

# 基于不变角度轮廓线的三维目标识别

魏永超<sup>1</sup>, 陈 锋<sup>2</sup>, 庄 夏<sup>1</sup>, 傅 强<sup>1</sup>

(1. 中国民用航空飞行学院科研处, 广汉 618307; 2. 成都信息工程大学光电技术学院, 成都 610225)

**摘要:** 三维物体的快速准确识别是研究的热点. 根据局部特征变换的特点, 提出了不变角度轮廓线的识别方法. 算法通过点云矢量特征对物体进行局部分割, 利用欧式距离、测地距离以及角度三个变量, 建立其不变角度轮廓特征描述, 进一步提取不变矩特征, 构建特征向量数据库集. 被识别物体的特征描述和数据库中特征进行夹角余弦匹配, 可完成物体的识别. 通过识别实验以及识别算法性能分析, 结果表明算法具有较高的识别率和识别效率, 可以用于复杂点云物体识别.

**关键词:** 三维物体; 识别; 不变角度轮廓线; 不变矩

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0490-6756(2017)04-0759-05

## 3D target recognition based on invariant angle contour

WEI Yong-Chao<sup>1</sup>, CHEN Feng<sup>2</sup>, ZHUANG Xia<sup>1</sup>, FU Qiang<sup>1</sup>

(1. Department of Research, Civil Aviation Flight University of China, Guanhan 618307, China;

2. College of Optoelectronic Technology, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

**Abstract:** The fast and accurate identification of three-dimensional objects is a hot research topic. According to the characteristics of local feature transform, one new method called the invariant angle contour line was proposed. Local segmentation of the objects was realized by point cloud vector feature, and then using Euclidean distance, measuring the distance and angle of the three variables, the invariant point outline feature description was established, after further extracting invariant moments feature, the feature vector database would be constructed. Through the cosine matching between feature description of the object and database, the object recognition can be accomplished by comparing the threshold value. The recognition experiment results show that the algorithm has a high recognition rate and recognition efficiency, and can be used for complex point cloud objects recognition.

**Keywords:** 3D object; Recognition; Invariant angle contour; Invariant moments

## 1 引言

三维数据由于包含了物体本身更多的信息(深度数据), 相比二维识别, 环境因素的影响很小, 且识别率和鲁棒性都好. 因此成为研究关注的热点之一<sup>[1-5]</sup>. 三维数据具有更大的数据量和数据复杂度, 如何建立快速有效的目标描述及匹配策略, 并对视

角具有鲁棒性是三维识别的关键. 三维物体识别通常分为静态三维识别和动态三维识别<sup>[6-9]</sup>. 动态三维识别在识别中综合考虑物体本身信息和图像序列时空特征, 因此算法的复杂度更高, 目前有很少的文献报道; 而静态三维识别以单个三维图像为载体进行识别, 识别算法不考虑图像序列之间的时空关系, 是三维识别的主要研究方向. 静态三维物体

识别根据识别类型分为:基于全局特征和局部特征的三维识别.全局特征通过提取物体整体几何形状作为特征描述符,该类方法特征提取计算量小,易于实现,但对细节分辨能力弱,且要求对目标独立且数据完整,对遮挡和背景敏感,因此应用范围受限<sup>[10]</sup>;局部特征利用三维物体局部面型几何信息构建描述符进行识别,因此对对遮挡和背景干扰鲁棒性强,可以用于复杂场景多物体中目标识别,因此是本文算法研究的内容.

基于局部特征的三维识别流程大致分为特征提取和匹配两个阶段,其中特征提取是算法的核心,好的特征算法具有唯一性、鲁棒性及效率高的优点<sup>[11]</sup>.现有局部特征按特征向量构造方式分为:基于特征、基于直方图和基于变换的描述方法.基于特征的方法利用表面局部点的几何属性构造特征向量,对噪声鲁棒,但特征的可重复性不佳,且对网格分辨率敏感.基于直方图方法通过局部表面的几何量或者拓扑量(如面积、点云等等)构建直方图特征描述,对遮挡和复杂场景鲁棒,有较高的识别率,但对网格分辨率敏感,且需要对深度图像作均匀采样预处理.基于变换的方法通过变换深度图像到其它域(如频域),然后在变换域中描述局部表面特征,该方法对刚性变换、等距变换和尺度缩放具有较强鲁棒性,识别率高,相比其它方法,具有较高的优势,但算法效率低,对点云数有一定限制.

本文结合欧式距离、测地距离及角度变量,提出一种高效的基于变换的局部特征识别方法,称为不变角度轮廓线(IAC, Invariant Angle Contour),解决了效率及点云数限制问题.复杂的空间三维物体可转化为二维特征的 IAC 描述,并进一步提取 IAC 的不变矩特征,构建不变矩特征向量,利用夹角余弦实现特征向量的匹配,可实现对点云密度、分辨率以及姿态角度等鲁棒的三维物体识别.

## 2 识别算法原理

本文采用的是基于局部特征变换的三维识别算法.特征点选择的是形状索引特殊点,同一物体的特征点位置基本固定.由于对角度鲁棒,采用角度分割三维物体成局部曲面,因此以特征点为中心的局部曲面基本一致.在提取边界轮廓线后,进行不变矩映射,构建特征向量.所有的过程都是基于鲁棒特征,因此提取的特征向量具有很强的鲁棒性,且复杂三维物体转化为多维特征向量,就可以快速进行匹配识别.

识别算法主要分为预处理、特征提取、特征匹配、识别确认.在整个识别算法中,特征提取是算法的核心,是影响识别率和识别效率的重要因素.物体通过预处理提取特征点以及计算相关参数,之后以特征点为中心进行局部分割,并提取局部曲面的 IAC 后进行不变矩变换得到特征向量,待识别物体和模型物体的特征向量进行匹配,识别出最终结果.算法的识别流程如图 1 所示.

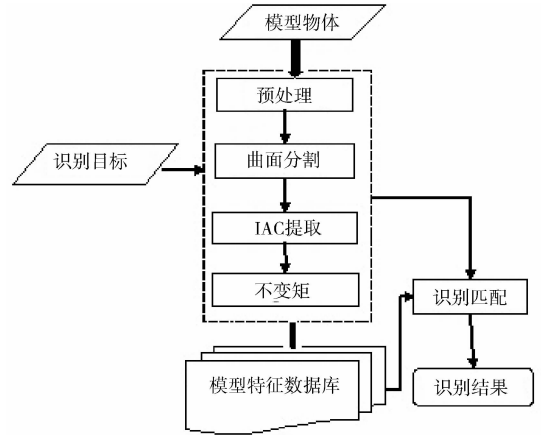


图 1 识别算法流程图

Fig. 1 Flow chart of recognition algorithm

### 2.1 预处理

识别算法的核心是构建不变角度轮廓线,之前需要对识别物体进行算法预处理.具体包括邻域计算、曲面曲率及特征点提取.其中邻域计算是计算出每个点周围的  $M$  邻域,曲率是计算目标物体的曲面拟合后的曲面最大曲率和主曲率,算法较为成熟.特征点是通过形状索引计算特征区域点,这些点是后期曲面分割的基准点,特征点的选择会影响识别的结果,利用形状索引方法<sup>[12]</sup>特征点提取,即满足下式.

$$\left. \begin{aligned} &F_i(p) \geq \eta + t \& \& F_i(p) = \max(F_i(p_j)) \\ \text{或} \\ &F_i(p) \leq \eta - t \& \& F_i(p) = \min(F_i(p_j)) \end{aligned} \right\} \quad \{j=1, 2, \dots, M\} \quad (1)$$

其中,  $F_i(p)$  的定义为

$$F_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_{\max}(p) + k_{\min}(p)}{k_{\max}(p) - k_{\min}(p)} \quad (2)$$

$\eta$  的定义为

$$\eta = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M F_i(p_j) \quad (3)$$

其中,  $k_{\max}$ ,  $k_{\min}$  分别为邻域点的最大曲率和最小曲率;  $M$  为点邻域取值.  $T$  的取值范围为 0.25~0.5, 通常为 0.35.

## 2.2 特征向量提取

2.2.1 匹配曲面片 为了使匹配点之间建立相同的轮廓线,需要对轮廓线描述的三维曲面区域进行限定,使其具有相同的局部范围.由于采集设备的差异,采集的点云数据在密度和分辨率上有一定差异,通过研究发现,角度特征具有很强的鲁棒性,因此利用角度以特征点  $p$  为中心,对匹配曲面分割成不同局部曲面  $S_p$ ,定义如下.

$$S_p = \{ \text{points} \in \text{acos}(V_p \cdot V_n) < \alpha \} \quad (4)$$

其中,  $V_p$  为特征点  $p$  的法线矢量;  $V_n$  为邻域点法线矢量.  $\alpha$  值决定分割的匹配曲面片的大小,实践发现  $\alpha \in (\sigma - \pi)$ , 分割的曲面片基本连续,避免出现孔洞.通过研究发现,为了保持局部特征和全局特征的平衡,  $\alpha$  的值选择最大值  $\pi/2$ , 并通过进一步划分该曲面片,来细化表征曲面片.划分间隔越小,特征表述越精细,但增加匹配时间,分割越大,特征损失越严重,会降低识别率.通过试验,分割值为 3~5 时,具有较好的平衡.这里选择  $\alpha \in \pi/6, \pi/3, \pi/2$ .

2.2.2 不变角度轮廓线 分割后的匹配曲面片,首先提取边界点,边界点的提取直接关系识别的效率和准确率.边界点和特征点的角度满足分割曲面的最大值,即满足式(5).同时相邻两个边界点的间距为点云分辨率,即满足式(6).

$$a \cos(V_p \cdot V_b) = \alpha \pm \Delta \quad (5)$$

$$\text{dis}(b_n, b_{n+1}) = \mathfrak{L} \quad (6)$$

其中,  $b_n$  和  $b_{n+1}$  为相邻的边界点,  $\mathfrak{L}$  为点云的分辨率,为特征点  $p$  到其  $M$  邻域的欧式距离平均值,定义为

$$\mathfrak{L} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M O(p - p_j) \quad (7)$$

分别计算每个边界点  $b_n$  相对特征点  $p$  的测地距离  $G(b_n - p)$  和欧式距离  $O(b_n - p)$ ,再利用下式进行归一化处理.

$$D_{b_n} = O(b_n - p) / G(b_n - p) \quad (8)$$

对边界点的归一化距离进行曲线拟合,构成边界轮廓线,匹配曲面片转化为二维轮廓线描述.

2.2.3 不变矩映射 不变矩通常作为图像特征,它对环境、姿态以及视角具有很强鲁棒性.对于二维轮廓线,进一步采用仿射不变矩作为特征描述.

对于任意一条二维曲线  $[x, y]$ ,其仿射变换后为  $[x_i, y_i]$ ,仿射变换定义为

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} = A[x, y]^T + B \quad (9)$$

中心矩  $\mu_{pq}$  多项式与  $\mu_{00}^r$  除值,就得到各阶不变矩,这里采用一到六阶作为特征不变量,具体定义如下.

$$\begin{cases} \text{一阶: } J_1 = 2(\mu_{20}\mu_{02} - \mu_{11}^2) / \mu_{00}^4 \\ \text{二阶: } J_2 = (\mu_{30}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}\mu_{21}\mu_{12}\mu_{03} + 4\mu_{30}\mu_{12}^3 + 4\mu_{21}\mu_{03}^3 - 3\mu_{12}^2\mu_{21}^2) / \mu_{00}^{10} \\ \text{三阶: } J_3 = (\mu_{20}(\mu_{21}\mu_{03} - \mu_{12}^2) - \mu_{11}(\mu_{30}\mu_{03} - \mu_{12}\mu_{21}) - \mu_{02}(\mu_{30}\mu_{12} - \mu_{21}^2)) / \mu_{00}^7 \\ \text{四阶: } J_4 = (\mu_{20}^2\mu_{03}^2 - 6\mu_{30}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{03} - 6\mu_{20}^2\mu_{02}\mu_{21}\mu_{03} + 9\mu_{20}^2\mu_{12}^2 + 12\mu_{11}^2\mu_{20}\mu_{21}\mu_{03} + 6\mu_{20}^2\mu_{11}\mu_{02}\mu_{30}^2 - \\ 18\mu_{20}^2\mu_{12}\mu_{02}\mu_{21}\mu_{12} - 8\mu_{11}^3\mu_{30}\mu_{03} - 6\mu_{02}^2\mu_{11}\mu_{30}\mu_{12} + 9\mu_{20}\mu_{02}^2\mu_{21}^2 + 12\mu_{11}^2\mu_{02}\mu_{12}\mu_{30} - 6\mu_{02}^2\mu_{11}\mu_{12}\mu_{30} + \\ \mu_{20}^3\mu_{02}^2) / \mu_{00}^{11} \\ \text{五阶: } J_5 = 2(\mu_{40}\mu_{04} - 4\mu_{13}\mu_{31} + 3\mu_{22}^2) / \mu_{00}^6 \\ \text{六阶: } J_6 = (\mu_{04}\mu_{22}\mu_{40} + 2\mu_{13}\mu_{22}\mu_{31} - \mu_{04}\mu_{31}^2 - \mu_{40}\mu_{13}^2 - \mu_{22}^2) / \mu_{00}^9 \end{cases} \quad (10)$$

2.2.4 特征向量 从轮廓曲线提取不变矩特征  $J_i, i=1, 2, \dots, 6$ , 构成特征向量  $T$ , 定义如下:

$$T = [J_1, J_2, \dots, J_6] \quad (11)$$

对所有模型物体,提取其特征向量,构建特征数据库.

## 2.3 识别匹配

对于待识别物体,同样提取特征向量.对于两个特征向量,引入夹角余弦来进行匹配识别.对于两个  $n$  维特征向量  $T_1(\omega_{11}, \omega_{12}, \dots, \omega_{1m})$

和  $T_2(\omega_{21}, \omega_{22}, \dots, \omega_{2m})$ ,

夹角余弦的定义如式(12)所示,取值范围为  $[-1, 1]$ ,值越大表示两个向量相似度越高,1 就表示两个向量完全匹配.

$$C_o = \frac{T_1 \cdot T_2}{|T_1| |T_2|} = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_{1i} \omega_{2i}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \omega_{1i}^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \omega_{2i}^2}} \quad (12)$$

### 3 识别实验及结果分析

选择公开点云物体数据<sup>[13]</sup>为识别数据源,进行算法识别有效性验证,如图 2 所示,识别目标和模型物体视角不同,模型与目标物体 3、6 以及 8 的视角为 36°,其它的为 20°。

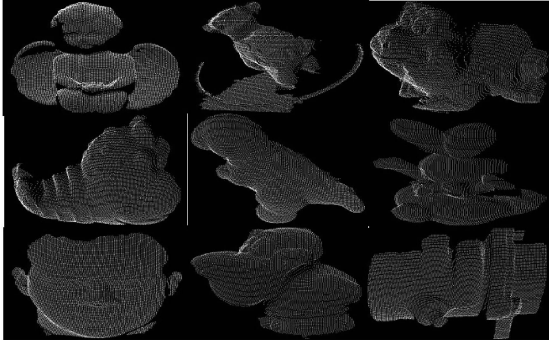


图 2 数据源实例图  
Fig. 2 Data source instance diagram

首先进行进行单目标物体识别,数据源为上述数据库.其中表 1 为单目标物体识别结果,行  $ID_m$  对于模型物体编号,列  $ID_r$  对应识别物体编号,结果识别匹配的夹角余弦匹配值.从表 1 可以看出,每个识别物体很好的和数据库的模型匹配,且识别准确率远远高于误识别数,因此算法具有很好的识别效果.图 3 为识别结果的图例,上面为 ICP 融合前的数据,下面为模型和识别物体拼接后的数据图.

表 1 单物体识别结果

Tab. 1 Single object recognition results

$ID_r$	$ID_m$								
	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	0.991	0.31	0.102	0.097	-0.081	0.068	-0.82	0.37	0.095
1	0.31	0.968	0.067	0.088	-0.53	0.102	0.79	0.114	0.123
2	0.102	0.067	0.949	0.33	-0.63	0.74	0.18	-0.98	0.087
3	0.097	0.088	0.33	0.988	0.47	0.25	0.48	0.116	0.103
4	-0.081	-0.53	-0.63	0.47	0.952	0.105	0.69	0.103	-0.71
5	0.068	0.102	0.74	0.25	0.105	0.959	0.49	0.395	0.484
6	-0.82	0.79	0.18	0.48	0.69	0.49	0.985	-0.82	0.104
7	0.37	0.114	-0.98	0.116	0.103	0.395	-0.82	0.944	0.395
8	0.095	0.123	0.087	0.103	-0.71	0.484	0.104	0.395	0.989

为了验证多目标识别效果,对模型物体进行融合重采样后得到多物体场景.识别结果表 2 所示,构造 3 个场景, $ID_m$  为场景构成所需的模型,场景 1

由模型 2 和 7 构成,场景 2 由模型 4 和 5 构成,场景 3 由模型 1 和 8 构成,选择前三位识别结果, $ID_r$  为识别出的物体编号,RMS(Root Mean Square Error)为融合后识别物体和场景的均方根误差.从表中可以看出,算法很好的识别出了物体类别.图 4 为结果示例图,上面为识别结果融合前图,下面为融合后效果图.

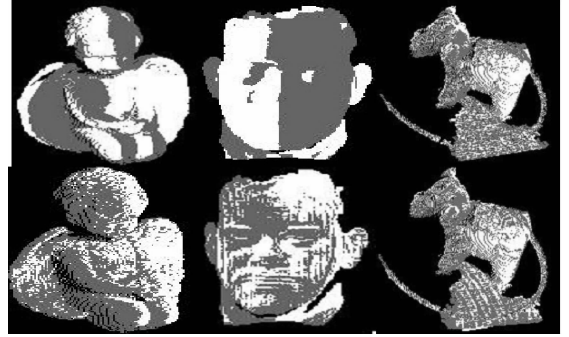


图 3 单目标识别实例  
Fig. 3 Single object recognition legend

表 2 多物体识别结果

Tab. 2 Multi-objects recognition results

场景	不同物体的识别结果					
	$ID_m$	$ID_r$	RMS	$ID_r$ ,RMS	$ID_r$ ,RMS	$ID_r$ ,RMS
1	2,7	2,0.86	7,0.93	0,34.13	1,16.52	
2	4,5	5,1.12	4,1.79	1,20.76	7,19.11	
3	1,8	8,0.87	1,1.03	7,19.34	5,25.72	

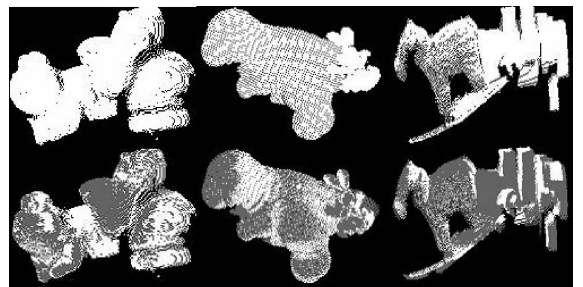


图 4 多目标识别图例  
Fig. 4 Multi-objects recognition legend

对算法效率进行分析,分别与经典算法 SI<sup>[14]</sup>以及 TR<sup>[15]</sup>进行比较,设置 SI 大小为  $15 \times 15$ ,TR 大小为  $15 \times 15 \times 15$ .为了比较的准确性,把算法时间分为:匹配点时间  $t_a$  和匹配曲面时间  $t_b$ .采用平台为 INTEL4 核处理器,win7,开发环境为 VC++ .结果如表 3 所示,且 TR 与 SI 都不包括三角剖分及简化处理,本文算法具有较高的执行效率.

表3 算法效率

Tab.3 Algorithm efficiency

算法	$t_a$ (s)	$t_b$ (s)	$\mathcal{F}$ (s)
本文	10.12	0.33	10.45
SI	47.63	0.30	47.93
TR	63.48	0.67	64.15

同时对算法识别性能进行对比分析,分别和最新文献[5]以及经典算法 SI<sup>[14]</sup>、TR<sup>[15]</sup> 进行比较,设置 SI 大小为  $15 \times 15$ , TR 大小为  $15 \times 15 \times 15$ ,文献[5]的训练图数为 4. 从数据源中选择 100 个物体构建数据库,随机选取 85% 的数据作为模型集,模型的构建过程中,随机选择 40% 模型改变点云分辨率,剩余 15% 作为识别集,同时随机选择模型集构建 50 个多物体场景,识别结果对比如表 4 所示. 从表 4 中可以看出,对于单物体场景识别,由于本文算法对点云分辨率鲁邦,因此识别率相比其它算法都高. 对于多物体场景识别,只有本文和 SI 算法可以适用,SI 算法对点云分辨率敏感,因此识别率低于本文算法,综合分析看出,本文算法具有较高的识别率.

表4 算法识别性能

Tab.4 Algorithm recognition performance

算法	识别率	
	单物体识别	多物体识别
本文	98.17%	96.24%
SI	91.33%	92.47%
TR	92.02%	null
文献[5]	91.63%	null

## 4 结 论

针对复杂点云物体识别问题,利用局部分割算法分割复杂物体,提取局部不变角度轮廓线的特征描述,并构建不变矩特征向量,从而把复杂空间物体表示为简单的特征向量集合,通过夹角余弦匹配,可快速有效地完成物体识别. 通过具体的识别实例,验证了算法对物体视角的鲁棒性,通过算法性能比对,算法具有较高的效率和识别率,可用于复杂场景三维物体识别.

### 参考文献:

[1] 许俊峰. 基于模型的任意视点下三维目标识别研究

[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.

- [2] Lu Z, Lee S. Probabilistic 3D object recognition and pose estimation using multiple interpretations generation [J]. J Opt Soc Am Opt Image Sci Vis, 2011, 28: 2607.
- [3] 赵树龙, 王俊峰, 潘喆, 等. 一种基于视频序列单目视觉下的运动车辆轮廓重构算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2015, 52: 1007.
- [4] Drost B, Ulrich M, Navab N, *et al.* Model globally, match locally: Efficient and robust 3D object recognition[C]//Proceedings of the Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. San Francisco, California, USA: IEEE 2010.
- [5] 张桂梅, 章毅. 基于路径轮廓的三维目标识别[J]. 计算机应用研究, 2013, 30: 3483.
- [6] 张跃强. 三维目标特征提取及识别研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [7] 周改云, 张国平, 梁明阶, 等. 基于表面凹凸度的未知物体分割识别方法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2016, 53: 1001.
- [8] 李迎春, 范有臣. 一种创新性激光图像三维目标识别算法[J]. 激光与红外, 2014, 6: 676.
- [9] 赵季, 马杰, 田金文. 使用特征匹配的三维目标识别方法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2012, 40: 1.
- [10] 郭裕兰, 鲁敏, 谭志国, 等. 距离图像局部特征提取方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25: 783.
- [11] Mian A S, Bennamoun M, Owens R. 3D model based free form object recognition-A review [J]. Sensor Rev, 2005, 25: 148.
- [12] 魏永超, 苏显渝. 基于矢量夹角的三维物体识别[J]. 光子学报, 2009, 38: 1862.
- [13] Island Vision Group at USF. USF Range image database [DB/OL]. (2016-06-16). [2016-12-13]. <http://marathon.csee.usf.edu/range/DataBase.html>.
- [14] Johnson A, Hebert M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1999, 21: 433.
- [15] Mian A S, Bennamoun M, Owens R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pair-wise registration of range images [J]. Int J Comput Vision, 2006, 66: 19.