第15卷 第4期　　郑州工学院学报　　Vol.15 No.4
1994年 12 月　　Journal of Zhengzhou Institute of Technology　　Dec. 1994

图像边缘检测最佳算法的分析*

董汉丽

(河南财专)

摘　要: 本文主要对目前图像边缘检测理论中有代表性的一些边缘检测算子作一简要分析，对各自的特点进行横向的比较，提出了个人认为的最优边缘检测方法。

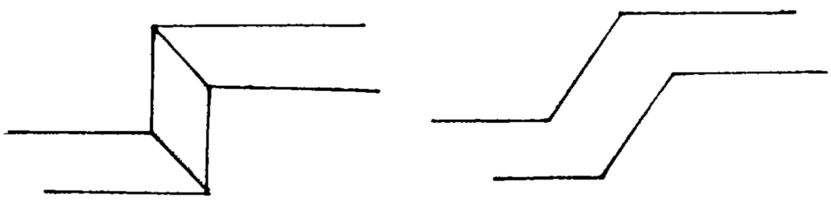
关键词: 图像处理; 边缘检测; 高斯--拉普拉斯算子

中图分类号: TP391.41

实施图像处理和识别技术的关键是对图像进行剔除噪音和边缘提取的工作。一幅图像就是一个信息系统，其主要的信息则是由它的轮阔边缘提供的。所以，边缘提取或检测在图像处理中占有很重要的地位。其算法的优劣直接影响着所研制系统的性能。正是由于边缘检测如此重要，因而计算机图像处理领域的专家学者都在不懈地研究这门技术，各种新的检测方法也接二连三地不断出现。

1　边缘检测

何谓图像的边缘? 直观的解释是当两个区域各自的灰阶充分不同时，则称这两个区域之间的边界上出现了边缘。边缘表明了一个区域的终结和另一个区域的开始。边缘主要分为以下两种: (见图 1)



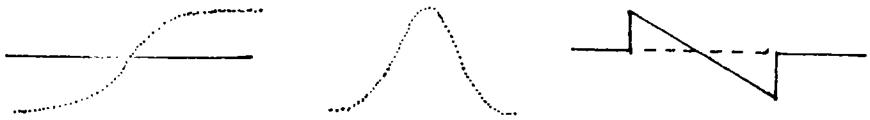
(1) 理想阶跃边缘　　(2) 有噪声并被模糊了的阶跃边缘

图 1

图像中常见的是第二种边缘。对这种边缘比较经典的检测算法，首先是对图像应用小的微分算子进行变换，然后进行检测运算以定位小的边缘段。使用的微分算子有一阶、二阶方向导数和旋转不变的 Laplace 算子。方向导数的应用需要数次才能检测出图像中各个

* 收稿日期: 1994-06-11

方向的边缘。而图像灰阶的陡峭变化则导致一阶导数输出为一个峰，二阶导数输出出现零交。如图 2



(a) 边缘　　(b) 一阶导数　　(c) 二阶导数

图 2

一幅图象是一个二维信号。图 2（a）代表它的一个剖面图，对二维信号的导数则变成方向导数。图 2（b)、(c）分别代表该剖面方向上的一阶和二阶导数。因此，只要正确地使用二阶方向导数，它的零交点就对应了图像中的边缘点。所以，找边缘的问题就转化为求零交的问题。按惯例在微分运算之后就进行峰检测或零交检测。门限和细化运算则是用来定位边缘以去掉由于图像中的噪声所引起的虚假边缘。以上这些方法虽然能取得比较满意的效果，却存在着明显的不足，它们没有考虑到人的视觉对灰阶强度变化的鉴别能力。在不同的光强级别范围内，视觉系统的灵敏度是不同的。因此，边缘检测的结果可能会因为人的生理功能而产生相应的变化。

七十年代末美国麻省理工学院的 Marr 教授和 Hildrth 提出了一种用近似人的视觉系统来检测边缘的“边缘检测理论”[1]，揭开了对最佳边缘检测算子研究的序幕。

2　高斯—拉普拉斯算子(∇^2G)

Marr 和 Hildrth 提出了高斯—拉普拉斯算子。他们依据最小不定性原理[1]，采用高斯函数平滑图像，然后用拉普拉斯运算使边缘特征明显化，最后通过零交叉(Zero-Grossing) 分割图像得出边缘位置。高斯——拉普拉斯算子是一个无方向算子，具有线性特性和比例特性。设 I 代表图像，G 代表高斯函数，则有:

$$\nabla^2(G * I) = (\nabla^2 G) * I$$

其中:
$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{[-(x^2+y^2)/2\sigma^2]}$$

即将 $\nabla^2 G$ 做为一个整体看待，运算时可以用卷积模板一次实现。所以，边缘检测算子为:

$$\nabla^2 G = \frac{-1}{\pi\sigma^4}[1 - \frac{r^2}{2\sigma^2}]e^{(-\frac{r^2}{2\sigma^2})} \qquad (r^2 = x^2 + y^2)$$

$\nabla^2 G$ 中的参数 σ，起着控制算子大小的作用。对于理想的无噪声图像，σ 越小，就越能检测到小范围的灰度变化，即边缘的定位就越准确。然而，实际图像总是含有噪声的，而拉普拉斯算子强调的是图像的高频成分，此时若 σ 还是很小，必然对噪声很敏感，检测的结果必然会出现许多虚假边缘；如果 σ 变大，算子覆盖的区域就大，输出每一点的值都是原图像中一个大的领域内（算子所覆盖的区域）的各点的加权平均。因

而，小范围的灰度变化被平滑掉了，抗噪声性能提高了；但同时边缘定位的准确性也会下降，有些小范围变化的边缘也可能被漏检。因此，抗噪声和边缘定位的准确性是一对矛盾，实际应用时需要进行优化。通常当算子大小与边缘相匹配时，边缘检测的性能就较好。

3 ∇^2算子与$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}$算子

Haralick[2] 提出了沿梯度方向的二阶导数($\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}$)之零交来确定边缘位置的算子。梯度方向上的二阶导数可表示为:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}=\frac{f_y^2 f_{yy}+2f_x f_y f_{xy}+f_x^2+f_{xx}}{f_x^2+f_y^2}$$

为了检测边缘，使用两个不同方向的导数已是足够的[3]，拉普拉斯算子就是两个正交方向上的二阶导数之和: $\nabla^2 f=\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}+\frac{\partial^2 f}{\partial n^2\perp}$

同时，拉普拉斯算子又是所有方向上的二阶导数的平均值的二倍:

$$\nabla^2 f=\frac{2}{2\pi}\int_0^{2\pi}(\frac{\partial^2 f}{\partial l^2})d\theta \qquad (\theta\text{是方向}L\text{与坐标轴的夹角})$$

由上式可以看出，$\nabla^2 G$ 虽然是最佳边缘检测算子（从滤波角度），但对于边缘的响应不如$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}$ 灵敏。但$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}$ 对图像执行的是非线性运算，计算复杂，需要知道图像的一阶和二阶导数。为此，还必须先对图像进行拟合运算。用这种算子检测出的零交点对应于图像的边缘位置，从而完成边缘的检测。

上面所讨论的拉普拉斯算子 ∇^2 和二阶方向导数算子$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2}$ 各有千秋。前者是一个线性滤波，计算简单，便于分析，后者是一个非线性操作，计算复杂。原因是π较难通过自适应调节来选择。∇^2 是无方向性的，而$\frac{\partial^2}{\partial n^2}$ 是有方向性的。∇^2 对边缘的定位不如$\frac{\partial^2}{\partial n^2}$ 方法准确，特别是当边界线有较大曲率时。$\frac{\partial^2}{\partial n^2}$ 是单方向上的检测，它对于两个相当靠近的物体就不能很好地分割出各自的边界。

因此，高斯--拉普拉斯边缘检测在假定沿边界切线方向图像密度变化是线性的条件下，其定位是准确的，且和沿梯度方向的二阶导数算子的定位是一致的。通常都是假定边

界模型是满足这一条件的。但对于实际图象，如果将边界假定为直线，所得到的定位结果便会产生不容忽视的误差。特别是检测小物体或明暗对比度较低的图像时其误差就更大。若应用二阶方向导数算子就不要求这一假设模型。假若图像中的密度变化是沿单一方向的且事先知道此方向，那么采用二阶方向导数算子要比高斯—拉普拉斯算子更准确、更简便。

参　考　文　献

1 D.Marr and E.C.Hildreth, "Theory of edge detection", Proc.R.Soc., Londenser. B207, P.187–217, 1980.

2 R. M.Haralick, "Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives", IEEE Trans. PAMI–6, No.1 P.58–68, 1984.

3 V. Torre and T.A.Poggio, "On edge detection", IEEE Trans. PAMI–8, No.2, 1986

The Analysis of the Best Algorithm of Image Edge Detection

Dong Hanli

(Henan Professional Training College of Finance and Tax)

Abstract: In this article the author mainly makes a brief analysis of some representative edge detection operators in the present image edge detection theory and makes a horizontal comparison between the operators' characteristics and proposes some edge detection methods which one's thinks are the best.

Keywords: image processing, edge detection, Gauss–Laplacian