

基于矢量夹角的三维物体识别*

魏永超, 苏显渝

(四川大学 电子信息学院光电科学技术系, 成都 610064)

摘 要:提出了一种基于局部描述符的物体识别算法. 算法根据点云位置信息得到其矢量和曲率信息, 根据形状索引提取特征点, 在每个特征点根据矢量夹角把点云物体分割成不同的曲面片, 每个矢量夹角曲面片通过一个二维直方图描述. 该图显示了特征点与邻域之间法线矢量夹角对特征点法线矢量与特征点到邻域矢量之间夹角的出现频率. 对于给定的一个物体, 通过比对预测物体和模型物体的曲面片集描述, 可得到潜在的对应模型物体, 再通过迭代最近点算法, 得到最终的识别结果.

关键词:图像处理; 物体识别; 矢量夹角; 局部描述符

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2009)07-1862-5

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, 它主要包括两个关键步骤: 物体检测和物体识别. 物体检测用于决定一个场景中是否潜在存在目标物体以及它的位置; 物体识别决定物体的 ID 和它的姿势^[1]. 在三维物体识别中, 关键的问题是如何有效地描述任意曲面以及如何描述选定的匹配曲面, 虽然出现了许多的算法^[2-3], 但针对任意曲面的多目标物体的快速识别仍是现在的研究难点和热点.

本文提出了一种新的基于局部描述符的可以用于任意曲面的多目标快速识别的算法. 算法根据形状索引提取出特征点, 然后根据矢量夹角得到每个特征点对应的局部描述符, 从而避免了针对每个点或者任意选取点得到其描述符的弊端. 每个局部描述符由特征点、质心和一个二维直方图表达, 其中二维直方图描述了参考特征点与邻域法线矢量的夹角, 对特征点到邻域的矢量与特征点法线矢量之间的夹角的出现频率. 通过比对待测物体和模型物体曲面片描述, 根据匹配数百分比值确定极有可能的模型-待测物体对. 最后, 通过迭代最近点算法确定模型-待测物体对, 并最终得到变换矩阵和匹配质量.

1 算法描述

三维物体识别算法如表 1, 包含两个步骤: 离线模型创建与在线识别.

表 1 三维物体识别算法

(a)	对于每个模型物体
	{
	提取特征点(章节 1.1);
	计算特征点的 VASPs(章节 1.2);
	}
(b)	给一个被测物体
	{
	提取特征点(章节 1.1);
	计算特征点的 VASPs(章节 1.2);
	找到最高相似度的模型(章节 1.4.1);
	对模型的 VASPs 进行分类滤波(章节 1.4.2);
	用 ICP 算法对结果进行验证(章节 1.5);
	}

(a) 计算模型数据库的算法 (离线阶段).
(b) 识别物体的算法 (在线阶段).

1.1 特征点选择

为了估计曲面每个点的曲率, 我们用二次曲面 $f(x, y) = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f$ 来拟合点和它的邻域, 通过最小二乘法来估计二次曲面的参量, 然后通过微分几何来计算曲面法线、高斯曲率、平均曲率和主曲率^[4].

形状索引 S_i 是曲面点 p 的形状的量化测量, 它的定义如下

$$S_i(p) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \arctan \frac{k_1(p) + k_2(p)}{k_1(p) - k_2(p)} \quad (1)$$

式中 k_1, k_2 分别为曲面的最大和最小主曲率, 根据定义, 所有的形状被映射到区间 $[0, 1]$ ^[5]. 如果一个点的形状索引满足方程(2), 则此点为特征点.

$$\left. \begin{aligned} S_i &\geq (1 + \xi) * \mu && S_i = \max(S_i(j)) \\ \text{或} & && \\ S_i &\leq (1 - \zeta) * \mu && S_i = \min(S_i(j)) \end{aligned} \right\} \{j=1, 2, \dots, M\} \quad (2)$$

式中 $\mu = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M S_i(j)$, ξ, ζ 控制着特征点的选取, M 为点邻域点的个数. 图 1 为点云形状索引提取特征点

* 国家自然科学基金项目(60527001)资助
Tel: 028-85466722 Email: mylife001@126.com
收稿日期: 2008-07-26 修回日期: 2008-10-16

图,其中亮点对应曲面的脊和穹部分,而暗点对应物体的谷和杯部分,特征点为白色的大点,从图 1 可以看出,有些特征点对应相同的物理区域。

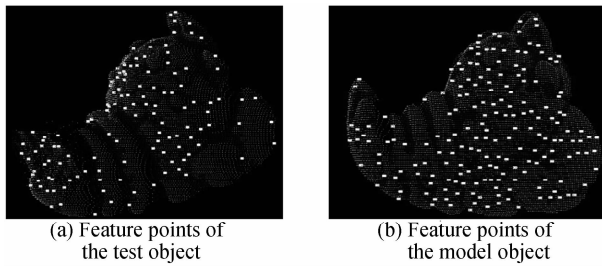


图 1 特征点提取实例

Fig. 1 Feature points extracting results from same object with two different viewpoint

1.2 矢量夹角曲面片 (VASP)

矢量夹角曲面片是由特征点和符合一定条件的特征点的邻域点 N 组成,由特征点、质心和一个二维直方图表述,其中二维直方图描述了参考特征点与邻域 N 法线矢量的夹角,对特征点到邻域 N 的矢量与特征点法线矢量之间的夹角的出现频率,其中邻域 N 由满足式(3)的点组成。

$$N = \{ \text{pixels}, N, \| N - P \| < \epsilon \ \& \ \alpha < A \ \& \ \beta < B \} \quad (3)$$

式中 $\alpha = \arccos(\mathbf{n}_b \cdot \mathbf{n}_i)$, $\beta = \arccos(\mathbf{n}_b \cdot \mathbf{n}_{bi})$, 分别为特征点和邻域点之间的法线夹角,特征点法线矢量和特征点到邻域矢量之间的夹角。 \mathbf{n}_b 为特征点的法线矢量, \mathbf{n}_i 为邻域点的法线矢量, \mathbf{n}_{bi} 为特征点到邻域的矢量。在得到了曲面片后,接下来将得到描述曲面片的二维直方图。通过以 α, β 为轴进行等间距划分,然后判断在每个面元 (h_x, v_y) 内点的数目,形成二维直方图,它的定义如式(4)。| f | 为接近值 f 的最大整数, (h_x, v_y) 为直方图水平和垂直方向的索引, (b_x, b_y) 分别为水平和垂直方向上的面元间隔。一个直方图的灰度图显示例子如图 2,其中白色区域表示有多点落入该面元,黑色区域表示没有点在该面元。

$$h_x = \left\lfloor \frac{\alpha}{b_x} \right\rfloor, v_y = \left\lfloor \frac{\beta - \frac{\pi}{2}}{b_y} \right\rfloor \quad (4)$$

式中 $b_x = \left\lfloor \frac{\alpha_{\max}}{J} \right\rfloor$, $b_y = \left\lfloor \frac{\beta_{\max} - \frac{\pi}{2}}{H} \right\rfloor$, J, H 分别为二维

直方图的行和列分辨率, α_{\max} 是曲面片的矢量夹角 α 的最大值, β_{\max} 是曲面片的矢量夹角 β 的最大值。

因此每个曲面片都可以通过特征点、质心和一个二维灰度直方图表示。通过比对二维直方图和特征点信息,从而判断两个曲面片的相似性。质心用于计算物体变换矩阵。

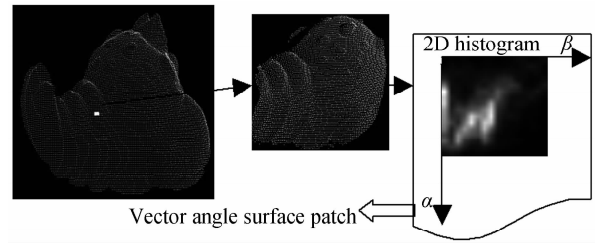


图 2 矢量夹角曲面片的图解

Fig. 2 Illustration of a vector angle surface patch (VASP)

1.3 方向夹角曲面片参量

ϵ, A 和 B 决定了矢量夹角曲面片的描述结果。其中 A 介于 $0 \sim \pi/2$, B 的值介于 $\pi/2 \sim \pi$ 。 A 和 B 选的值越大,单个曲面片包含的特征越多;反之值越小,特征越少。在实际中,一般取折中值, A 和 B 的值分别取 $\pi/3$ 和 $7\pi/10$ 。但 ϵ 的值很难决定,由于不同的物体有不同的分辨率和不同的大小,因此, ϵ 的值必须能够根据物体进行自适应调整。

ϵ 的值能够根据分辨率动态调整,定义为

$$\epsilon = K \mu_r \quad (5)$$

式中 $\mu_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mu_i$, $\mu_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \| p_i - p_{ij} \|$, p_{ij} 是

点 p_i 的邻域, μ_r 是得到的曲面的分辨率, K 是一个正整数。在实际应用中,选择它的值介于 $10 \sim 20$,从而使曲面片的选择可以根据曲面分辨率的不同动态调整

1.4 识别

1.4.1 矢量夹角曲面片比对

为了得到两个曲面片的相似度,我们采用改进的线性相关系数。设 P 和 Q 为要比对的矢量夹角曲面片图像, $R(P, Q)$ 为线性相关系数。

$$R(P, Q) = \frac{N \sum p_i q_i - \sum p_i \sum q_i}{\sqrt{(N \sum p_i^2 - (\sum p_i)^2)(N \sum q_i^2 - (\sum q_i)^2)}} \quad (6)$$

$R(P, Q)$ 的值介于 -1 和 1 之间,它表示数据和数据最小二乘拟合的归一化误差。然后通过 Fisher 变换^[6]变换线性相关系数 R 为随机变量 S

$$S = \text{atanh}(R) = \frac{1}{2} \ln \left[\frac{1+R}{1-R} \right] \quad (7)$$

在相似度比较中, S 的值越大,证明两幅图越相似。在实际的实验中发现, S 的值接近 1 时,两幅图像就有很高的相似度。

图 3 是矢量夹角曲面片的一个实例,从实例中确认了本文的算法是视角恒定且可以区分不同形状物体。其中 VSP_1 和 VSP_2 分别对应不同角度的物体深度图的同一个物理位置的不同矢量夹角曲面片,他们两个的相似度 S 为 1.2738 。 VSP_1 和 VSP_3 为同一个物体不同区域的矢量夹角曲面片,他们的相似度 S 为 0.2567 。试验结果显示矢量夹角曲面片可以用于物体的识别。

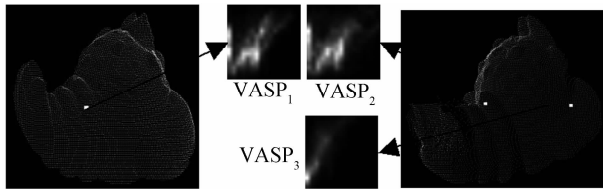


图3 矢量夹角曲面片判别能力演示

Fig. 3 Demonstration of discriminatory power of vector angle surface patches

在实际应用中,我们提供一个阈值 ϵ_s , 当两个 VASPs 的相似度 S 大于 ϵ_s 时,两个 VASPs 归为相似。

1.4.2 对应曲面片滤波

匹配过程中,一个点也许找到不止一个匹配点,因此对给出的匹配点必须进行滤波处理,滤出无效的匹配。大多数的算法是基于几何一致性进行滤波,然而这种算法容易受到噪音影响且判断阈值不容易确定。本文提出的法线夹角滤波算法原理为

$$A_{C_1, C_2} = |A_{s_1, s_2} - A_{m_1, m_2}| < T_A \quad (8)$$

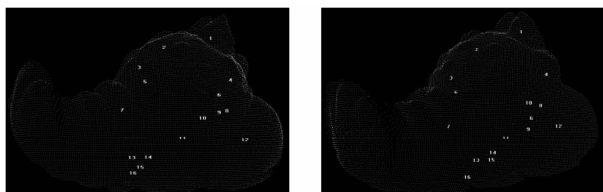
其中 A_{s_1, s_2} 和 A_{m_1, m_2} 分别为同一个物体不同两个曲面片特征点法线夹角。上面的限制条件保证 $C_1 = \{s_1, m_1\}$ 和 $C_2 = \{s_2, m_2\}$ 为两个曲面的匹配曲面片。 T_A 为阈值,它的值接近 0,在试验中我们设为 0.02。具体的滤波算法为

1)以测量物体为基准物体时,得到匹配对 $l_{sm} = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$,运用式(8),得到滤波后的匹配队列 $l_{sm-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ 。

2)以模型物体为基准物体时,匹配队列 $l_{ms} = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$,同样运用式(8)对队列进行滤波后得到 $l_{ms-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_t\}$ 。

3)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 $l_{ms-f} = \{C_1, C_2, \dots, C_t\}$ 的共同匹配对 $l = \{C_1, C_2, \dots, C_s\}$,从而就得到最终的滤波结果。

图 4 是图 1 物体滤波后图,从图 4 可以看出,本文的滤波算法找到的匹配对几乎都是正确的。因此,正确的物体匹配对可以通过比较矢量角曲面片,法线夹角滤波得到。



(a) The corresponding filtering result of test object

(b) The corresponding filtering result of model object

图4 对应滤波的实例

Fig. 4 An example of corresponding VASPs filtering

1.5 验证

给定模型-被测物体对应的 VASPs,粗略拼接的初始变换矩阵可以通过估计拼接误差 ($\sum_{i=1}^v \frac{1}{v} |U_i - R * M_i - T|^2$) 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^[7]。给定一个初始变换的估计,通过改进的迭代最近点(ICP)算法^[8]可以确定匹配是否正确,并得到精确的拼接结果。

从粗略拼接的初始变换开始,改进的 ICP 算法通过最小化模型和被测物体最近点的距离来得到精确变换。对于每个模型物体,随机选择点进行 ICP 计算。重复上面步骤 20 次,得到最小平均平方根误差,通过试验,具有最大匹配百分比的匹配对也具有最小的平方根误差,二者联合可以确认最终的识别结果。

2 实验与讨论

实验中用试验数据来验证算法的有效性,试验数据来自俄亥俄州立大学^[9]。在数据库中,有 9 个物体,每个物体的灰度显示如图 5。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° ,其他的都为 20° 。试验参量值分别为 $K = 15, A = \pi/3, B = 7\pi/10, J = 15, H = 15, \epsilon_s = 1.2, \zeta = 0.35, \xi = 0.45, T_A = 0.02$ 。

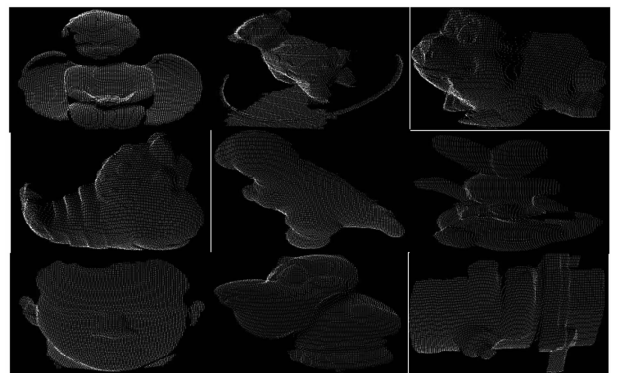


图5 模型数据库的物体深度

Fig. 5 The range images of objects in the model database.

The object IDs(0-8)are labeled from the left to right and top to bottom.

2.1 单物体算法识别试验

表 2 是所有物体的曲面匹配数和比对的所有曲面数的百分比结果,有些值大于 100 是由于一个曲面片不止一个匹配曲面片。从表 2 可以看出,该文所述的曲面描述符是有效的,利用该描述符匹配就可以得到匹配对。验证结果如表 3,给出了推荐模型 ID 和对应的 RMS 误差,从表中可以看出,本文的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,给出了模型和测量物体在拼接前后的图像,图 6(a)为拼接前的图像,图 6(b)为拼接后的被测物体和模型物体对。可以看到,本文的算法很好拼接模型和被测物体,从而也进一步说明了本文的算法对视点是鲁棒的。

表 2 9 个物体的曲面片匹配数百分比结果

ID	0	1	2	3	4	5	6	7	8
0	74	32	24	52	13	65	46	22	21
1	18	82	25	19	30	49	30	24	55
2	18	25	112	87	27	95	37	20	80
3	31	54	46	96	21	12	25	23	14
4	88	63	21	12	104	27	19	15	43
5	16	24	12	90	26	107	26	68	22
6	91	26	29	20	16	70	99	7	37
7	13	25	26	10	93	35	72	123	21
8	21	27	50	20	30	55	30	25	132

每行对应一个被测物体和 9 个模型物体的结果。

最大百分比用深黑色数字表示。

表 3 试验验证结果

被测物体 ID	结果(前三位匹配)		
0	(0,0.961)	(5,5.812)	(3,11.923)
1	(1,0.727)	(8,9.061)	(5,9.316)
2	(2,0.629)	(5,2.592)	(8,2.890)
3	(3,0.531)	(1,5.664)	(2,4.034)
4	(4,1.331)	(0,10.713)	(1,8.033)
5	(5,0.748)	(3,2.654)	(7,2.972)
6	(6,1.052)	(0,10.841)	(5,6.330)
7	(7,0.753)	(4,4.360)	(6,4.811)
8	(8,0.413)	(5,2.756)	(2,2.201)

表的第一列为模型物体 ID,第二列为 RMS 融合误差。融合误差的单位为毫米。

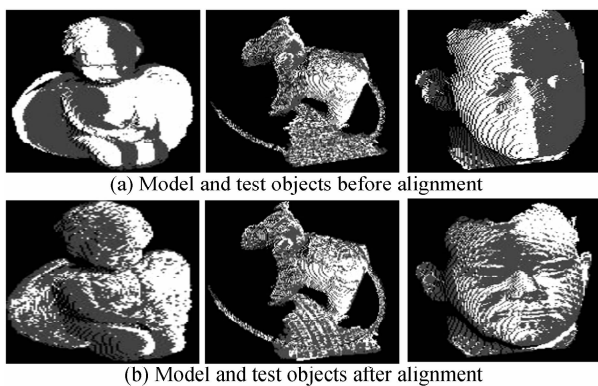


图 6 三个正确模型-被测物体识别对

Fig. 6 Three examples of correctly recognized model-test pairs. Each column shows one example

2.2 多个物体算法识别实验

为了进一步验证算法的准确性,对两个点云物体通过旋转 x 和 y 轴,重采样得到了一个新的点云物体,通过 Z 缓存算法确定点云的可见性。表 4 为识别结果,从表中可以看出,该算法对被测物体都正确的识别。图 7 是识别结果图,图 7(a)为识别前的

被测物体图,图 7(b)为识别后的拼接结果图。

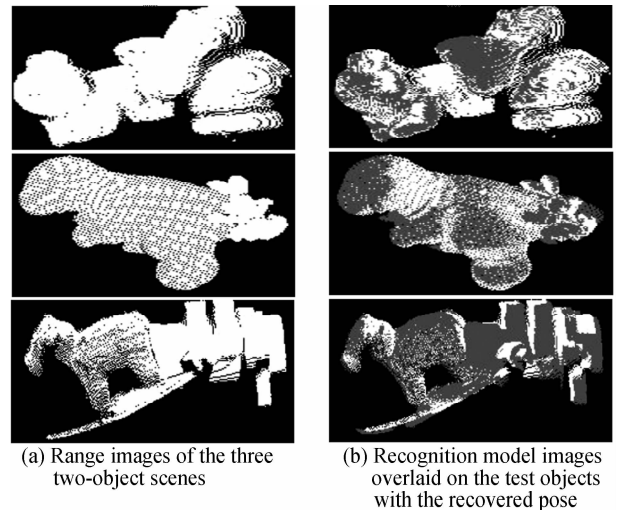


图 7 三个双物体场景的识别结果

Fig. 7 Recognition results for the three two-object scenes. Each row shows one example.

表 4 图 7 所示的三个双物体场景识别结果

场景	模型 ID	前四位匹配与融合误差			
0	2, 7	(2, 0.86)	(7, 0.93)	(1, 5.14)	(8, 6.51)
1	4, 5	(5, 1.12)	(8, 8.69)	(4, 0.79)	(1, 6.41)
2	1, 8	(8, 0.87)	(3, 10.42)	(1, 1.03)	(4, 4.78)

插入语的第一个数字对应模型物体 ID,第二个为 RMS

误差。融合误差的单位为毫米。

2.3 算法比较

实验中,SI^[10]和本文算法的 VASP 大小都为 15×15 ,TR^[11]的大小为 $15 \times 15 \times 15$,三个算法都达到了 100% 的识别率。然而三个算法的计算时间是不同的。识别一个物体全部时间(\mathcal{L})包含三个时间:(a)找到最近点时间 t_a , (b)找到对应匹配曲面对 t_b 和(c)验证 t_c 。我们的试验平台为 INTEL 2.0GHZ 处理器,软件环境为 VC++6.0。试验结果如表 5,其中 TR 算法时间还不包括三角化以及简化时间,从结果可以看出本文的算法比 SI 和 TR 高效。

表 5 算法耗费秒时间比较

描述符	t_a	t_b	t_c	\mathcal{L}
VASP	51.33	0.99	76.96	129.28
SI	98.72	0.81	76.13	175.66
TR	132.52	0.95	94.73	228.2

VASP 代表矢量夹角曲面片描述符;SI 代表旋转图像;TR 代表张量描述。

3 结论

本文提出了一种矢量夹角曲面片的曲面描述和三维物体识别算法。算法首先在曲面变化大的区域提取特征点,然后在每个特征点根据矢量夹角原理,得到其对应的曲面片,并根据描述规则得到每个曲面的二维直方图描述。在识别过程中,重复相同的步骤,得到被测物体的描述符,然后和模型物体进行比

较,根据得到的匹配百分比值,确定可能的匹配对.最后,通过 ICP 算法对匹配对进行验证,并得到最终的变化矩阵和拼接结果.试验结果验证了本文的算法的有效性和高效性.

参考文献

- [1] SUETENS P, FUA P, HANSON A. Computational strategies for object recognition[M]. *ACM Comput Surv*, 1992, **24**(1): 5-62.
- [2] LI Qing, ZHOU Man-li, 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**: 166-210.
- [4] FLYNN P, JAIN A. On reliable curvature estimation[C]. *IEEE Conf. 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 Pattern Anal Machine Intell*, 1997, **19**(10), 1115-1130.
- [6] DEVORE J. Probability and statistics for engineering and sciences[M]. Brooks/Cole, Belmont, CA, 1987.
- [7] HORN B. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. *J Opt Soc Am*, 1987, **A4**(4): 629-642.
- [8] ZHANG Z. Iterative point matching for registration of freeform curves and surfaces[J]. *Internat J Comput Vision*, 1994, **13**(2): 119-152.
- [9] OSU 1999. OSU Range image database[DB/OL]. [2008-07-26]. <http://sampl. ece. ohio-state. edu/data/3DDB/RID/minolta/>.
- [10] JOHNSON A., HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes[J]. *IEEE Trans 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 pairwise registration of range images [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **66**(1): 19-40.
- [12] HAO Jin-bo, HU Man-li, LI Lin-sen, et al. Real-time three-dimensional object recognition with microlens array[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11): 2008-2012.
郝劲波 忽满利 李林森,等. 基于微透镜阵列的实时三维物体识别[J]. *光子学报*, 2007, **36**(11): 2008-2012.
- [13] SUN Xiao-ming, HUO Fu-rong, TIAN Fan, et al. Research on auto recognition technology with low contrast target[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11): 2153-2156.
孙晓明,霍富荣,田凡,等. 低对比度目标自动识别技术研究[J]. *光子学报*, 2007, **36**(11): 2153-2156.
- [14] LI Ying-hua, GUO Zheng-hong, FENG Liang, et al. Research on recognition of rotating targets in optical correlation using Karhunen Loeve transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(4): 750-753.
李英华,郭正红,冯亮,等. Karhunen Loeve 变换用于光学相关识别旋转目标研究[J]. *光子学报*, 2008, **37**(4): 750-753.

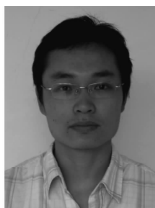
3D Object Recognition Based on Vector Angle

WEI Yong-chao, SU Xian-yu

(*Opto-electronic Department, Sichuan University, Chengdu 610064, China*)

Abstract: One novel local descriptor based on vector angle for 3D object recognition was studied. The information of KNN, vector and shape index are extracted from points' location information. The feature points are obtained based on shape index. With vector angle, surface points are segmented into patches centered in feature points. A vector angle surface patch descriptor is characterized by a 2D histogram. The 2D histogram shows the frequency of occurrence of the angles between the normal vector of reference feature point and that of its neighbors vs the angles between the normal vector of reference feature point and the vectors from the feature point to its neighbors. Finally, the patches descriptors of all the model objects are saved into database. Given a test object, a set of vector angle surface patches are created and compared with model patches in the database. Based on potential corresponding surface patches candidate models are hypothesized. After correspondence filtering of each pair of model and test object, verification is performed by running Iterative Closest Point (ICP). The final identification result will be the pair of model and test object with the minimal RMS error. Experimental results with real images are presented to demonstrate and compare the effectiveness and efficiency to the proposed approach with the spin image and the tensor representation.

Key words: Image processing; Objects recognition; Vector angle; Local descriptor



WEI Yong-chao was born in Henan province in 1981. Now he is working for his Ph. D. degree in optoelectronic information processing at the same university. His research interests include computer vision, pattern recognition and image understanding.