свертки. Вместо того, чтобы сначала сгладить изображение, а потом взять лапласиан от результирующего изображения, сначала выполняется свертка – обоих операторов, а затем полученный оператор применяется к изображению. Свертка операторов выполняется один раз в самом начале, и изображение обрабатывается один раз. При последовательном сглаживании и дифференцировании изображения, оно обрабатывается дважды. Полученный таким образом оператор получил название лапласиана гауссиана (LoG – Laplacian of Gaussian):

Двумерный оператор Лапласа был определен ранее, а двумерный оператор Гаусса имеет следующий вид:

$$G = \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (21)$$

Формула свертки может быть представлена в матричном виде, с которой необходимо свертывать изображение. После этого отмечаются точки, в которых функция равна нулю – переходы через нуль. Далее следует проверить, действительно ли в этих точках градиент достаточно велик. 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 картинку, на которой края четче, а детали увидеть намного легче.

Определение краев с помощью лапласиана гауссиана не используется достаточно часто [2]. Поскольку лапласиан гауссова фильтра не ориентирован, его характеристика состоит из перпендикулярной, параллельной к краю составляющей. Это означает, что на углах, где меняется направление параллельной составляющей, возникают некоторые проблемы. Границы острых углов обозначаются очень неточно. В трехгранных и более сложных углах это создает большие трудности для правильной записи топологии углов, как показано на рис. 14. Так как параллельные компоненты фильтра склонны реагировать на шум, а не только на края, это означает, что переход через нуль не обязательно точно указывает на край.

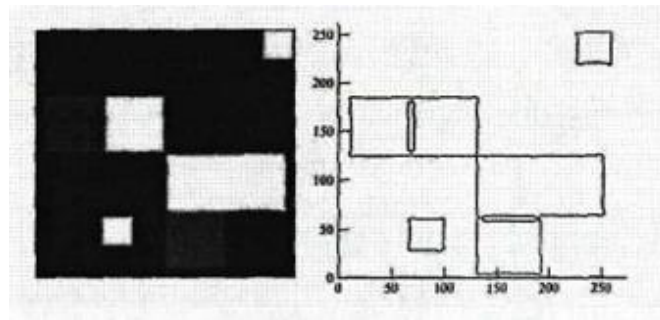


Рис. 14 – Лапласиан гауссиана на углах

Переходы через нуль лапласиана гауссовых данных могут необычно вести себя в углах (рис. 14). Во-первых, при прямом угле переход через нуль выпячивается (но проходит через вершину). Это явление возникает не из-за оцифровки (или квантования), оно также встречается и в непрерывном случае. В углах, где сходятся три или более линии, контуры ведут себя необычно, детали зависят от структуры алгоритма обозначения контура – в результате действий этого алгоритма возникают причудливые петли [5].

Для визуального анализа работы этого алгоритма приведем результат обработки медицинских изображений с использованием матриц 3×3 и 5×5 . В медицинских изображениях практически не встречаются остроугольные объекты, поэтому работу этого алгоритма также стоит исследовать в практике обработки медицинских изображений. Рис. 15 наглядно иллюстрирует возможность применения этого алгоритма в практических приложениях [5].



Рис. 15 – Лапласиан гауссиана на медицинских изображениях

Использование матрицы Лапласа 5×5 демонстрирует результат заметного различия между цветом изображений в градациях серого. Обнаруженные края выражены в изрядном количестве мелких деталей, хотя оператор Лапласа имеет высокую чувствительность к шуму изображений.

Метод оконтуривания Prewitt

Этот метод также относится к числу тех методов, которые помогают отыскивать максимум отклика от свертки функции сигнала-изображения и некоторого ядра [30]. Дж. Прюитт разработала оператор, который основывается на понятии центральной разницы (по [23]):

$$\partial f(x, y) / \partial x = (f(x+1, y) - f(x-1, y)) / 2; \quad (22)$$

$$\partial f(x, y) / \partial y = (f(x, y+1) - f(x, y-1)) / 2. \quad (23)$$

Благодаря этому оператору вычисляется градиент изображения по матрицам свертки:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A, \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} * A, \quad G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (24)$$

Для этой процедуры могут быть использованы различные ядра. Если взять одно из ядер свертки, записанное в матричном виде, и вращать циркулярно его коэффициенты, то можно получить до 8 различных ядер. Каждое из полученных ядер чувствительно для границ объектов, находящихся под углом наблюдения от 0° до 315° . За 0 градусов принимается вертикально расположенная граница объекта. Максимальный отклик для каждого пикселя – это значение амплитуды яркости в результирующем изображении после операции свертки. Этот метод обнаружения края также называют шаблонным методом, поскольку в ходе его работы для обнаружения краев объектов используется оценка соответствия локальной области исследуемого изображения одному из шаблонов из набора. После проведения композиции из таких локальных сравнений делается вывод о степени выраженности границы и ее ориентации. Процедура определения направления и ориентации края довольно сложна и требует больших вычислительных мощностей: при использовании градиентных методов, алгоритм Prewitt определяет эту информацию непосредственно на этапе свертки, путем анализа максимального отклика ядра, соответствующего определенному направлению. Как было отмечено выше, в алгоритме предусмотрено 8 ядер, соответствующих различным направлениям. Разумеется, используя большее число ядер свертки, можно повысить точность работы, но для большинства практических задач этого оказывается вполне достаточно. В методе Prewitt нужно использовать процедуру свертки с 8 ядрами для каждого пикселя [23]. Результаты работы алгоритмов в целом очень похожи, особенно если используются ядра одного типа.

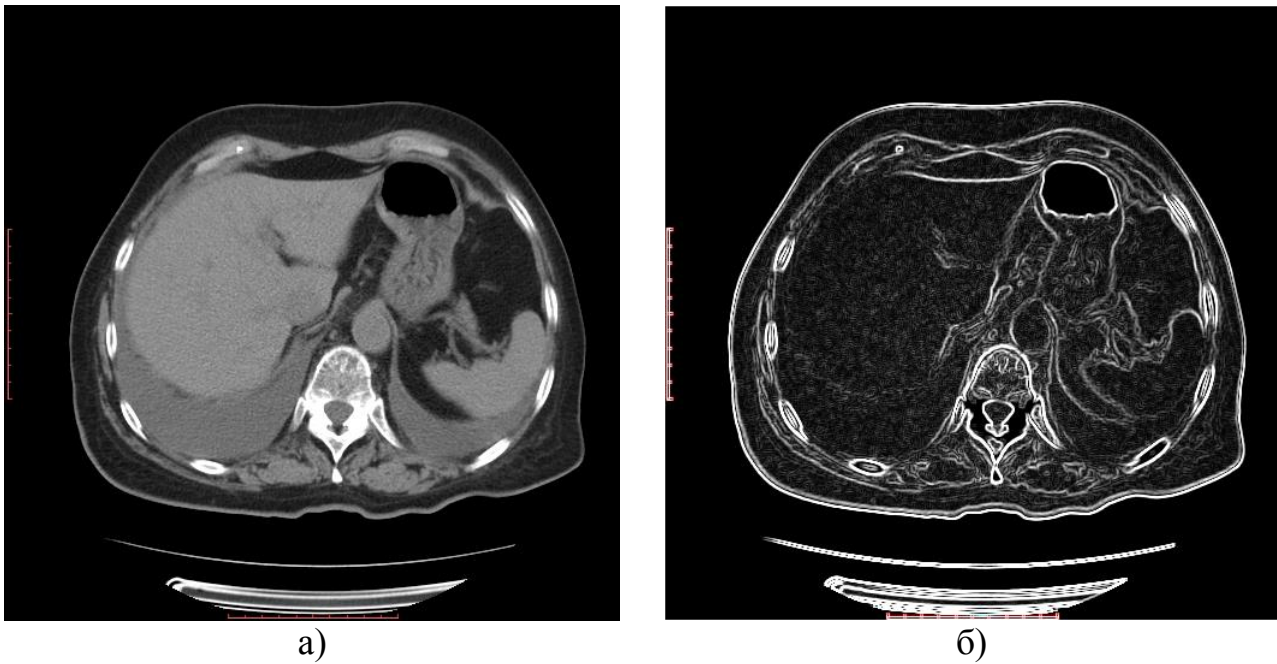


Рис. 16 – Применение фильтра Prewitt на медицинском изображении

Однако алгоритм Prewitt, так же как и Canny, не обрабатывает угловые точки и оставляет разорванной границу в них, что, как следствие, является основной проблемой любого алгоритма оконтуривания изображений. Как уже было сказано выше, существует возможность постобработки соответствующими алгоритмами, чтобы граница объекта была замкнутой. Ниже на рис. 16 приводится визуальная демонстрация работы алгоритма Prewitt на медицинском изображении. Если сравнивать результаты обработки медицинских изображений различными методами, то можно видеть, что автоматические установки чувствительности различных алгоритмов отличаются друг от друга, и чтобы получить приблизительно одинаковую детализацию объектов, необходима процедура предварительной калибровки алгоритма оконтуривания.

Заключение

При решении задач классификации и распознавания объектов на изображениях одной из основных операций является сегментация. Наиболее хорошо исследованы и широко применяются методы сегментации, основанные на выделении границ областей: Sobel, Canny, Prewitt, Laplassian. Этот подход обусловлен тем, что внимание человека при осмотре изображения концентрируется в основном на границах между более или менее однородными по яркости областями. Поэтому контуры часто служат основой формирования различных признаков для описания изображений и объектов на них. Основная задача алгоритмов выделения граничных элементов – получение бинарного изображения, содержащего замкнутые структурные области объектов на изображении. Применительно к медицинским изображениям такими областями являются границы органов, вены, МКЦ, а также опухоли. Исследования алгоритмов выделения границ изображений на основе вышеизложенных алгоритмов в рамках проекта гранта РФФИ № 13-07-00667а «Компьютерный автоматизированный анализ

совмещенных медицинских изображений на примере однофотонной эмиссионной компьютерной томографии и рентгеновской компьютерной томографии» показали следующее.

Рассмотренная традиционная структура обработки медицинских изображений обладает рядом недостатков; необходима ее модификация. Для подавления шумов на изображениях целесообразно применять медианную фильтрацию для улучшения визуального восприятия – методы повышения резкости и преобразования шкалы яркости. Для выделения объектов на изображении следует использовать метод Canny, для чего было необходимо разработать алгоритмы автоматического определения порога и обхода пикселей объекта с уничтожением разрывов. Все рассмотренные алгоритмы реализованы в виде программного модуля и используются в разработанном автоматизированном комплексе. С увеличением порога чувствительности и соответственно уровня шума, значение относительного числа ошибочно определенных контурных пикселей линейно снижается, однако при этом ухудшается и визуальное восприятие, как всего объекта, так и его границ, добавляются высокочастотные шумовые компоненты, которые препятствуют нормальному восприятию изображения. Наименьшие показатели значения относительного числа ошибочно определенных контурных пикселей имеют алгоритмы Roberts и Prewitt, причем при уровне шума более 8% это значение у них примерно одинаково. Наихудший результат показал алгоритм LoG. Значение относительного числа ошибочно определенных контурных пикселей этого алгоритма уменьшается нелинейно и это уменьшение по сравнению с остальными алгоритмами весьма незначительное. При малом уровне шума алгоритм Canny со стандартной шириной пороговых уровней имеет наилучший результат, однако, при увеличении чувствительности, алгоритм Prewitt имеет минимальную среднеквадратическую ошибку.

Список использованной литературы

1. Анисимов Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений – М.: Высш. школа. –1983. – 295 с.
2. Болонкин А.В. Преобразование растр-вектор изображений сосудов // Материалы X Международной конференции «Системы проектирования, технологической подготовки производства и управления этапами жизненного цикла промышленного продукта CAD/CAM/PDM». – Институт проблем управления РАН, Москва. – 2006.
3. Бондина Н.Н., Калмычков А.С., Кривенцов В.Э. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации медицинских изображений // Вісник Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут». Збірник наукових праць. Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2012. – № 38. – С. 14–25.
4. Бондина Н.Н., Филатова А.Е. Компьютерная визуализация в ультразвуковой диагностике. – Харьков: «СПДФА Крамаренко В.В.», 2005. – 176 с.
5. Блэк Ю. Сети ЭВМ: Протоколы, стандарты, интерфейсы. – М.: Мир. – 1990. – 346 с.
6. Ватутин Э.И., Мирошниченко С.Ю., Титов В.С. Программная оптимизация оператора Собела с использованием SIMD-расширений процессоров семейства x86 // Телекоммуникации. – 2006. – № 6. – С. 12–16.

7. Власов А.В., Цапко И.В. Модификация алгоритма Канни применительно к обработке рентгенографических изображений // Вестник науки Сибири. – 2013. – № 4(10). – С. 120–127.
8. Виллевальде А.Ю. Автоматизированный выбор методов обработки медицинских изображений для повышения эффективности диагностики // Труды 63-й научно-технической конференции, посвященной Дню радио, г. Санкт-Петербург. – 2008. – С. 290–292.
9. Виллевальде А.Ю., Юлдашев З.М. Метод предварительной обработки медицинских малоконтрастных изображений // Информационно-управляющие системы. – 2008. – № 5(36). – С. 41–44.
10. Гонзалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2006. – 1072 с.
11. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. – М.: Техносфера, – 2006. – 615 с.
12. Гостюшкин В.В., Коваленко В.Л., Косых Н.Э., Савин С.З. Методы повышения эффективности компьютерных автоматизированных технологий в задачах радионуклидной диагностики // Врач и информационные технологии, – № 6. – 2013. – С. 42–48.
13. Жук С.В. Автоматизированная система обнаружения патологий клеток в темнопольных исследованиях крови // Открытое образование. – 2011. – № 2 (85). – С. 199–202.
14. Кудрявцев Л.В. Краткий курс математического анализа. – М.: Наука. – 1989. – 736 с.
15. Кулябичев Ю.П., Пивторацкая С.В. Структурный подход к выбору признаков в системах распознавания образов // Естественные и технические науки. – 2011. – № 4. – С. 420–423.
16. Михайлов В.Н., Кокота А.И., Никитаев В.Г., Пименов В.П., Проничев А.Н., Сафонов И.В. Компьютерные измерительные системы: Автоматизированные системы обработки изображений. Метрологические проблемы. МИФИ, – 1994. – 55 с.
17. Недзьведь А.М., Абламейко С.В., Белоцерковский А.М., Лемман Т. Быстрый метод выделения сети сосудов на полутоновых ангиографических изображениях. // Искусственный интеллект. – 2006. – № 2. – С. 206–210.
18. Никитин О.Р., Пасечник А.С. Оконтуривание и сегментация в задачах автоматизированной диагностики патологий // Методы и устройства передачи и обработки информации. – 2009. – № 11. – С. 300–309.
19. Прэтт У.К. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир, – 1982. Т. I.–2. – 792 с.
20. Путятін Є.П., Гороховатський В.О., Матат О.О. Методи та алгоритми комп'ютерного зору: навч. посіб. – ТОВ «Компанія СМІТ», – 2006. – 236 с.
21. Пэдхем Ч., Сондерс Д. Восприятие света и цвета. М.: Мир, – 1978. – 256 с.
22. Технические средства медицинской интроскопии. / Под ред. Б.И. Леонова. – М.: Медицина. – 1989. – 304 с.
23. Хрящев Д.А. Об одном методе выделения контуров на цифровых изображениях // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2010. – № 2. – С. 181–187.

24. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний. – 2006. – 752 с.
25. Яне Б. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера. – 2007. – 584 с.
26. Canny J.A. Computational approach to edge detection // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1986. – № 6. – pp. 679–698.
27. Doronicheva A.V., Sokolov A.A., Savin S.Z. Using Sobel operator for automatic edge detection in medical images // Journal of Mathematics and System Science, – 2014, – Vol. 4, – № 4. – pp. 257–260.
28. Engel K., Hadwiger M., Kniss J., Rezk-Salama C. Real-Time Volume Graphics. – A K. Peters Wellesley M.A. – 2006. – pp. 112–114.
29. Jähne B., Schar H., Körkel S. Principles of filter design // Handbook of Computer Vision and Applications. Academic Press. – 1999. – 206 p.
30. Pavlidis T. Algorithms for Graphics and Image Processing. – N.Y.: Springer. – 1982. – 320 p.

Стаття надійшла до редакції 20.08.14 російською мовою

© А.В. Доронічева, Н.Е. Косих, С.К. Полумієнко, С.З. Савін
МЕТОДИ АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У роботі наведено опис основних методів і математичних моделей розпізнавання медичних зображень. Моделі будуються на основі методів Собеля, Канні та Лапласа. Розроблено систему автоматизованої комп'ютерної діагностики за даними сцинтиграфії, що будується на принципах розпізнавання образів і має функції експертного аналізу медичних зображень.

© A.V. Doronicheva, N.E. Kosyh, S.K. Polumienko, S.Z. Savin
METHODS OF ANALYSIS OF MEDICAL IMAGES

The paper deals with description of the main methods and mathematical models of medical images recognition. Models are based on methods of Sobel, Canny, and Laplace. It is developed the system of automated computer diagnosis based on scintigraphy data and on the principles of pattern recognition and has features of expert analysis of medical images.