

пробных отклонений, что упрощает реализацию алгоритма. Рассмотренные алгоритмы, использующие бинарный диагностический признак наличия дефекта, позволяют уменьшить аппаратные или программные затраты, связанные с реализацией вычислений нормированных векторов, а также унарных диагностических признаков и упрощают алгоритмы поиска дефектов с более сложным вычислением нормированных диагностических признаков. Уменьшение вычислительных затрат происходит без снижения достоверности диагностирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Шалобанов С.В., Шалобанов С.С.* Диагностирование систем автоматического управления с использованием пробных отклонений параметров модели и бинарных диагностических признаков // Вестник Тихоокеанского государственного университета. - 2017. - № 4(47). - С. 17-22.
2. *Шалобанов С.С.* Диагностирование непрерывных динамических систем методом логических функций // Вестник Тихоокеанского государственного университета. - 2012. - № 3(26). - С. 85-90.
3. *Шалобанов С.С.* Способ поиска неисправного блока в непрерывной динамической системе. Патент на изобретение №2461861 от 20.09.2012 по заявке №2011140376/08(060317).
4. *Шалобанов С.В., Шалобанов С.С.* Алгоритм поиска дефектов в системах автоматического управления с использованием смены позиции входного сигнала // Информатика и системы управления. - 2017 г. - №2(52). - С. 57 - 63.
5. *Шалобанов С.В., Шалобанов С.С.* Способ поиска неисправного блока в непрерывной динамической системе на основе смены позиции входного сигнала. / Положительное решение от 12.02.2018 г. о выдаче патента на изобретение по заявке №2017110980 от 31.03.2017 г.

УДК 004.932.1

А. А. Шолохова, А. Г. Шоберг
(Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск)

МЕТОДЫ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ СЛОЖНЫХ УСЛОВИЯХ

В наше время одним из самых сложных методов цифровой обработки изображения является сегментация изображений. Сегментация - это процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов, различие которых друг от друга состоит из элементарных признаков, как яркость, цвет, текстура, форма. Некорректное выделение сегментов на изображении, может отразиться на качестве распознавания. Из этого следует, что задача сегментации является очень важной и актуальной в наши дни. В данной статье рассмотрена производительность часто используемых алгоритмов выделения контуров для дальнейшей сегментации

изображения, а также их сравнение при помощи системы математического моделирования Octave.

Ключевые слова: сегментация изображений, алгоритмы сегментации.

Сегментация изображения — это разбиение изображения на множество покрывающих его областей. Некоторыми практическими применениями сегментации изображений являются:

- 1) медицинские изображения:
 - а) обнаружение опухолей и других патологий;
 - б) определение объёмов тканей;
 - в) хирургия при помощи компьютера;
 - г) диагностика;
- 2) выделение объектов на спутниковых снимках;
- 3) распознавание лиц;
- 4) распознавание отпечатков пальцев;
- 5) системы управления дорожным движением.

Для сегментации изображений было разработано несколько универсальных алгоритмов и методов [1]. Так как общего решения для задачи сегментации изображений не существует, часто эти методы приходится совмещать со знаниями из предметной области, чтобы эффективно решать эту задачу в её предметной области.

Алгоритмы сегментации изображений чаще всего базируются на разрыве и подобии значений на изображении. Обнаружение границ является частью сегментации изображений. Следовательно, эффективность решения многих задач обработки изображений и компьютерного зрения зависит от качества выделенных границ.

Рассмотрим несколько методов сегментации. Методы, основанные на областях, базируются на непрерывности [3]. Данный метод заключается в разделении всего изображения на подобласти в зависимости от заданных условий, например, все пиксели данной группы должны иметь определенное значение белого цвета.

Методы сегментации, основанные на обнаружении областей (границные методы), находят непосредственно резкие изменения значений интенсивности. Обнаружение границ является одной из главных проблема при анализе изображений.

В технической литературе приведено и описано большое количество методов выделения контуров и границ. В данной работе рассмотрены наиболее популярные. К ним относятся: оператор Робертса, Собеля, Превитта, алгоритм Канни и LoG-алгоритм.

Оператор Робертса является примером нелинейного фильтра. Преобразование каждого пикселя перекрёстным оператором Робертса может показать производную изображения вдоль ненулевой диагонали, и комбинация этих преобразованных изображений может также рассматриваться как градиент от двух верхних пикселей к двум нижним. Оператор Робертса используется ради

быстроты вычислений, но проигрывает в сравнении с альтернативами из-за значительной проблемы чувствительности к шуму. Он даёт линии тоньше, чем другие методы выделения границ.

В обработке участвуют четыре пикселя, расположенные следующим образом (рис. 1).

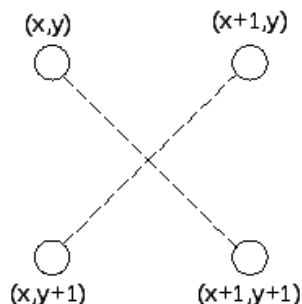


Рис. 1. Пиксели, участвующие в обработке оператором Робертса

Ядра свертки в данном случае будут выглядеть таким образом:

$$H_1 = \begin{vmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 0 \end{vmatrix} \quad H_2 = \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{vmatrix}$$

Оператор Собеля - 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. Метод усиления края с помощью оператора Собеля рассматривает два различных ядра свертки:

$$H_1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{vmatrix} \quad H_2 = \begin{vmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}$$

Аналогично оператору Собеля действует оператор Превитта. Детектор границ Превитта является подходящим способом для оценки величины и ориентации границы. В то время как детектор с дифференциальным градиентом нуждается в трудоёмком вычислении оценки ориентации по величинам в вертикальном и горизонтальном направлениях, детектор границ Превитта даёт направление прямо из ядра с максимальным результатом. Метод усиления края с помощью оператора Превитта рассматривает два различных ядра свертки:

$$H_1 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{vmatrix} \quad H_2 = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

Выделение контура методом LoG.

Этот оператор одновременно сглаживает изображение и выделяет границы объектов. Он получается из второй производной симметричной сглаживающей функции Гаусса, откуда и происходит его название. Он состоит из двух шагов. На первом шаге он сглаживает изображение, а затем вычисляет функцию Лапласа, что приводит к образованию двойных контуров. Определение

контуров сводится к нахождению нулей на пересечении двойных границ. Маска оператора Лапласиана гауссиана создается по формуле:

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

где σ — среднеквадратичное отклонение распределения Гаусса. Маска фильтра имеет вид:

$$LoG(x, y) = \frac{1}{1+a} \cdot \begin{bmatrix} -a & a-1 & -a \\ a-1 & a+5 & a-1 \\ -a & a-1 & -a \end{bmatrix},$$

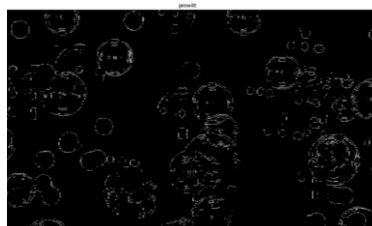
где a — параметр в диапазоне $[0,1]$.

Одним из часто используемых методов является Канни. Фактически это набор последовательно применяемых алгоритмов. Данный подход устойчивый к шуму и дает, как правило, лучшие результаты по сравнению с градиентными методами. Но, так как это в принципе набор алгоритмов, то и быстродействие данного метода уступает более простым операторам.

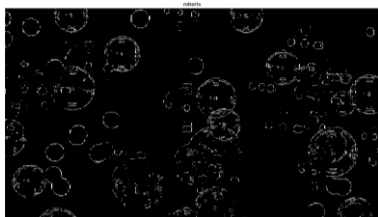
Все описанные алгоритмы были реализованы в программной среде Octave. Оригинальное изображение и результаты его обработки представлены на рис. 2.



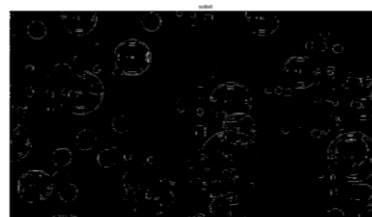
Оригинал



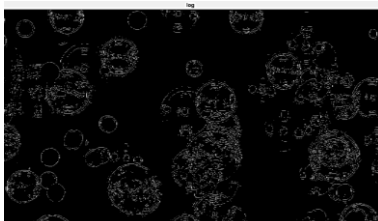
Оператор Превитта



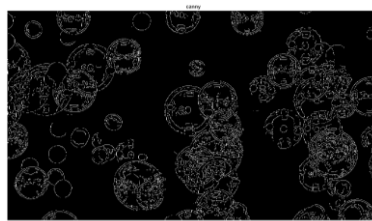
Оператор Робертса



Оператор Собеля



Метод LoG



Метод Канни

Рис. 2. Результаты сегментации изображения

Таким образом, при анализе полученных результатов можно сделать вывод, что операторы Робертса, Собеля и Превитта по-разному определяют границы и дают результаты, мало схожие друг с другом. LoG и Канни практически одинаково обнаружили контуры объекта. Но исходя из полученных данных

видно, что алгоритм Канни справляется на порядок лучше других методов. Рассматривая данные методы, так же исследовали, как сегментация изображения может изменяться в сложных условиях. Был использован Non-local means фильтр.

Non-local means- алгоритм обработки изображений для шумоподавления изображений. В отличие от «локальных средних» фильтров, которые принимают среднее значение группы пикселей, окружающих целевой пиксель, чтобы сгладить изображение, фильтрация нелокальных средств принимает среднее значение для всех пикселей изображения, взвешенное по тому, насколько похожи эти пиксели на целевой пиксель. Это приводит к значительно большей прозрачности постфильтрации и уменьшению детализации изображения по сравнению с локальными средними алгоритмами. На рис. 3 представлено изображение, которое будет исследоваться с помощью данного фильтра.

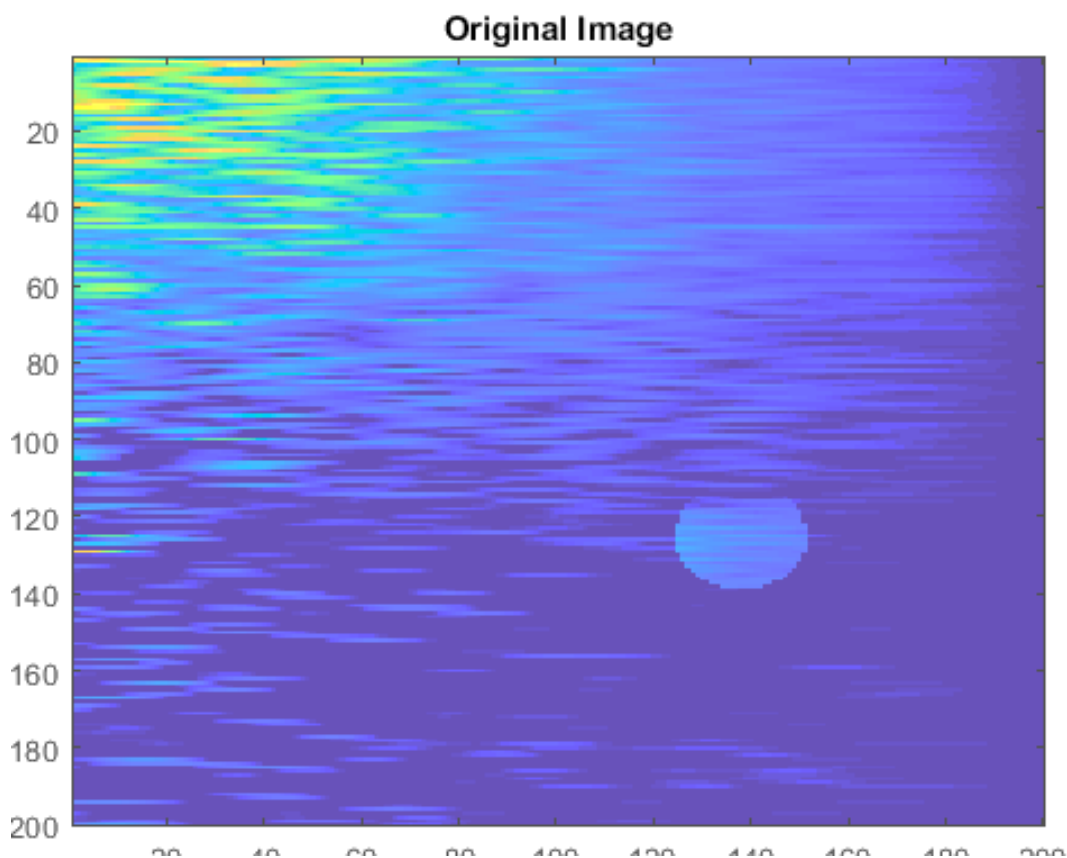


Рис. 3. Тестовое изображение

После данного исследования (рис.4), можно сделать вывод, что выделение контуров на изображениях со сложными условиями лучше всего с использованием фильтра Non-local means. Если рассматривать взятое нами изображение, то лучше всего границы выделяются с реализацией метода Соболя. В этом методе даже с добавлением шума, контуры отчетливо видны, и полученный результат был близок к исходному изображению.

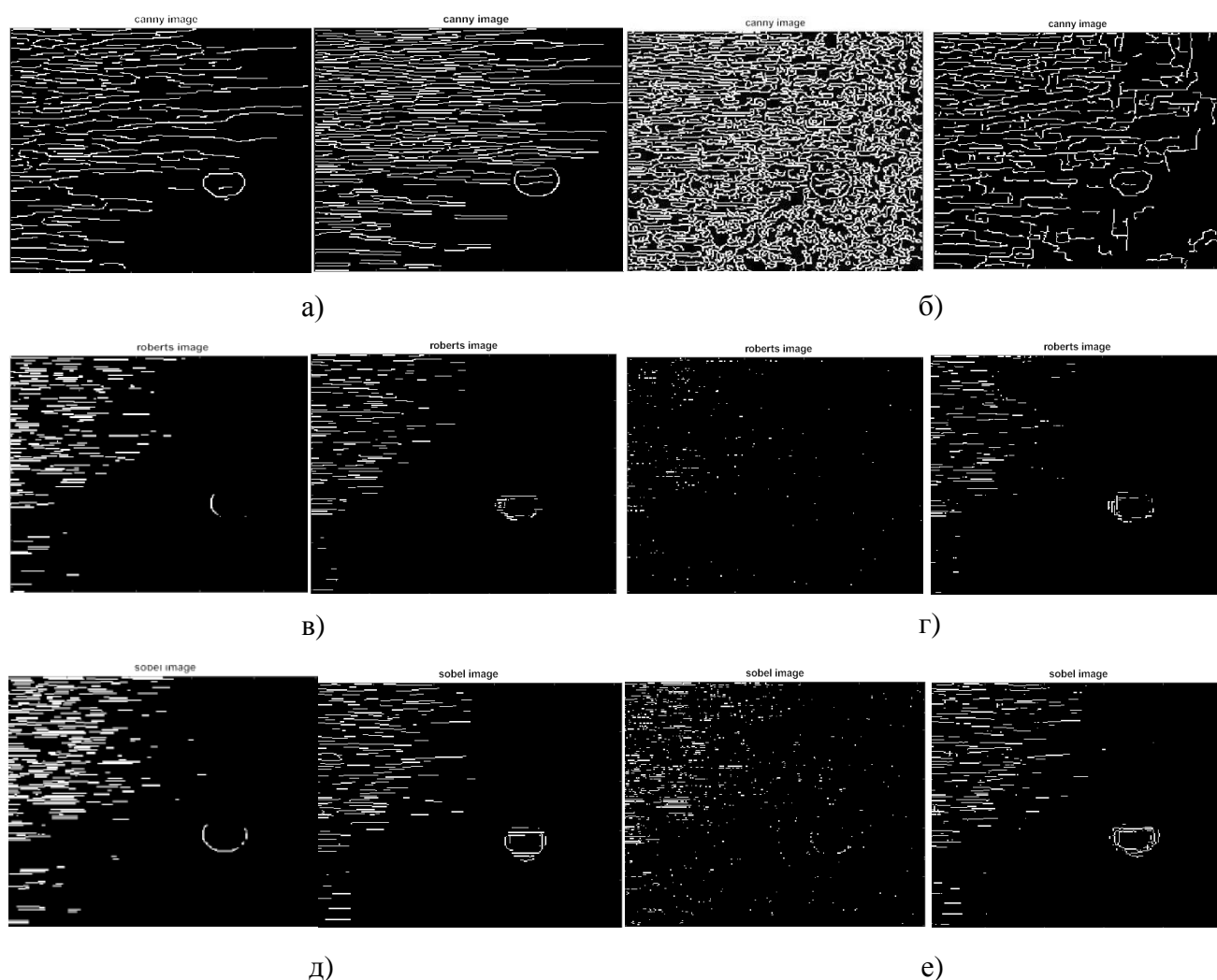


Рис. 4. Результаты сегментации изображения: а) методом Канни с использованием Non-local means (без шума); б) методом Канни с использованием Non-local means (с добавлением шума 0.1); в) методом Робертса с использованием Non-local means (без шума); г) методом Робертса с использованием Non-local means (с добавлением шума 0.1); д) методом Собеля с использованием Non-local means (без шума); е) методом Собеля с использованием Non-local means (с добавлением шума 0.1)

ЛИТЕРАТУРА

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений — М: Техносфера, 2005 – 1007с
2. Анисимов Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений – М.: Высш. школа, 1983 – 295с
3. Яне, Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне. – М. : Техносфера, 2007.
4. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие// – СПб., Политехника, 2007, - 548 с.