

文章编号:1004-4213(2010)12-2268-6

基于曲面分割的三维点云物体识别^{*}

魏永超,刘长华,杜冬

(中国民用航空飞行学院 飞行技术与飞行安全科研基地,四川 广汉 618307)

摘要:提出了一种基于局部描述符的三维点云物体识别算法. 算法首先得到点云的邻域、法线矢量等相关信息,通过邻域进一步得到形状索引值. 特征点的提取以形状索引值为依据,以每个特征点为基点对曲面根据欧式距离和矢量夹角分割. 分割的曲面片进行等间距划分为多个欧氏距离同心圆,以特征点切平面为基平面投影,并进行等角度抽样,通过抽样点相对特征点的法线矢量及测地距离变化曲线,建立曲面片的二维描述,从而把三维识别转化为二维. 根据算法建立模型数据库,给定一个物体,通过和模型数据库中的曲面描述进行比对,得到潜在的识别结果,再通过迭代最近点算法,得到最终的识别结果. 最后,通过大量具体实验验证了算法的有效性,并给出了算法的计算复杂度及耗时对比分析,说明了算法的高效性.

关键词:物体识别;三维点云;测地距离;形状索引;迭代最近点

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103912.2268

0 引言

三维物体识别是计算机视觉和模式识别的一个重要研究领域,根据识别算法的不同,通常分为两大类:基于 3D 模型的识别方法和基于特征视图的识别方法. 这两类方法都有各自的优缺点,根据具体条件和应用的不同,采用不同的识别方法. 点云数据是三维扫描仪对物体进行采样得到的物体表面的直接采样点,是对物体表面的几何属性最真实的记录,因此点云逐渐成为实物表面的主流表示元素,因此直接基于点云的物体识别算法成为现在的热点之一. 虽然出现了不少的算法,但针对任意曲面的多目标物体的快速识别仍是研究的难点和热点^[1-3].

研究了基于模型的三维物体识别,提出了一种新的任意曲面的多目标物体识别算法. 算法根据形状索引提取特征点,提出以特征点为中心进行分割得到局部三维同心圆曲面片,并把测地距离以及矢量夹角变化引入到曲面片特征描述. 通过比对待测物体和模型物体的曲面片描述,找到匹配对,最后通过分类滤波和迭代最近点算法确定识别结果,并最终得到变换矩阵和匹配质量.

1 算法具体描述

算法分为两大步骤:离线模型数据库创建和在线物体识别. 离线模型数据库创建是首先得到模型

物体的描述存入数据库,在线识别阶段是对于被测物体进行描述,然后和模型数据库中物体进行比对,从而识别出被测物体,算法框图如图 1.

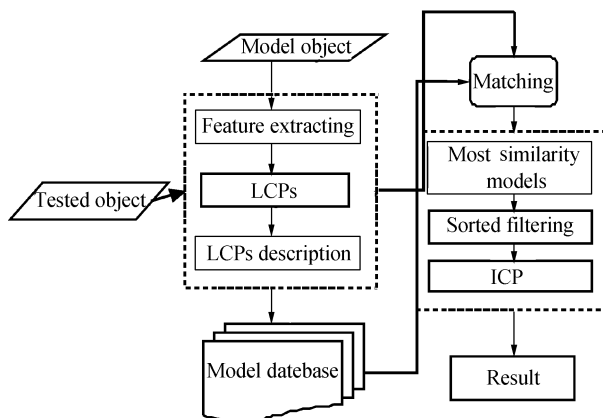


图 1 识别算法框图

Fig.1 Recognition algorithm diagram

1.1 特征点提取

特征点是识别的基本点,识别以特征点为基点进行,相比传统的对所有点进行识别,极大的提高了效率;同时相比随机选取基点识别,提高了识别的准确性.

用二次曲面 $f(x, y) = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f$ 来拟合点和它的邻域,通过最小二乘方法来估计二次曲面的参量,然后通过微分几何来计算高斯曲率 K 、平均曲率 H 和主曲率^[4].

$$H = \frac{f_{xx} + f_{yy} + f_{xx}f_y^2 + f_{yy}f_x^2 - 2f_xf_yf_{xy}}{2(1 + f_x^2 + f_y^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (1)$$

$$K = \frac{f_{xx}f_{yy} - f_{xy}^2}{(1 + f_x^2 + f_y^2)^2} \quad (2)$$

^{*} 中国民航飞行学院博士启动基金(J2009-45)资助

Tel:0838-5182015

Email:mylife001@126.com

收稿日期:2010-03-25

修回日期:2010-07-23

由曲面的平均曲率 $H = (k_{\max}(p) + k_{\min}(p))/2$, 高斯曲率为 $K = k_{\max}(p)k_{\min}(p)$, 反求可以得到曲面在 p 点的最大和最小主曲率 $k_{\max}(p)$ 和 $k_{\min}(p)$.

形状索引 $S_i(p)$ 是曲面点 p 的形状的量化测量, 它定义为

$$S_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_{\max}(p) + k_{\min}(p)}{k_{\max}(p) - k_{\min}(p)} \quad (3)$$

所有的形状被映射到区间 $[0, 1]$ ^[5]. 从得到索引值, 如果一个点的形状索引满足式(4), 则此点为特征点.

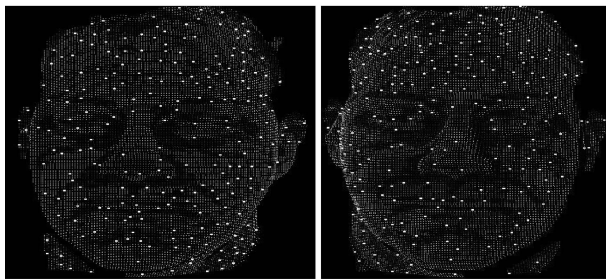
$$\left. \begin{aligned} S_i(p) \geq \mu + t \&\& S_i(p) = \max(S_i(p_j)) \\ \text{或} \\ S_i(p) \leq \mu - t \&\& S_i(p) = \min(S_i(p_j)) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$\{j=1, 2, \dots, M\}$

式中

$$\mu = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k S_i(p_j) \quad (5)$$

M 为邻域点的个数, t 控制着特征点的选取. 形状索引的中间值为 0.5, 特征点的值应该大于 0.75 或者小于 0.25, 因此 t 的值在 0.25~0.5, 一般取值为 0.35. 特征点提取的结果如图 2, 左右视图分别对应同一个物体的不同视角, 其中白色点为提取的特征点, 从图中可以看出, 有些特征点对应相同的物理区域.



(a) Face object from view 1 (b) Face object from view 2

图 2 不同视角的点云物体提取得到的特征点

Fig. 2 Feature points selecting instance graph from different view of the same object

1.2 局部三维同心圆曲面片

1.2.1 曲面片分割算法

在得到曲面的特征点后, 以特征点为中心, 分割得到曲面片, 然后在曲面片上进行三维同心圆构建, 再进行曲线描述的算法. 曲面片分割算法如式(6)

$$S_p = \{pixels, D(p_n, p_f) < \epsilon \&\& \alpha < A\} \quad (6)$$

式中 $D(p_n, p_f)$ 为特征点 p_f 和邻域点 p_n 的欧氏距离

$$\alpha = \arccos(N_{p_f} \cdot n_{p_n}) \quad (7)$$

α 为特征点法线矢量 N_{p_f} 与邻域点法线矢量 n_{p_n} 之间的夹角. ϵ 的值将根据物体分辨率不同进行自适应调整, 如式(8)

$$\epsilon = C \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mu_i \quad (8)$$

式中 C 是一个正整数, μ_i 是得到的曲面的分辨率, 定义为

$$\mu_i = \frac{1}{m_j} \sum_{j=1}^k \|p_i - p_{ij}\| \quad (9)$$

p_{ij} 是点 p_i 的邻域. 多次实验验证发现, C 的值介于 20~30 可以取得分割效果及曲面分辨率适应的双赢.

1.2.2 曲面片描述

曲面片特征的描述是识别的关键, 设一个曲面片相对特征点的最大的距离为 g_{\max} , 最小值为 g_{\min} , 对每个曲面片等间隔分割, 得到 J 个欧式三维空间同心圆, J 取值 5~10, 则第 i 个圆的半径为

$$g_i = g_{\min} + (i-1) * (g_{\max} - g_{\min}) / J \quad (10)$$

投影曲面片同心圆到特征点的切平面上, 在切平面上, 针对每个圆, 每隔 $2\pi/L$ 采样得到一个点, L 取值为 30, 每个点对应一个测地距离和法线信息, 因此, 可以用抽样点测地距离和法线矢量的变化来描述一个曲面片. 图 3 是曲面片描述的一个实例, 图 3(a)、(b) 分别对应同一物体不同视角同一特征点分割得到的曲面片, 图 3(c) 中实曲线与虚曲线分别对应图 3(a) 与图 3(b) 中最外边的同心圆测地距离变

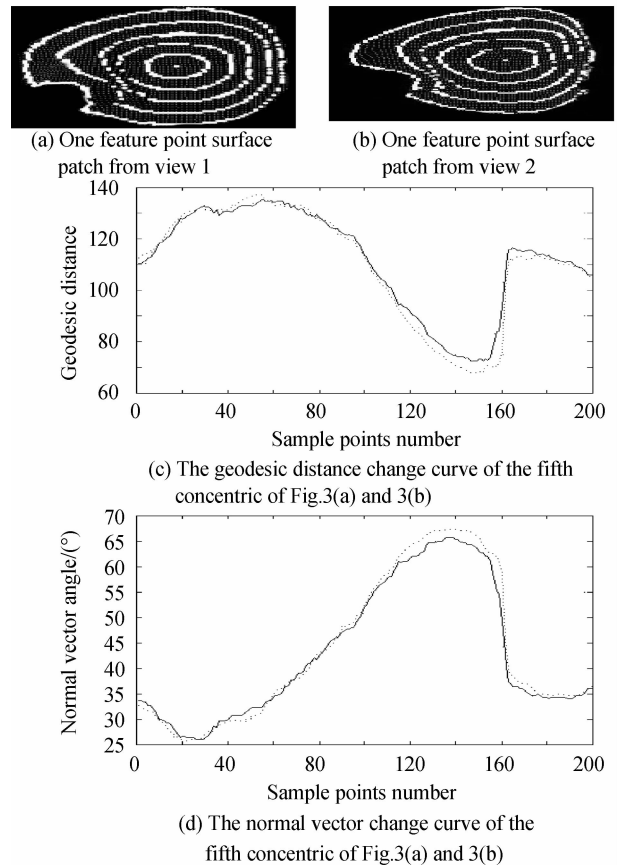


图 3 曲面片描述实例

Fig. 3 Surface patch description example graph

化曲线, 图的对应法线矢量变化曲线, 从图中可以看出, 测地距离与法线矢量的变化曲线可以作为描述

曲面的特征.

1.2.3 法线矢量及一致化算法

对于点云数据集 $q \in R^D$ 中的任意一点, 可以通过其 k 邻域得到其切平面. 问题可以描述为: 对于点 V 的 k 邻域 $S = \{p_i | i = 1, 2 \dots k\}$, 确定一个平面

$$CVM = \begin{bmatrix} \sum(p_{ix} - V_x)^2 & \sum(p_{ix} - V_x)(p_{iy} - V_y) & \sum(p_{ix} - V_x)(p_{iz} - V_z) \\ \sum(p_{iy} - V_y)(p_{ix} - V_x) & \sum(p_{iy} - V_y)^2 & \sum(p_{iy} - V_y)(p_{iz} - V_z) \\ \sum(p_{iz} - V_z)(p_{ix} - V_x) & \sum(p_{iz} - V_z)(p_{iy} - V_y) & \sum(p_{iz} - V_z)^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

通过雅可比(Jacobi)方法求得全部特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和单位特征向量 v_1 、 v_2 、 v_3 . 其中最小特征值所对应特征向量与 CVM 所表示的微切平面法向量方向平行. 因此可以通过计算协方差矩阵 CVM 的最小特征值来确定微切平面的法向量 n . 如果 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$, 选取法向量 $n = v_3$. 最后要统一微切平面的主向量方向.

在得到的每个点的法线矢量后, 需要对法线矢量进行一致化处理, 使其都指向物体的外部. 法向一致化调整的主要步骤是:

1) 以 z 坐标值最大点为法矢调整的根结点, 调整其法矢方向, 使之与矢量 $(0, 0, 1)$ 的点积大于 0, 使其法矢指向外侧.

2) 当前点的法矢 n_1 指向外侧, 若其近邻点的法矢 n_2 满足 $n_1 \cdot n_2 < 0$, 则将 n_2 反向. 反之, 则同向, 即法向量一致.

1.2.4 测地距离的算法

点云模型物体测地距离的求取有许多成熟的算法, 文献[6]算法的步骤为:

Step1. 给定点云模型上 2 点, 采用 Dijkstra 最短路径算法求出一条初始的 B-spline 活动曲线 $c(t)$.

Step2. 在当前活动曲线 $c(t)$ 上适当采样, 得到点 $S_k = c(t_k)$ ($k = 1, \dots, N$), N 为采样点数目; 并对所有 S_k 找出其在点云上的垂足.

Step3. 构造目标函数 $F = \sum_{k=1}^N F_k^d (L_k(d_1 + c_1, \dots, d_n + c_n)) + \lambda F_s$,

Step4. 对目标函数 F 运用最小二乘法求解得到新的活动曲线 $c(t)$.

Step5. 重复 Step2~Step4, 直到满足预定的阈值条件为止.

1.3 特征匹配

对每个物体的曲面片进行两两匹配, 如果两个物体的匹配曲面数达到一定的比例, 就认为两个物体匹配. 曲线匹配采用的算法为

$T_p = (V, n)$, 使得邻域点到平面的距离和最小, 得到近似的法线矢量 n , 这个平面就是点 V 的近似切平面. 法线矢量 n 可以通过主成份分析方法得到, 考察 3×3 实对称协方差矩阵

$$R_{ij} = \min_{l=1}^K \left[\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K (n_{1,i,m,k} N_{1,i} - n_{2,j,m,k+l} N_{2,j})^2 \right] \quad (12)$$

式中 $n_{1,i,m,k}$ 是曲面 1 的第 i 个曲面片的第 m 个同心圆轮廓上的第 k 个点的法线矢量, $N_{1,i}$ 是第 i 个特征点的法线矢量, $n_{2,i,m,k}$ 和 $N_{2,i}$ 的在第二个曲面的定义相似. 测地曲线匹配定义类似, 当 R_{ij} 的值以及测地曲线匹配值小于阈值的时候, 定义两个曲面片匹配.

1.4 对应滤波

经过特征匹配后, 基本可以确认匹配曲面对, 然而一个点也许找到不止一个匹配点, 因此要滤掉错误的匹配. 传统算法基本上是基于几何一致性进行滤波, 这种算法容易受到噪音影响且判断阈值不容易确定, 提出了一种新的法线夹角的滤波算法^[7]. 原理定义为

$$A_{C_1, C_2} = |A_{s_1, s_2} - A_{m_1, m_2}| < T_A \quad (13)$$

式中 A_{s_1, s_2} 和 A_{m_1, m_2} 为同一个物体两个不同曲面片特征点法线夹角. 式(13)的限制条件保证 $C_1 = \{s_1, m_1\}$ 和 $C_2 = \{s_2, m_2\}$ 为两个曲面的匹配曲面片. T_A 为阈值, 它的值接近 0, 在实验中设为 0.02.

具体的滤波算法为:

Step1. 以测量物体为基准, 得到匹配对 $l_{sm} = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, 运用式(13), 得到滤波后的匹配队列 $l_{sm-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$.

Step2. 以模型物体为基准, 匹配队列 $l_{ms} = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, 运用式(13)对队列进行滤波后得到 $l_{ms-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_i\}$.

Step3. 找到步骤 1 和步骤 2 得到的匹配队列 $l_{sm-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ 和 $l_{ms-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_i\}$ 的共同匹配对 $l = \{C_1, C_2, \dots, C_s\}$, 得到最终的滤波结果.

1.5 验证

给定模型-被测物体的对应液晶高分子聚合物(Liquid Crystal Polyester, LCP), 粗略拼接的初始变换矩阵可以通过估计拼接误差 $(\Sigma = \frac{1}{v} \cdot$

$\sum_{i=1}^n |U_i - R * M_i - T|^2$) 的最小二乘结果得到,其中 R 为旋转矩阵, T 为平移矩阵, U_i 和 M_i 分别为匹配曲面片的质心. 旋转矩阵和平移矢量可以通过四元数表示求解. 给定一个初始变换的估计, 通过改进的迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法^[8] 可以确定匹配是否正确, 并得到精确的拼接结果.

2 结果与讨论

实验数据来自俄亥俄州立大学^[9], 以 9 个物体为模型存入数据库, 其灰度图如图 4. 所有的被测物体和模型物体来自不同的视角. 除了模型被测物体对 3, 6, 8 之间夹角为 36° , 其它的都为 20° . 实验参量值分别为 $C=25, J=7, t=0.35, T_A=0.02$.

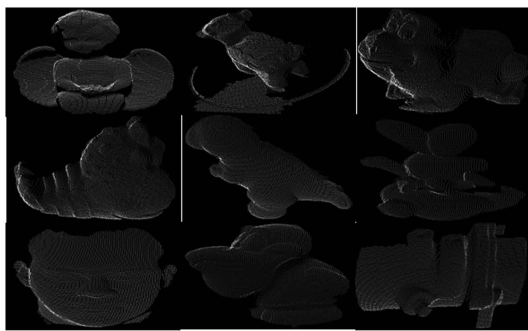


图 4 模型数据库的三维物体图
Fig. 4 The range images of objects in the model database

2.1 单物体算法识别实验

表 1 是 9 个物体的曲面片匹配数百分比结果, 其中每行对应一个被测物体和 9 个模型物体的结果. 从表 1 可以看出, 曲面描述符匹配就可以有效得到匹配对. 验证结果如表 2, 其中结果列中, 第一个数字对应模型 ID, 第二个数字为 RMS 误差, 其中结果分列中的第一列为推荐的识别结果, 可以看出识别算法都正确的识别出了结果. 为了对识别结果进行直观显示, 图 5(a) 为拼接前的图像, 图 5(b) 为拼接后的被测物体和模型物体对. 可以看出算法很好拼接模型和被测物体, 从而也进一步说明了算法对视点鲁棒的.

表 1 9 个物体的曲面片匹配数百分比结果

Table 1 The patch matching percentage results of nine objects

ID	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	93	18	20	23	9	37	25	13	22
1	11	96	24	12	29	14	12	6	20
2	9	13	95	17	25	31	24	16	15
3	13	14	21	96	17	9	12	23	17
4	26	23	18	15	98	26	15	18	8
5	17	19	22	27	31	97	19	18	20
6	18	21	27	20	21	16	99	11	13
7	22	16	18	7	11	20	19	102	10
8	5	13	16	8	25	15	11	10	93

表 2 实验验证结果

Table 2 Experimental results

ID	Results(the first three matching)		
0	(0, 0.961)	(5, 5.812)	(6, 9.163)
1	(1, 0.727)	(4, 7.551)	(2, 9.315)
2	(2, 0.629)	(5, 2.592)	(4, 7.568)
3	(3, 0.531)	(7, 3.154)	(2, 4.034)
4	(4, 1.331)	(0, 10.713)	(5, 11.175)
5	(5, 0.748)	(4, 6.354)	(8, 7.857)
6	(6, 1.052)	(2, 7.365)	(4, 10.193)
7	(7, 0.753)	(0, 5.533)	(5, 8.192)
8	(8, 0.413)	(4, 4.591)	(6, 11.164)



(a) Model and test objects before alignment



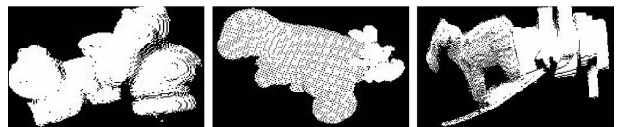
(b) Model and test objects after alignment

图 5 三个正确模型-被测物体识别对

Fig. 5 Three examples of correctly recognized model-test pairs

2.2 多个物体算法识别实验

通过对旋转两个点云物体 xy 轴以及 Z 缓存算法, 重采样得到一个新的点云物体. 表 3 是识别结果, 其中“模型 ID”是拟合的多物体对应的 2.1 中单个物体的 ID, “前四位匹配与融合误差”列中, 第一个数字为模型 ID, 第二个为 RMS 误差, 从表中可以看出, 算法对被测物体都正确的识别. 图 6 是识别结



(a) Range images of the three two-object scenes



(b) Recognition model images overlaid on the test objects with the recovered pose

图 6 三个双物体场景的识别结果

Fig. 6 Recognition results for the three two-object scenes

表 3 图 6 所示的三个双物体场景识别结果

Table 3 The recognition results from three two-object scene in Fig. 6

Scene	ID	The first four matching and rms			
0	2, 7	(2, 0.86)	(7, 0.93)	(5, 3.83)	(0, 6.17)
1	4, 5	(5, 1.12)	(4, 1.79)	(8, 8.32)	(0, 11.58)
2	1, 8	(8, 0.87)	(1, 1.03)	(4, 6.91)	(2, 10.55)

果图,图 6(a)为识别前的被测物体图,图 6(b)为识别后的拼接结果图.

2.3 算法复杂度

若物体点云数为 N ,则 KNN、法线矢量及一致化、特征点提取的计算复杂度为 $O(N)$. 假设模型物体特征点数为 M_f ,要识别的物体特征点数为 T_f ,则匹配复杂度为 $O(M_f T_f)$. 匹配后的特征点数为 H ,滤波的复杂度为 $O(H \log H)$.

为了更加直观显示算法的效率,和 SI^[10]以及 TR^[11]进行耗时比对,其中 SI 大小为 15×15 , TR 的大小为 $15 \times 15 \times 15$,三个算法都达到了 100% 的识别率. 把识别单个物体全部时间(\mathcal{L})分为三大块:找到最近点时间 t_a ;找到对应匹配曲面对 t_b 和验证 t_c . 平台为 INTEL 2.0 GHZ 处理器,软件环境为 VC++6.0. 结果如表 4,TR 与 SI 算法时间都不包括三角化以及简化时间,可以看出本文的算法比 SI 和 TR 高效.

表 4 算法耗时比对

Table 4 Comparison of time consuming for the three algorithms

Algorithm	t_a	t_b	t_c	\mathcal{L}
LCP	74.34	0.87	76.96	152.28
SI	98.72	0.81	76.13	175.66
TR	132.52	0.95	94.73	228.2

3 结论

通过把三维物体进行分割、投影、描述,从而把三维物体识别转化为二维识别,简化了三维识别的难度及复杂性,并提高了识别的效率. 算法首先建立数据库,待识别物体通过算法建立二维描述,和模型数据库描述进行匹配,从而识别出被测物体. 算法不但可以识别出单个物体,还可以识别多物体,通过算法复杂度分析以及耗时比对,可以看出,算法对于三维物体的识别不但是有效的,还具有很高的效率,对于点云三维物体的识别具有一定的应用价值.

参考文献

[1] GUO Yu-chen, MA Hui-min, LIAO Qing-min. Shape features for projected 2D images based 3D object recognition [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2009, **49**(10): 1646-1650.

- 郭宇晨,马慧敏,廖敏. 基于二维成像的三维物体形状特征分析[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2009, **49**(10): 1646-1650.
- [2] LI Qing, ZHOU Manli, LIU Jian. A review on 3D objects recognition[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, **5**(12): 985-993.
李庆,周曼丽,柳健. 三维物体识别研究进展[J]. *中国图象图形学报*, 2000, **5**(12): 985-993.
- [3] CAMPBELL R J, FLYNN P J. A survey of free-form object representation and recognition techniques [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001, **81**(2): 166-210.
- [4] FLYNN P, JAIN A. On reliable curvature estimation[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, New York, 1989: 110-116.
- [5] DORAI C, JAIN A. COSMOS-A representation scheme for 3D free-form objects [J]. *IEEE Trans on Pattern Anal Machine Intell*, 1997, **19**(10): 1115-1130.
- [6] DU Pei-lin, TU Chang-he, WANG Wen-ping. Computing geodesics on point clouds [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2006, **18**(3): 438-442.
杜培林,屠长河,王文平. 点云模型上测地线的计算[J]. *计算机辅助设计于图形学报*, 2006, **18**(3): 438-442.
- [7] WEI Yong-chao, SU Xian-yu. 3D object recognition based on vector angle [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(7): 1862-1865.
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**(7): 1862-1865.
- [8] ZHANG Z. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces [J]. *Internat J Comput Vision*, 1994, **13**(2): 119 - 152.
- [9] Ohio State University. OSU Range image database[DB/OL]. [2008-02-07]. <http://sampl.ece.ohio2state.edu/data/3DDB/RID/minolta/>.
- [10] JOHNSON A, HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes [J]. *IEEE Trans on Pattern Anal Machine Intell*, 1999, **21**(5): 433-449.
- [11] MIAN A S, BENNAMOUN M, OWENS R A. A novel representation and feature matching algorithm for automatic pair-wise registration of range images [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **66**(1): 19-40.
- [12] LÜ Ji, WANG Bo, GAO Hong-min, et al. Separate of multi-objects in image recognition by local features [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(8): 1708-1712.
吕冀,汪渤,高洪民,等. 图像局部特征识别中的多目标分离 [J]. *光子学报*, 2008, **37**(8): 1708-1712.
- [13] LIU Wen, LI Ying, YANG Wei-wei, et al. Target detection and recognition methods to measure the spatial corrdinage of dim and small target [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(4): 932-936.
刘文,李瑛,杨伟威,等. 弱小目标空间坐标测量中的目标检测识别方法 [J]. *光子学报*, 2009, **38**(4): 932-936.

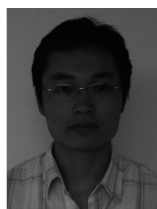
3D Points Cloud Object Recognition Based on Surface Segmentation

WEI Yong-chao, LIU Chang-hua, DU Dong

(Academy of Flight Technology and Safety, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan,
Sichuan 618307, China)

Abstract: A 3D point cloud object recognition algorithm was studied based on the local descriptor. The information of vector and shape index value of the point cloud were calculated, and then according to the shape index, feature points were extracted. Based on the Euclidean distance and vector angle, points cloud were segmented into different patches centered on feature points. From the Equidistant partition on each patch, 3D European-style concentric circles were obtained. The vector angle and geodesic distance variation on the sample points of each circle were important information, so the description of three-dimensional objects could be transformed into two two-dimensional curves, the normal vector curves and the geodesic distance curves. One model objects database would be established firstly. Through comparison of the descriptions of tested object with the model database, some potential recognition results could be found. With the finally iterative closest point algorithm, the final recognition result would be obtained. Experimental results with real objects, and time consuming comparison with other algorithms were presented to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Object recognition; 3D points cloud; Geodesic distance; Shape index; Iterative Closest Point (ICP)



WEI Yong-chao received his Ph. D. degree from Sichuan University in 2009. Now he is a lecturer of Civil Aviation Flight University of China, and his research interests focus on computer vision, pattern recognition and image understanding.