

# Использование масштабирования изображения для повышения робастности выделения малоразмерных объектов

А.Г. Позин

Государственный Научно-исследовательский Институт Авиационных Систем  
Москва, Россия  
pozinan@mail.ru

## Аннотация

В статье предложен метод обработки реальных изображений с целью выделения структур с характерными размерами сравнимыми с размером пикселей.

Этот метод полезен при разработке систем в условиях ограниченной разрешающей способности камер.

В основном речь идёт об обнаружении меток заранее известной структуры, однако описанный подход может быть расширен и применён к различным задачам.

**Ключевые слова:** *Сегментация, выделение меток.*

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Задача обнаружения объекта на изображении является классической задачей в теории обработки изображений. При этом метод поиска часто определяется способом задания модели самого объекта. Объект может быть задан, например, аналитически (окружности/эллипсы, прямые линии, углы ...), может быть задан фрагментом изображения (в этом случае применяются различные корреляционные методики) или любым другим способом. Описываемый ниже подход лучше всего подходит для аналитического описания объекта поиска, однако может быть расширен и на некоторые другие виды моделей.

Для поддержания роста технических возможностей оборудования требуется соответствующая поддержка со стороны программного обеспечения. Так, для обработки больших изображений потребовалось внести некоторые доработки в существующие алгоритмы. Особенно большую популярность получили различные пирамиды изображений [1] дополняющие исходное изображение его уменьшенными копиями. При этом поиск объекта вначале быстро производится по изображению, хранящемуся на самой вершине пирамиды (максимально уменьшенной копии изображения) и, в случае обнаружения, положение объекта уточняется по изображениям, хранящимся на следующих ступенях пирамиды. Такой подход удобен, если заранее известно, что разрешение исходного изображения избыточно по отношению к модели объекта поиска. Если же размеры объекта на изображении малы, то многие известные алгоритмы обнаружения оказываются не в состоянии его обнаружить, хотя объект отчётливо виден глазами. На рис. 1 изображены модель круглой метки и её реальное изображение. Такие или подобные метки применяются в фотограмметрических измерительных системах, в системах Motion Capture и т.д.

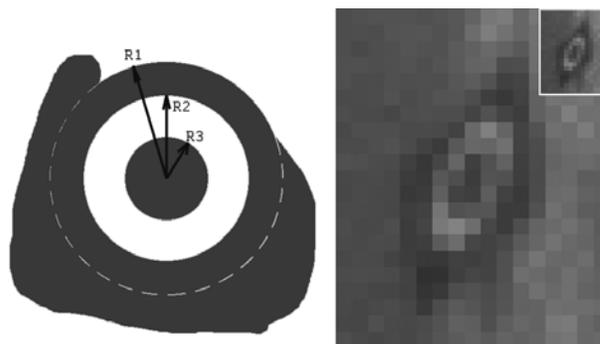


Рис. 1. Модель метки и её реальное изображение.

Несмотря на то, что изображение получено при помощи цифровой камеры для технического зрения, на нём всё равно присутствует небольшое количество шума. Однако самой большой проблемой возникающей при попытке обнаружить такую метку является недостаточность разрешения снимка. Классические алгоритмы сегментации, обычно применяющиеся при обнаружении подобных контрастных фигур, дают сбой – белое кольцо метки либо не определяется вообще, либо представляет собой несколько несвязных областей, и не соответствует описанию метки – “чёрный круг внутри белого кольца на чёрном фоне”. Такое поведение связано с тем, что эти алгоритмы работают по принципу клеточных автоматов, то есть не могут корректно работать с областями размером меньшими, чем несколько пикселей. Для решения этой проблемы можно увеличивать разрешающую способность камер или размеры метки, однако и то и другое обычно нежелательно.

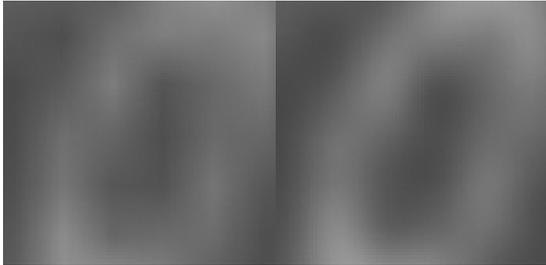
## 2. ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНИКИ МАСШТАБИРОВАНИЯ СНИМКА

Для того чтобы помочь алгоритмам сегментации можно увеличить размеры изображения. При этом важно выбрать хороший метод масштабирования. На рис. 2 показаны результаты масштабирования исходного изображения в 16 раз методами “bilinear” и “bicubic” программой Adobe Photoshop CS2. Отчётливо видно, что метод “bicubic” более точно передаёт очертания тёмного пятна.

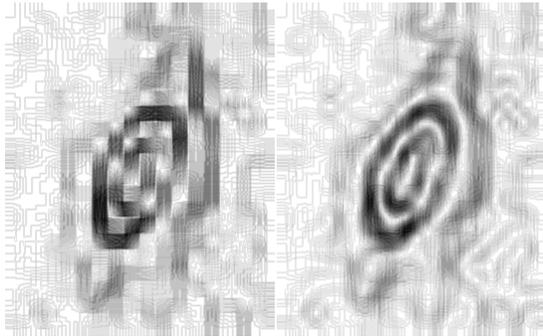
После процедуры масштабирования можно приступить к выделению областей (сегментированию изображения). При этом удобно использовать градиентный подход – на границах между тёмными и светлыми областями вектор градиента указывает направление перехода от тёмной к светлой области, а его модуль имеет большое значение. На рис. 3 показаны значения градиентов вычисленные при помощи свёрток изображения с масками Собеля:

$$g_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad g_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \quad |\text{grad}| = \sqrt{g_x^2 + g_y^2},$$

при работе с изображением полученным методом “bicubic” градиенты получаются более качественными, однако, ниже будет показано, что, применяя специальные методики вычисления градиента результаты можно улучшить.



**Рис. 2.** Слева – масштабирование методом “bilinear”, справа – масштабирование методом “bicubic”.



**Рис. 3.** Модули градиентов отмасштабированных изображений, слева – “bilinear”, справа – “bicubic”.

### 3. ВЫЧИСЛЕНИЕ ГРАДИЕНТОВ

В статье [2] была продемонстрирована целесообразность вычисления производных первого и второго порядка при помощи операции свёртки с соответствующими производными функции Гаусса. При этом размер масок свёртки зависит от параметра  $\delta$  функции Гаусса.

Введём обозначения:

$$g_\delta(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \delta} e^{-\frac{x^2}{2\delta^2}}$$

$$g'_\delta(x) = \frac{-x}{\sqrt{2\pi} \cdot \delta^3} e^{-\frac{x^2}{2\delta^2}},$$

Сворачивая изображение с масками вида

$$g_{x,\delta}(x, y) = g_\delta(y) \cdot g'_\delta(x)$$

$$g_{y,\delta}(x, y) = g'_\delta(y) \cdot g_\delta(x),$$

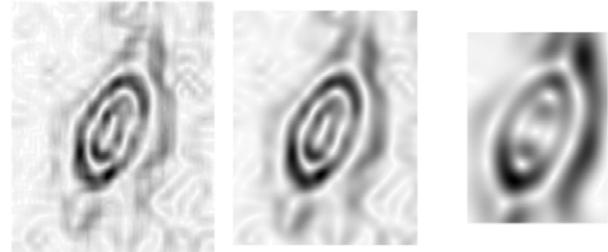
получаем значения частных производных  $g_x$  и  $g_y$  изображения сглаженного фильтром Гаусса с параметром  $\delta$ .

Модуль градиента считается обычным образом:

$$|\text{grad}| = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}.$$

Параметр  $\delta$  оказывает большое влияние на качество результата, при слишком маленьком его значении результат сильно зависит от шума, при слишком большом теряются мелкие детали (рис. 4).

Для достижения максимальной точности, маски для вычисления  $g_{x,\delta}(x, y)$  и  $g_{y,\delta}(x, y)$  рассчитываются с применением численного интегрирования, например методом трапеций.



**Рис. 4.** Модули градиентов изображения увеличенного в 16 раз методом “bicubic” при значении  $\delta$  (слева направо) 1.5, 5.5 и 15.0

Центральное изображение на рис. 4. уже достаточно качественное для применения к нему алгоритмов сегментации, однако предварительное масштабирование и зависимость от алгоритма его осуществляющего является слабой стороной предложенного подхода.

Обычно при вычислении градиентов (методами Собеля, Соппу и др.) вычисленное значение соответствует центру исследуемого пикселя. Небольшая модификация алгоритма использующего производные функции Гаусса позволяет вычислять производные в точке произвольно расположенной внутри пикселя. Для этого двумерную систему координат, в которой вычисляются  $g_{x,\delta}(x, y)$  и  $g_{y,\delta}(x, y)$  необходимо поместить не в центр пикселя, а в исследуемую точку. Разбив каждый пиксель на  $M \times M$  участков, и вычислив градиенты для центра каждого из них, можно получить детальную картину градиентов без непосредственного увеличения исходного изображения в  $M$  раз.



**Рис. 5.** Градиенты исходного изображения, вычисленные при разбиении каждого пикселя на 1x1 (слева), 2x2 (в центре) и 4x4 (справа) участков.  $\delta=0.5$ .

На рис. 5. показан результат вычисления градиентов исходного изображения без промежуточных операций масштабирования снимка. Полученный результат уже не представляет проблем для алгоритмов сегментации и

структура “чёрный круг внутри белого кольца на чёрном фоне” легко выделяется. Объекты без значительных ракурсных искажений выделяются ещё лучше (рис. 6)

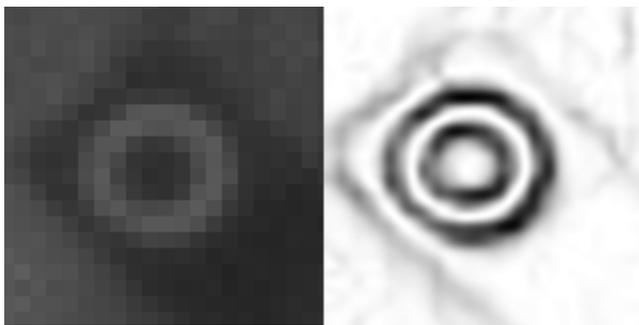


Рис. 6. Результат обработка метки снятой почти без ракурсных искажений.

#### 4. ОПТИМИЗАЦИЯ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Отказ от предварительного увеличения снимка сильно снижает время обработки изображения. Во-первых, за счёт времени самой операции масштабирования, во-вторых, за счёт того, что размеры масок при вычислении  $r_x$  и  $r_y$  оказываются значительно меньшими, чем в случае работы с увеличенным изображением.

Для дальнейшего ускорения вычисления  $r_x$  и  $r_y$  можно применить последовательное интегрирование. Так как и  $g_{x,\delta}(x, y)$  и  $g_{y,\delta}(x, y)$  имеют вид  $F(x, y) = I(x) \cdot J(y)$ , то результирующую производную можно вычислить как  $r = \iint F(x, y) \cdot A(x, y) \cdot dx dy = \iint I(x) \cdot J(y) \cdot A(x, y) \cdot dx dy =$

$$\int J(y) \cdot \left( \int I(x) \cdot A(x, y) \cdot dx \right) \cdot dy = \int J(y) \cdot B(y) \cdot dy, \quad \text{где}$$

$$B(y) = \int I(x) \cdot A(x, y) \cdot dx, \quad A(x, y) - \text{исходное изображение.}$$

Операция интегрирования в дискретном случае заменяется операцией суммирования.

Сведение двойного интеграла к двум одинарным даёт увеличение скорости работы на больших масках и при разбиении пикселя на большое число участков. При разбиении пикселей на  $M \times M$  участков, значения  $B(y)$  вычисляются только  $M$  раз для каждого пикселя.

Перед применением описанного подхода к реальному изображению целесообразно, в целях экономии вычислительных ресурсов, определить области возможного положения меток и отсеять области, в которых их точно нет. Сами метки имеют контрастную структуру, поэтому области с небольшим градиентом могут быть отброшены. Оставшиеся участки могут быть подвергнуты дальнейшему анализу. При правильно выбранных критериях области с возможными положениями меток занимают менее 10% площади исходного изображения.

#### 5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Описанная методика выделения малоразмерных объектов может применяться как к единичным снимкам, так и к

видеопоследовательностям. В последнем случае она особенно эффективна в системах Motion Capture, так как часто разработчикам таких систем приходится выбирать между разрешением камер и частотой кадров. Кроме того, при этом возможна трассировка положения меток (получение примерного положения метки исходя из её положения на предыдущих кадрах).

#### 6. БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] P. Burt and T. Adelson. *The Laplacian pyramid as a compact image code*. *IEEE Transactions on Communications*, 31(4):532--540, 1983
- [2] C. Steger, "An Unbiased Detector of Curvilinear Structures," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 20(2), pp. 113--125, 1998

#### Об авторе

Позин Андрей Григорьевич, закончил Московский Физико-Технический Институт. Аспирант ГосНИИАС, инженер. Почтовый адрес [pozinan@mail.ru](mailto:pozinan@mail.ru)

### Using image scaling for improving small target detection

#### Abstract

The paper describes a real image processing method which can extract small structures of size comparable with size of single pixel.

This method is useful in developing systems with restricted camera resolution.

Though the paper describes a work with special structured targets, the method can be expanded on many other applications.

**Keywords:** *Segmentation, Target detection.*

#### About the author

Pozin Andrey Grigorievich is an engineer of GosNIIAS, Ph.D. student. His contact email is [pozinan@mail.ru](mailto:pozinan@mail.ru)