

# 基于矢量 Prewitt 算子的多尺度彩色图象边缘检测方法\*

王爱民 赵忠旭 沈兰荪

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

**摘要** 在矢量 Prewitt 算子的基础上, 引入多尺度组合正则化处理, 提出了一种新的彩色图象边缘检测方法。实验表明, 若对检测精度、边缘完整性、抗噪性等方面进行综合评价, 该方法优于标量算子和单一尺度下的矢量算子。

**关键词** 彩色图象处理 边缘检测 多尺度 正则化

## 0 引言

图象的边缘是图象的基本特征, 边缘检测常构成特征提取、图象分割、形状和结构分析的预处理部分, 一直是图象处理的研究热点之一。

彩色图象的边缘检测通常直接转换为灰度图象进行。这一转换过程将彩色不连续性转换为灰度不连续性, 丢失了大量信息, 影响了检测效果。最近的一些研究表明<sup>[1,2]</sup>, 在彩色图象处理与分析中引入矢量分析方法, 可以更充分利用图象的彩色信息。例如, J. Scharcanski<sup>[2]</sup>将 Prewitt 算子拓展为矢量算子, 用于彩色图象的边缘检测。本文在其算法的基础上, 引入多尺度组合正则化方法, 以进一步提高检测效果。实验表明, 矢量算子的检测效果优于标量算子, 而多尺度组合能够检测到更为完整的边缘。

## 1 边缘检测的正则化<sup>[6,7]</sup>

边缘检测的本质是从图象的彩色或灰度变化中找出三维表面的物理边界, 最直接而有效的方法是采用微分算子对图象数据进行数值微分, 从而确定边缘的强度和位置。但是在成像和采样过程中不可避免的噪声却使这种方法很不稳定。这是因为, 微分算子对噪声是很敏感的。假设  $\hat{f}(x) = f(x) + \varepsilon \sin \omega x$ ,  $\varepsilon$  足够小时,  $\hat{f}(x)$  接近于  $f(x)$ ; 但是如果  $\omega$  较大,  $\hat{f}'(x)$  与  $f'(x)$  就会相差很多。

Hadamard 最早在偏微分方程领域内引入不适定性的定义。一个问题是适定的, 如果它的解存在、唯一、且连续地依赖于初始数据。不适定问题则不满足上述条件中的一条或几条。Hadamard 证明了有意义的物理问题必须是适定的。

因此, 图象的边缘检测是在 Hadamard 意义下的不适定问题, 它不满足解必须连续地依赖于初始数据这个条件。

使不适定问题转换成适定问题的过程称为正则化。边缘检测的正则化可以用一个能反映图象上平滑性约束的 Tikhonov 稳定器来实现。在适度的条件下, 这个正则化解等价于把图象数据与 Gaussian 滤波器作卷积运算。

Gaussian 滤波函数是二维热方程在  $t = \sigma^2/2$  时刻的解:

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

它具有二维空间中倒悬着的钟的形式, (1)式中  $\sigma$  为标准方差, 代表了滤波器的尺度, 决定了下垂钟壁的斜率。选取不同的尺度进行 Gaussian 滤波, 可获得图象的多尺度信息。在后面我们将详细讨论多尺度边缘检测的方法。

当采用线性微分算子检测边缘时, 正则化即 Gaussian 滤波应该在微分运算之前进行; 而采用非线性算子进行多分辨率分析时, 正则化可以在微分运算之后。

我们首先对彩色图象作正则化处理, 然后利用

\* 本文研究受国家自然科学基金项目(No. 69971004)资助

收稿日期: 1999-03-16; 收到修改稿日期: 1999-06-17

矢量 Prewitt 算子进行微分运算。由于彩色图象的信号为 3 个分量  $(r, g, b)$  组成的矢量值  $c(x, y)$ , 因此正则化过程记为:

$$G(x, y, \sigma) \otimes I = G(x, y, \sigma) \otimes I_i, \quad \forall i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

式中  $I$  代表图象矢量信号,  $I_i$  代表 3 个分量。

## 2 矢量 Prewitt 算子

Prewitt 算子是灰度图象边缘检测中常用的  $3 \times 3$  窗口一阶微分算子:

$$\Delta H = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\Delta V = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

矢量 Prewitt 算子如(4)式所示:

$$\Delta H = [H_- \quad \mathbf{0} \quad H_+], \Delta V = \begin{bmatrix} V_- \\ \mathbf{0} \\ V_+ \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中矢量元素  $H_+(x_0, y_0)$ 、 $H_-(x_0, y_0)$ 、 $V_+(x_0, y_0)$ 、 $V_-(x_0, y_0)$  代表某象素点  $(x_0, y_0)$  在  $(2\omega+1) \times (2\omega+1)$  滑窗内的平均彩色矢量值, 可由(5)式计算; 参数

$$\Delta V'(x_0, y_0) = \begin{cases} \text{if } \|V_+(x_0, y_0)\| \geq \|V_-(x_0, y_0)\|, \text{ then } \|\Delta V(x_0, y_0)\| \\ \text{otherwise, } -\|\Delta V(x_0, y_0)\| \end{cases} \quad (9)$$

$$\Delta H'(x_0, y_0) = \begin{cases} \text{if } \|H_+(x_0, y_0)\| \geq \|H_-(x_0, y_0)\|, \text{ then } \|\Delta H(x_0, y_0)\| \\ \text{otherwise, } -\|\Delta H(x_0, y_0)\| \end{cases}$$

以上各式中  $\|\cdot\|$  均取 Euclidean 范数。

## 3 多尺度组合方法

在正则化过程中, Gaussian 滤波器的尺度  $\sigma$  是一个需要精心选择的参数。小的尺度对噪声和细节边缘很敏感; 大的尺度对噪声具有鲁棒性, 但容易丢失细节, 同时造成边缘位置不准确。另外, 图象中往往同时存在多种尺度的边缘和纹理, 而不同的实际问题又提出不同的理解方法。同样的边缘, 对某些问题是有效边缘, 对某些问题又可能是噪声。

总之, 边缘检测问题不存在全局最优尺度。选取尺度时需要考虑两个方面: 图象的局部性和问题的实际需求。

一些研究者在灰度图象的零交叉边缘检测问题

$\omega$  为正整数, 代表了滑窗的大小。

$$H_+(x_0, y_0) = \frac{1}{\omega(2\omega+1)} \sum_{y=y_0-\omega}^{y_0+\omega} \sum_{x=x_0+1}^{x_0+\omega} c(x, y)$$

$$H_-(x_0, y_0) = \frac{1}{\omega(2\omega+1)} \sum_{y=y_0-\omega}^{y_0+\omega} \sum_{x=x_0-1}^{x_0-\omega} c(x, y)$$

$$V_+(x_0, y_0) = \frac{1}{\omega(2\omega+1)} \sum_{y=y_0+1}^{y_0+\omega} \sum_{x=x_0-\omega}^{x_0+\omega} c(x, y)$$

$$V_-(x_0, y_0) = \frac{1}{\omega(2\omega+1)} \sum_{y=y_0-1}^{y_0-\omega} \sum_{x=x_0-\omega}^{x_0+\omega} c(x, y) \quad (5)$$

上式中矢量  $c(x, y)$  代表  $(x, y)$  点的彩色值  $(r, g, b)$ 。

定义  $(x_0, y_0)$  点的彩色梯度值为

$$B(x_0, y_0) = \sqrt{\|\Delta H(x_0, y_0)\|^2 + \|\Delta V(x_0, y_0)\|^2} \quad (6)$$

其中

$$\Delta H(x_0, y_0) = H_+(x_0, y_0) - H_-(x_0, y_0) \quad (7)$$

$$\Delta V(x_0, y_0) = V_+(x_0, y_0) - V_-(x_0, y_0)$$

$(x_0, y_0)$  点彩色值的最大变化方向即边缘方向为  $\theta$ , 可由(8)式求得

$$\theta = \arctan \frac{\Delta V'(x_0, y_0)}{\Delta H'(x_0, y_0)} + k\pi \quad (8)$$

式中  $k$  为整数, 且

中提出多尺度组合方法<sup>[3,4,6]</sup>, 将大小不同的多个尺度 LOG 算子分别作用于原图象, 得到多个检测结果, 再根据问题的实际需求进行适当组合, 以提高检测效果。在此, 我们将这种思想用于矢量 Prewitt 算子的彩色边缘检测。

多尺度组合面临两个问题: 确定所需的尺度数量; 在不同尺度上检测出的信息如何进行组合。文献[4]指出, 大、小两个尺度组合就能够有效地提高检测效果, 同时进行信息组合时较为简单、快速。因此, 本文采用大、小两个尺度的 Gaussian 滤波器分别与原图象作卷积运算, 然后在各象素点上将尺度自适应调整为局部最佳值。尺度的局部优化目标函数可以由图象的局部特征来定, 我们将其设为:

$$\max(B_\sigma(x_0, y_0)) \quad (10)$$

即认为能使彩色梯度取最大值的  $\sigma$  为局部最佳尺

度,这样可以保证在各局部都检测到梯度响应最强的尺度上的边缘。

值得注意的是,矢量 Prewitt 算子的滑窗大小  $\omega$  也是一个可变的参数, $\omega$  较大时,对图象起平滑作用。由于正则化的过程已经对图象作了平滑,过度平滑会导致边缘模糊,因此将其固定为  $\omega=1$ 。

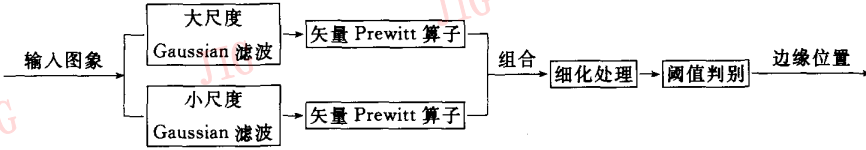


图 1 算法框图

具体步骤为:

- (1) 分别选定大、小两个 Gaussian 滤波器的尺度  $\sigma_1, \sigma_2$ ;
- (2) 将大尺度 Gaussian 滤波器与原始图象作卷积,得到一个低分辨率图象;
- (3) 将小尺度 Gaussian 滤波器与原始图象作卷积,得到一个高分辨率图象;
- (4) 在高、低分辨率图象上分别用矢量 Prewitt 算子作卷积,得到原图象各点的两个彩色梯度响应和边缘方向,并进行多尺度组合,取其中梯度响应较大者作为有效值;
- (5) 进行细化处理以保证边缘宽度为一个象素,



图 2 Mandrill 原图



图 3 多尺度边缘响应

其中图 2 是原始图象;图 3 是多尺度组合、细化后的彩色梯度边缘响应;图 4 是对图 3 进行阈值判决后的最终检测结果,其中图 4(a)采用较高的阈值  $B_1$ ,图 4(b)采用较低的阈值  $B_2$ 。

为进行方法对比,我们又分别采用大、小单一尺度矢量 Prewitt 算子和多尺度标量 Prewitt 算子对 Mandrill 彩色图象检测边缘,结果如图 5 和图 6 所示。

将上述实验结果进行分析、比较可知:

### 4 算法步骤和实验结果

本文提出的多尺度彩色图象边缘检测算法的框图如下:

采用文献[5]中给出的“非最大压缩(nonmaxim suppression)”处理,具体方法为:将  $B(x_0, y_0)$  沿着  $(x_0, y_0)$  点的梯度方向  $\theta$  (由(8)式给出)与相邻两点的梯度值相比较,若非最大,则将  $B(x_0, y_0)$  置为零值;

(6) 选取适当的阈值  $B_T$ ,将梯度响应大于阈值的点判为边缘点,亮度置为 255,其它点的亮度置为 0,输出二值图象表示边缘检测的结果。

本文针对 Mandrill 彩色图象进行了一系列实验,希望能够在毛发噪声的干扰下,检测出面部主要轮廓,面向面部特征分析、识别等应用。实验中大尺度选为  $\sigma_1=1.5$ 、小尺度选为  $\sigma_2=0.5$ ,结果如下图所示。



(a) 本文方法检测结果 1 (梯度阈值  $B_T=B_1$ )



(b) 本文方法检测结果 2 (梯度阈值  $B_T=B_2$ )

图 4

(1) 由图 5(a)、(b)可以看出:Mandrill 眼睛和鼻孔区域的轮廓在小尺度检测时较完整,大尺度检测时发生了局部漏检,说明这些边缘是小尺度边缘;鼻子与嘴部交界的边缘在大尺度检测时较连续,而小尺度检测时不连续,说明这些边缘是大尺度边缘;大尺度检测的抗噪性优于小尺度,但边缘位置偏差比小尺度时大,这是由于位置偏差与尺度成正比。

(2) 将图 4(a)与图 5(a)、(b)相比较,三者均采

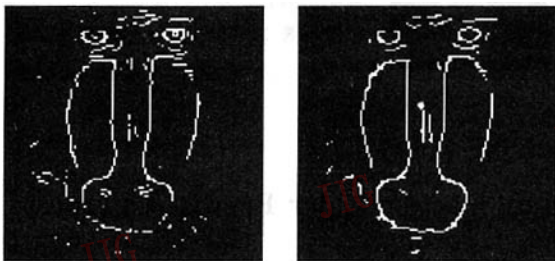
用了相同的梯度阈值,从结果可以看出:图 4(a)比图 5(a)检测到的边缘更加完整,增加了部分大尺度边缘;图 4(a)比图 5(b)检测到的边缘也更加完整,增加了部分小尺度边缘,同时,边缘的位置更加准确。以上结果说明本文方法能够有效结合大、小尺度的检测结果,更加完整、准确地检测到边缘。

(3) 值得注意的是,本文方法的抗噪性与小尺度检测时相同。因此,与小尺度检测相比,本文方法是在不降低抗噪性的前提下有效提高了边缘的完整性;而与大尺度检测相比,是在抗噪性稍差的情况下提高了边缘的完整性和准确性。若对检测精度、边缘

完整性、抗噪性等方面进行综合评价,本文方法优于单一尺度的检测方法,同时增加了灵活性,可以对多尺度组合方法稍加修改适应不同的应用需求。

(4) 图 4(a)与图 6(a)、图 4(b)与图 6(b)相比,在阈值相同的情况下,采用多尺度矢量算子所检测到的边缘完整性均明显优于多尺度标量算子,而抗噪性大致相同。这充分说明了在彩色图象的处理、分析中引入矢量分析方法的重要价值。

为了验证本文方法的适应性,我们还对彩色人脸图象进行了实验,图 7、图 8 是其中的两例,为节省篇幅,只给出了最终检测结果。



(a) 小尺度检测结果  
(梯度阈值  $B_T=B_1$ )

(b) 大尺度检测结果  
(梯度阈值  $B_T=B_2$ )

图 5



(a) 标量算子检测结果 1  
(梯度阈值  $B_T=B_1$ )

(b) 标量算子检测结果 2  
(梯度阈值  $B_T=B_2$ )

图 6



(a) Man1 原图

(b) Man1 检测结果

图 7



(a) Man2 原图

(b) Man2 检测结果

图 8

## 5 结束语

本文针对彩色图象,提出了一种多尺度组合的矢量 Prewitt 算子边缘检测方法。其中多尺度组合依据是图象局部的微分响应,这样可以检测到变化最剧烈的尺度上的边缘,保证边缘的完整性和准确性,但同时也存在一个问题:抗噪性没有得到提高。从理论上讲,检测精度和抗噪能力之间存在着相互制约的关系,因而不可能同时无限的提高。

今后将进一步研究面向任务的边缘检测方法,根据特定的任务需求,加入某些约束条件,设计面向

任务的多尺度组合和阈值判别方法,以期尽可能提高检测精度和抗噪能力。

## 参考文献

- 1 Trahanias P E, Venetsanopoulos A N. Color edge detection using vector order statistics. *IEEE Trans Image Processing*, 1993, 2(4): 259~264.
- 2 Scharcanski J, Venetsanopoulos A N. Edge detection of color images using directional operators. *IEEE Trans Circuits and Systems for Video Technology*, 1997, 7(2): 397~401.
- 3 Bergholm F. Edge focusing. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel*, 1987, 9(9): 726~741.
- 4 Ziou D, Tabbone S. A multi-scale edge detector. *Pattern Recog-*

tion, 1993, 26(9): 1305~1314.

- 5 Jain R, Kasturi R, Schunk B G. Machine Vision. New York: McGraw-Hill, 1993.
- 6 Torre V, Poggio T A. On edge detection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel, 1986, 8(2): 147~163.
- 7 吴健康, 肖锦玉. 计算机视觉基本理论和方法. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 1993.



**王爱民** 1993年毕业于北京理工大学, 获硕士学位, 现为北京工业大学信号与信息处理研究室博士研究生。主要研究方向为彩色图象处理, 医学图象分析, 模式识别等。



**赵忠旭** 高级工程师, 1987年毕业于同济大学电气工程系, 现为北京工业大学信号与信息处理研究室博士研究生。主要研究方向为智能仪器与信号处理, 彩色校正理论与应用等。



**沈兰荪** 教授, 博士生导师, IEEE高级会员。1961年毕业于北京邮电学院通信工程系, 现为北京工业大学信号与信息处理研究室主任。主要研究方向为智能化信息处理。已发表论文100余篇, 出版专著11本。

## Multi-Scale Color Edge Detection Based on Vector Order Prewitt Operators

Wang Aimin, Zhao Zhongxu and Shen Lansun

(Laboratory of Signal & Information Processing, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

**Abstract** Many feature-extraction methods begin with edge detection. Conventional color edge detection usually uses concepts similar to monochrome images. Consequently much color information are not thoroughly utilized. The idea of applying vector order statistics to edge detectors has been proposed to solve this problem.

Because real-world images contain distinct edges at various resolutions, effective extraction may require the combination of edges across several scales. Several researchers have proposed methods that employ filters at multiple scales.

According to these approaches, we propose a scheme for multi-scale color edge detection based on vector order Prewitt operators. Each channel of the color image is initially convolved with two Gaussian smoothing functions, one scale of that is higher and the other is lower. Then the vector order Prewitt operators are applied to the two smoothed images. Furthermore, we derive a rule based on the edge behavior in scale space to combine the two-scale edge information. At last, the locations of the edge are detected after thinning and thresholding.

Experiments have shown that the edges recovered by the proposed method are more integrated and accurate than those obtained by the vector order Prewitt operators running only at one scale. In addition, the edges detected by vector operators are much better than those detected using scale operators. It is indicated that using vector order statistics and multi-scale approach is effective in color image edge detection.

**Keywords** Color image processing, Edge detection, Multi-scale, Regularization