

# 基于概率密度梯度的边缘检测

孙 达 刘家锋 唐降龙

(哈尔滨工业大学计算机学院 哈尔滨 150001)

**摘 要** 提出了一种新颖的基于概率密度梯度的边缘检测算法. 新算法通过估计图像中各像素点的概率密度梯度得到图像的概率密度梯度场, 然后根据图像的边缘点在概率密度梯度场中具有两侧梯度方向相反的特性实现边缘检测. 与现有的算法相比, 新算法检测得到的边缘点具有尺度不变性, 并可以直接从图像中检测出具特定尺寸区域的轮廓, 完好地保持物体的形状.

**关键词** 边缘检测; 概率密度梯度; 图像处理

**中图法分类号** TP391 **DOI号**: 10.3724/SP.J.1016.2009.00299

## Edge Detection Based on Density Gradient

SUN Da LIU Jia-Feng TANG Xiang-Long

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

**Abstract** This paper proposes a new image edge detection algorithm based on the density gradient. The image pixels are taken as some sample points in the image sample space, and the image can be transformed into the density gradient field by density gradient estimation. In the density gradient field, all the density gradients point against the image edge. According this property, the new algorithm selects the points around which all the gradients point against them as the edge points. Comparing with other detectors, the edges detected by the new algorithm are invariant to the detection scales, and the object's boundary can be directly selected out by the new detector as their size.

**Keywords** edge detection; density gradient; image processing

## 1 引 言

边缘是图像中最简单也是最重要的一种特征, 其检测算法是图像处理和底层计算机视觉研究的重要内容. 当前最为完善的边缘检测体系是针对灰度图像的基于滤波器的检测算法<sup>[1]</sup>, 这类方法主要是通过一阶微分算子(如 Prewitt 算子<sup>[2]</sup>和 Sobel 算子<sup>[3]</sup>)或二阶微分算子(如 Laplace 算子<sup>[4]</sup>)构建滤波器完成边缘检测. 利用一阶微分算子可以实现对

阶跃边缘的检测, 此类方法是通过计算图像的灰度梯度场, 将沿梯度方向具有梯度强度极大值的点确定为边缘点, 其中 Canny<sup>[5]</sup>提出的最优化灰度梯度边缘检测算法是目前使用最为广泛的边缘检测算法. 利用二阶微分算子可以实现对线性边缘的检测, Ziou<sup>[6]</sup>参照 Canny 算法提出了一种优化的线性边缘的检测算法. 近些年的检测算法研究主要集中于3点: 构建更有效的滤波器<sup>[7-9]</sup>、边缘的尺度选择<sup>[10]</sup>、更有效的边缘筛选<sup>[11]</sup>.

近些年出现了一类新的基于颜色(或亮度)分布

的边缘检测算法. 最早的是一种被称为 SUSAN 的边缘检测算法<sup>[12]</sup>, 该算法用 USAN 值(像素点邻域内与之相似点的个数)作为边缘点的度量, 并指出边缘点是沿垂直边缘方向具有最小 USAN 值(SUSAN)的点. 一个像素点的 USAN 值等价于该像素点在其邻域内的概率密度值, 即 SUSAN 点是那些具有最小概率密度的点. SUSAN 算法具有保持角点等优良的性质. 与 SUSAN 算法相似, 边缘点具有最小概率密度的性质被 Economou<sup>[13]</sup>等人直接用来检测彩色边缘. SUSAN 是一种小尺度的检测算法, 因为当检测尺度很大时, 所有小物体区域内的点的概率密度都会具有很大的 SUSAN 值, 即概率密度梯度很小. Ruzon<sup>[14]</sup>提出了一种在大尺度下基于颜色(或亮度)分布的边缘检测算法, 并指出该算法具有在大尺度下保持物体形状的性质, 但是该算法的计算效率很低, 通常需要几分钟处理一张图像.

最常使用的一种图像分割技术就是根据颜色(或亮度)信息对像素点进行聚类, 然后将同属一类的连续像素划分到同一区域. 因此, 边缘作为图像中物体区域的轮廓线, 也可以通过像素的聚类信息进行检测. Fukunaga<sup>[15]</sup>指出样本点的概率密度梯度总是指向该样本点所属类别的中心方向, 根据这一性质, 可利用概率密度梯度完成样本点的自聚类. Comaniciu<sup>[16]</sup>根据概率密度梯度的聚类能力, 采用归一化的概率密度梯度(MeanShift)进行图像平滑和图像分割, 获得了很好的结果. 因为图像边缘两侧的像素点分属于不同的类别, 所以在 MeanShift 聚类过程中, 边缘两侧的像素点会沿着相反的方向移动. 根据这一性质, 通过比较相邻点的概率密度梯度方向可实现对边缘的检测. 本文首先给出了图像边缘点在概率密度梯度场中的描述, 然后根据边缘点的性质构建相应的边缘检测算法, 最后通过与传统基于灰度梯度场算法和基于像素分布的算法进行比较分析新算法的性能.

## 2 基于概率密度梯度的边缘描述

本节首先扩展了边缘定义, 提出了一种基于类别的边缘定义, 然后根据概率密度梯度的自聚类能力, 给出图像边缘在概率密度梯度场中的描述.

### 2.1 基于类别的边缘定义

边缘线是物体轮廓在图像中的反映, 基于灰度的边缘定义为: 边缘是图像平面上的一条曲线, 曲线两侧像素点的灰度级不同. 传统基于灰度梯度的算

法通过比较像素点之间的灰度级完成边缘检测. 与此算法相似, 彩色图像边缘检测算法通常是通过比较像素点的颜色信息进行边缘检测<sup>[16]</sup>. 灰度级和颜色都是图像中像素点的属性, 因此传统边缘定义的本质为: 边缘线是两侧像素点属性不同的曲线, 相应边缘检测算法的核心是像素点属性的比较. 在小尺度的边缘检测时, 这种属性的差别是两个像素点之间的比较差分(或导数), 而在进行大尺度检测时, 像素点的属性是其邻域内属性的平均结果, 如对图像进行高斯平滑等. Ruzon<sup>[14]</sup>指出如果在一个区域内存在多种颜色, 这种平均的结果往往是一种图像中不存在颜色, 并且还会将某些复杂区域的轮廓扭曲. 针对这个问题, Ruzon<sup>[14]</sup>提出了一种利用颜色的直方图描述区域属性描述方法, 但是他的描述过于复杂且计算效率很低.

边缘线将图像中不同区域的像素点分割开. 边缘线对图像的分割, 可以看作是对像素点分类. 于是可以基于像素点的类别, 边缘可以被定义为: 边缘是图像中的一条曲线, 曲线两侧像素点所属类别不同. 新的基于类别的边缘定义是对原有基于属性定义的扩展, 基于属性的定义给出的是像素点比较的方法, 而基于类别的定义给出的是像素点类别比较的结果. 在后面的实验中可以看到, 根据新的定义设计的算法在所有的检测尺度下都会很好地保持物体的轮廓形状, 而传统的算法在大尺度下会严重地扭曲物体的形状.

根据基于类别的边缘定义, 边缘检测算法的核心是对像素点进行分类, 不同像素点的分类方法衍生出不同的边缘描述及检测算法. 在 2.2 节中将给出一种源自概率密度梯度聚类的图像边缘描述.

### 2.2 基于概率密度梯度的边缘描述

一幅图像可以被描述为各种属性的点分布在一个均匀网格上, 每点的属性维数为  $p$ , 当  $p=1$  时, 图像为灰度图像, 当  $p=3$  时, 图像为彩色图像. 于是整个图像空间包括两个子空间: 图像平面空间(网格)和像素的属性空间. 图像空间维数为  $p+2$ , 像素点便是图像空间中的样本点. 若将图像空间中的像素点聚类, 根据基于类别的边缘定义, 边缘线即为图像空间中不同类别像素点的分界线在图像平面上的投影. 由于沿样本点的概率密度梯度方向, 样本点总会运动到该点所属类别的中心, 故分界线两侧的概率密度梯度方向相反且都垂直背离分界线. 将图像空间中各点的概率密度梯度向图像平面投影, 则形成图像平面的概率密度梯度场, 简称为图像概率密

度梯度场. 因为在从图像空间向平面空间投影的过程中, 分界线两侧的梯度关系将保持不变. 故, 如图 1(a) 所示, 在图像平面中边缘线具有如下性质: 边缘线两侧像素点的概率密度梯度方向相反且垂直背离边缘线.

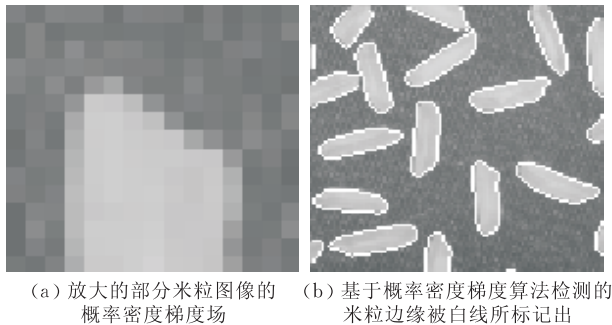


图 1 标准的米粒图像的概率密度梯度场和边缘

根据边缘线的这一性质, 边缘线两侧概率密度梯度分布的数学描述如下:

(1) 边缘点周围梯度方向背离边缘线, 即周围梯度方向向外发散. 在向量场中, 这种向量方向向外发散的点被称之为正的场源点, 散度大于零, 故边缘点的散度大于零.

(2) 边缘线两侧的概率密度梯度方向相反且都垂直于边缘线, 于是在垂直于边缘的直线上, 边缘点两侧对应点的梯度方向夹角为  $180^\circ$  (或接近  $180^\circ$ ), 即这两点的梯度内积小于零. 在过某个像素点的直线上, 将该点两侧相邻点梯度的内积称为该点在此直线方向上的内积响应, 并将此点在所有方向上内积响应的最小值称为该点的最小内积响应, 于是边缘点的最小内积响应小于零.

根据以上描述, 边缘点是在图像概率密度梯度场中满足散度大于零且最小内积响应小于零的像素点.

### 3 基于概率密度梯度的边缘检测

本节首先介绍了图像中各点概率密度梯度的估计, 然后给出了图像中每点散度和内积响应的计算方法, 最后利用概率密度梯度场中各点的散度和内积响应构建了一种基于概率密度梯度的边缘检测算法.

#### 3.1 概率密度梯度估计

图像是像素点在图像空间中的分布, 其中每点的概率密度可以通过核函数估计得到<sup>[15]</sup>. 图像中颜色为  $c$  的像素点  $M(x, y)$  的概率密度  $P(M)$  的核函

数估计为

$$P(M) = \sum_w \frac{C}{h_s^2 h_f^p} k\left(\left\|\frac{x-x_j}{h_s}\right\|\right) k\left(\left\|\frac{c_j-c}{h_f}\right\|\right) \quad (1)$$

其中,  $C$  为常量;  $x$  为  $M$  点的平面坐标  $(x, y)$ ;  $x_j$  是以  $x$  为中心的窗口  $w$  中的一点;  $c_j$  是图像中  $x_j$  点的颜色;  $k$  是核函数且通常为高斯函数;  $h_s$  是图像平面空间中的带宽,  $h_f$  是属性(颜色)空间中的带宽,  $p$  为属性空间的维数. 根据式(1)可以推导出各像素点的概率密度在图像平面空间中梯度  $G(x, y)$  的估计公式:

$$G(x, y) = \nabla_s P(x, y) = (P_x, P_y) \quad (2)$$

$$P_x = \sum_w \frac{C}{h_s^2 h_f^p} k'_x\left(\left\|\frac{x-x_j}{h_s}\right\|\right) k\left(\left\|\frac{c_j-c}{h_f}\right\|\right) \quad (3)$$

$$P_y = \sum_w \frac{C}{h_s^2 h_f^p} k'_y\left(\left\|\frac{x-x_j}{h_s}\right\|\right) k\left(\left\|\frac{c_j-c}{h_f}\right\|\right) \quad (4)$$

通过式(2)进行图像中每一点的概率密度梯度估计, 便可以得到图像的概率密度梯度场.

#### 3.2 散度及内积响应的计算

**散度计算.** 概率密度梯度场中点  $(x, y)$  处的散度  $D$  为

$$D(x, y) = \Delta P(x, y) = \frac{dP_x}{dx} + \frac{dP_y}{dy} \quad (5)$$

$P_x, P_y$  为点  $(x, y)$  处概率密度梯度在水平和竖直方向上的分量. Canny 证明了最优的一阶导数滤波器可以由高斯函数的一阶导数近似. 因此, 对梯度场的散度计算也利用高斯函数的一阶导数对的滤波来实现, 如式(6).

$$D(x, y) = P_x(x, y) \times g_x(x, y) + P_y(x, y) \times g_y(x, y) \quad (6)$$

其中  $g_x(x, y), g_y(x, y)$  为高斯函数的水平和竖直一阶导数. 概率密度梯度场中点  $p$  处的散度  $D$  是通过以  $p$  点为中心、半径为  $r$  的圆周  $S$  上的通量平均值. 式(6)中高斯函数的尺度  $\sigma$  与积分圆周的半径  $r$  相等价, 即  $\sigma=r$ . 在数字图像中, 由于  $r$  的最小值为 1 (像素之间的最小距离), 因此式(6)中, 高斯函数的尺度  $\sigma=1$ .

**内积响应的计算.** 根据第 2 节给出的内积响应的定义, 概率密度梯度场中的点  $(x, y)$  处, 在某直线方向  $\theta$  上的内积响应  $IR$  可通过该点两侧单位距离上两点的梯度计算得到, 如式(6).

$$IR(x, y, \theta) = G(x + \cos(\theta), y + \sin(\theta)) \cdot G(x - \cos(\theta), y - \sin(\theta)) \quad (7)$$

其中,  $G(x, y)$  为点  $(x, y)$  处的概率密度梯度. 因为图像是离散的网格, 故在任意一点处的边缘线方向主要有两种情况: 水平和竖直, 即  $\theta$  只可能为 0 或  $\pi/2$ .

因此,点 $(x,y)$ 处的最小内积响应为

$$MIR(x,y) = \min\{G(x+1,y) \cdot G(x-1,y), \\ G(x,y+1) \cdot G(x,y-1)\} \quad (8)$$

### 3.3 概率密度梯度场中的边缘检测

根据边缘点的性质,边缘检测过程便是在图像的概率密度梯度场中寻找散度大于零且最小内积响应小于零的点作为边缘点。但是满足边缘属性的点会有很多,因此需要对满足边缘性质的点进行筛选。最普遍的方法是根据每个点的边缘强度利用 Hysteresis threshold 方法进行筛选,并细化最后的结果,得到最终的边缘图像。边缘强度反映了边缘点的显著程度,通常为边缘两侧点的差异程度。而根据概率密度估计公式可以得出,边缘点周围的概率密度梯度正比于边缘两侧点的差别程度。而散度为边缘点周围概率密度梯度的积分,故可以利用散度作为边缘强度,并利用 Hysteresis threshold 进行边缘点的筛选,保留那些显著的边缘点。

根据以上散度、内积响应以及边缘方向的计算公式,基于概率密度梯度场的边缘检测算法可归纳如下,且标准的米粒图像的边缘检测结果如图 1(b) 所示。

(1) 计算图像中每一点的概率密度梯度,将图像转换为概率密度梯度场。

(2) 计算图像中每一点的散度和最小内积响应。

(3) 将所有散度大于零且内积响应小于零的点标记为原始边缘点。

(4) 根据原始边缘点的散度值,利用 Hysteresis threshold 方法筛选,并保留显著的边缘点。

(5) 通过形态学细化,得到宽度为一个像素的边缘线图像。

### 3.4 算法分析

新算法的核心是概率密度梯度的估计。在式(1)中,图像平面带宽 $h_s$ 和颜色带宽 $h_f$ 为重要的两个参数。如果概率密度估计的核函数为高斯函数,概率密度估计便是对像素点在图像平面和颜色空间中分布的高斯平滑过程, $h_s$ 和 $h_r$ 则分别为图像平面和颜色空间中的平滑尺度。我们分别称它们为特征尺度( $h_f$ )和图像尺度( $h_s$ ),下面将分别分析两个尺度参数对检测结果的影响。

**特征尺度。**首先,根据概率密度梯度估计式(3)和(4),改变特征尺度并不会改变概率密度梯度的“符号”。在边缘检测过程中,边缘的位置主要是通过概率密度梯度方向(即符号的比较)完成,故特征尺

度的变化不会改变边缘的位置。其次,概率密度梯度正比于像素之间对比度的指数,并且边缘强度正比于概率密度梯度,因此边缘强度与对比度成指数关系,而特征尺度则是指数函数的调节参数。如图 2,当特征尺度较小时,低对比度的边缘得到增强;当特征尺度增大时,低对比度边缘强度得到抑制;而高对比度的边缘始终都有较高的边缘响应值。故特征尺度的作用为通过特征尺度的调节可以改变低对比度边缘的强度,但不会改变边缘的位置。根据特征尺度的这一性质,可以实现对不同对比度边缘的选择。如图 3,当检测的阈值不变时,在较小的特征尺度下( $h_f=16$ ),图像中所有对比度的边缘都被检测出,而当增大特征尺度时( $h_f=128$ ),仅具有高对比度的边缘被保留。由于尺度的变化不改变边缘的位置,因此大尺度和小尺度的检测结果的“差”(如图 3(d))中则仅包含低对比度的边缘。通常的边缘检测中特征尺度 $h_f=64$ ,在该尺度下边缘强度与对比度的关系最接近于正比例关系,如图 2 所示。

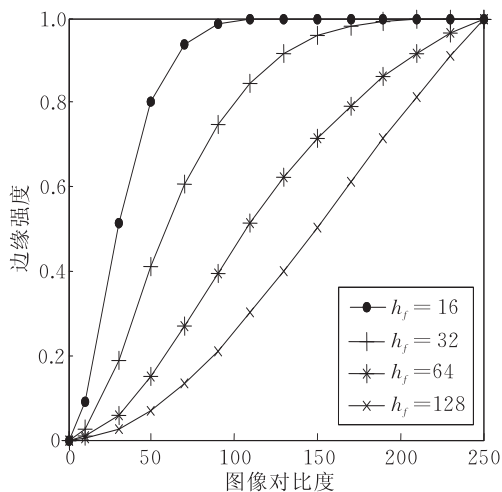


图 2 在不同的特征尺度下,边缘两侧像素的对比度与边缘强度之间的关系

**图像尺度。**在概率密度梯度估计公式(3)和(4)中,图像尺度 $h_s$ 为图像平面的平滑尺度,与Canny算法中尺度参数是相似的。以简单的平坦区域为例,如图 4,物体区域 $R$ 的颜色为 $cr$ ,区域 $R$ 内颜色 $cr$ 的密度为 $P_1$ ,区域 $R$ 外颜色 $cr$ 的密度为 $P_0$ 。当 $R$ 大于图像尺度窗口 $W_1$ 时,因为检测窗口 $W_1$ 内都是颜色为 $cr$ 的像素,所以 $P_1$ 的值会(近似)等于 1;而当 $R$ 小于图像尺度检测窗口 $W_2$ 时,由于窗口内有很多颜色不为 $cr$ 的像素点,故 $P_1$ 会小于 1,并且 $P_1$ 随尺度 $h_s$ (或尺度窗口 $W_2$ )增大而减小。区域边缘处的概率密度梯度为边缘两侧 $P_1$ 与 $P_0$ 的差。因此边缘



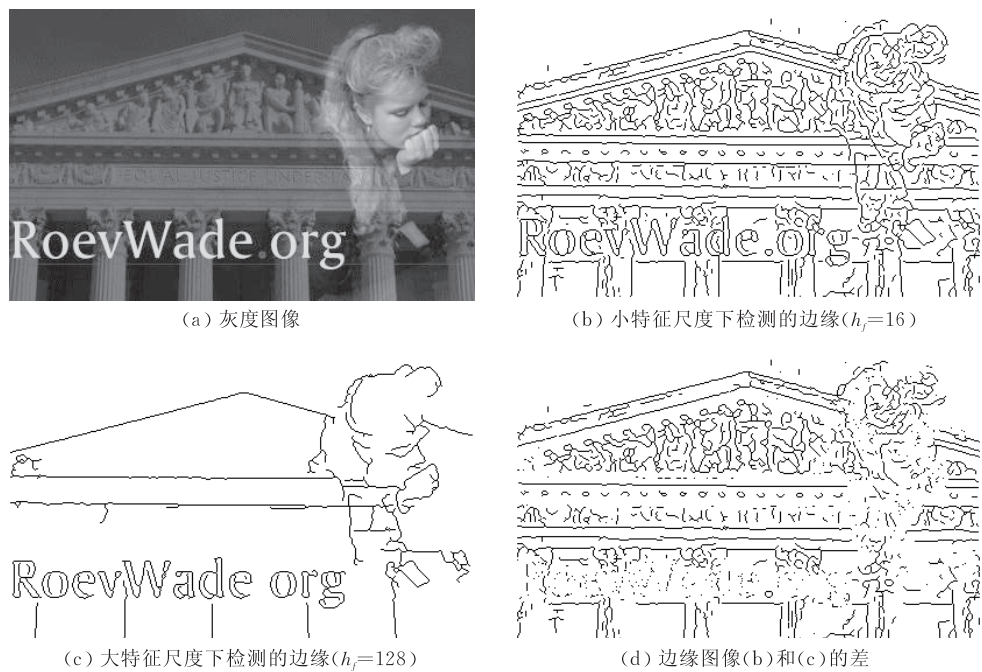


图 3 不同特征尺度下的边缘检测结果

点的概率密度梯度的强度也随着  $h_s$  增大而减小,但是边缘点的概率密度梯度的方向不会改变,因为  $P_1$  永远大于  $P_0$ . 在基于概率密度梯度的边缘检测算法中,概率密度梯度的强度决定边缘的强度,概率密度体的方向决定边缘的位置. 因此随着图像尺度  $h_s$  的增大,面积小的区域的边缘强度会减弱,而面积大的区域的强度会相对增强,但所有尺度下的边缘位置是保持不变的.

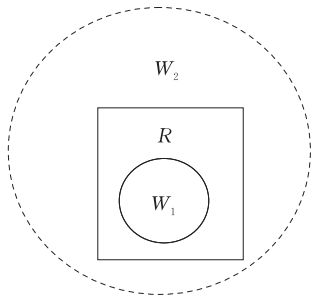


图 4 物体区域与检测尺度窗口之间的关系( $W_1$  为小尺度窗口(实线圆),  $W_2$  为大尺度窗口(虚线圆),  $R$  为物体区域(实线矩形区域))

根据图像尺度的性质,在边缘检测时可以通过调节图像尺度,筛选出不同大小的区域边缘. 如图 5,当阈值保持不变时,小的检测尺度  $H_s=1$  可以检测出图像中所有区域的边缘,如图 5(b);大的检测尺度  $H_s=8$  的检测结果则只保留了大物体的轮廓线,如图 5(c). 通过大尺度和小尺度检测结果的“差”,便可得到小物体的边缘线,如图 5(d).

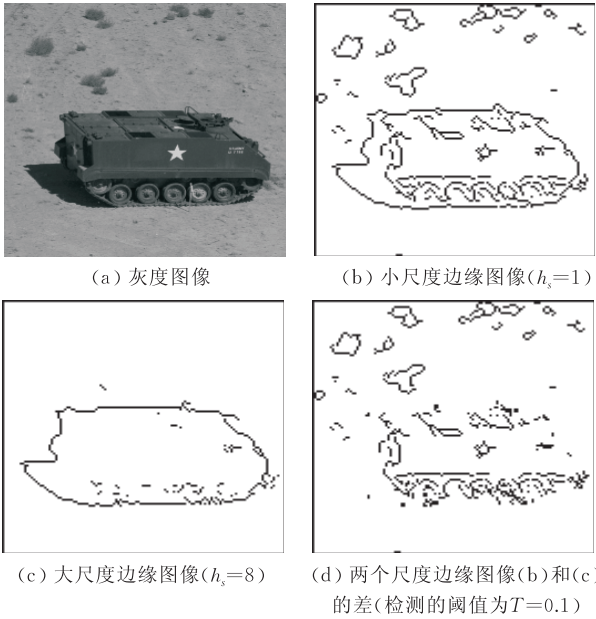


图 5

4 实验与评价

在实验中对基于概率密度梯度算法、Canny 算法和 Ruzon 的方法在 4 种不同尺度下( $\sigma=1,2,4,8$ )的检测结果进行了比较分析<sup>①</sup>. 基于概率密度的算

① 注:虽然 SUSAN 算法也是一种利用概率密度的检测算法,但是这种算法只适用于小尺度,算法只考虑每一点最近的 9 个像素或 37 个像素两种情况,因此实验中没有与 SUSAN 算法进行比较.

法和 Ruzon 的方法都是利用颜色分布信息进行边缘检测的,并且都同时适用于灰度和彩色图像,而 Canny 算法是一种标准的边缘检测算法,通过与 Di Zenzo 的多维梯度算法<sup>[17]</sup>相结合,Canny 算法也可以应用于彩色图像.测试实验中 Ruzon 算法的代码是从他的网站上获得的<sup>①</sup>,Canny 算法则利用 Matlab 的标准代码.3 种算法中采用 Hysteresis Threshold 进行筛选,根据图像中最大的边缘强度对每点的边缘强度进行归一化,筛选时高阈值  $TH=0.1$ ,低阈值  $TL=0$ .

图 6 为一个公路标牌的局部边缘检测结果,图像中包含三种颜色区域分别为背景、Ⓢ和 P.在检测结果中 Canny 的检测效果最差,在所有的尺度中都

不能检测出Ⓢ和 P 之间的边缘,并且在大尺度( $\sigma=4$ 和 8)时区域的轮廓被严重扭曲变形. Ruzon 的算法检测的结果优于 Canny 算法,但是在尺度下Ⓢ区域被分割成两个区域Ⓢ和Ⓢ,并且在  $\sigma=8$  时 P 的边缘也产生了严重的变形.三种算法中,基于概率密度梯度算法的检测结果最好.在所有尺度下的检测结果都很好保持了每个区域的形状,并且不会发生过分割.

图 7 给出了 3 种算法在标准图像 lenna 上的检测结果.当检测尺度为  $\sigma=1$  时,3 种方法的整体检测结果(图 7 第 1 行)都给出了图像中各区域的大体轮廓,只是 Ruzon 算法检测出了过多的帽子上的琐碎边缘.但是在局部细节上(图 7 第 2 行),Canny 算

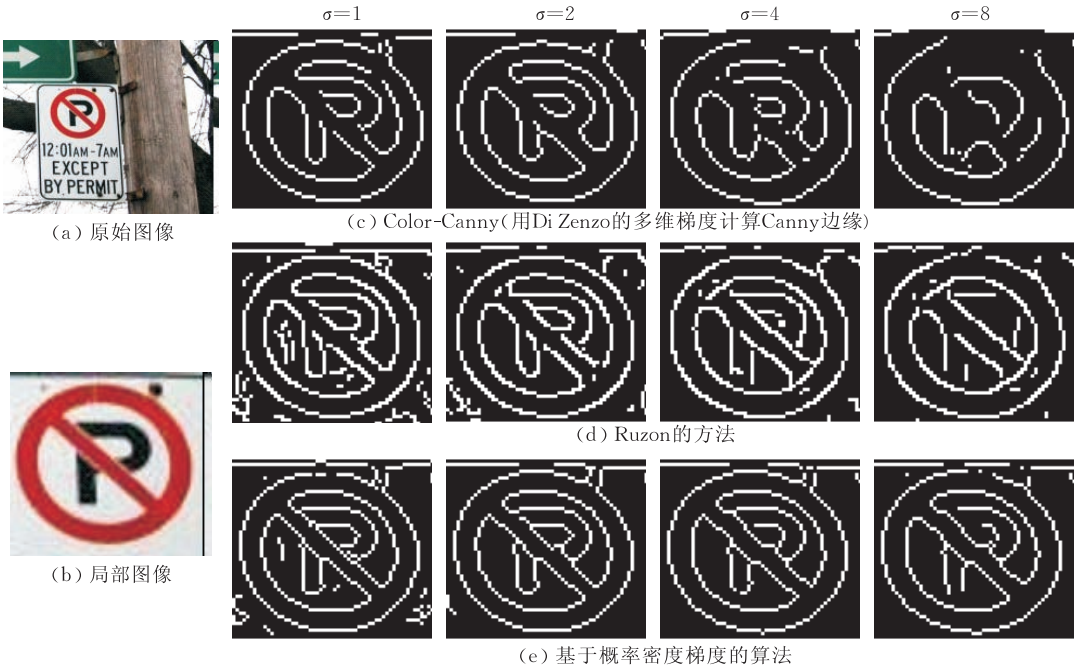


图 6 简单标志图像的边缘检测结果

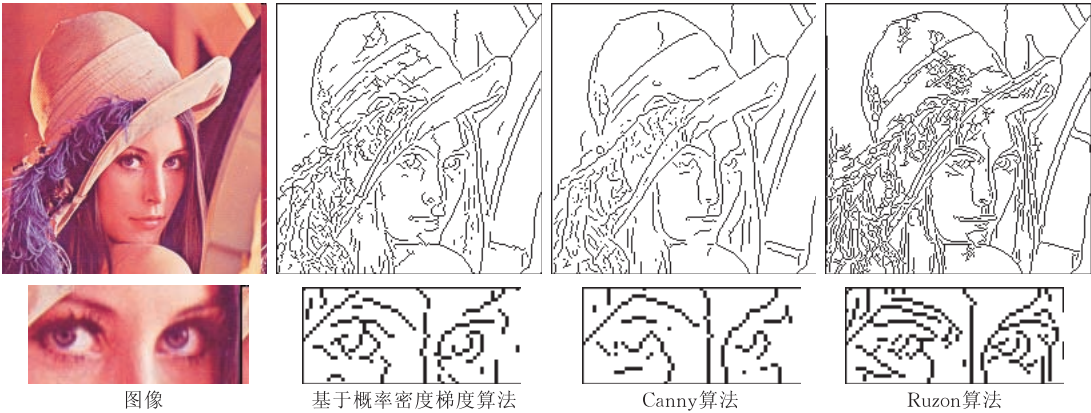


图 7 标准图像 Lena 的边缘检测结果(第 1 行为整幅图像的检测结果,第 2 行为局部图像(眼睛)区域的检测结果的方法图.3 种算法的检测尺度为  $\sigma=1$ )

① <http://robotics.stanford.edu/~ruzon/compass/>

法的结果过于的“干净”，眼睛的轮廓发生了变形. 而其他两种算法的局部边缘图都很好保持了眼睛的细致结构. 相对于其他两种方法, 基于概率密度梯度算法在小尺度时一方面很好地保持了图像的局部细节, 另一方面不会产生很多琐碎的无用的边缘.

图 8 给出了 3 种算法在大尺度( $\sigma=4$  和 8)时, Lena 图像的检测结果. 在大尺度下, Ruzon 算法和 Canny 算法的检测结果中, Lena 的面部区域都发生了严重的变形, 而基于概率密度梯度算法的结果却能够很好地保持物体区域的形状. Canny 算法和 Ruzon 算法都是基于像素属性进行边缘检测的, 它们都是利用邻域内的像素估计该点的颜色(或灰度)属性信息, 平均颜色或颜色直方图. 在大尺度( $\sigma=4$

或 8)下, 由于每一点的颜色信息都是通过很多像素点估计得到的, 所以即使在同一区域内的点由于它们邻域内像素的不同, 它们的颜色信息的估计值也会不同, 因此物体的边缘轮廓会发生扭曲变形, 如图 8. 基于概率密度梯度算法检测得到的边缘点的位置是相对检测尺度不变的, 只是小区域的边缘强度会减弱(小于阈值), 从而在边缘图像中消失, 但大物体的轮廓仍保持物体的形状. 如图 9 所示, 在大检测尺度, Canny 算法和基于概率密度梯度的算法都只保留大物体的轮廓, 但 Canny 算法却严重扭曲了物体的形状, 而基于概率密度梯度的算法却完好地保持了物体的形状.

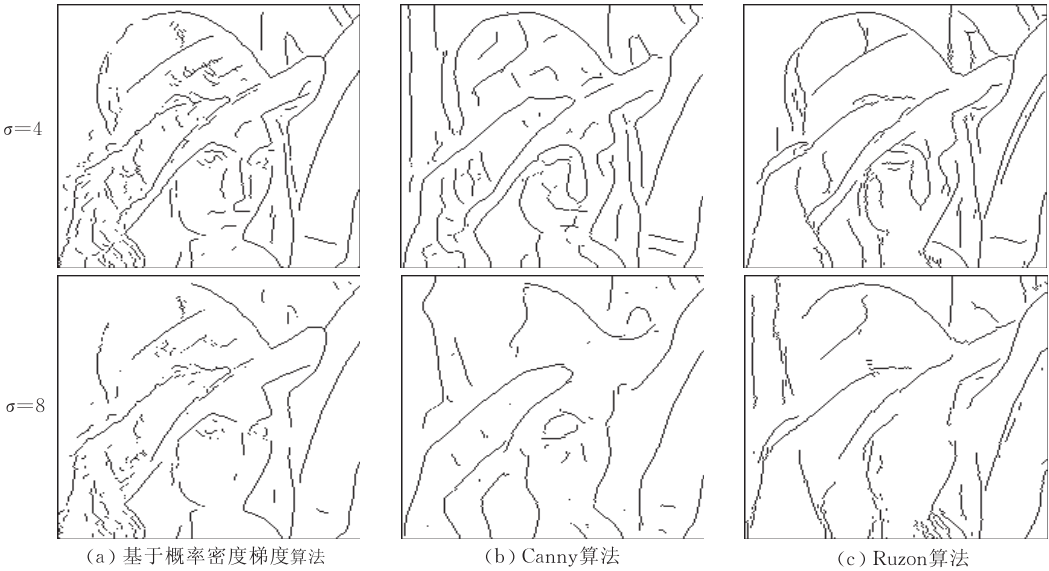


图 8 尺度( $\sigma=4$  和 8)时 Lena 图像的边缘检测结果

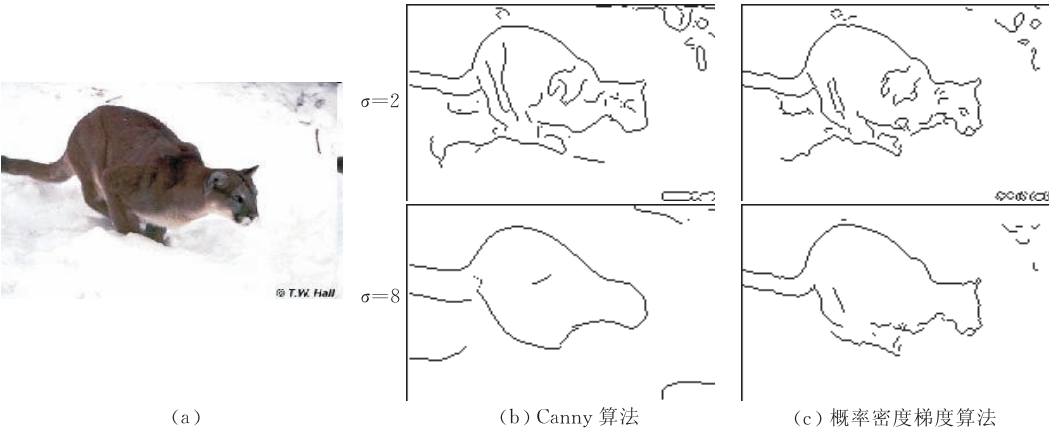


图 9 简单背景中物体轮廓的检测.

表 1 给出了 3 种算法的运行时间, 测试图像的大小为  $256 \times 256$ , 计算机的 CPU 为 Pentium III 1.0GHz. 结果显示, Canny 算法的计算速度是最快

的, 概率密度梯度算法在小尺度时效率与 Canny 接近, 但由于没有快速算法, 在大尺度检测时算法要较 Canny 算法慢. Ruzon 算法需要几分钟来处理一

幅图像. 综合比较 3 种算法, 概率密度梯度算法的性能最好, 虽然速度不快但可以满足非实时处理的要求; Canny 算法虽然速度很快, 但是检测的效果最差, 特别是在大尺度时. Ruzon 的算法由于速度太慢并且检测的效果也并不好, 因此不实用.

表 1 256×256 图像的边缘检测的时间/s

	检测时间			
	$\sigma=1$	$\sigma=2$	$\sigma=4$	$\sigma=8$
Canny 算法	0.711	0.811	1.322	3.174
基于概率密度梯度算法	0.851	1.542	4.146	14.63
Ruzon 算法	27.82	60.15	127.9	243.6

5 结 论

本文提出的基于概率密度梯度的边缘检测算法, 是一种基于类别定义的边缘检测算法. 新算法可以同时完成阶跃边缘和线性边缘的检测, 并且通过对概率密度梯度场平滑尺度的调节检测不同宽度的边缘, 这是传统基于灰度梯度的边缘检测算法所不具备的. 并且新算法对噪声的抑制能力也要优于灰度梯度算法.

参 考 文 献

[1] Ziou D, Tabbone S. Edge detection techniques — An overview. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 1998, 8(4): 537-559

[2] Prewitt J M S. *Object enhancement and extraction*//*Picture Processing and Psychopictorics*. New York: Academic Press, 1970

[3] Lyvers E P, Mitchell O R. Precision edge contrast and orientation estimation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence*, 1988, 10(6): 927-937

[4] Marr D, Hildreth E. Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London, Series B: Biological Sciences*, 1980, 207(1167): 187-217

[5] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE*

*Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698

[6] Ziou D. Line detection using an optimal IIR filter. *Pattern Recognition*, 1991, 24(6): 465-478

[7] Hou Z J, Wei G W. A new approach to edge detection. *Pattern Recognition*, 2002, 35(7): 1559-1570

[8] Demigny D. On optimal linear filtering for edge detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(7): 728-737

[9] Bao Paul, Zhang Lei, Wu Xiaolin. Canny edge detection enhancement by scale multiplication. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(9): 1485-1490

[10] Tony Lindeberg. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 117-156

[11] Meer P, Georgescu B. Edge detection with embedded confidence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(12): 1351-1365

[12] Smith S M, Brady J M. SUSAN — A new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45-78

[13] Economou G, Fotinos A, Makrogiannis S, Fotopoulos S. Color image edge detection based on nonparametric density estimation//*Proceedings of the 2001 International Conference on Image Process*. Thessaloniki, Greece, 2001, 1(1): 922-925

[14] Ruzon Mark A, Tomasi Carlo. Edge, junction, and corner detection using color distributions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(11): 1281-1295

[15] Fukunaga K, Hosteler L D. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1975, 21(1): 32-40

[16] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-609

[17] Di Zenzo S. A note on the gradient of a multi-image. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1986, 33(1): 116-125



SUN Da, Ph. D. candidate. His research interests include computer vision and image processing.

LIU Jia-Feng, Ph. D., associate professor. His research interests include pattern recognition, image processing and computer vision.

TANG Xiang-Long, Ph. D., professor. His research interests include pattern recognition, artificial intelligence, Chinese information processing, intelligent human—computer interface, wearable computer and biometrics.



Background

Edge is one of the basic features to describe the geometrical information of objects, and edge detection is a very important task for image analysis and image understanding. Many edge detection methods have been proposed, but there is no an edge detection method suitable for all type of images yet. And in the edge map detected by these methods, the corners of the objects are badly distorted with large detection scales. The density gradient based method proposed in this paper is applicable to all type of images: gray level, color and multispectral image. And the novel method can preserve the corners especially in large scale. The new method belongs to

the project “The research of human motion tracking with the motion camera by the MCMC particle filters”, which is supported by the National Natural Science Foundation of P. R. China (60672090). Although many tracking method is developed, there is only a few researches about the rotation camera tracking. The new rotation camera tracking system will be developed in this project. The precise edges detected by the density gradient based method will be used to matching and recognizing human body. The new method can precisely find the large object’s boundary directly.