

СПОСОБ ПОЛУЧЕНИЯ СВЯЗНОГО КОНТУРА ОБЪЕКТОВ В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОЙ ИНФОРМАЦИИ

Адамов В.Г., Каира В.В., Меркулова Е.В.

Донецкий национальный технический университет, г. Донецк
кафедра автоматизированных систем управления

E-mail: kaira@kita.dgtu.donetsk.ua, adamov@ipo.donntu.edu.ua

Abstract

Adamov V.G., Kayira V.V., Merkulova E.V. Method for getting coherent contour under incomplete information conditions. The questions of objects contour tracing on grey-level images with noises are discussed. The automative multicircuit objects contouring are analyzed. The modified fibroblats contour tracing method on microscopic images is proposed.

Общая постановка проблемы. В настоящее время в лабораториях и на производстве возникает необходимость анализа цифровых фотоснимков, содержащих несколько однотипных объектов, возможно отличающихся друг от друга некоторыми своими параметрами. Исключительно важно получить контуры объектов на изображении. Контуры содержат информацию, слабо зависящую от цвета и яркости. Контур целиком определяет форму изображения и может содержать всю необходимую информацию для распознавания изображений по их формам. Такой подход позволяет не рассматривать внутреннюю структуру изображения и тем самым значительно сократить объем обрабатываемой информации за счет перехода от анализа функции двух переменных к функции одной переменной. Следствием этого является возможность обеспечения работы системы обработки в масштабе времени, более близком к реальному. Но даже в тех задачах, где нельзя пренебречь обработкой изображения объекта внутри контура, методы контурного анализа дополняют другие и поэтому безусловно полезны.

Постановка задач исследования. Необходимо выделить контуры клеток на изображении, где может находиться от одной до пяти-шести клеток. Требуется выполнить трассировку (прослеживание) контуров, т.е. точки контуров должны быть упорядочены для последующего анализа.

Решение задач и результаты исследований. На первом этапе изображение обрабатывается детектором границ SUSAN [1]. Результатом его работы является серое изображение с подчёркнутыми перепадами яркости. Перепады яркости соответствуют контурам на изображении. На реальных изображениях некоторые участки контуров не определяются.

На втором этапе трассировку контуров на изображении можно выполнить после пороговой сегментации [2] стандартными методами жука [3] или следящей пары [4]. Наиболее простым является метод жука. Согласно [3] метод жука можно описать следующим образом: на объекте выбирается некоторая стартовая граничная точка и далее происходит прослеживание контура до тех пор, пока не будет достигнута стартовая точка. Очевидно, что при разрывах контура с помощью этого метода не возможно получить контур объекта целиком, т.к. «жук» считает разрыв контура как разделение объектов и выделит разные участки контура как отдельные объекты.

Для решения задачи трассировки предлагается модифицированный метод жука, который может повысить точность определения контуров объектов на изображениях с шумами. При использовании модифицированного метода жука обработка изображения происходит следующим образом: вначале выполняется сегментация изображения. Наиболее простым способом является использование пороговой сегментации, где пиксели, имеющие

меньшую яркость, чем задаваемый пользователем порог, заменяются на ноль (чёрный цвет). Остальные пиксели остаются без изменения. Обычно, уровень порога выбирается на уровне яркости 20–40 при 256 оттенках серого. Сегментация необходима для того, чтобы чётко отделить фон от объектов и чётко определить, какие из пикселей изображения могут служить стартовой точкой для метода жука.

Предлагаемый метод основан на учете нескольких энергий при движении жука, которые влияют на определение контура. Для каждой точки энергия PE (*Pixel energy*) складывается из следующих составляющих: собственный вес Pw (*pixel weight*), инерция контура Cw (*Contour weight*) и энергия возможного направления Fp (*Further power*). Каждая из этих энергий может браться с коэффициентами увеличения или уменьшения относительно друг друга.

$$PE = Pw + Cw + Fp. \tag{1}$$

Как и метод активных контуров [5], данный метод может использоваться для повышения точности найденной границы объекта или же как самостоятельный метод трассировки контура. Преимуществом метода является возможность настройки его параметров практически на любой класс объектов.

Как и в стандартном методе, основой модифицированного метода является принцип движения жука по контуру объекта. Однако жук движется не по бинарному изображению, а по изображению, в котором каждый пиксель имеет свой вес. Изображение I размером $[n \times n]$ пикселей представляется в виде матрицы весов V $[n \times n]$. Так для изображений с ярким контуром вес может быть принят как яркость пикселя после контрастирования изображения одним из стандартных методов (Собея, Лапласа, Роберта и др.) [2].

При движении жука по контуру объекта считается, что он обладает силой инерции, которая действует по направлению движения жука. Перед тем, как сделать шаг, жук вычисляет наиболее приемлемое направление, исходя из весов соседних пикселей и уже пройденного пути. Для начала работы метода необходима начальная точка движения жука. В процессе работы будет получен контур $C[i], i=0, \dots, m$, где m — количество точек контура. Каждый элемент контура представляет собой пару координат (X, Y) .

Первым шагом является определение вектора направления контура Rv (рис. 1). Все вектора имеют координаты (X, Y) . Необходимо задать число d , которое будет определять количество точек найденного контура, участвующих в нахождении данного вектора. Из-за отсутствия начального контура, первые d точек контура будут находиться без учёта инерции, так что стартовую точку желательно выбирать на чётком участке контура.

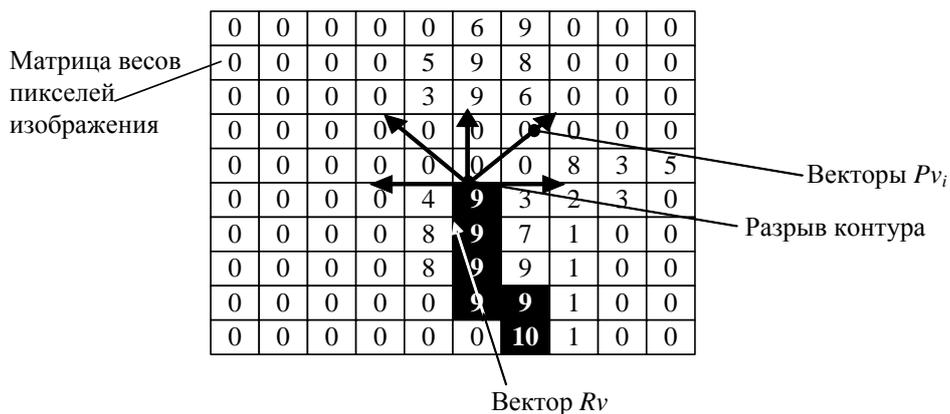


Рисунок 1 — Векторы, используемые при расчёте инерции

Механизм нахождения вектора направления контура Rv предполагает использование метода наименьших квадратов [6]. По d последним точкам контура строится уравнение линейной регрессии:

$$Y = a * X + b, \tag{2}$$

где a, b — коэффициенты линейной регрессии.

Координаты вектора направления контура Rv (*Regression vector*) определяются следующим образом:

$$\begin{aligned} Rv.X &= C[l].X - C[l-d].X, \\ Rv.Y &= C[l].Y - (a * Rv.X - b), \end{aligned} \quad (3)$$

где l — индекс последнего найденного элемента контура C ,

d — число точек для определения уравнения регрессии.

Далее для каждого возможного направления движения жука определяется вектор возможного направления Pv_i (*Possibility vector*):

$$\begin{aligned} Pv_i.X &= Xv_i - C[l-d].X, \\ Pv_i.Y &= Yv_i - C[l-d].Y, \end{aligned} \quad (4)$$

где Xv_i — координата X точки, в которую жук собирается переместиться,

Yv_i — координата Y точки, в которую жук собирается переместиться.

Для принятия решения о перемещении, что равносильно включению точки в контур, необходимо, что выполнялись наложенные ограничения и суммарная энергия точки была максимальной. В качестве ограничений могут выступать ограничение на минимальный радиус поворота контура и невозможность пересечения уже пройденного участка контура. Также может быть наложено ограничение на отклонение от уже найденного контура, если выполняется уточнение границы.

На практике метод показывает стабильно хорошие результаты при использовании ограничения вида:

$$\left| \frac{C[l].X - C[l-d].X, C[l].Y - C[l-d].Y}{\sqrt{C[l].X^2 + C[l].Y^2}} \right| \leq |Pv|. \quad (5)$$

Если данное условие выполняется, то необходимо найти энергию точки.

Рассмотрим процедуру нахождения энергии Cw . Она представляет собой модифицированную энергию Fp и вычисляется следующим образом:

$$Cw_{xy} = K_{cos} \cdot (CosF)^{K_{pow}} \cdot Fp_{h+1}, \quad (6)$$

где K_{cos} — коэффициент влияния поворота на энергию,

K_{pow} — коэффициент чувствительности к повороту,

h — текущая глубина анализа,

Fp_h — энергия Fp ($h+1$)-ой глубины (рассмотрена ниже),

$CosF$ — косинус угла между направлением контура и возможным направлением,

Энергия Fp находится с использованием рекурсии. Необходимо задаться глубиной анализа Ad (*Analysis depth*). Обычно это 5 – 10 пикселей. Из проверяемой точки с координатами (Xv_i, Yv_i) проверяются энергии PE всех возможных направлений движения жука и выбирается направление с максимальной энергией. На каждом шаге рекурсии пересчитывается вектор Pv , вектор Rv остаётся неизменным, увеличивается счётчик вложений (h) и когда он достигнет значения Ad , энергия Fp в этой последней точке определяется в виде:

$$Fpad = K_{pw} \cdot Pw_{xy} + Cw_{xy}, \quad (7)$$

где K_{pw} — коэффициент влияния веса пикселя (задается).

Для энергий глубины вложения меньшей Ad получаем:

$$Fp_h = K_{pw} \cdot Pw_{xy} + Cw_{xy} + K_{dp} \cdot Fp_{h+1}, \quad (8)$$

где K_{dp} — коэффициент ослабления влияния энергий отдалённых пикселей (задается).

Коэффициент ослабления влияния энергий отдалённых пикселей K_{dp} всегда меньше единицы. Он может быть как постоянным, так и быть функцией от h . На практике хорошие результаты были получены при использовании в качестве K_{dp} функции плотности вероятности экспоненциального распределения.

Условием остановки поиска контура является приближение к стартовой точке на задаваемое расстояние или замыкание контура.

Результаты. Модифицированный метод жука реализован в виде программного продукта, разработанного в среде Borland C++ Builder 6 и был испытан на тестовых шаблонах.

Рассмотрим работу метода на нескольких классах изображений. На рис.2 показана работа метода без предварительного нахождения контура. В данном эксперименте было использовано изображение 300×300 пикселей с 256 оттенками серого цвета. Стартовая точка задавалась пользователем.

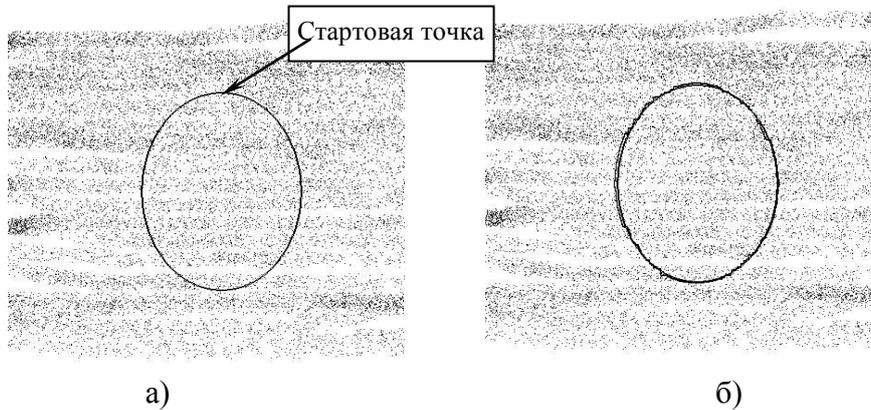


Рисунок 2 — Работа метода в условиях изображений с сильным шумом
 а) исходное изображение, показана начальная точка; б) полученный контур

Параметры метода для данного эксперимента были заданы следующие:

P_w	Ad	d	K_{dp}	K_{cos}	K_{pow}
вес пикселя принимался равным его яркости на инвертированном изображении	глубина анализа была принята равной 7	количество точек регрессии в методе наименьших квадратов — 25	функция плотности вероятностей экспоненциального распределения, коэффициент экспоненциального распределения $\mu = 2$	коэффициент влияния поворота на энергию взят на уровне 0.5	коэффициент чувствительности к повороту взят на уровне 2

На рис.3 представлена работа метода в условиях отсутствия некоторых участков контура с ложным ответвлением.



Рисунок 3 — Работа метода в условиях изображений с размытым и разрывным контуром
 а) исходное изображение, показана начальная точка; б) полученный контур

В данном эксперименте было использовано изображение 300×300 пикселей с 256 оттенками серого цвета. Стартовая точка выбрана автоматически как левая верхняя с ненулевым весом. Параметры метода для данного эксперимента были заданы следующие:

P_w	Ad	d	K_{dp}	K_{cos}	K_{pow}
вес пикселя принимался равным его яркости на инвертированном изображении	глубина анализа была принята равной 10	количество точек регрессии в методе наименьших квадратов — 15	функция плотности вероятностей экспоненциального распределения, коэффициент экспоненциального распределения $\mu = 0.5$	коэффициент влияния поворота на энергию взят на уровне 0.5	коэффициент чувствительности к повороту взят на уровне 2

Глубина регрессии взята небольшой по двум причинам. Во-первых: сам объект на изображении занимает небольшую часть и его контур невелик. Во-вторых: объект содержит исчерченный контур с большим числом поворотов. А чем больше точек в регрессии — тем более пологий получается контур, тем меньше его возможность к изгибам. Также через параметр плотности экспоненциального распределения увеличен вес F_p влияния дальних пикселей.

Работа с реальными объектами осложнена подбором начальных параметров. Рассмотрим возможность получения контуров нескольких объектов на реальных снимках. В экспериментах использовались снимки 762×512 пикселей с палитрой RGB. Перед запуском программной реализации метода проводились следующие подготовительные этапы: перевод изображения в 256 оттенков серого; получение из серого изображения детектором границ SUSAN с окном 7×7 и порогом 15 изображение контуров объектов; получение из серого изображения методом контрастирования Собеля, а затем Лапласа с окном 3×3 изображения с повышенной яркостью перепадов; наложение изображения SUSAN на изображение с повышенным контрастом; использование порогового фильтра на уровне 25 к совмещенному изображению (серые цвета со значением меньше 25 заменялись на 0).

Рассмотрим процесс подробнее. На рис.4 представлено исходное микроскопическое изображение клетки кожи (фибробласт).

На рис.5 показано изображение после работы алгоритма SUSAN. Рамка вокруг изображения появилась из-за использования оконных методов обработки изображения. Очевидно, что нахождение контуров вблизи границ изображения стандартными методами невозможно.

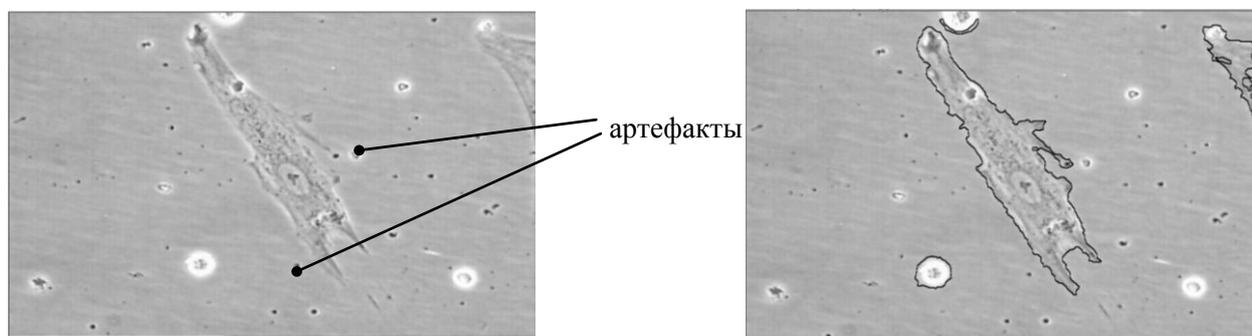


Рисунок 4 — Исходное изображение фибробластов (слева) и полученные контуры (справа)

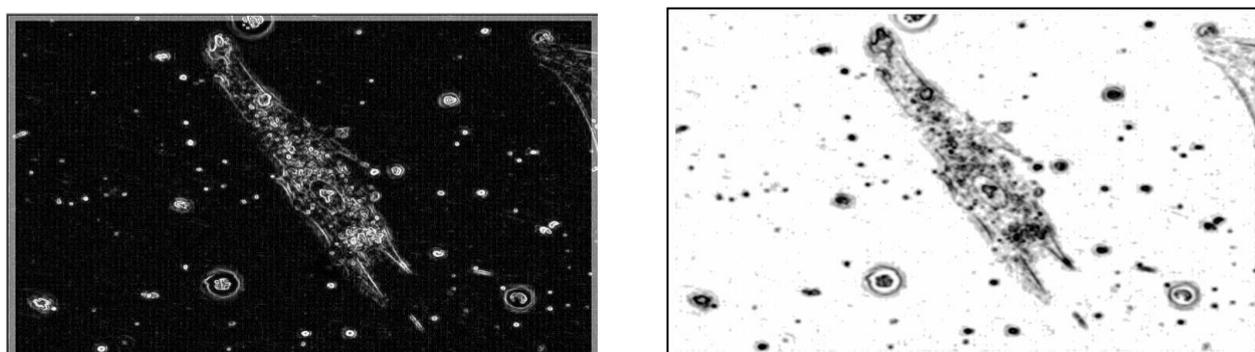


Рисунок 5 — Совмещенное изображение после контрастирования методом Собеля и обработкой методом SUSAN (слева) и его инверсия (справа).

Параметры метода для данного эксперимента были заданы следующие:

P_w	Ad	d	K_{dp}	K_{cos}	K_{pow}
вес пикселя принимался на основании маски перепадов	глубина анализа была принята равной 10	количество точек регрессии в методе наименьших квадратов — 20	функция плотности вероятностей экспоненциального распределения, коэффициент экспоненциального распределения $\mu = 0.5$	коэффициент влияния поворота на энергию взят на уровне 5	коэффициент чувствительности к повороту взят на уровне 1

По группе объектов:

- Минимальная длина контура принималась равной 300, объекты с меньшим контуром не учитывались;
- Стартовая точка выбиралась автоматически как первая с ненулевым весом пикселя.

Из рис.4 видно, что метод хоть и не везде точно описал границу, но получил контуры объектов на зашумленном изображении. Неточность нахождения контура связана с сильной его размытостью на изображении, за счёт свечения клеточной мембраны. Следует отметить, что близкие к объектам артефакты не были внесены в контур, а также исчерченная и неточная граница клетки была плавно обведена, несмотря на то, что основной объект-клетка после пороговой фильтрации была сильно разделена и исчерчена.

Выводы.

Работоспособность данного метода доказана экспериментально и подтверждена использованием его на практике. Для каждого класса объектов он может быть улучшен внесением в него не используемых в данной работе энергий обвода контура. Для стабильной работы метода нужен блок предварительной обработки, главным усовершенствованием метода может быть нахождение аппарата предварительной обработки, который бы позволил расширить класс анализируемых изображений без изменения параметров.

Другим направлением усовершенствования механизма нахождения контура может быть построение экспертной системы. Перспективной является разработка самообучающейся экспертной системы на основе нейронных сетей для автоматизации управления параметрами данного метода.

Литература

1. Smith S M, Brady J M. SUSAN:A New Approach to Low Level Image Processing. Internal Technical Report TR95sMS1c, Defence Research Agency, Chobham Lane, Chertsey, Surrey, UK, 1995.
2. Прэнтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. — М: Мир, 1982. — Кн.2 — 480 с.
3. Р. Дуда, П. Харт. Распознавание образов и анализ сцен: Пер. с англ. — М.: Мир, 1978. — 848 с.
4. Местецкий Л.М. Непрерывный скелет бинарного растрового изображения. Труды межд.конф. "Графикон-98", Москва, 1998.
5. M Kass, A Witkin, D Tezopoulos. Snake: Active Contour Models. International Journal of Computer Vision, 1987, 1 (4): 321–331.
6. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ: Пер. с англ. — М: Статистика, 1973. — 391 с.