

РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ПОИСКА НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДА КОНТУРНОГО АНАЛИЗА

Вовк Е. Л., группа ИУС-05м

Руководитель доц. каф. АСУ Привалов М.В.

Целью данной автоматизированной системы является выделить контуры всех объектов на изображении с использованием методов контурного анализа, а затем, с помощью определенных заданных характеристик найти область, соответствующую номерному знаку автомобиля. Далее выделенная область посылается на вход систем распознавания символов.

Итак, в нашем случае рассматриваются фиксированные фотографии автомобилей, сделанные при их движении на дорогах специальными фотодатчиками. Данные устройства срабатывают не на все движущиеся машины на дорогах, а только в том случае, если сработали специальные датчики превышения скорости. Кроме того, фотодатчик расположен таким образом, что ракурс снимков проходит практически под одинаковым углом, с наименьшей погрешностью, что позволяет фиксировать минимум объектов для дальнейшего оконтуривания, снизить временные затраты на обработку снимка и получить более качественное рабочее изображение.

Данная система поможет при решении весьма актуальной на данный момент проблемы дорожно-транспортных происшествий, т. к. она позволит не только регулировать правила дорожного движения, но и отслеживать автомобили, находящиеся в розыске.

Данная задача может быть решена с помощью таких алгоритмов как аппроксимация кривых, использование вторых производных [1, 2], алгоритм детектора границ Canny [3], прослеживание контуров [1] и другие. Однако, при использовании одних из них необходимо деление по порогу, другие — не

позволяют получить направление границы, усиливают шум, либо же требуют предварительного сглаживания изображения и т.д. Изначально для программной реализации был выбран метод змеек [5, 6, 7], однако, как в дальнейшем и было проверено, данный метод «не срабатывает» в том случае, если граница объекта имеет вогнутости, т. к. точки контура сдвигаются относительно ее же нормали, что приводит к получению ложных линий и пересечений и, как результат, появлению ложного контура. Результаты работы представлены на рис. 1.

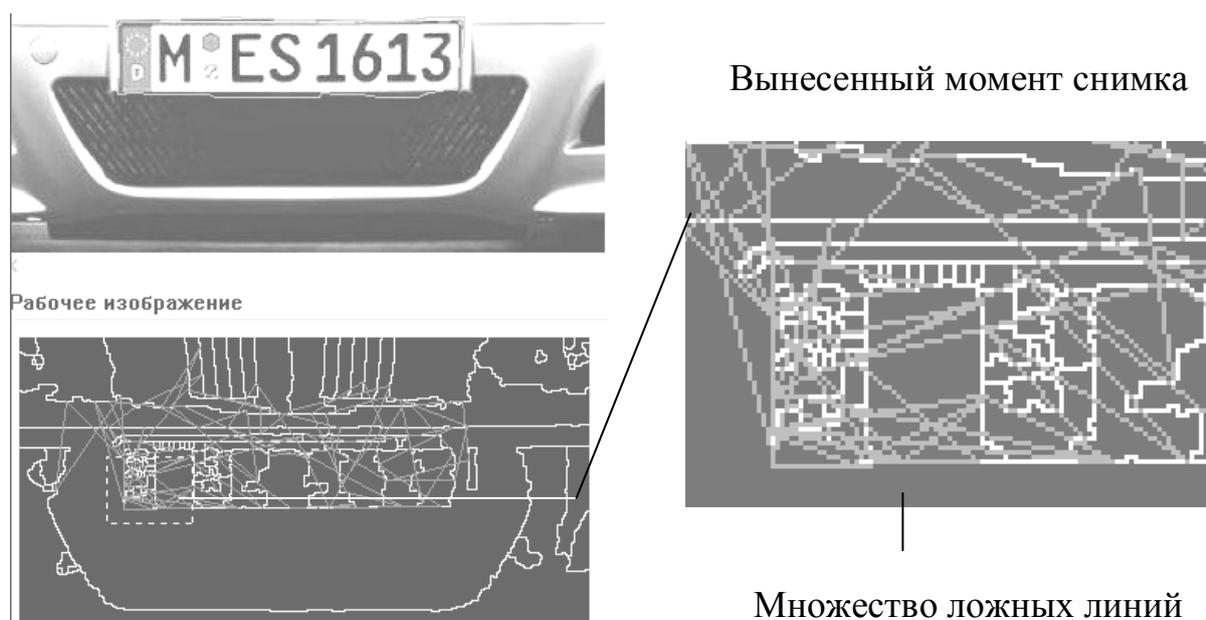


Рисунок 1 — Результат получения контура на изображении с помощью метода змеек

Проанализировав все недостатки рассмотренных методов, далее обозначим задачи, которые должен решить выбранный в конечном итоге метод. Итак:

- необходимо не только получить перепад яркости на изображении, но и детектировать его;
- ограничить получение границ мельчайших частиц (объектов) и тем самым снизить вероятность появления шума;

- избежать искажения подробностей границ;
- снизить вычислительные и временные затраты, не ухудшив при этом качество получаемого рабочего изображения.

Далее рассмотрим метод, который не только теоретически, но и практически оптимально решает данные задачи.

Метод водораздела в цифровых пространствах: алгоритм, основанный на моделировании погружения (метод водостоков).

Данный метод [7] основан на аналогии процесса погружения, в котором так называемый поток воды моделируется за счет поочередного набора пикселей. Точность этого метода доказана и является одной из лучших среди имеющихся на данный момент реализаций. Кроме того, адаптация этого метода к какому-либо виду цифровой решетки и его применение к пространственным изображениям и даже графикам и диаграммам является достаточно простой.

Рассмотрим общий принцип водораздела.

На каждом шаге все пиксели сканируются в predetermined порядке. Чтобы ускорить алгоритм поступают следующим образом: считается, что на данном шаге моделируются точки только с маленькими значениями. Т.е., вместо сканирования всего изображения исследуется область только 2х пикселей. Поэтому, в дальнейшем предположим, что пиксели изображения скомпонованы в отдельный массив и что выполняются 2 следующих условия:

- Случайный доступ к пикселям изображения
- Прямой доступ к соседним пикселям от данного (4 для 4-связности, 6 для 6-угольного, 8 на 8-связности и т.д.)

Теперь, что касается непосредственно нашего метода. Опишем алгоритм его работы.

Изначально устанавливаем некоторый порог, с которым будем сравнивать значение яркости в точках. Также устанавливаем примерное

количество водостоков. В нашем случае количество водостоков — это примерное количество объектов на снимке, границы которых мы и будем находить. Для получения наиболее четкого контура (временные затраты незначительны) размер водостока принимаем в 1 пиксель. Далее исследуем пиксели и сравниваем значение их яркости со значением порога, — в том случае, если это значение меньше или равно, то относим этот пиксель к «затопленному». Так, на первом шаге получаем примерные объекты (водостоки), границы которых будут уточняться последующими шагами. Далее повышаем значение порога на единицу (для получения наиболее точных границ) и исследуем пиксели, соседние к «затопленным». При этом каждый водосток фиксируется, и в той точке, где два водостока сливаются в один, мы получаем точку границы. Таким образом, продолжаем до тех пор, пока все водостоки не сольются в единый. В таком случае будут получены все возможные контуры, т. е., все водостоки (объекты) будут разделены между собой.

Данный алгоритм можно реализовать с помощью следующей математической модели.

Математическая модель метода водостоков

Будем считать, что у нас есть изображение I , чья область определения обозначается $D_I \subset Z^2$. I считается, что принимает дискретные значения в данном диапазоне $[0, N]$, N является произвольным положительным целым.

$$I \begin{cases} D_I \subset Z^2 \rightarrow \{0, 1, \dots, N\} \\ p \rightarrow I(p) \end{cases} \quad (1)$$

Следовательно, мы принимаем наши полутоновые изображения за численные функции.

Будем считать, что G — это основная численная решетка, которая может быть любого типа: квадратной решеткой 4- или 8-связности, либо же 6-угольная решетка 8-связности. G — это подмножество $Z^2 \times Z^2$.

Определение 1:

Определяем $l(P)$ как длину данного пути P между 2мя пикселями p и q (p_0, p_1, \dots, p_l — пиксели). Мы также принимаем $N_G(p)$ как множество соседей пикселя p , которые относятся к области G .

$$N_G(p) = \{p' \in Z^2, (p, p') \in G\}. \quad (2)$$

Перед тем как представить водоразделы необходимо обратиться к понятию *минимума*.

Определение 2:

Минимум M на изображении I на уровне h — это связанное плато пикселей, от которого возможно перейти к точке с меньшим значением.

$$\begin{aligned} \forall p \in M, \forall q \notin M, \text{ так что } I_q \leq I(p) \\ \forall P = (p_0, p_1, \dots, p_t) \text{ так что } p_0 = p \text{ и } p_t = q \\ \exists_i \in [1, t] \text{ так что } I(p_i) > I(p_0) \end{aligned} \quad (3)$$

Минимум, таким образом, является связанной и изоинтенсивной областью, де тоновый уровень темнее, чем у соседних пикселей (чем темнее пиксель, тем меньше его значение яркости).

Теперь можно перейти к понятию водостоков и водоразделов.

Определение 3 (водосток, 1-е определение):

Пусть I — это наше полутоновое изображение. Водосток $C(M)$, связанный с минимумом M , это множество пикселей p на D_I , причем вода, попадающая на p , стекает вниз по рельефу по определенному убывающему пути, и в конечном счете достигает M .

Линии, которые разделяют водостоки, являются так называемыми водоразделами на изображении I .

Второе определение, относящееся к понятию водораздела, может быть рассмотрено как алгоритмическое понятие, и оно более приемлемо для практического применения.

I , как уже рассмотрено, — это полутоновое изображение. h_{min} примем за минимальное значение в области D_I , а h_{max} — соответственно максимальное в той же области. Следовательно, $T_h(I)$ является порогом на уровне h .

$$T_h(I) = \{p \in D_I, I(p) \leq h\}. \quad (4)$$

Мы также определяем $C(M)$ как водосток, связанный с минимумом M , а $C_h(M)$ — подмножество таких водостоков, образованное набором точек, чьи значения меньше или равны значению h .

$$C_h(M) = \{p \in C(M), I(p) \leq h\} = C(M) \cap T_h(I). \quad (5)$$

$min_h(I)$ относится к множеству точек, составляющих минимум на уровне h .

Чтобы проиллюстрировать процедуру «затопления водой» начнем с множества $T_{hmin}(I)$, к точкам которого вода придет в первую очередь (примем X и Y за множество пикселей в различных областях). Эти точки являются начальным множеством для нашей рекурсии. Таким образом, принимаем:

$$X_{hmin} = T_{hmin}(I). \quad (6)$$

X_{hmin} состоит из точек I , которые относятся к минимуму с самым низким значением. Теперь примем порог I на уровне $h_{min}+1$, т. е. $T_{hmin+1}(I)$. Теперь Y является одним из компонент $T_{hmin+1}(I)$, есть 3 возможных случая включения между Y и $Y \cap X_{hmin}$:

- 1) $Y \cap X_{hmin} = \emptyset$ (в таком случае Y , очевидно, новый минимум для I);
- 2) $Y \cap X_{hmin} \neq \emptyset$, является связанным (Y имеет дискретный уровень ниже, чем $h_{min}+1$);
- 3) $Y \cap X_{hmin} = \emptyset$, не является связанным (Y содержит минимум, отличный от минимума I).

Далее рассматриваем следующее множество нашей рекурсии.

$$X_{hmin} = min_{hmin+1} \cup IZ_{T_{hmin+1}(I)}(X_{hmin}). \quad (7)$$

Связь поддерживается на всех уровнях h .

Множество водостоков на изображении I приравнивается к множеству X_{hmin} , полученному после рекурсии:

$$1) \quad X_{hmin} = T_{hmin}(I); \quad (8)$$

$$2) \quad \forall h \in [h_{min}, h_{max} - 1], X_{h+1} = \min_{h+1} \cup IZ_{h+1(I)}(X_h). \quad (9)$$

Водоразделы на I соответствуют множеству точек на D_I , которые не принадлежат никакому другому водостоку.

Анализ работы реализованного метода

Для анализа эффективности работы данного алгоритма проведем обработку имеющихся снимков с помощью данного метода и оценим его эффективность вследствие получения процента положительных и отрицательных результатов.

Итак, чтобы оценить процент удачных результатов, найдем отношение количества положительных результатов к общему числу снимков.

Для примера всего было взято 34 снимка. Из них удачный результат показали 27. Т. е.: $\frac{27}{34} = 0,79$ таким образом, получаем практически 80% удачного результата. Пример обработанного изображения представлен на рис. 2.



Рисунок 2 — Результат работы метода водоразделов

Соответственно, считаем неудачный процент результатов и получаем примерно 20%.

Неудачный результат может быть объяснен тем, что обработанные с отрицательным результатом снимки имеют ракурс, который не соответствует положенному ракурсу для данной системы. В случае, когда номерной знак не смещен, контур объекта и его месторасположение определяются практически со 100% точностью. Таким образом, данный метод можно считать достаточно эффективным для решения поставленной задачи. Направлением дальнейших исследований является апробация метода на контрольной выборке снимков, соответствующей условиям системы.

Перечень ссылок

1. Прэйт У. Цифровая обработка изображений. Кн.2. — М.:Мир, 1982. —784 с.
2. Prewitt J.M.S. Object enhancement and extraction. / In B.S. Lipkin and A. Rosenfeld, editors, Picture Processing and Psychopictorics. Academic Press, 1970.
3. Canny J.F. Finding edges and lines in images. / Master's thesis, MIT, Cambridge, USA, 1983.
4. Kaas M., Witkin A., Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models.// Int. Journal of Computer Vision. — 1987, N1. — P. 312–331.
5. Cohen L.D. On Active Contour Models and Balloons. // Comput. Vision Graphics Image Processing: Image Understanding. — 1991, v.53, N2. — P. 211–218.
6. Leymarie F., Levine M.D. Tracking Deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model. // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1993, v.15, N6. — P. 617–634.
7. // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 13, no. 6, june 1991. — P. 583–598.