

# 一种 Beamlet 变换下的图像边缘检测算法

陈雨<sup>1)</sup> 方滨<sup>2)</sup> 王普<sup>1),2)</sup>

<sup>1)</sup>(北京工业大学电子信息与控制工程学院, 北京 100124) <sup>2)</sup>(国家教育部数字社区工程研究中心, 北京 100124)

**摘要** Beamlet 变换是一种多尺度分析的有效工具。对基于 Beamlet 变换的线特征提取算法进行改进, 提出一种表示 Beamlet 上图像灰度值加权平均的算式, 提出在图像子块内沿 Beamlet 的各个方向搜索边缘, 形成一种图像边缘检测的新算法。从检测到的边缘连贯性等方面对该算法的性能进行了评价, 将该算法应用于车道线等图像的边缘检测和车道识别。实验结果表明, 该算法检测到的边缘连贯性好, 算法的错检率和漏检率低, 且具有较强的提取线特征的能力; 检测到的边缘线段包含位置、方向等信息, 便于对车道等目标进行识别; 算法的缺点是: 抗噪性不够好且计算较为复杂, 有待改进。

**关键词** 多尺度几何分析 Beamlet 变换 边缘检测 车道识别

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)08-1214-06

## An Edge Detection Algorithm Based on Beamlet Transform

CHEN Yu<sup>1)</sup>, FANG Bin<sup>2)</sup>, WANG Pu<sup>1),2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

<sup>2)</sup>(Engineering Research Center of Digital Community, the Ministry of Education P. R. C., Beijing 100124)

**Abstract** The Beamlet transform is an efficient tool for multi-scale analysis. A new edge detection algorithm is proposed through improving the algorithm of linear feature extraction based on Beamlet transform. A definition of weighted average for the gray values on a Beamlet is proposed, all dyadic squares of an image are searched for edge in all directions of Beamlets. The evaluation of this algorithm is taken from several aspects, such as the continuity of the edge detection, the antinoise performance and so on. The algorithm is applied to detect edge and identify lane from road images. The experiments show that the continuity of edge detection is good, the new method has low rate of wrong detection and miss detection, which also has good performance on line extraction. But the performance of antinoise is inferior and the calculation has low speed. The edge we gained contains information on the position, the orientation and so on, which will be convenient for the target recognition.

**Keywords** multiscale geometry analysis, Beamlet transform, edge detection, lane recognition

## 0 引言

边缘是图像的重要特征, 包含了图像中大量的信息, 边缘检测的效果将直接影响到图像的分割和模式的识别。传统的图像边缘检测算法大多是通过检测奇异点来提取边缘, 是基于点的检测算法, 如微分算子法、小波边缘检测算法。这些算法只能在非常有限的方向搜索边缘, 如小波边缘检测算法只能

沿 8 个梯度方向检测边缘; 且检测出来的边缘点是孤立存在的, 不能较好地体现方向等信息。在图像处理的后期, 为便于对目标进行识别等, 往往还需要对边缘进行连线等处理, 这无疑将增加算法的复杂度, 影响算法的实时性。

要对图像信息进行有效的提取, 就需要像人类视觉感知一样, 进行高维奇异性检测, 而不是逐点扫描计算。基于此, 人们提出了多种新的方法, 如: Ridgelet 变换、Curvelet 变换、Beamlet 变换、Wedgelet

收稿日期: 2008-12-19; 改回日期: 2009-04-07

第一作者简介: 陈雨(1984—), 男, 2009年于北京工业大学获控制理论与控制工程专业硕士学位。研究方向为图像处理、多尺度分析。E-mail: meihuadipu@163.com

变换、Contourlet 变换等,这些方法统称为多尺度几何分析(MGA-multiscale geometry analyse)。

Donoho 和 Huo 提出的 Beamlet 变换<sup>[1]</sup>,以线基对图像进行分析,能够在多尺度下对一定位置、方向的图像信息进行较好的表达。

### 1 Beamlet 变换

设  $f(x_1, x_2)$  为  $[0, 1]^2$  上的连续函数,则  $f$  的 Beamlet 变换表述为

$$T_f(b) = \int_b f(x(l)) dl \quad b \in \beta_{n,\delta} \quad (1)$$

式中,  $dl$  为直线微元,  $\beta_{n,\delta}$  为所有尺度下 Beamlet 基的集合,  $b$  为某一尺度下某一方向和位置的 Beamlet。对于  $n \times n$  的数字图像  $f_{i_1, i_2}$ , 其 Beamlet 变换即为连续函数  $f(x_1, x_2)$  的 Beamlet 变换,  $f(x_1, x_2)$  可通过对  $f_{i_1, i_2}$  插值得到

$$f(x_1, x_2) = \sum_{i_1, i_2} f_{i_1, i_2} \phi_{i_1, i_2}(x_1, x_2) \quad (2)$$

式中,  $\phi_{i_1, i_2}$  为一定的插值函数。当  $\phi_{i_1, i_2}$  为平均插值函数时,  $f_{i_1, i_2}$  与插值得到的连续函数  $f(x_1, x_2)$  有如下关系:

$$f_{i_1, i_2} = Ave\{f | Pixel(i_1, i_2)\} \quad (3)$$

即  $f_{i_1, i_2}$  可以看做  $f(x_1, x_2)$  的像素级平均。如图 1 所示  $f(x(l))$  沿  $b$  将变为分段常数,式(1)等价于

$$T_f(b) = \sum_k f_k l_k \quad (4)$$

式中,  $f_k$  为每个像素栅格对应像素点的灰度值,  $l_k$  为栅格内线段的长度。

### 2 基于 Beamlet 变换的线特征提取

基于 Beamlet 变换, Donoho 和 Huo 提出了一种无结构算法<sup>[1]</sup>(以下简称文献[1]算法),用于提取线特征:假设有一幅  $n \times n$  的含噪图像,图像中可能含有未知长度、方向和位置的线段。含噪图像的像素级数据表示为  $y_{i_1, i_2}, 0 \leq i_1, i_2 < n$

建立模型:

$$y_{i_1, i_2} = A \cdot \tilde{\phi}_{i_1, i_2} + \varepsilon \cdot z_{i_1, i_2} \quad 0 \leq i_1, i_2 < n \quad (5)$$

式中,  $A$  为未知的幅度参数,  $\tilde{\phi}_{i_1, i_2} = \tilde{\phi}(i_1, i_2; \overline{v_0 v_1})$  表示在未知的 Beam:  $\overline{v_0 v_1}$  处传感器阵列观测到的灰度值,  $\varepsilon$  为噪声级别,  $z_{i_1, i_2}$  表示高斯白噪声。

提出零假设

$$H_0 : A = 0$$

备择假设为

$$H_1 : A > 0, v_0, v_1 \in [0, 1]^2$$

为简化计算,在图像子块的边界上取点  $v_0$  和  $v_1, v_0, v_1$  的位置如图 1 所示,这样  $\overline{v_0 v_1}$  即为一条 Beamlet。作基于最大 Beamlet 统计的检验,即在子块内,搜索满足如下条件的 Beamlet:

$$Y^+ = \max\{T_y(b) / \sqrt{L(b)} : b \in \beta_{1/n, n}\} \quad (6)$$

式中,  $T_y(b)$  为图像沿着  $b$  的 Beamlet 变换值,  $L(b)$  为 Beamlet 的几何长度,  $\beta_{1/n, n}$  为不同尺度下每个二进子块中 Beamlet 的集合。

设定阈值  $Th$ , 当  $Y^+$  超过  $Th$ , 则拒绝零假设,保留  $Y^+$  对应的 Beamlet, 作为检测到的线段。

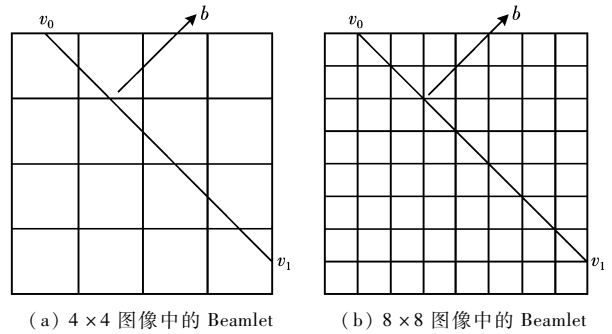


图 1 不同尺度下的 Beamlet

Fig.1 Beamlets in different scales

### 3 Beamlet 变换下的图像边缘检测

文献[1]算法,仅仅适用于由大量直线和曲线组成的图像的线特征提取,不能直接用于灰度图像的边缘检测(见本文第 4 节的验证),将该算法直接用于灰度图像的边缘检测,有如下问题:

1) 式(6)定义的式子:  $T(b) / \sqrt{L(b)}$ , 对其取平方,可得

$$(T(b) / \sqrt{L(b)})^2 = (T(b) / L(b))^2 \times L(b) \quad (7)$$

图像  $f(x_1, x_2)$  沿着  $b$  ( $b$  为一条 Beamlet) 进行积分,近似等效为  $f$  与  $b$  的内积,即

$$T(b) \approx \langle f, b \rangle \quad (8)$$

$b$  的范数  $\|l_b\|_2$  即为  $b$  的长度  $L(b)$ 。由于归一化内积  $\langle f, b \rangle / \|l_b\|_2$  的平方与  $b$  的范数  $\|l_b\|_2$  的乘积可表示模型的一种能量测度<sup>[1]</sup>,故  $T(b) / \sqrt{L(b)}$  反映的是模型总能量。

边缘是图像灰度值不连续的表现,进行边缘检测,需要捕捉图像灰度值的突变;计算模型总能量来

提取边缘,则会出错。

2) 检测图像的边缘时,往往需要在各个方向进行搜索,文献[1]算法并不具备这个功能。

在文献[1]算法的基础上进行改进,提出一种新的图像边缘检测算法。定义新的参数: $C_s = T(b)/L(b)$ ,  $C_s$  代表当前 Beamlet 上图像灰度值的加权平均;在图像子块内,沿 Beamlet 的各个方向搜索边缘,将各方向上边缘特性最明显的 Beamlet 的参数进行比较,最终确定边缘。

对图像子块,建立如图 2 所示坐标系。算法步骤如下:

1) 在尺度  $j$ ,即在图像所有边长为  $2^{-j}$  的二进子块中,从西北角点开始,按顺时针方向以一定间隔  $\delta$  对所有边界点进行标记。连接任意两个标记点,即为一条 Beamlet。设 Beamlet 与  $X$  轴所成角度为  $\theta$ ,  $\theta$  初值为  $0^\circ$ 。

2) 计算出  $\theta$  这一方向上所有的 Beamlet,然后将  $\theta$  增大一定角度(使刚好可以计算下一方向上的 Beamlets)。参照对称 Beamlets 间的关系简化计算<sup>[2]</sup>。

3) 计算每条 Beamlet 的参数: $C_s = T(b)/L(b)$ ,  $T(b)$  为 Beamlet 变换值,  $L(b)$  为 Beamlet 的长度。

4) 对当前方向上所有的 Beamlet 逐一进行分析:计算当前 Beamlet 的参数  $C_{s1}$  与相邻的另外两条(或一条) Beamlet 的参数  $C_{s2}$ ,  $C_{s3}$  差的绝对值之和。即计算

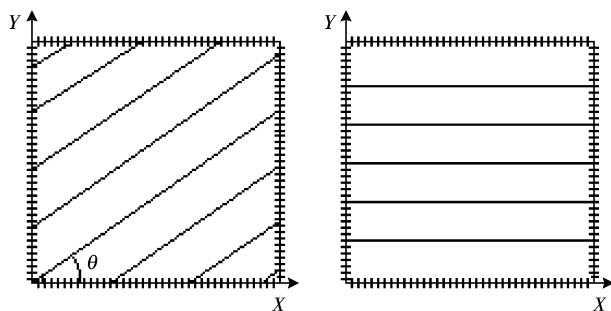
$$C_r = |C_{s1} - C_{s2}| + |C_{s1} - C_{s3}| \quad (9)$$

设每个子块内  $C_r$  的最大值为  $Max\_C_r$ (初值为 0)。

5) 计算出当前方向上  $C_r$  的最大值  $M\_C_r$ 。若  $M\_C_r$  大于  $Max\_C_r$ ,则将  $Max\_C_r$  更新为  $M\_C_r$ ,保存  $M\_C_r$  对应 Beamlet 的起点、终点。

6) 若  $\theta$  不等于  $180^\circ$ ,跳转到步骤 2)。

7) 计算出整幅图像中  $Max\_C_r$  的最大值  $M$ ,将



(a)  $\theta$  Beamlets

(b)  $0^\circ/180^\circ$  Beamlets

图 2 不同方向的 Beamlets

Fig. 2 Beamlets in different orientation

每个子块的参数  $Max\_C_r$  归一化:

$$Max\_C_r = Max\_C_r / M \quad (10)$$

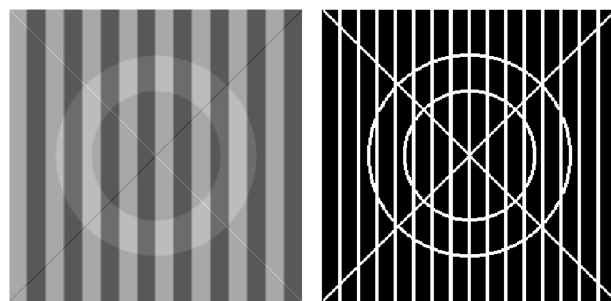
设定阈值  $Th$  ( $0 < Th \leq 1$ )<sup>[3]</sup>, 遍历所有子块,当  $Max\_C_r > Th$  时,保存  $Max\_C_r$  对应 Beamlet 的起点、终点。

8) 根据步骤 7) 保存的 Beamlet 的起点、终点,确定数字图像上对应的起点和终点像素,应用 Bresenham<sup>[4]</sup> 算法,插值计算出边缘上所有的像素点并进行标示。

步骤 1) 中,标记间隔  $\delta$  的取值会影响算法的精度和复杂度:增大  $\delta$ ,则检测的精度会下降,但计算的复杂度会变小;减小  $\delta$ ,可提高检测的精度,但同时也会增加计算的复杂度。对于一幅  $n \times n$  的数字图像,若  $\delta = 2^{-j}$  ( $J$  为最大尺度),则 Beamlet 基的数量级为  $O(n^2 \log_2 n)$ ;若  $\delta = 2^{-2j}$ ,则 Beamlet 基的数量级为  $O(n'^2 \log_2 n')$ ,其中  $n' = 2n$ 。可见标记间隔减小一半,计算的复杂度将明显增加。在实际应用中,可取  $\delta = 2^{-j}$ ,即一个像素单位。这样可较好控制算法的复杂度,同时保证有较高的精度。

## 4 算法性能评价

应用文献[1]算法,分别在尺度  $j=6$ ,阈值  $Th=5$  和  $j=5$ ,  $Th=10$  时,对图 3(a) 所示  $256 \times 256$  像素的参考图进行边缘检测,检测效果如图 4 所示。



(a) 参考图

(b) 标准边缘图

图 3 测试图像

Fig. 3 Testing images

可见直接应用文献[1]算法对图像进行边缘检测,会产生错误,该算法不能直接用于灰度图像的边缘检测。

分别应用 Canny 算法和本文算法对图 3(a) 所示参考图进行边缘检测。以图 3(b) 所示标准边缘图作为参照,对检测的效果进行评价:从检测到的边缘的连贯性,算法的错检率、漏检率和抗噪性 4 个方面对两种算法的性能进行对比分析<sup>[5]</sup>。

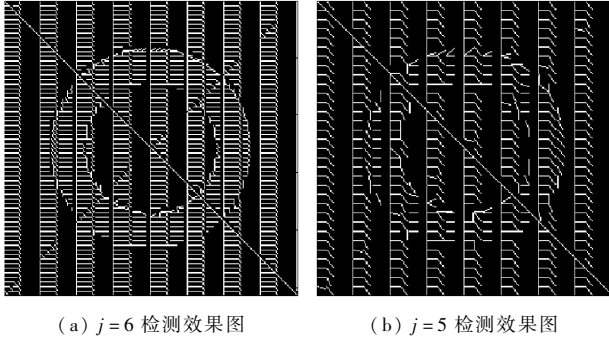


图 4 文献[1]算法的边缘检测效果图

Fig. 4 Edge detected by the algorithm of references [1]

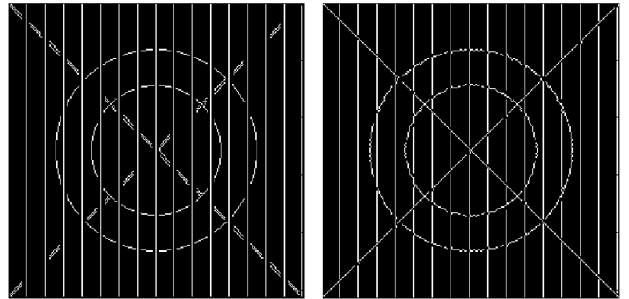
设连贯性参数<sup>[5]</sup>为  $L$ , 错检率<sup>[5]</sup>为  $R_e$ , 漏检率<sup>[5]</sup>为  $R_l$ , 定义综合评定系数为

$$E = \alpha L + \beta(1 - R_e) + \gamma(1 - R_l) \quad \alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (11)$$

加权系数代表该项指标对评价质量的影响程度,  $E$  越接近 1, 表示算法的性能越好。

对图 3(a) 所示参考图加入不同程度的噪声(信

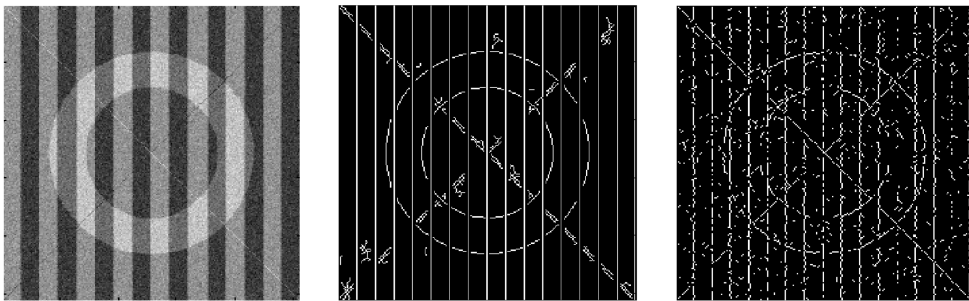
噪比  $SNR = \infty$  表示不加入噪声), 分别用 Canny 算法<sup>[6]</sup>和本文算法对之进行边缘检测。Canny 算法中 3 个参数为 0.1, 0.1, 0.8。本文算法分解尺度  $j = 6$ , 阈值  $Th = 0.2$ ; 设定加权系数  $\alpha = 0.3, \beta = 0.4, \gamma = 0.3$ 。  $SNR = \infty$  和  $SNR = 10 \text{ dB}$  时两种算法检测到的边缘效果分别如图 5、图 6 所示。



(a) Canny 算法检测图 (b) 本文算法检测图

图 5  $SNR = \infty$  时各算法检测到的边缘效果图

Fig. 5 Edge detected by two kinds of algorithms when  $SNR = \infty$



(a)  $SNR = 10\text{dB}$  参考图 (b) Canny 算法检测图 (c) 本文算法检测图

图 6  $SNR = 10\text{dB}$  时各算法检测到的边缘效果图

Fig. 6 Edge detected by two kinds of algorithms when  $SNR = 10\text{dB}$

参考图处于不同噪声水平下, Canny 算法和本文算法检测边缘的性能参数如表 1 所示(表中 Beamlet 算法即为本文算法)。参考图处于不同噪声水平下, Canny 算法和本文算法的综合评定系数变化曲线如图 7 所示。

对于图 3(a)、图 6(a) 中的斜线, 运用本文算法可以很好地检测出来, 而运用 Canny 算法检测的效果却很差。运用本文算法检测到的边缘的连贯性较好, 算法的错检率和漏检率均低于 Canny 算法。但本文算法的抗噪性能不如 Canny 算法。在同一测试平台上, 分别运用 Canny 算法和本文算法(分解尺度  $j = 5$ ) 对一幅  $256 \times 256$  像素的数字图像进行边缘检测, 所需时间分别为 4 ms, 60 ms。可见本文算法的复杂度高于 Canny 算法, 需要进行优化。

表 1 算法性能参数表

Tab. 1 Parameters of algorithms' performance

$SNR/\text{dB}$	算法	$L$	$1 - R_e$	$1 - R_l$	$E$
$\infty$	Canny	0.978	0.997	0.983	0.987
	Beamlet	0.981	1.000	0.994	0.993
100	Canny	0.978	0.997	0.983	0.987
	Beamlet	0.981	1.000	0.994	0.993
70	Canny	0.978	0.997	0.983	0.987
	Beamlet	0.980	1.000	0.992	0.992
50	Canny	0.978	0.997	0.983	0.987
	Beamlet	0.975	0.996	0.989	0.988
20	Canny	0.976	0.996	0.984	0.986
	Beamlet	0.964	0.992	0.974	0.978
10	Canny	0.970	0.994	0.983	0.984
	Beamlet	0.940	0.982	0.962	0.963

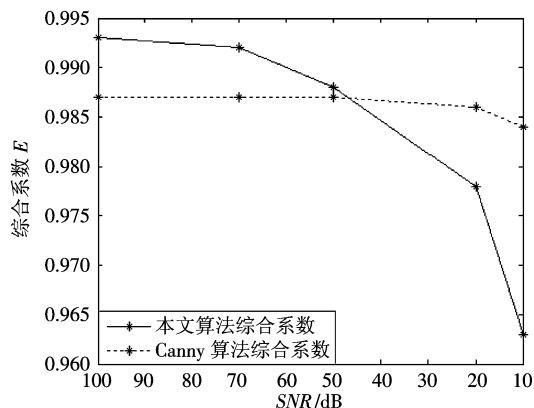
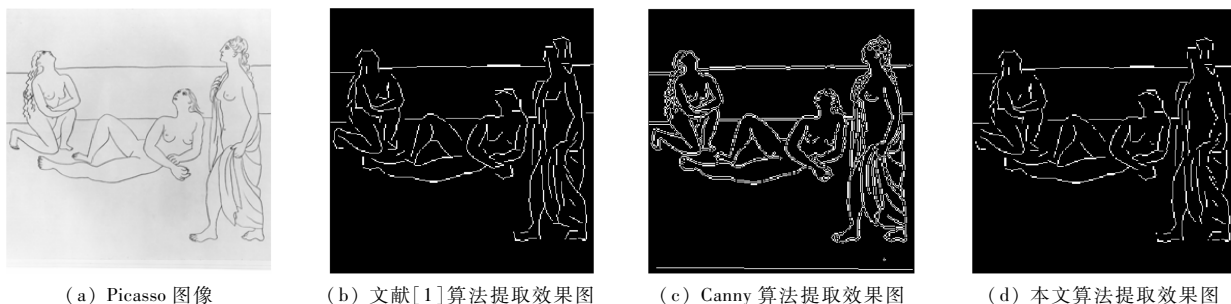


图 7 两种算法在不同信噪比下的综合系数曲线  
Fig. 7 The total evaluation of two algorithms with different SNR

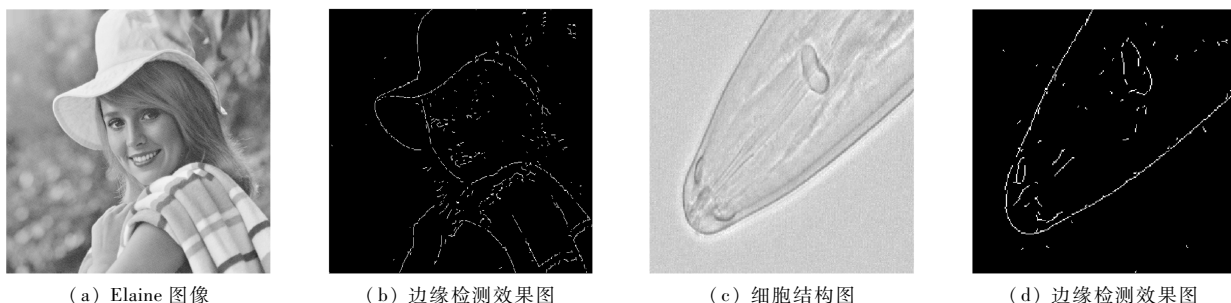
分别运用文献[1]算法、Canny 算法及本文算法对图 8(a)所示 256 × 256 像素的 Picasso 图像进行线



(a) Picasso 图像 (b) 文献[1]算法提取效果图 (c) Canny 算法提取效果图 (d) 本文算法提取效果图

图 8 各算法的线特征提取效果图

Fig. 8 Line extracted by three kinds of algorithms



(a) Elaine 图像 (b) 边缘检测效果图 (c) 细胞结构图 (d) 边缘检测效果图



(e) 车道线图像 (f) 边缘检测效果图 (g) 车道识别效果图

图 9 图像的边缘检测及车道识别效果图

Fig. 9 Images of edge detection and recognition of lane

特征提取。文献[1]算法分解尺度  $j = 5$ , 阈值  $Th = 180$ ; 本文算法分解尺度  $j = 5$ , 阈值  $Th = 0.1$ ; Canny 算法的 3 个参数为 0.1, 0.1, 0.2。各算法提取效果如图 8 所示。可见 Canny 算法提取的线特征为双线结构, 线特征提取的效果较差; 而本文算法和文献[1]算法提取的效果较好, 且提取效果明显优于 Canny 算法。

从图像中提取直线, 常会用到 Hough 变换。Hough 变换是一种全局性变换, 提取出来的直线贯穿整幅图像; 如果图像中存在的直线时断时续, 或者存在曲线, 则运用 Hough 变换进行线特征提取会产生很大的误差。本文算法和文献[1]算法能够在各种尺度下对图像进行分析, 可更好地逼近各种线条, 线特征提取的性能明显优于 Hough 变换。

应用本文算法分别对图 9(a), (c), (e) 所示图像进行边缘检测 ( $j = 5, Th$  分别取 0.3, 0.3, 0.1), 检测效果分别如图 9(b), (d), (f) 所示。运用本

文算法检测到的边缘,包含位置和方向信息,由边缘线段的起点和终点可以计算出边缘的斜率和边缘长度,这将非常有利于对线特征明显的物体进行识别。针对图 9(f),设定比较简单的规则即可识别出车道。如:以当前子块为中心,在其  $9 \times 9$  邻域的子块内,搜索方向在  $30^\circ \sim 60^\circ$  的边缘,并计算这一方向带上边缘的长度之和,将长度最大的区域内该方向带上的边缘输出。应用该方法进行车道识别的效果如图 9(g) 所示。

## 5 结 论

本文对基于 Beamlet 变换的线特征提取算法进行改进,提出了一种图像边缘检测的新算法。从检测到的边缘的连贯性等方面结合 Canny 算法对本文算法的性能进行了评价,结果表明,应用本文算法检测到的边缘具有较好的连贯性,算法的错检率和漏检率较低;算法具有较强的提取线特征的能力;检测到的边缘包含位置、方向等信息,便于对图像进行目标识别等处理。缺点是算法的抗噪性不够好且计算较为复杂,需要改进。将本文算法用于车道线等图像的边缘检测和车道识别,取得了不错的效果。

## 参考文献 (References)

- [1] Donoho D, Huo X. Beamlets and multiscale image analysis, multi-scale and multiresolution methods [C]//Computational Science and Engineering. New York, NY, USA: Springer, 2002, 20: 149-196.
- [2] Yang Ming, Yin Yong, Peng Yuhua, et al. Beamlet transform and multiscale linear feature extraction [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 100-103. [杨明, 尹勇, 彭玉华, 等. Beamlet 变换与多尺度线特征提取 [J]. 电子学报, 2007, 35(1): 100-103.]
- [3] Qu Qingchun, Peng Yuhua, Yang Mingqiang. Line detection based on Beamlet transform [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 500-504. [屈庆春, 彭玉华, 杨明强. 基于 Beamlet 变换的线特征检测 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 500-504.]
- [4] Bresenham J E. Algorithm for computer control of a digital plotter [J]. IBM Systems Journal, 1965, 4(1): 25-30.
- [5] Yang Xuan, Liang Dequn. A new edge evaluation using region homogeneous measure [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(3): 234-238. [杨烜, 梁德群. 一种基于区域一致性测度的边缘评价方法 [J]. 中国图象图形学报, 1999, 4(3): 234-238.]
- [6] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.