

文章编号 1004-924X(2010)08-1904-10

# 应用弦切变换提取几何特征实现目标检测

何 莲<sup>1,2</sup>, 张启衡<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 光电技术研究所, 四川 成都 610209; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

**摘要:**提出了应用弦切变换(CTT)来提取目标几何形状特征的方法,并基于对提取形状特征的匹配实现了对二维目标的检测。介绍了弦切变换的理论依据和算法的实现过程,同时进行了误差及可靠性分析。分析和实验表明,由于 CTT 可基于边缘点信息提取出更有意义的几何形状特征,这种几何特征不但具有平移、旋转和缩放的不变性,同时还可以输出目标相对于模板的旋转角度、缩放尺度等运动参数信息,因此,该方法在一定程度上克服了传统方法中灰度特征易受复杂环境和光照变化等影响的缺点,同时该特征对于目标边缘的部分失真或缺损也具有一定的鲁棒性。最后,对多组复杂环境下的图像序列进行了仿真实验,实验结果显示,检测的平均成功率达 90% 以上,而且在目标缺失或变形达到 40% 时,仍能得到比较准确的检测结果,这些结论验证了该方法的有效性。

**关键词:**弦切变换; 双边滤波; 几何特征; 目标检测

**中图分类号:** TP317.4      **文献标识码:** A      **doi:** 10.3788/OPE.20101808.1904

## Object detection based on geometric feature extracted by chord-tangent transformation

HE Lian<sup>1,2</sup>, ZHANG Qi-heng<sup>1</sup>

(1. *Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;*  
2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

**Abstract:** A method to extract the geometric features of planar objects was proposed by using the Chord-tangent Transformation (CTT), then a 2D object was detected based on matching the geometric features obtained by the CTT. The theoretical basis of the CTT was introduced and how to realize the method was described. Meanwhile, the errors and reliability of the method were analyzed and discussed. It was pointed out that the CTT can extract a kind of senior geometric feature from the information of edge points, and the extracted geometric feature not only has invariant characters for translation, rotation and scale, but also can obtain some important parameters such as rotation angles and movement levels. Therefore, this method solves many problems caused by the unsteadiness of gray features in complex environments and changing illumination. Moreover, it shows a robustness for the condition that there is distortion or damage in the object edges. Finally, an experiment was undertaken with some image sequences from various complex conditions, and the results show that the average accuracy of object detection is over 90%. Even if the distortion or damage of the object edges

收稿日期: 2009-08-27; 修订日期: 2009-10-09.

基金项目: 中国科学院科技创新基金资助项目 (No. A08K001)

has been more than 40%, it also can offer a more accurate detection result. These results prove the effectiveness and accuracy of method.

**Key words:** Chord-tangent Transformation(CTT); bilateral filtering; geometric feature; object detection

## 1 引 言

在复杂环境或噪声影响的情况下对二维目标进行检测和识别在工业应用领域具有重要意义和使用价值。在计算机视觉和模式识别中,形状是对目标范围的二值图像表示,是目标轮廓,也是目标识别和检测的重要特征。由于刚体运动目标的形状变化比非刚体运动目标小得多,因此,基于形状特征检测刚体运动目标是比较可靠的。扩展目标的轮廓信息可以较好地反应目标的形状特征,而直接由目标轮廓作为其形状特征的目标检测和识别的方法有很多,如 Hausdorff 距离<sup>[1]</sup>、广义 Hough 变换(GHT)<sup>[2-3]</sup>等等,但这些方法都有信息不够丰富,边缘容易缺、损变形等缺点,因此有必要在有限的轮廓信息基础上提取出一种能更全面反应目标形状的特征并且能对形状特征进行准确描述,如不变矩<sup>[4-5]</sup>、傅里叶描绘子<sup>[6]</sup>、基于弦变换提取的几何特征<sup>[7-8]</sup>、HYPER(Hypotheses Predicted and Evaluated Recursively)<sup>[9]</sup>等,但这些特征都是基于目标的全局轮廓信息,对于光照、遮挡或在复杂环境中边缘粘连等引起的部分形状失真的情况无能为力。本文提出一种基于弦切变换(CTT)<sup>[10]</sup>来提取目标的几何形状特征的方法,并将其用于目标形状的检测,该方法能比较准确地检测出感兴趣目标,同时可以得到目标平移、旋转和缩放尺度等变化的信息,即使在复杂背景中或部分轮廓失真的情况下,这种方法也是有效的。

## 2 几何形状特征的提取

弦切变换(CTT)<sup>[10]</sup>是基于目标轮廓信息提取出更高层次意义上的形状特征的一种变换方法,与 GHT 有一些相似之处,两种方法都利用了目标边缘点的切线信息。然而实际上这些目标轮廓的边缘点与它们形成的弦之间还存在着密切的关系。另外,弦的长度、倾角以及弦中点与目标中心点之间的位移差等弦信息也可以反映目标的一些

相似性变化。CTT 就利用了这种关系,同时将目标边缘点信息同它们连接形成的弦信息结合起来,得到一种具有平移、旋转和缩放等不变性的形状特征,并可以得到目标的变化信息,这正是 CTT 优于 GHT 之处。CTT 有 3 个主要的特点:(1)提取出目标的边缘点信息;(2)得到目标形状的特征描述;(3)形状匹配,对参数空间进行投票,取最多票数对应的参数为参数的最佳估计值,但这里的参数空间不再是目标中心点坐标的二维参数,而是包括了旋转角度和缩放尺度信息的四维参数空间,并且 CTT 比 GHT 有更好的聚集效果。因为 CTT 直接解决了旋转、平移和缩放等问题,因此这种方法也比 GHT 准确、有效得多。

### 2.1 多级双边滤波提取边缘<sup>[11]</sup>

用于目标轮廓提取的方法有很多,但本文采用了基于 Canny 算子的边缘检测器,因为在常用的边缘检测算子中,基于 Canny 算子的边缘检测具有较好的连续性和单像素特性,然而这种检测器极易受噪声、纹理或光照等影响而丢失或失散一些边缘,所以本文在此基础上又结合了非线性双边滤波<sup>[11-12]</sup>的方法,这样可以得到更加重要和连续的边缘。非线性双边滤波是一种感知能动的边缘连接的方法,该方法用于提取语义物体轮廓,为了完整化断开的物体轮廓,在边缘次段域内应用基于图形学的搜索算法去寻找最小代价的闭合回路,在邻近的次段之间建立虚链路;此外,基于各次段相应的级,可以构建一个原始次段的等级,通过对不同简化阶段得到的边缘进行分析,可以推断出每个初始次段的相对重要性信息。在代价函数中,级信息作为附加量结合到次段的分组搜索中,使搜索输出为物体边界的最相关边缘。非线性双边滤波可以有效地保留强边缘,同时去除图像细节。

如果  $I_{in}$  表示输入图像帧,则双边滤波的输出为:

$$I_{out}(x) = \iint I_{in} \exp \{ (x - \xi)^2 / (2\delta_a^2) \} \exp \{ [I_{in}(x) - I_{in}(\xi)]^2 / (2\delta_r^2) \} d\xi, \quad (1)$$

其中:  $\xi$  是以  $x$  为中心的领域点;  $\delta_s$  和  $\delta_r$  分别是在图像的空间域和亮度域定义的高斯参数。另外, 在级空间理论中, 级的构造可以通过对图像应用不同的高斯空间滤波器宽度 ( $\delta$ ) 来实现, 但这样会造成边缘模糊效应, 因此可以保持  $\delta$  参数不变, 此处即  $\delta_s$  和  $\delta_r$  保持不变, 控制双边滤波器在原始图像上的迭代次数来形成多级, 迭代次数越多, 图像的级数越高, 对应的权值越大。最终构成一副多级图, 其中亮度值较强部分表示其所在的图像级数较高, 也表明了该部分较重要的地位。多级图用于形成次段并提供次段的长度和权值信息, 具体的算法流程如图 1 所示。

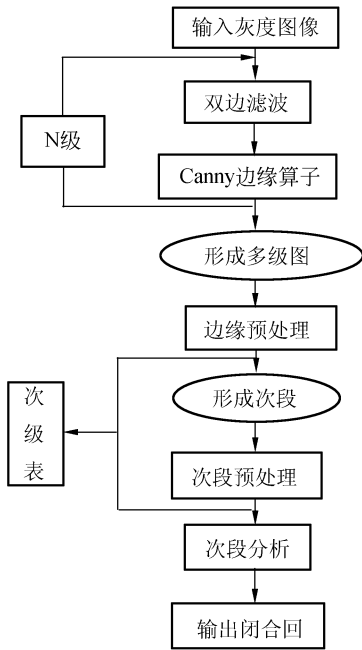


图 1 基于双边滤波提取轮廓的算法流程图

Fig. 1 Flowchart of edge detection based on bilateral filtering

在次段合并阶段, 采用统一代价搜索算法: 起始于最高权值的次段(将处理过的次段权值置为 0), 开始状态定义为该起始次段的一个端点, 寻找满足条件的最小代价的次段端点, 并依次将次段合并, 如果结束状态是起始次段的另一个端点, 则表明形成了一条回路, 否则只是拼接断裂的次段直到无法再搜索到满足条件的端点为止。其代价函数为:

$$\text{Cost}(e_1, e_2) = \text{length}_{\text{VL}}(e_1, e_2) / \text{weight}_{\text{SS}}(SS_2), \quad (2)$$

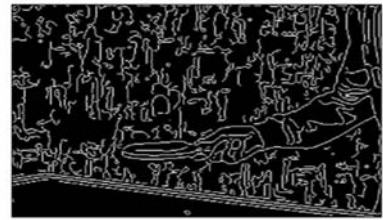
其中:  $\text{length}_{\text{VL}}(e_1, e_2)$  为连接两个断点 ( $e_1, e_2$ ) 的

虚链路长度,  $\text{weight}_{\text{SS}}(SS_2)$  为  $e_2$  所属的次段  $SS_2$  的权值。

图 2 是一个四级双边滤波的边缘检测实例, 其中图(a)为原始图像(彩色), 将其灰化处理后再进行非线性双边滤波。图(b)到(e)分别为第一级到第四级滤波后的边缘提取结果, 图(f)是各级加权组合的结果, 图(g)便是次段合并后的结果。实验结果表明该方法具有较高的可靠性并且受噪声影响较小。



(a) 原始图像  
(a) Original image



(b) 一级双边滤波后边缘  
(b) Extracted edge after one-scale bilateral filtering



(c) 二级双边滤波后边缘  
(c) Extracted edge after two-scale bilateral filtering



(d) 三级双边滤波后边缘  
(d) Extracted edge after three-scale bilateral filtering



(e) 四级双边滤波后边缘

(e) Extracted edge after four-scale bilateral filtering



(f) 各级加权后结果

(f) Weighted edge



(g) 次段合并后结果

(g) Final result after linking sub-segments

图 2 基于双边滤波的 4 级边缘检测

Fig. 2 Edge detection after four-scale bilateral filtering

### 2.2 基于弦切变换提取几何特征<sup>[10]</sup>

一般来说,目标物体的边缘点是有限的,并且各边缘点的切率也可以先验得到。随机选取一对边缘点,它们的切线相交并与连接两点形成的弦构成一个虚拟三角形(如图 3 所示),同时可以计算出关于这条弦的所有信息。由相似三角形定律可知,在发生相似变换(即,旋转、缩放、平移等)时其内部的角度不变。因此,可以此内角对为索引并将对应边缘点的相交弦信息按此索引存储在一个表格中,也就是将目标形状特征转换成由存储弦切关系的表格形式来表示,即弦切变换。

那么首先应该求出与相交弦对应的虚拟三角形的内角对 $(\delta_1, \delta_2)$ (在实际操作中该角对均被量化,以方便作为索引),并求出弦的相关信息,然后

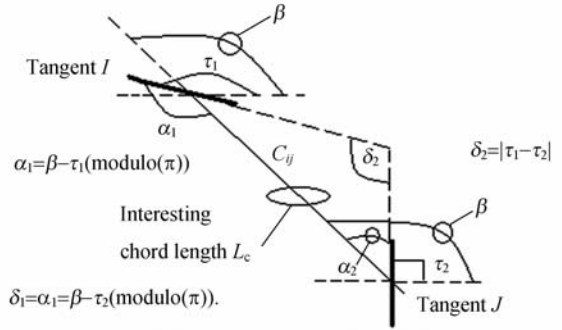


图 3 弦切变换的几何意义说明

Fig. 3 Geometric interpretation of CTT

在对应索引 $(\delta_1, \delta_2)$ 下存入弦信息,如此遍历所有目标边缘点形成的相交弦后,就得到了与该目标形状对应的弦切特征表,即目标的几何形状特征。图 3 中的参数分别定义为: $\beta$  表示弦的倾斜角度( $\beta \in [0, 2\pi]$ ), $\tau_1$  表示第一个边缘点(即弦的一个端点)的切线方向角( $\tau_1 \in [0, \pi]$ ), $\tau_2$  表示第二个切点(即弦的另一个端点)的切线方向角( $\tau_2 \in [0, \pi]$ ), $\alpha_1 = (\beta - \tau_1) \pmod{\pi}$  和  $\alpha_2 = (\beta - \tau_2) \pmod{\pi}$  则为中间变量。如果  $\alpha_1 < \alpha_2$ , 则  $\delta_1 = \alpha_1$ , 否则  $\delta_1 = \alpha_2$ ;  $\delta_2 = (\tau_1 - \tau_2) \pmod{\pi}$ , 由此得到边缘点对对应的虚拟三角形内角 $(\delta_1, \delta_2)$ 。假设一个平面目标,其边缘由  $N$  个边缘点描述,那么这  $N$  个边缘点能构成  $N(N-1)/2$  个边缘点对,因此连接这些点对可形成  $N(N-1)/2$  条弦,对于每对边缘点都能计算出两个内角以及对应弦的相关信息:弦长  $L$ 、弦角  $\beta \in [0, 2\pi]$ 、 $t_x$  即弦中点到目标中心的  $x$  方向位移、 $t_y$  即弦中点到目标中心的  $y$  方向位移,如下图 4 所示。将目标轮廓的所有点弦信息都记录于表格中后,此表将作为目标的形状特征用于后面的目标检测。但在实际应用中并非将所

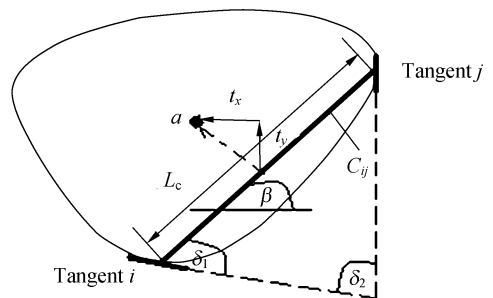


图 4 任意边缘的弦切变化几何

Fig. 4 Geometry of CTT for an arbitrary boundary

有的弦都记录下来,而仅仅只使用那些满足长度要求的弦,在后面第三节中会有详细的解释。

### 2.3 检测阶段

得到需检测的模板目标形状的弦切表后,利用此表在待处理图像帧中寻找与模板形状相似或相同的目标,图中的目标可能是模板目标经过二维相似变换(如平移、旋转、尺度变换)后的状态。目标检测的大致过程为:

(1) 首先将图像进行目标轮廓提取后得到最终的边缘图像。(由算法理论来说可以在整幅图像中搜索,但在实际应用中为了减少计算量,一般可以前一帧估计的目标中心点为中心确定一定大小的搜索区域,实质是一样)

(2) 然后遍历所有边缘点相连形成的相交弦,计算与其对应的虚拟内角对 $(\delta_1, \delta_2)$ 和弦的相关信息,并以此角对为索引在模板目标的弦切特征表中找出对应的所有模板弦的信息,当然前提是索引对应的位置有对应弦,因为可能模板中根本没有对应的索引位置;

(3) 结合提取出的模板弦信息及当前处理的图像弦的信息,然后根据等式(3)到(6)求出对应的参数估计值,并在参数空间中的对应位置处累加1,如此遍历待测图像中的所有相交弦。最后在参数空间中会有一个累加峰值的位置,该位置处对应的参数值应该就是匹配得到的最佳参数估计值。另外在实际应用中,参数空间是一个离散化的四维空间 $[\kappa_n, \theta_n, x_c, y_c]$ ,其中 $\kappa_n$ 是缩放参数 $\kappa$ 量化后的离散值, $\theta_n$ 是目标旋转角度 $\theta$ 量化后的离散值,而 $(x_c, y_c)$ 则是估计的目标中心点坐标。

为了更好地理解算法过程,首先给出了一些变量的定义: $C_i(\delta_1, \delta_2)$ 是模板中的弦、 $C_j(\delta_1, \delta_2)$ 是图像中的弦、 $a(j)$ 表示第 $j$ 条弦的角度、 $l(j)$ 表示第 $j$ 条弦的长度; $t_x(j)$ 表示第 $j$ 条弦的中点到模板中心的 $x$ 方向位移、 $t_y(j)$ 表示第 $j$ 条弦的中点到模板中心的 $y$ 方向位移以及 $(x_m, y_m)$ 是图像中当前弦的中点。基于这些变量,就可以求得各参数的估计值如下:

$$\kappa = \frac{l(C_j(\delta_1, \delta_2))}{l(C_i(\delta_1, \delta_2))}, \quad (3)$$

$$\theta = a(C_j(\delta_1, \delta_2)) - a(C_i(\delta_1, \delta_2)), \quad (4)$$

$$x_c = x_m + \kappa(t_x(C_i(\delta_1, \delta_2))\cos\theta - t_y(C_i(\delta_1, \delta_2))\sin\theta), \quad (5)$$

$$y_c = y_m + \kappa(t_x(C_i(\delta_1, \delta_2))\sin\theta + t_y(C_i(\delta_1, \delta_2))\cos\theta), \quad (6)$$

其中: $\kappa$ 是模板目标的缩放尺度, $\theta$ 是模板目标的旋转角度, $(x_c, y_c)$ 是图像中预测的目标中心位置。参数空间可以用一个四维的矩阵来表示,其中每一维分别代表4个参数的量化信息。一般对整幅图像中的边缘点形成的弦都进行上述的处理后得到相应的参数估计值,并在矩阵中进行累加,最终会有累加峰值出现,如果该峰值高于规定的阈值,那么就说明找到了与模板形状匹配的目标,峰值位置对应的参数值即为最佳的参数估计值。同时该方法对于旋转、缩放和平移等变化有很好的鲁棒性,并且对于边缘部分缺损或遮挡等情况也有较好的适应性。

## 3 算法的可靠性分析

该算法的有效性主要受到以下三方面的误差影响:(1)弦端点定位以及倾斜角度的离散化;(2)边缘点的梯度方向角的测量误差;(3)图像质量及噪声的影响。本节主要对前两方面的误差影响进行分析<sup>[10]</sup>。

### 3.1 离散化误差

根据离散过程,假设已知边缘点在半径为 $\phi_p$ 的圆内,如果考虑误差最大的情况,则长为 $L_c$ 的弦可能存在的角度误差为 $\phi_a$ ,如下式(7)。而此时弦长的误差在 $2\phi_p$ 的范围内,所以弦长比率(即尺度变化参数 $\kappa$ )的测量误差应该是 $\phi_r$ ,由等式(8)可以看出来,误差随着弦长的减小而增大,这说明在匹配阶段的参数估计时只有足够长度的弦应该被使用。因为弦切表中信息的冗余,因此简单忽略一些不满足长度要求的弦是不会发生信息丢失的。

$$\phi_a = \arctan\left(\frac{2\phi_p}{\sqrt{L_c^2 - 4\phi_p^2}}\right), L_c > 2\phi_p, \quad (7)$$

$$\phi_r = \frac{2\phi_p}{L_c}, \quad (8)$$

$$\gamma_l = \frac{m_{li}}{m_{lm}} \times 100\%. \quad (9)$$

另外,在实验中可通过计算匹配率 $\gamma_l$ ,来表示匹配的效果。等式(9)中的 $m_{li}$ 表示在待测图像中匹配到的长度超过 $l$ 的弦的个数, $m_{lm}$ 表示模板中长度超过 $l$ 的弦的总数, $\gamma_l$ 则是匹配到的特征弦

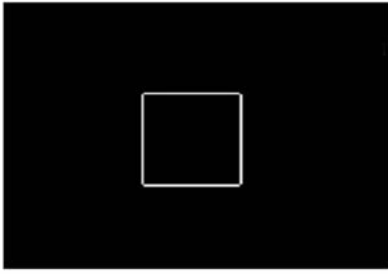
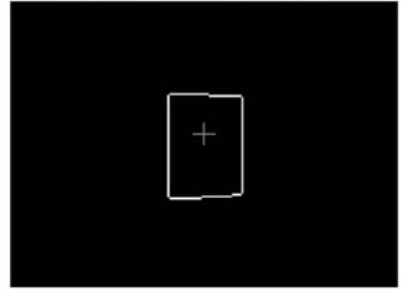
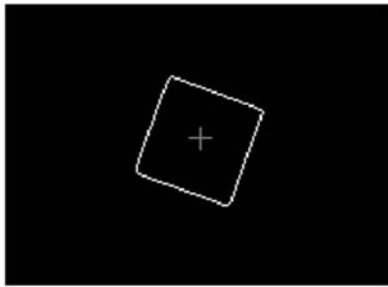


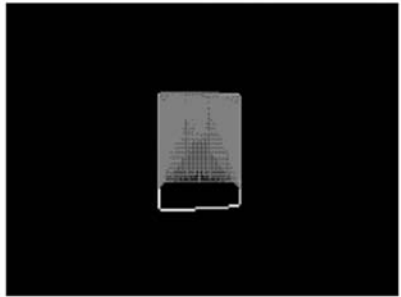
图 5 正方形模板  
Fig. 5 Original square



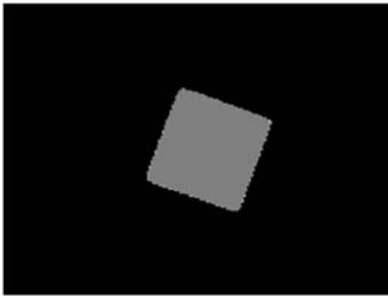
(a) 匹配的目标中心位置  
(a) Matched location of target center



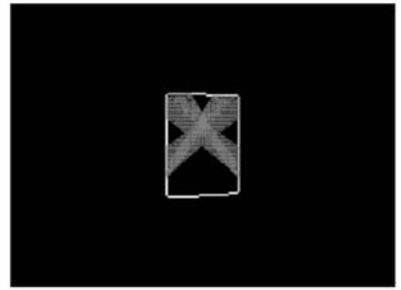
(a) 匹配的目标中心位置  
(a) Matched location of target center



(b) 模板弦的匹配结果(弦长>20)  
(b) Chords matched with model (length>20)



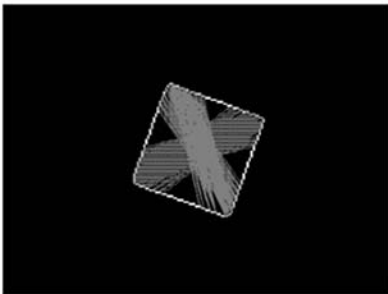
(b) 模板弦的匹配结果(弦长>20)  
(b) Chords matched with model (length>20)



(c) 模板弦的匹配结果(弦长>60)  
(c) Chords matched with model (length>60)

图 7 对目标 2 的匹配结果

Fig. 7 Matching results for object 2



(c) 模板弦的匹配结果(弦长>60)  
(c) Chords matched with model (length>60)

图 6 对目标 1 的匹配结果

Fig. 6 Matching results for object 1

个数的百分比。利用一个正方形模板(图 5)对两个不同程度变化的目标进行匹配的结果,其中目标 1(图 6)是将正方形在平面顺时针旋转  $20^\circ$ ,目标 2(图 7)是一个矩形,但实际上目标 2 是模板正方形绕中心点在空间向内旋转  $40^\circ$  后映射到平面形成的矩形。其中图 6(a)和图 7(a)分别显示了估计的两目标的中心位置,图 6(b)和图 7(b)分别是长度大于 20 的模板弦在两图像中的匹配结果,图 6(c)和图 7(c)则分别为长度大于 60 的模板弦在两图像中的匹配结果。由实验结果可以看出对

于目标 1 的匹配结果还是比较好的,而对于目标 2,算法只能将矩形的上半部分的作为正方形目标检测出来,由于空间的变化则映射到平面的形状必然会有边缘缩短,实验得到的参数估计值正好与实际情况符合,即尺度变化  $\kappa < 1$ 。表 1 的第二列是目标实际的几何中心坐标,第三到六列则给出了对两个目标运动参数的估计,最后两列是不同弦长限制条件下的匹配效率。总的来说,特征匹配得到的结果与理论符合,同时由目标 2 的结果也可以看出算法对部分特征检测的有效性。

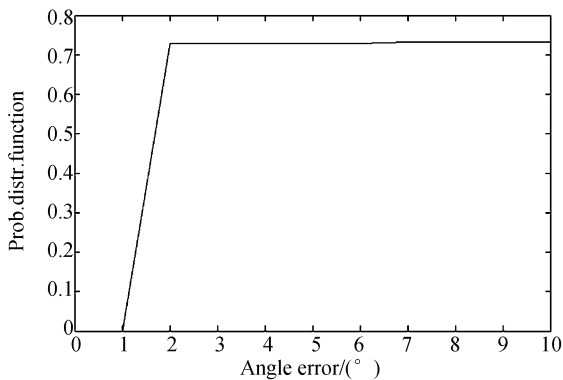
表 1 目标 1 和目标 2 的匹配参数估计结果及匹配效率

Tab.1 Estimative parameters and matching rates for object 1 and 2

center	Estimative center	$\kappa$	$\theta$	$\gamma_l(L>20)$	$\gamma_l(L>60)$
Obj 1(122,154)	(122,155)	1	20°	60.37%	65.49%
Obj 2(122,154)	(116,154)	0.8	0°	49.50%	65.49%

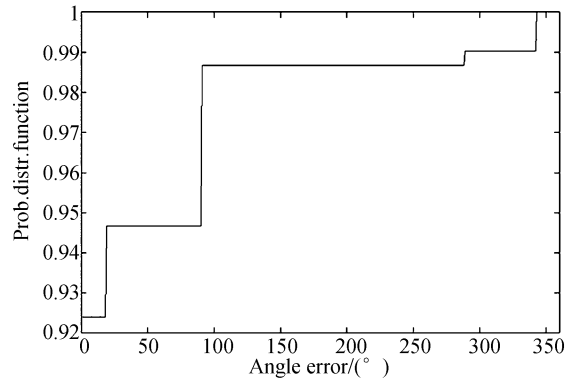
### 3.2 边缘梯度方向角的测量误差

因为一般边缘梯度方向角的测量误差会随着图像质量变化,所以这里只是进行一种实验性的说明。通过将模板中满足一定长度要求的模板弦按估计得到的参数值计算,在待测图像中得到对应弦,然后计算出两条弦对应端点的梯度方向角度的差值,并将这个差值与估计得到的旋转角度相减,得到一个边缘梯度方向角的测量误差值,同时将其记录在角度误差的直方图中。当模板中所有的弦都进行这样的检验以后,最终可以得到一个离散的角度测量误差概率分布函数,如下图 8 所示,实验仍以 3.1 中目标 1 和目标 2 为例,同时



(a)目标 1

(a)Object 1



(b)目标 2

(b)Object 2

图 8 使用  $3 \times 3$  的 Prewitt 算子对目标 1 和目标 2 测量边缘梯度方向角度产生的角度误差的概率分布函数

Fig. 8 Probability distribution function of angular error in gradient measurement using a  $3 \times 3$  prewitt operator

设定弦长要求为 20(像素点之间坐标距离)。从结果可以看出,对于目标 1 有 75% 的边缘点的角度测量误差都在  $3^\circ$  以内,而目标 2 中有 92% 的边缘点的角度误差都在  $0^\circ$ 。由此可见由边缘点梯度方向角测量得到的误差对算法的影响并不大。但角度测量误差的概率分布函数可为算法实际应用时对角度量化步长的选取提供了依据。

## 4 实验结果与分析

本文分别用两组图像序列的实验结果进行说明,并且这两组图像均在复杂背景的条件下。图 10 中选取小车的前车窗(图 9 所示)作为需要检测的几何目标,它具有接近梯形的几何特征。图 10 给出了其中四帧的检测结果,其中图 10(a)中车窗还未被树干遮挡,形状完好;图 10(b)中车窗已有三分之一被遮挡了,此时车窗形状有所破坏,但因为大部分形状信息仍然存在,因此算法还能检测出目标,然而在随后的几帧中车窗被树干遮挡,目标形状信息大部分丢失甚至完全消失时,算法没有找到匹配的目标,这种情况下算法仍会在搜索范围内不断搜索,当小车驶过树干车窗再次出现时,便立刻锁定住了目标,如图 10(c)、(d)。

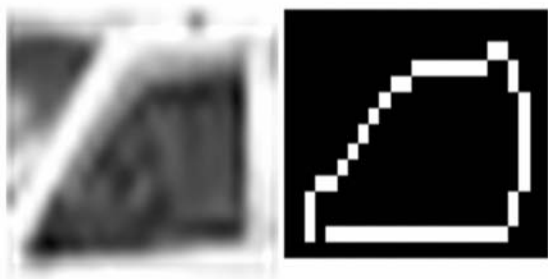


图 9 车窗模板及目标边缘

Fig. 9 Original model and edge of window



(d) 第 43 帧的检测结果

(D) Detected result in frame 43



(a) 第 35 帧的检测结果

(a) Detected result in frame 35



(b) 第 38 帧的检测结果

(b) Detected result in frame 38



(c) 第 41 帧的检测结果

(c) Detected result in frame 41

图 10 复杂条件下对小车车窗的检测结果

Fig. 10 Feature detections of car window in complex condition

表 2 列出了参数估计结果。这组实验结果可以说明,本文的方法对形状特征识别的有效性,即使在复杂环境下出现了小部分的失真,只要目标的大体形状特征存在,算法仍然有效。

表 2 图 10 的匹配参数估计结果

Tab. 2 Estimative parameters for object in Fig. 8

	Estimative center	$\kappa$	$\theta$
Fig. 8 (a)	(107, 175)	1	$0^\circ$
Fig. 8 (b)	(110, 168)	0.9	$-5^\circ$
Fig. 8 (c)	(112, 158)	1	$0^\circ$
Fig. 8 (d)	(115, 147)	1	$0^\circ$

除此以外,算法还可以同时对多个形状特征进行检测。图 11 中分别选取了汽车的前后窗和车轮 4 个部分作为模板目标,同时对这四个特征进行检测。但在这组图像序列中,由于汽车行驶的方向造成视角变化,因此序列图中的目标不再是保持二维空间的变化,而存在了一定程度的仿射变换。所以在实验中会发现如果当目标形状变化到一定程度而不更新模板的话,检测结果的精确度会随之降低,出现不稳定的现象。这也表现出该方法的不足之处,即不具有空间变换的鲁棒性,但对于二维的旋转、缩放及平移等变化甚至形状的部分缺损都具有很好的鲁棒性。



(a) 第 10 帧的检测结果

(a) Detected result in frame 10



(c) 第 34 帧的检测结果

(c) Detected result in frame 34



(b) 第 27 帧的检测结果

(b) Detected result in frame 27



(d) 第 43 帧的检测结果

(d) Detected result in frame 43

图 11 复杂条件下小车多个几何特征的检测结果

Fig. 11 Multi-geometric feature detections of a car in complex condition

## 5 结 论

本文着重介绍了弦切变换的理论依据,并对算法进行了详细的误差及可靠性分析,最后对多组复杂环境下的不同形状的目标进行实验仿真。另外,对部分形状缺失或变形的情况进行了检测实验,结果显示检测的平均正确率达 90% 以上,并且当目标形状缺失或变形的部分达 40% 时仍能得到比较准确的检测结果,证明了该方法的有效性。虽然理论上该方法是对整个待测图像中的

边缘点进行处理,但一般不同目标边缘点之间形成的弦大多都是一些无用弦,由这些弦得到的参数估计值也是随机的分布在参数空间中,没有什么意义,并且连通边缘点之间的相关性往往比非连通边缘点之间的相关性大。因此在具体应用中,如果基于连通性只处理各个连通边缘点之间形成的弦的话,可以大大降低运算量提高效率,但同时又提高了对边缘连通性的要求。目前,计算量大耗时多是该方法需要改进的一个重要方面。另外,也需要进一步提高算法在目标边缘的部分失真或缺损等情况下对参数估计的精确度。

## 参考文献:

[1] DUBUSION M P, JAIN A K. A modified hausdorff distance for object matching[C]. *Processing of the 12th International Conference on Pattern Rec-*

*ognition*, 1994: 566-568.

[2] Ballard D H. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes [J]. *Pattern Recognition*, 1981,13,111-122.

[3] 叶州海,陈福民. 一种广义霍夫变换的改进[J]. 微

型电脑应用, 2006,22(6):23-25.

YE ZH H, CHEN F M. An improving generalized hough transform[J]. *Microcomputer Applications*, 2006,22:23-25. (in Chinese)

- [4] 吴刚,武春风,侯晴宇,等. 基于不变矩特征匹配的目标定位方法[J]. *光学精密工程*, 2009,17(2):460-468.

WU G, WU CH F, HOU Q Y, *et al.*. Target location method based on invariable moment feature matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,22(6):460-468. (in Chinese)

- [5] FLUSSER J, SUK T. Pattern recognition by affine moment invariants [J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26:167-174.

- [6] ZAHN C T, ROSKIES R Z. Fourier descriptors for plane closed curves [J]. *IEEE Trans on Computers*, 1972,21:269-281.

- [7] SELVAGE J E, CHENOWETH D L, GOLD V E. Geometric feature extraction using the chord transformation [C]. *Proceedings of Aerospace Applications Conference*, 1996,4:399-405.

- [8] MOORE D J H. An approach to the analysis and

extraction of pattern features using integral geometry [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1972,8:97-102.

- [9] AYACHE N, FAUGERAS O D. HYPER: A new approach for the recognition and positioning of two-dimensional objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8:44-54.

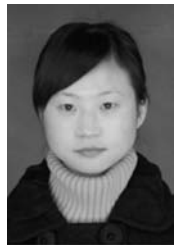
- [10] DUFRESNE T E, DHAWAN A P. Chord-tangent transformation for object recognition [J]. *Pattern Recognition*, 1995,28:1321-1332.

- [11] 吴莹莹,刘桥. 新颖的物体轮廓提取:基于双边滤波的多级边缘检测[J]. *计算机应用研究*, 2002,24(12):396-398.

WU Y Y, LIU Q. Novel object contour extraction: multi-scale edge detection based on bilateral filtering[J]. *Application Research of Computers*, 2002,24:396-398. (in chinese)

- [12] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]. *Proc of the 6th International Conference on Computer Vision*, 1998:839-846.

#### 作者简介:



何 莲(1983—),女,四川广元人,博士研究生,2006年于四川大学获得学士学位,主要从事目标识别与跟踪,基于几何形状特征的目标检测等研究。E-mail: helian416@gmail.com

#### 导师简介:



张启衡(1950—),男,四川成都人,研究员,博士生导师,1977年毕业于成都电子科技大学,主要从事光电探测,目标跟踪,光电系统等方面的研究。E-mail: qhzhzhang@ioe.ac.cn