

深度图像匹配的两种方法及比较

刘晓利¹ 彭翔^{1,2} 殷永凯² 李阿蒙¹

(¹深圳大学光电子器件与系统(教育部、广东省)重点实验室, 广东 深圳 518060
²天津大学精密仪器与光电子工程学院国家测试测量技术重点实验室, 天津 300072)

摘要 深度图像匹配在三维数字成像与造型、三维光学检测领域中, 具有重要的作用及研究价值。其匹配精度的高低、速度的快慢直接影响到最终三维模型的测量精度与速度。目前应用较为广泛的匹配方法主要有基于迭代最近点和基于标志点两种方法。简要论述了各种深度图像匹配的方法, 着重介绍迭代最近点与借助标志点两种方法的理论与发展, 并结合实验数据, 阐述两种方法优缺点、匹配精度、误差来源、时间复杂度、应用前景等。

关键词 图像处理; 深度图像匹配; 标志点; 迭代最近点

中图分类号 TP391

OCIS 100.6890 110.2970

文献标识码 A

Introduction and Comparison of Range Image Registration Methods

Liu Xiaoli¹ Peng Xiang^{1,2} Yin Yongkai² Li Ameng¹

(¹Key Laboratory of Optoelectronic Devices and Systems of Ministry of Education and Guangdong Province, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060 China
²State Key Laboratory of Precision Measurement Technology and Instruments, College of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072 China)

Abstract Registration of range images plays a key role in 3D digital imaging and modeling and 3D optical inspection. Its precision and velocity directly determine the quality of 3D model construction. At present, two registration methods, iterative closest points and markers, are in wide application. All kinds of methods for range images registration are summarized, where iterative closest points method and markers method are introduced mainly. According to experimental results, these two methods are compared in various regions, including registration-error, registration-time, error-source, application-areas and so on.

Key words image processing; range image registration; markers; interative closest point

1 引言

对不同视场深度图像的高精度空间匹配是三维数字成像及造型领域中非常关键的一个环节。由于三维扫描设备的视场限制以及物体自身的遮挡关系, 不可能在一个视点位置获得物体的全部深度信息。因此为获取被测物体完整的数据模型, 需从多个视场采集物体深度图像, 并将其匹配到同一坐标系, 即确定 6 个自由度的运动参数。根据输入和输出结果的不同, 现有的匹配算法可以大致分为: 粗匹配、精匹配以及多视场的全局匹配三类方法^[1]。其中, 深度图像的粗匹配就是在没有任何先验知识的情况下, 找到一组近似的运动参数, 将两个视场下的深度像统一到同一个坐标系下。现有的此类方法基本上都是通过寻找重合区域的特征对应来完成的, 所用的特征包括^[2]: 旋转图像、点签名、双切线、曲面的曲率以及平面和特征线等等。然而, 深度图像上的几何特征在一定程度上都是对噪声敏感的, 而且精确提取这些特征本身就是一个非常困难的

收稿日期: 2010-06-07; 收到修改稿日期: 2010-07-05

基金项目: 国家自然科学基金(60775021, 60907005)、深圳大学科技计划项目(000018)、广东省科技计划项目(2007B010200039)资助课题。

作者简介: 刘晓利(1980—), 男, 博士, 讲师, 主要从事三维光学测量、三维成像、计算机视觉等方面的研究。

E-mail: lxl@szu.edu.cn

工作。

一般来说,粗匹配只是提供深度图像匹配的一个近似值,而精匹配却可以达到很高的匹配精度。目前应用最为广泛的深度图像精匹配方法就是由 Besl 等^[3]以及 Chen 等^[4]提出的迭代最近点 (ICP)算法及其各种变形^[5]。该方法通过迭代计算,使得两深度图像上对应点对的距离均方误差最小来实现深度图像的精确匹配。此外,存在一类直接在几何变换的参数空间中搜索最佳的刚体变换的匹配方法,该类方法与 ICP 算法基于点对对应的搜索不同,其期望在允许的时间内,在包含六个变量的参数空间中找到一个足够精确的刚体变换。此类方法中,最有效的应用就是基于遗传算法^[2,6]的匹配。尽管有时该方法只是被用来为 ICP 提供初值,但如果加强算法的局部搜索能力,基于遗传算法的深度图像匹配同样可以得到和 ICP 算法一样的精确值。但该方法计算非常耗时,无法应用于深度图像的实时匹配。目前,基于标志点的匹配方法^[7,8]在工业领域获得了广泛应用。其利用标志点特征计算刚体变换参数。

对于多视场深度数据的匹配问题,如果采用深度图像两两匹配的序列匹配,将会导致最终匹配结果的积累误差,从而产生不可接受的匹配结果。为了解决这个问题,近年来国内外学者进行了更为深入的研究与探索,例如基于图论的思想,采用最小生成树来确定需要匹配的深度图像以及匹配的顺序等。但是现有多视场深度图像同步匹配的算法依然是在精度、速度以及内存的开销上寻求折中,快速和高精度的全局优化匹配至今仍是一个尚未完全解决的问题。

目前,在三维重建、工业测量及逆向工程等领域应用较为广泛的即为 ICP 方法和标志点方法,本文较为详细地阐述了这两种方法,并结合实验分析了它们的特点及其实用领域。

2 两种匹配方法综述

2.1 ICP 算法

P. J. Besl^[3]和 Y. Chen^[4]提出的 ICP 算法是深度图像匹配中最重要的奠基性工作,它不仅大大提高了匹配的精度,而且为深度图像匹配提供了统一的模式与理论。

从 ICP 算法被提出到现在,经过近十几年的发展,该算法已经成为深度图像匹配的主流算法。各种各样的变形和改进算法相继被提出来,文献^[5]较详细综述了 ICP 算法在各个技术细节上的不同,主要针对:采样点的选取策略,对应点对的确定方法,点对可信度的设定,无效点对的删除策略以及误差测度的选取问题等。

Z. Zhang^[9]对基于点对对应的 ICP 算法做了两点改进。第一是在迭代的过程中设立了一个动态阈值,以及采用法向一致性作为约束来删除那些两点间距离超过阈值和法向夹角过大的点对;其二是选用 $k-d$ 树来加快对应点的搜索过程,使得搜索对应点的时间复杂度由 $O(n^2)$ 下降为 $O(n \cdot \lg n)$,大大提高了算法的执行效率,减少了算法的运行时间。

Turk 等^[10]的工作则在以下几个方面对 ICP 算法进行了改进:1) Turk 将两个不同视场深度图像的数据进行三角化,然后匹配两个三角网格,并且给深度图像中对应点间的距离加入了一个限制,直接删除距离较远的对应点对;2)删除含有边界点的对应点对,因为边界上的对应点对有可能将匹配拖向不正确的方向;3)建立了多层次的匹配框架。具体的过程是:对每个深度图像上的数据点进行采样,先以较少的采样点利用 ICP 方法进行匹配,然后用得到的转换矩阵计算匹配误差和两个深度图像中新的对应点对,同时增加采样点的个数为上一次的四倍,并将距离阈值减为原来的一半。这样,随着匹配的进行,就会有越来越多物体的表面细节信息参与到匹配中来,从而确保了最终的匹配精度。分层的迭代匹配可以有效地加快算法的收敛速度。

Jost 等^[11]将这种分层迭代思想与其邻域内点对搜索方法结合起来,大大提高了收敛速度。但该方法要利用深度图像的邻接关系,其点对的确定通过在一个邻域内搜索完成,从而将时间复杂度降为 $O(n)$ 。多分辨率的迭代程序也大大加快了收敛速度。

1994年,在 Godin 等^[12]提出的 ICP 算法中,首次将纹理的一致性和顶点法向的一致性同时作为约束来删除无效的对应点对。随后,1997年,Johnson^[13]提出了结合纹理的 ICP 算法,该方法将纹理信息加入到了测度函数中,并成功地完成规则对称物体的匹配。2001年,Godin^[14]又将纹理和曲率特征信息全部加入到匹配约束中,得到很好的匹配结果。2002年,Sharp 等^[15]提出了基于不变特征的 ICP 算法(ICPIF)。点匹配

测度加入了加权的特征距离: $d(p_i, q_i) = d_e(p_i, q_i) + \alpha^2 d_f(p_i, q_i)$, 其中, d_e 为两点间欧氏距离, d_f 为两点在其特征空间的距离, α 为一个控制参数, 来调节特征的贡献量。具有刚体不变性的特征有: 1) 曲率; 2) 矩; 3) 球面调和, 作者指出球面调和特征具有很好的收敛特性。

在 2001 年, Masuda^[16] 提出基于符号距离的 ICP 匹配算法。该方法的好处是可以同时匹配所有的深度图像, 并且避免匹配误差的积累; 并且该方法可与深度图像融合流水实现。匹配完的表达即为一个模型的隐式表达, 可直接通过移动立方体方法绘制。

张鸿宾等^[17] 提出了一种基于表面间距离度量的三角网格匹配算法。其测度函数实际上是对两个三角面片重叠区域所夹的三维空间进行积分, 然后再除以重叠区域的面积, 就是所定义的表面间距离。与利用原始的采样数据相比, 该方法更能体现深度图像重叠区域的吻合程度, 而且对初值不敏感, 具有更快的收敛速度, 抗噪声能力也更强。高鹏东等^[18] 提出了表面间平均体积测度的概念, 该测度衡量的是两个待匹配三角网格重叠区域所夹三维空间的大小, 而不仅仅是对应点对或者点面的欧氏距离。实验证实了该算法具有很好的稳健性和匹配精度。

在 ICP 算法中, 初值的选取直接影响了最后的计算结果。如果所给初值不当, 算法就有可能形成局部最小, 造成迭代不能正确收敛。而对应点对的确定方法则在很大程度上影响了迭代的收敛速度, 再加上噪声的影响, 算法的大部分时间都花费在寻找顶点的对应关系上。因此噪声和对应点对的选取策略在很大程度上影响了最后所得匹配结果的精度。

但是四个主要问题仍然困扰着 ICP 算法的进一步发展和应用。第一, 该算法必须要有一个足够精确的初值, 否则算法有可能陷入局部极值; 第二, 对噪声敏感。如果不能有效地排除噪声的干扰, 即使初值足够接近最优解, ICP 算法也不一定能够收敛到正确的匹配结果; 第三, 计算时间复杂度高; 第四, 误差积累的问题。

2.2 基于标志点的深度图像精匹配

标志点可分为编码与非编码, 其中编码标志点依靠周围图形进行编码而获得唯一标识, 其在摄影测量领域得到广泛应用^[19]。而目前, 利用标志点进行多视场深度图像的匹配技术已逐渐受到重视与应用。叶声华等^[20] 对于编码标志点技术做了十分详细的研究, 此外, 清华大学^[21]、南京航空航天大学^[7] 也对标志点匹配技术做了部分工作。

本文采用一种利用普通非编码标志点进行深度图像匹配的方法^[8], 该方法利用图像处理及模式识别技术提取标志点的亚像素位置, 并对其进行匹配; 通过最小二乘法得到各个视场深度图像的初始位置变换关系, 最后利用一个全局迭代优化算法得到全局的精确位置变换关系, 避免了误差积累。

由于该方法仅通过标志点的提取和匹配来完成深度图像的精确匹配, 一方面, 该方法无需初值, 可完全自动的完成深度图像匹配; 另一方面, 该方法计算速度快, 通过标志点便可精确定位, 而 ICP 方法需要对庞大的数据进行大量的计算迭代过程。标志点匹配方法的缺点是需要物体或物体周围粘贴标志图片, 从而使得粘贴标志点的部分测量数据失去精度。因此, 往往在标志图片粘贴时, 尽量粘贴于物体表面平滑、不重要的地方。

3 实验结果

采用一个石膏像来实验, 将标志点均匀粘贴在石膏像上, 并采用实验室开发的 3DODS 系统从 10 个视场采集了 10 幅灰度图像和深度图像。图 1(a) 为其中两个视场的灰度图像, 分辨率为 $1280 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$; 图 1(b) 为相应的深度图像, 由于贴标志点处得到的深度信息已经不是物体本身的深度信息, 故已删去。

实验将两视场深度图像应用 ICP 算法进行匹配, 采用点到面的距离作为测度函数, 实验结果如图 2 所示。图 2(a) 为标志点方法匹配结果的绝对误差分布(点到面的距离, 色柱范围为 $[0, 0.1] \text{ mm}$), 图 2(b) ICP 方法匹配结果的绝对误差分布情况。由图可看出 ICP 方法匹配效果稍好, 误差分布较均匀。

下面列出了两种匹配方法得到的旋转和平移矩阵, $\mathbf{R}_1, \boldsymbol{\theta}^1, \mathbf{T}_1$ 分别为标志点方法求取的旋转矩阵、绕三个轴的旋转角、平移向量; $\mathbf{R}_2, \boldsymbol{\theta}^2, \mathbf{T}_2$ 为 ICP 方法求取的旋转矩阵、绕三个轴的旋转角、平移向量。

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} 0.999259 & -0.017583 & -0.034248 \\ 0.033629 & 0.831727 & 0.554166 \\ 0.018741 & -0.554906 & 0.831702 \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} \theta_x^1 &= -33.710986 \\ \theta_y^1 &= -1.073860 \\ \theta_z^1 &= 1.927476 \end{aligned}$$

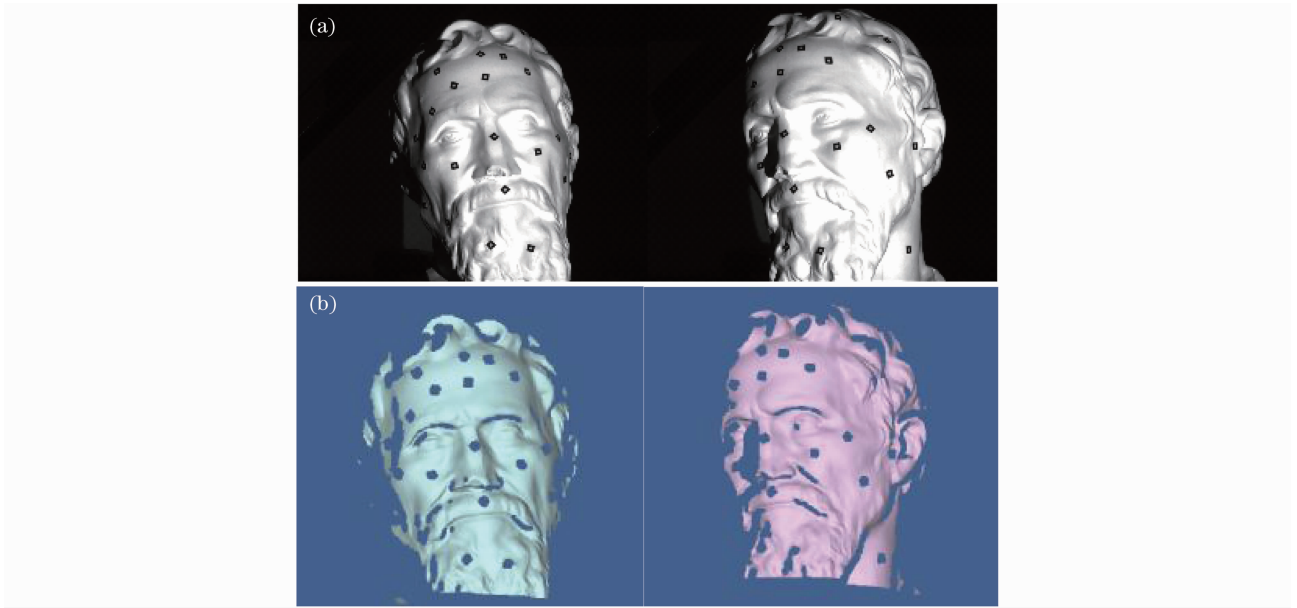


图1 两个视场采集的(a)灰度图像与(b)深度图像

Fig. 1 Intensity images (a) and range images (b) captured from two views

$$\mathbf{T}_1 = [-1.686459 \quad 18.839925 \quad -16.368621]$$

$$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} 0.999251 & -0.017782 & -0.034362 \\ 0.033865 & 0.831474 & 0.554530 \\ 0.018710 & -0.555278 & 0.831454 \end{bmatrix}$$

$$\theta_x^2 = -33.736593$$

$$\theta_y^2 = -1.072067$$

$$\theta_z^2 = 1.941052$$

$$\mathbf{T}_2 = [-1.688830 \quad 18.886625 \quad -16.357378]$$

两种方法得到的 θ 角与平移量 \mathbf{T} 的差异分别为

$$\mathbf{D}_\theta = [0.025607 \quad -0.001793 \quad -0.013576]$$

$$\mathbf{D}_T = [0.002371 \quad -0.046700 \quad -0.011243]$$

可见,两种方法得到的旋转角度变换量与平移变换

量差异很小,但从图2可看出ICP方法匹配结果稍好于标志点方法。由于实验所用标志点采用激光打印机打印得到,标志点本身精度的欠缺可能会造成圆心的提取误差增大,从而会降低匹配精度。将ICP方法得到的变换矩阵应用于所提取的标志点上,重新计算其绝对距离误差。表1列出了7组匹配点的坐标,表2列出了两种方法求得的各个点的绝对距离误差。

表1 标志点三维坐标

Table 1 3D coordinates of markers

Coordinates in the first view /mm			Coordinates in the second view /mm		
X	Y	Z	X	Y	Z
-227.575078	20.779120	59.219095	-224.256434	-36.390718	71.672179
-169.878385	27.601037	63.418469	-166.304287	-34.034148	76.949167
-249.896140	39.414065	58.590880	-245.922331	-20.118439	82.253576
-120.701104	37.881100	63.243658	-116.786773	-26.258741	80.837300
-237.415296	64.863750	56.882057	-232.625332	1.777246	94.501958
-67.061196	63.053478	62.820227	-62.363625	-6.021710	92.613435
-158.963720	74.310515	57.304325	-153.884301	8.067860	97.415304

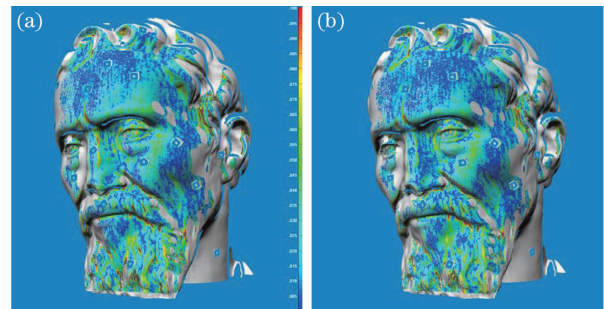


图2 误差分布图。(a)标志点方法匹配误差分布,

(b)ICP方法匹配误差分布

Fig. 2 Error distribution map. (a) marker method,

(b) ICP method

表2 两种方法对7组标志点的绝对距离误差

Table 2 Absolute distance error for 7 markers with two methods

No. of markers	Error of marker method /mm	Error of ICP method /mm
1	0.03605502624776	0.03224614004253
2	0.03719275719480	0.03994311176829
3	0.00995095006914	0.03083234652268
4	0.01396068357839	0.04439526641757
5	0.00830974018822	0.02747706775802
6	0.01424935397531	0.07398476619437
7	0.05839851811932	0.09702663112667
Average error	0.02544528991042	0.04941504711859
Max error	0.05839851811932	0.09702663112667
RMS error	0.03084447389259	0.05503212182374

由表2, ICP方法对于标志点处误差总体偏大(而第一个标志点处误差减小了), 分析有两个原因: 第一, ICP是对整个重叠区域所有点的一个最优化处理, 故求得的变换矩阵对这7个标志点来说, 不一定是最优的; 第二, 标志点本身的不精确, 使得圆心提取误差增大, 从而造成变换矩阵计算误差偏大。故改善标志点匹配精度方法有: 1) 尽量多的标志点。标志点个数增多会增加算法的稳定性和匹配精度, 但同时标志点处的测量数据不能反映实际测量物体的数据, 故会增大无效数据量, 两者是相互矛盾的。2) 尽量平均分布标志点的位置。平均分布标志点位置可以扩大优化范围, 使误差分布较均匀。3) 改善标志点本身精度。由于计算变换矩阵的最小二乘法严格依赖标志点空间定位的准确度, 而标志点个数有限, 故标志点对的定位精度对该匹配方法至关重要。选取更好的标志点将会大大提高标志点匹配方法的匹配精度。

4 标志点方法与ICP方法比较

标志点匹配方法特点为: 1) 计算量小, 速度快; 2) 可完成匹配自动化; 3) 需在物体上粘贴标志点; 4) 标志点的定位精度受标志点本身制作精度及标志点提取方法精度限制。

ICP匹配方法特点为: 1) 无需标志点粘贴、定位等过程, 不会影响测量物体外表; 2) 应用整个重叠部分迭代优化, 故匹配误差在大面积范围内较小; 3) 需要一个初始位置估计, 不能自动化; 4) 其精度受深度图像分辨率影响, 分辨率过低会造成匹配精度下降, 而分辨率过高会造成计算时间增长; 5) 计算复杂度较高。

综上, 两种方法各有其优势与不足, 在实际应用中要根据具体的测量环境及被测物体的状况来决定采用何种方法。例如: 用于文物保护, 在文物上粘贴标志点是不可取的, ICP匹配方法便可很好地解决该问题。而对于逆向工程应用, 如大型汽车测量, 标志点匹配方法可以运用较少的计算, 将大量的汽车测量数据拼合起来。

5 结论

详细综述了各种深度图像匹配方法, 并着重分析比较了ICP方法与标志点方法。该两种方法在深度图像匹配技术中具有突出的地位, 但各自均存在优缺点和适用范围。ICP方法需要初始位置估计、受几何噪声影响较大、计算复杂度高, 故一种快速、稳健的ICP算法还是目前研究的重点; 而借助标志点的方法匹配精度受到标志点制作精度及提取精度影响较大, 故其定位精度还需进一步提高。此外, 多种匹配方法相结合进行快速、稳定、自动的匹配方法还有待进一步的探索。

参考文献

- Rodrigues M., Fisher R., Liu Y. Special issue on registration and fusion of range images[J]. *Comput. Vis. Image Und.*, 2002, **87**(1-3): 1~7
- L. Silva, Olga R. P. Bellon, K. L. Boyer. Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005,

- 27(5): 762~776
- 3 P. J. Besl, N. D. McKay. A method for registration of 3D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239~256
 - 4 Y. Chen, G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Sacramento, 1991, **3**: 2724~2729
 - 5 S. Rusinkiewicz, M. Levoy. Efficient variants of the ICP algorithm[C]. International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Québec, 2001, 145~152
 - 6 E. Lomonosov, D. Chetverikov, A. Ekart. Pre-registration of arbitrarily oriented 3D surfaces using a genetic algorithm [J]. *Pattern Recogn. Lett.*, 2006, **27**(11): 1201~1208
 - 7 Zhang Weizhong, Zhang Liyan, Zhang Hui *et al.*. 3D reconstruction from multiple perspective views with marked points [J]. *China Mechanical Engineering*, 2006, **17**(16): 1711~1715
张维中, 张丽艳, 张辉等. 基于标记点的多帧透视图像三维重建算法[J]. *中国机械工程*, 2006, **17**(16): 1711~1715
 - 8 Liu Xiaoli, Peng Xiang, Yin Yongkai *et al.*. A method for global registration of range data combined with markers[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(4): 1010~1014
刘晓利, 彭翔, 殷永凯等. 借助标志点的深度数据全局匹配方法[J]. *光学学报*, 2009, **29**(4): 1010~1014
 - 9 Z. Zhang. Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces[J]. *Int. J. Comput. Vision.*, 1994, **13**(2): 119~152
 - 10 G. Turk, M. Levoy. Zippered polygon meshes from range images[C]. Proceedings of Computer Graphics, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH, Orlando, Florida, 1994, 311~318
 - 11 T. Jost, H. Hugli. A multi-resolution ICP with heuristic closest point search for fast and robust 3D registration of range images[C]. International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Ottawa, IEEE Computer Society, 2003, 427~433
 - 12 G. Godin, M. Rioux, R. Baribeau. Three-dimensional registration using range and intensity information[C]. *SPIE*, 1994, Videometrics III 2350: 179~290
 - 13 A. E. Johnson, S. Kang. Registration and integration of textured 3D data[J]. *Image Vision Comput.*, 1999, **17**(2): 135~147
 - 14 G. Godin, D. Laurendeau, R. Bergevin. A method for the registration of attributed range images[C]. International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, Canada, 2001, 179~186
 - 15 G. Sharp, S. Lee, D. Wehe. ICP registration using invariant features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(1): 90~102
 - 16 T. Masuda. Generation of geometric model by registration and integration of multiple range images[C]. International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001, 254~261
 - 17 Zhang Hongbin, Xie Feng. Registering multiple range images based on distance metric of surface-to-surface[J]. *Science in China Series F (Information Sciences)*, 2005, **48**(2): 179~191
张鸿宾, 谢丰. 基于表面间距离度量的多视点距离图像的对准算法[J]. *中国科学 F 辑·信息科学*, 2005, **35**(2): 150~160
 - 18 Gao Pengdong, Peng Xiang, Li Ameng *et al.*. Range image registration with ICP frame using surface mean inter-space measure[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, **19**(6): 719~724
高鹏东, 彭翔, 李阿蒙等. ICP 框架下基于表面间平均体积测度的深度像配准[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, **19**(6): 719~724
 - 19 Huang Guiping. Study on the key technologies of digital close range industrial photogrammetry and applications[D]. Tianjin: Tianjin University, 2005
黄桂平, 数字近景工业摄影测量关键技术研究与应用[D]. 博士论文, 天津, 天津大学, 2005
 - 20 Wu Bin. Study on key technologies of 3D digital measurement of large-scale objects[D]. Tianjin: Tianjin University, 2002. 36~86
吴斌, 大型物体三维形貌数字化测量关键技术研究[D]. 博士论文, 天津, 天津大学, 2002. 36~86
 - 21 Luo Xianbo, Zhong Yuxian, Li Renju. Data registration in 3-D scanning systems[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2004, **44**(8): 1104~1106
罗先波, 钟约先, 李仁举. 三维扫描系统中的数据配准技术[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2004, **44**(8): 1104~1106