

用于无控制 DEM 匹配的 LZD 和 ICP 算法的比较

张同刚 岑敏仪 冯义从

(西南交通大学土木工程学院地理信息中心, 成都 610031)

摘要 为了选择一种更适合数字高程模型匹配的算法, 首先回顾了目前广泛使用的两种 3 维表面匹配算法——最小高差算法和最近点迭代算法的发展, 并给出了二者共同的逻辑框架; 然后从理论上对二者的差异进行了定性分析; 最后通过试验进行了定量比较。试验结果表明: 与 ICP 算法相比, LZD 算法的计算效率高于前者约 9 倍。但其拉入范围略小, 迭代速度也比 ICP 算法慢了约一倍, 然而, 如果表面姿态差异越小, 则 LZD 算法迭代收敛就越快。因此, 对于表面姿态差异较小的 DEM 匹配而言, LZD 算法更加适合。

关键词 无控制匹配 最小高差算法 最近点迭代算法 数字高程模型

中图分类号: P208 TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2006)05-0714-06

Comparison of LZD and ICP Algorithms in DEM Matching without Control Points

ZHANG Tong-gang, CEN Min-yi, Feng Yi-cong

(Center of Geographic Information, School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031)

Abstract To select an appropriate algorithm for DEM matching, this paper reviews the development of the two popular 3D surface matching algorithms, least z-difference (LZD) and iterative closest point (ICP), and describes their common logical framework. Then the two algorithms are evaluated qualitatively through theoretic analysis. Finally, the quantitative comparison is performed by a set of tests. The experimental results show that the computational efficiency of LZD is about 9 times higher than ICP. But its pull-in range is slight smaller, and its iterative convergence rate is about 1 time slower than ICP. However, the closer the two DEM are, the faster LZD converges. Therefore, LZD is more appropriate for DEM matching with small pose different.

Keywords matching without control points, least z-difference algorithm, iterative closest point algorithm, digital elevation model

1 引言

所谓无控制 3 维表面匹配就是采用匹配技术代替公共控制点来进行两个 3 维表面配准, 它是图像分析、理解和应用的关键技术, 在计算机视觉、模式识别、机器人与自动控制、计算机辅助设计 (CAD)、

摄影测量与遥感、GIS、医学影像处理等领域都具有广泛的应用前景。

表面匹配过程就是要找出由不同时期、不同设备、或不同视角获取的同一表面或相似表面模型中的相同部分, 并求出它们之间的变换关系。在不同领域, 由于研究目的、采用的数据格式和数据规模的不同而各有侧重, 但其基本原理基本相通或相似, 众

基金项目: 国家自然科学基金项目 (40271092)

收稿日期: 2004-08-02; 改回日期: 2005-08-08

第一作者简介: 张同刚 (1977 ~), 男, 1999 年毕业于西南交通大学摄影测量与遥感、计算机科学与技术专业, 现为西南交通大学博士研究生。主要研究方向为数字摄影测量、模式识别等。E-mail: chnZTG@Gmail.com

所周知,在 CAD 中的 3 维表面大多以参数表面的形式存在,如 NURBS (nonuniform rational B-spline) 表面,而在摄影测量与遥感、GIS 等领域中广泛采用的则是表示地球表面的规则格网形式的 3 维数字地面模型 (digital elevation model, DEM)。

国内外很多学者致力于这方面的研究,并提出了许多算法,这些算法大致可以分为以下两大类:一类为特征匹配算法^[1],这类方法需要先对目标表面进行分块、提取特征等预处理,然后才能依据这些特征进行匹配,由于这种特征匹配算法要求目标表面必须有足够多、明显、易于提取的特征,另外,由于特征提取等预处理过程计算量大、计算效率不高,且精度易受随机误差或噪声的影响,所以在 DEM 匹配中采用这类算法不合适;另一类为整体匹配算法,这类方法由于无需预处理和精度高等特点,因而取得了广泛的应用,其中包括基于概率随机采样的 Hough 转换算法^[2,3],该算法最初是 Hough 在 1962 年为探测平面中的直线而提出来的,其基本思想是将图像空间的信息转换到参数空间中,即实现从图形空间到参数空间的映射。在 DEM 匹配中,由于其参数空间维数较高(6 维或 7 维),且其累积矩阵太大,因而使得算法实现困难;Tucker 等提出了基于最优化理论中的 Newton 方法的表面匹配算法^[4,5],但由于该算法要求目标表面是参数表面,所以该方法不适合用于用离散规则格网表示的 DEM 表面匹配;MCMC (markov chain monte carlo) 算法^[6,7],奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 算法^[8]和主成分分析 (principal component analysis, PCA) 算法^[9]等,这些算法主要用于指纹、人脸等生理特征识别,用这些算法进行识别时,首先根据预设样本通过训练来建立模式库,然后就可以将目标的特征与模式库中模式进行比较,以识别目标,显然这类方法不适合于本文的研究;另外,无控制 3 维表面整体匹配算法中的主流算法是基于最小二乘的最近点迭代 (iterative closest point, ICP) 算法^[10]和最小高程差 (least z-difference, LZD) 算法^[11],许多相关领域内的学者对此进行大量的研究,并对这两个算法进行了不同的扩展和改进(详见第 2 节),这些研究成果均表明这两种算法是有效、精确的 3 维表面匹配算法,但是具体针对 DEM 匹配而言,哪一种算法更加适合?这就需要在这两算法各自的特点和差异进行深入的研究、分析和比较,同时这也是为了对无控制 DEM 匹配进行更加深入的后续研究的需要。

本文首先回顾了 ICP 和 LZD 算法的发展及其原理,然后设计了试验方案进行试验,最后分析试验结果,通过比较两种算法的性能来探讨适合 DEM 匹配的最优算法,文章最后得出一些有价值的结论性意见和建议。

2 ICP 和 LZD 算法的回顾

LZD 方法最早是在 1988 年由 Rosenholm 等为了解决航片的自动绝对定向问题而提出来的,其是一个精确高效的表面匹配算法^[11],它无需任何预处理步骤。随后, Karras 等在这个算法的基础上,通过引入数据探测技术 (data snooping) 得到了稳健的 LZD 算法^[12],它能够使得匹配和差异探测同时进行,由于这个稳健的 LZD 算法能够探测一定程度的变形,进一步扩大了其应用范围,但其能够探测到变形的比例有限。随后 Pilgrim 将 LZD 方法应用到无控制点的 3 维数字地面模型的匹配^[13,14],并通过引入 M 估计来代替传统的最小二乘法,进而导出了基于 M 估计的稳健算法 (M-LZD),这种 M-LZD 算法能够探测到差异的比例和匹配精确度均有提高。在 2001 年, Li 等学者提出了 LMS-LZD (LZD using least median squares) 算法^[15],并通过随机采样方案提高了算法的执行效率,该算法能够探测到近 50% 的变形,同时探测结果与变形在空间上的分布无关。ICP 算法^[10]是由 Besl 等提出来的,该算法的前提条件是两表面上的点是一一对应的,但这一点在实际应用中几乎不可能满足,尤其是采样间隔很大的 DEM 表面。为解决这个问题, Chen 等提出了一个建立对应关系的替代方案^[16],即通过待匹配模型上的点到基准模型上局部近似平面之间的距离 (点面距离) 最短来建立对应关系。本文就是采用这个算法。为了解决实际应用中经常遇到的两表面部分匹配的情况,好几位学者提出了各自的用于判定点是否落在了非重叠区域的方法,如最远匹配距离方法^[17]、法线向量相容方法^[18]和边界匹配拒绝方法^[19]等。由于传感器、数据处理等原因,致使 3 维数字表面中一定包含有误差,这些误差的存在使得传统的最小二乘法不能求得正确的转换参数。Kaneko 等利用 M 估计提出了稳健的 M-ICP 方法^[20],该方法在数字表面包含有误差的情况下仍然能够求得正确的转换参数。稳健的 ICP 算法及其扩展算法还有很多,它们在计算机视觉、CAD 等研究领域中的应用非常广泛。

3 算法原理

为了方便起见,以下均假定 3 维数字表面的数据格式为规则格网 DEM,并且两个表面的姿态差异不大。

LZD 算法基本思想是:先以两个表面上的平面坐标相同的点为对应点(如果不存在对应点就内插一个临时点),然后利用对应点之间的 Z 坐标差(在 DEM 表面上就是高差)的平方和最小原则来建立目标方程,最后根据最小二乘原理来求解转换参数向量,这组参数能够拉近两个表面。反复迭代上述过程,就可以正确完成匹配。

ICP 算法的基本思想是:设 \hat{p}_j 为待匹配模型上的点,匹配时,首先在基准模型上搜索 \hat{p}_i ,并使 \hat{p}_i 与 \hat{p}_j 距离最近,再把 \hat{p}_j, \hat{p}_i (i, j 可以不相同)作为对应点,重复这个过程直到待匹配模型上所有点均找到对应点为止;然后以对应点间的距离的平方和最小为原则来建立目标方程,再根据最小二乘原理来求解转换参数,这组转换参数能够使得两个表面的姿态更加接近。这样反复迭代就可完成匹配。

从上面的基本原理可以看出,两个算法的框架基本相似,下面给出它们共同的宏观逻辑框架:

为便于叙述,做如下约定: S 表示基准模型, $S = \{p_i\}, i = 1, 2, \dots, N, N$ 为基准模型包含的点数; M 表示待匹配模型, $M = \{\hat{p}_j\}, j = 1, 2, \dots, M, M$ 为待匹配模型包含的点数, N 和 M 可以不相等。 R 表示由对应于 3 个坐标轴的旋转参数 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 组成的 3×3 旋转矩阵, t 表示由对应于 3 个坐标轴的平移参数 t_x, t_y, t_z 组成的平移向量, s 是整体的比例缩放参数, $T = [\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z, s]^T$ 表示转换关系向量; C 表示点的对应关系, w 表示权。 \hat{X} 表示转换以后的表面上点的 X 坐标, X 表示转换以前的表面上点的 X 坐标;其中下标表示点号, $\|\cdot\|$ 表示 2 范数。算法步骤如下:

(1) 建立两个表面上点之间的对应关系

$$C = \bigcup_{j=1}^M \{p_i, T(\hat{p}_j)\}$$

(2) 根据对应关系,建立目标方程

$$\min \sum w_j \|p_i - T(\hat{p}_j)\|^2$$

(3) 根据最小二乘原理求解转换参数;

(4) 根据求得的转换参数来旋转平移待匹配表面;

(5) 判断匹配是否完成;

(6) 没有完成,则重复步骤(1)~步骤(5);

(7) 完成,结束。

模型表面上的点旋转前后的坐标关系式如下:

$$[\hat{X}, \hat{Y}, \hat{Z}]^T = R[X, Y, Z]^T + t$$

在上面的算法框架中,LZD 算法与 ICP 算法中距离 ($\|p_i - T(\hat{p}_j)\|$) 和对应关系的建立准则不同。

4 算法性能比较与分析

算法的性能分析分为以下两个方面:首先从理论上分析两种算法的差异,然后通过设计试验,并通过对试验结果的分析来定量地对二者进行比较。

4.1 理论分析

为了探讨这两种算法具体在 DEM 表面匹配中的性能差异,有必要首先分析一下 DEM 表面的特点。在摄影测量、遥感、GIS 等领域内所处理的 DEM 表面与计算机视觉、机器人、自动控制等领域内处理的 3 维数字表面的最大的不同就是 DEM 表面上模型点的 Z 坐标具有明确的物理意义,即它代表高程。

LZD 算法充分利用了 DEM 表面的这个特点,而 ICP 算法则没有,这个对 DEM 表面的不同处理策略导致它们以下两方面的差异:首先,在建立目标方程方面,LZD 算法利用了 DEM 模型对应点间的高程差 (Z 坐标差),而 ICP 算法则利用 3 维表面点的空间距离,前者计算更简单;其次,LZD 算法是通过利用内插临时对应点的方法来避免搜索过程,而 ICP 算法则要在整个表面中搜索对应点,才能建立对应关系,显然前者建立对应点的效率优于后者。

4.2 试验分析

无控制 3 维表面匹配算法的性能评价指标主要包含以下 3 项:拉入范围、收敛速度和计算效率。据此本文设计了几组模拟对比试验,通过对试验结果的分析,对两种算法这 3 个方面的性能进行了对比。由于 DEM 通常以规则格网形式存在,且考虑到算法执行过程涉及到的大量内插运算,其在规则格网形式数据上的计算效率较高,因此本文的试验均采用规则格网 DEM。

4.2.1 拉入范围

本文选取了 3 个不同类型的 DEM (如图 1 所示)作为基准模型,分别称为 JLA、JLB 和 QL,间隔均为 100(单位),大小分别为 94 格 \times 97 格、124 格 \times 87 格、75 格 \times 63 格。通过设定的转换参数对基

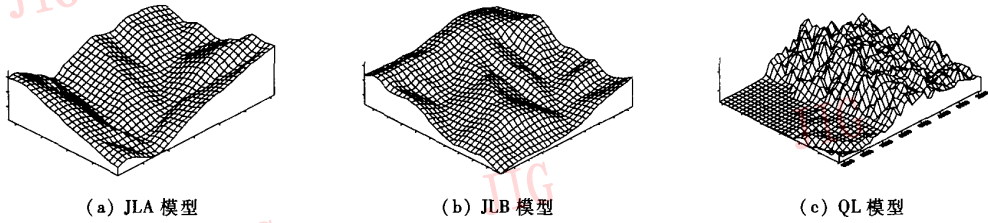


图 1 试验模型
Fig. 1 Test models

准模型进行旋转、平移和缩放来产生待匹配模型,这样基准模型和待匹配模型间的转换参数值就已知,只要将计算得到的匹配转换参数与之比较就可以判断两表面是否正确匹配。之所以采用模拟数据主要是为了便于检验匹配算法的正确性和有效性。迭代限差设为角度 $1''$, 平移量为 0.0001 格, 缩放系数 0.001 。判断迭代终止的标准为连续两次迭代求得的转换参数之差小于限差或者到达设定的最大迭代次数。最后根据计算得到的转换参数来判定两个 3 维数字表面是否正确匹配。

试验方案如下:首先试验单独 1 个参数能够达到的最大拉入范围(下称试验 I), 然后试验 7 个参数同时作用时,能够达到的最大拉入范围(下称试验 II), 在相同的条件下使用不同的算法分别执行这两组试验,并通过实验结果来比较它们能够达到的最大拉入范围。其中,试验中设定的转换参数的初值为 $(\theta_x = \theta_y = \theta_z = 5^\circ, t_x = t_y = t_z = 1$ 格, $s = 0.005)$, 步长为 $(\theta_x = \theta_y = \theta_z = 1^\circ, t_x = t_y = t_z = 0.1$ 格, $s = 0.001)$ 。

为了便于表述,用 ΔT 代表转换参数向量变化量的步长, T_{max} 表示最大转换参数向量,即拉入范围, $T^{(0)}$ 表示转换参数向量的初始值, $T^{(i)}$ 表示第 i 次迭代的转换参数向量,上标表示迭代次数。试验步骤如下:

- (1) $i = 0$; 转换参数向量 $T^{(i)} = T^{(0)}$;
- (2) 使用转换参数向量 $T^{(i)}$ 生成待匹配模型 M ;
- (3) 匹配基准模型 S 和待匹配模型 M ;
- (4) 如果匹配成功,即 $T^{(i)} = T^{(i-1)} + \Delta T$; $T_{max} = T^{(i-1)}$, 则转步骤(2);
- (5) 如果匹配失败,则 $\Delta T = \Delta T/2$; $T^{(i)} = T_{max} + \Delta T$; 如果 ΔT 小于设计限差值,则转步骤(6), 否则转步骤(2);

(6) 试验结束, T_{max} 就是待求的拉入范围。

在试验 II 中,由于旋转参数与平移参数相互不独立,所以每次只增加旋转角、平移量或缩放系数,且 3 个旋转角和 3 个平移量同步增加,即它们每次的增加值一样。另外,考虑到通过人机交互操作很容易使得两个模型之间的旋转角度差异达到 10° 以内,所以在试验的过程中,当旋转角达到 10° 左右时,便不再增加旋转角。

表 1 列出了试验 I 和试验 II 在 QL 模型上的试验结果,也就是 LZD 算法和 ICP 算法能够得到的拉入范围(为了节约篇幅,没有列出 JLA 与 JLB 模型的试验结果)。其中,由于 Z 方向的平移分量能够达到很大的数值,因而没有对它进行研究。试验表明,在试验 I 中,单独 Z 方向上的平移参数无论多大均能正确匹配;同样在试验 II 中也没有对 Z 方向的平移参数进行专门的研究,表 1 中的数值为试验中的设定值,不是最大值。

表 1 拉入范围(QL 模型)
Tab. 1 Pull-in range(QL model)

转换参数	试验 I		试验 II	
	LZD	ICP	LZD	ICP
t_x (格)	3.2	20.0		
t_y (格)	3.2	20.0	1.61	6.02
t_z (格)	—	—		
θ_x ($^\circ$)	44	45		
θ_y ($^\circ$)	9	26	$8^\circ 00' 10''$	$10^\circ 01' 10''$
θ_z ($^\circ$)	9	49		
s	1.055	1.418	1.012	1.201

由表 1 可以看出,两种算法均具有较大的拉入范围,这就证明了它们都是很好的 3 维数字表面匹配算法,但无论是在试验 I, 还是在试验 II 中,ICP

算法的拉入范围均大于 LZD 算法,在试验 II 中,ICP 算法与 LZD 算法旋转参数的拉入范围虽相差不大,但平移参数和缩放系数却相差较大,可见,ICP 算法总体上优于 LZD 算法。

4.2.2 收敛速度和计算效率

在相同的试验条件下,对两种算法的收敛速度和计算效率在上述 3 个模型上分别进行了试验比较,比较是以每次迭代的计算时间作为计算效率的指标,以每次迭代求得的转换参数的单位权中的误差作为精度指标,而以完成匹配的迭代步数来衡量总体迭代收敛速度。其中精度指标的变化反映了迭代过程中收敛快慢的详情情况,精度指标变小的速度越快,表示收敛越快。

显然这组比较试验必须在两种算法都能正确匹配的前提下进行。为了确保两种算法均能匹配成功,预设的转换参数均略小于 LZD 算法的拉入范围,其中在 QL 模型试验中的转换参数为 $\theta_x = \theta_y = \theta_z = 8^{\circ}00'05''$, $t_x = t_y = t_z = 1.6$ 格, $s = 1.01$ 。限差也设置为角度 $1''$, 平移量为 0.0001 格, 缩放系数为 0.001。当相邻两次转换参数之差小于设计限值,则迭代终止,匹配成功。图 2 列出了试验模型 QL 上的计算结果。

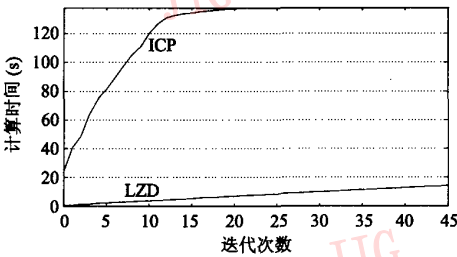
在算法执行的过程中,首先看计算时间(图 2(a)),ICP 算法使用了 137.8s,而 LZD 算法仅消耗了 15.2s,相差约 9 倍,可见 LZD 算法的计算效率显著优于 ICP 算法;然后看迭代收敛次数(图 2(b)),ICP 算法迭代了 21 次,而 LZD 算法则使用了 45 次,相差约 1 倍,可见 ICP 算法迭代收敛速度较快。但有一点值得注意的是,在 LZD 算法中,当接近匹配完成时(即图 2(b)中 37 步之后),待匹配的 DEM 两表面之间的姿态差异较小,迭代收敛非常迅速。其他两组试验也有类似的结论。

ICP 算法是采用搜索距离最小的点来作为对应点对,其计算距离的运算相对比较复杂,尤其是在迭代的过程中,运算次数相当可观,由于运算量很大,因此需消耗大量的计算时间,但优点就是得到了较好的对应关系,这就是 ICP 算法虽然每次迭代的时间很长,而迭代收敛速度却很快的原因;另一方面,LZD 算法建立对应关系的准则很简单,由于它可直接通过采用内插临时对应点的策略来避免耗时的搜索过程,所以它的计算效率很高,由于该算法每次迭代的过程中建立的对应关系比较粗略,所以完成匹配需要的迭代次数较多,即迭代收敛速度较慢。

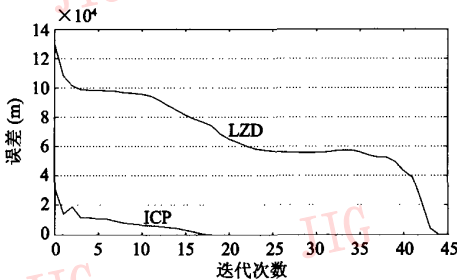
5 结 论

由于 LZD 与 ICP 算法都是基于最小二乘原理精确的 3 维表面匹配算法,因此无需耗时的预处理步骤;但 LZD 与 ICP 算法中对应点距离的计算方式并不一样:LZD 算法计算的对应点距离就是 Z 坐标差,而 ICP 算法则是对应点之间的空间距离。

LZD 与 ICP 算法的核心差别就在于它们处理表面对象的策略不同,这就导致了它们建立点对应关系的算法不同,即 LZD 算法建立对应关系的准则比较简单,其所建立的关系较为粗略,且迭代收敛速度较慢,但又正是由于建立点对应关系的算法简单,计算量小,所以计算效率很高;而 ICP 算法建立点对应关系则要求较高,这使得它迭代收敛速度虽很快,开始的几次迭代就可以很好地接近真值,但又正是由于其建立点对应关系的计算量大,从而导致它整体计算效率不高;再考虑到一般情况下,由于待匹配的 DEM 对之间的姿态差异不会很大,所以总的看来,LZD 算法总体性能优于 ICP 算法,在 DEM 匹配中应该优先选用。



(a) 两种算法计算时间



(b) 两种算法计算误差

图 2 收敛速度和计算效率

Fig. 2 Convergence rate and computational efficiency

(试验执行环境:CPU 为赛扬 II 667MHz, 256M 内存, Windows 2000。迭代次数由 0 开始计数)

参考文献 (References)

- 1 Zitová B, Flusser J. Image registration methods: A survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(11): 977 ~ 1000.
- 2 Habib A F, Lee Yong-Ran, Morgan M. Surface matching and change detection using a modified Hough transformation for robust parameter estimation [J]. *Photogrammetric Record*, 2001, **17**(98): 303 ~ 315.
- 3 Habib A, Kelley D. Automatic relative orientation of large scale imagery over urban areas using modified iterative hough transform [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2001, **56**(1): 29 ~ 41.
- 4 Tucker T M, Kurfess T R. Newton method for parametric surface registration part I: Theory [J]. *Computer Aided Design*, 2003, **35**(1): 107 ~ 114.
- 5 Tucker T M, Kurfess T R. Newton method for parametric surface registration part II. Experimental validation: Theory [J]. *Computer Aided Design*, 2003, **35**(1): 115 ~ 120.
- 6 Zhou Shao-hua, Chellappa R. Probabilistic human recognition from video [A]. In: Heyden A, *et al* (Eds.) *Proceedings of 7th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, LNCS2352 [C], Heidelberg, Berlin, German: Springer, 2002: 681 ~ 697.
- 7 Sénygas J. A markov chain monte carlo approach to stereovision [A]. In: Heyden A, *et al* (Eds.) *Proceedings of 7th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, LNCS 2352 [C], Heidelberg, Berlin, German: Springer, 2002: 97 ~ 111.
- 8 Zhou De-long, Gao Wen, Zhao De-bin. Face recognition based on singular value decomposition and discriminant KL projection [J]. *Journal of Software*, 2003, **14**(4): 783 ~ 789. [周德龙, 高文, 赵德斌. 基于奇异值分解和判别式 KL 投影的人脸识别 [J], *软件学报*, 2003, **14**(4): 783 ~ 789.]
- 9 Twining C J, Taylor C J. The use of kernel principal component analysis to model data distributions [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(1): 217 ~ 227.
- 10 Besl P J, McKay N D. A method of registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239 ~ 256.
- 11 Rosenholm D, Torelegård K. Three-dimensional absolute orientation of stereo models using digital elevation models [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1988, **54**(10): 1385 ~ 1389.
- 12 Karras G E, Petsa E. DEM matching and detection of deformation in close-range photogrammetry without control [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1993, **59**(9): 1419 ~ 1424.
- 13 Pilgrim L J. Surface matching and difference detection without the aid of control points [J]. *Survey Review*, 1996, **33**(259): 291 ~ 304.
- 14 Pilgrim L J. Robust estimation applied to surface matching [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 1996, **51**(5): 243 ~ 257.
- 15 Li Zhi-lin, Xu Zhu, Cen Min-yi, *et al*. Robust surface matching for automated detection of local deformations using least-median-of-squares estimator [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2001, **67**(11): 1283 ~ 1292.
- 16 Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [J]. *Image and Vision Computing*, 1999, **10**(3): 145 ~ 155.
- 17 Williams J, Bennamoun M. Simultaneous registration of multiple corresponding point sets [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001, **81**(1): 117 ~ 142.
- 18 Godin G, Rionx M, Baribeau R. Three-dimensional registration using range and intensity information in videometrics III [A]. In: *Proceedings of SPIE* [C], Boston, MA, USA, 1994, **2350**: 279 ~ 290.
- 19 Turk G, Levoy M. Zippered polygon meshes from range images [A]. In: *Computer Graphics Proceedings (SIGGRAPH94)* [C], Orlando, FL, USA, 1994: 311 ~ 318.
- 20 Kaneko Shunichi, Kondo Tomonori, Miyamoto Atsushi. Robust matching of 3D contours using iterative closest point algorithm improved by M-estimation [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(9): 2041 ~ 2047.