

基于空间结构约束的改进迭代最近点影像配准

李爱霞^{1,2}, 程效军^{1,3}, 关泽群¹, 冯甜甜¹

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 浙江水利水电学院 市政工程系, 浙江 杭州 310018;
3. 现代工程测量国家测绘地理信息局重点实验室, 上海 200092)

摘要: 提出了一种改进的基于空间结构约束的迭代最近点(ICP)影像配准方法. 该方法通过结合特征点的空间结构相似性和特征相似性获得特征点的匹配矩阵, 其中特征相似性通过特征点的局部特征描述算子进行计算, 空间相似性则通过特征点的空间位置进行计算. 特征点之间的空间结构相似性不仅包括了对应特征点之间的空间距离, 还包含了特征点到邻近特征点的空间距离. 在匹配过程中, 分别从参考影像和待配准影像的角度出发, 实现了匹配的对称性处理. 通过对具有不同影像特征的真实遥感影像进行实验, 结果表明该算法具有较高的配准精度.

关键词: 影像配准; 迭代最近点(ICP)配准方法; 空间结构约束; 相似性矩阵

中图分类号: P237

文献标志码: A

Modified ICP Image Registration Algorithm Based on Spatial Structure Constraint

LI Aixia^{1,2}, CHENG Xiaojun^{1,3}, GUAN Zequan¹, FENG Tiantian¹

(1. College of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Department of Municipal Engineering, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou 310018, China; 3. Key Laboratory of Advanced Engineering Surveying of National Administration of Surveying, Mapping and Geo-information, Shanghai 200092, China)

Abstract: A modified iterative closest point (ICP) image registration algorithm based on spatial structure constraint is proposed to overcome the matching ambiguity of remote sensing image registration caused by outliers. This algorithm combines the similarities of spatial structure and feature to determine matching matrix of feature points, among which the similarity of feature is achieved by a local-feature descriptor while the similarity of spatial structure is calculated by spatial coordinates of feature points. Different to current

structure-based algorithms, the similarity of spatial structure contains not only spatial distance of corresponding feature points but distance of neighboring ones. And in matching process, the matching pairs are determined by a bidirectional matching criterion from the view of reference and sensed images. Experiments on real remote sensing images of different characteristics show that this algorithm can enhance registration accuracy.

Key words: image registration; iterative closest point(ICP) algorithm; spatial structure constraint; similarity matrix

图像配准就是将不同时期、不同视点或不同传感器获得的同一场景或者物体的两幅或多幅图像叠加起来的过程, 其主要目的是消除或者减少参考图像与待配准图像之间由于成像条件不同所引起的几何变形, 从而获得几何一致的两幅或者多幅图像. 图像配准是遥感影像应用和分析的基础, 如图像拼接、超分辨率重建、变化检测等. 因此, 如何提高遥感影像的配准精度和可靠性是遥感影像配准的首要目的.

目前, 基于空间结构的影像配准是基于特征点影像配准方法的研究热点. 文献[1]利用特征点间的相对距离和角度作为特征点的结构描述减小了匹配的模糊性和错误匹配, 实现了高分辨率影像的匹配, 但是并没有考虑具有较大缩放的影像匹配. 文献[2]通过考虑空间结构的方向性实现了对具有较大变形的影像匹配, 但是算法的计算复杂度往往很高. 文献[3]通过判断特征点邻域图的相似性实现了图像的配准, 但是当错误匹配点具有相似的邻域结构或者匹配点之间具有不同的邻域结构时, 该方法配准效果不理想.

近年来, 迭代最近点(iterative closest point,

收稿日期: 2013-03-19

基金项目: 国家自然科学基金(41171327); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金(20120072120057)

第一作者: 李爱霞(1977—), 女, 博士生, 主要研究方向为图像处理、模式识别. E-mail: asia_aixia@gmail.com

通讯作者: 程效军(1964—), 男, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为数字三维仿真、精密工程测量. E-mail: cxj@tongji.edu.cn

ICP)配准方法^[4]由于具有计算速度快、准确性高等特点,已经广泛应用于模式识别、三维点云数据处理、遥感图像配准等领域.该方法通过循环迭代的方式,根据点之间的最小距离确定匹配结果和影像间的转换参数.然而由于经典ICP方法对于点的位置比较敏感,当数据中存在较多的外点时配准效果不太理想.因此,文献^[5-6]在进行点云数据的配准时,利用统计分析的思想对ICP方法进行了改进,采用期望值最大法获得较好的配准结果.文献^[7-8]提出在ICP方法中利用softassign方法建立点之间的对应关系,文献^[9]证明softassign方法类似于利用期望值最大化法对特征点集的高斯混合模型进行处理.文献^[10]则提出分别建立参考点集和待配准点集的高斯混合模型,然后通过判断两个高斯混合模型的相似性来进行点的匹配.相对于经典ICP方法,这些基于统计分析思想的方法虽然在点云数据的配准效果上有所提高,但是对于遥感影像的配准结果仍然不太理想.这主要由于:①拍摄的时间或者传感器不同,同一地区在不同影像上表现出不同的灰度特征;②遥感影像之间重叠度较低或者拍摄角度的不同而存在较大的几何差异.因此,相对于点云数据的配准,遥感影像会产生更多的外点.

本文根据ICP方法的思想,以特征点的空间结构作为约束来减小外点的影响,并且与传统的基于空间结构的算法不同,在特征点的匹配过程中,采用双向空间结构约束的方式判断特征点的相似性.最后通过对不同影像特征的真实遥感影像进行实验验证.

1 空间结构约束下的特征点匹配

ICP方法^[4-10]通过两步迭代的方式实现了点集合的精确配准:第一步利用当前的转换参数,确定点之间的匹配关系;第二步根据匹配结果计算新的转换参数.其中,如何获得最优匹配结果是ICP方法的关键步骤.

定义 $F = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_{N_F}\}$ 和 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_{N_S}\}$ 分别表示参考影像和待配准影像提取的特征点集合, f_i 和 s_j 分别表示提取的特征点, N_F 和 N_S 表示特征点数量.在迭代过程中,利用当前的转换参数将待配准特征点集合 S 映射到参考影像后,匹配矩阵的确定可以转化为最优分配问题^[8],也就是说点之间的匹配矩阵需要满足如下目标函数:

$$\Omega(\mathbf{M}) = \sum_{i,j} M_{ij} Q_{ij} \quad (1)$$

式中: Q_{ij} 表示特征点 f_i 和 s_j 之间的相似性; \mathbf{M} 表示匹配矩阵,该矩阵是一个二进制矩阵,矩阵中的每个元素表示对应特征点对的匹配状态,即

$$\begin{cases} M_{ij} = 1, & s_j \text{ 与 } f_i \text{ 为匹配特征点} \\ M_{ij} = 0, & s_j \text{ 与 } f_i \text{ 不是匹配特征点} \end{cases}$$

根据式(1)可以看出,匹配矩阵 \mathbf{M} 的确定依赖于特征点之间的相似性矩阵 \mathbf{Q} .因此,如何定义相似性矩阵 \mathbf{Q} 是ICP方法的关键.现有的ICP方法通常直接利用对应点之间的空间距离计算相似性,然而对于遥感影像来说,由于它们之间具有较大的灰度差异或者几何差异,在提取特征点时往往会产生许多外点,因此仅仅依赖于对应点之间的空间距离计算相似性,在确定点之间的匹配关系时会具有很大的模糊性.为了减小外点的影响,本文提出特征点之间的相似性不仅要包含特征点之间的空间相似性,还要包含特征点描述算子之间的相似性.其中空间相似性不仅依赖于对应特征点之间的空间距离约束,还依赖于特征点的双向空间结构约束.

定义利用特征点描述算子所产生的相似性为特征相似性,特征相似性矩阵用 \mathbf{C} 来表示;利用特征点的空间坐标所产生的相似性为空间相似性,空间相似性矩阵用 \mathbf{D} 来表示,则目标函数(1)可以重新定义为

$$\Omega(\mathbf{M}) = \sum_{i,j} M_{ij} Q_{ij} = \sum_{i,j} M_{ij} D_{ij} C_{ij} \quad (2)$$

1.1 空间相似性

为了建立特征点之间的空间结构关系,本文采用 k -邻近图的方式来表示.为参考影像特征点集合 F 构建带权重的KNN图 $G=(V,L)$,其中 V 表示集合 F 中的所有特征点, L 表示连接特征点的边.矩阵 \mathbf{W} 为图 G 的权重矩阵, W_{ik} 表示特征点 f_i 与特征点 f_k 之间的邻近程度.两个特征点越接近,权重值越大;否则,反之.当两个特征点不是邻近点时,权重值 W_{ik} 等于0.权重的计算公式为

$$W_{ik} = \exp(-r_{ik}^2/2\sigma^2) \quad (3)$$

式中: r_{ik} 表示特征点 f_i 与特征点 f_k 之间的欧式距离; σ 表示高斯核函数的宽度参数,控制函数的径向作用范围. σ 的值定义为

$$\sigma = \sum_{i,k} r_{ik} / N_K \quad (4)$$

式中: N_K 表示所有邻近特征点的数量,即 $N_K = KN_F$,其中 K 表示邻近特征点的数量.

权重矩阵 \mathbf{W} 通过权重值表示了特征点 f_i 与 f_k 之间的空间结构关系,本文算法的思想就是如果待配准影像中的特征点 s_j 是 f_i 的匹配点,那么 s_j 映射

到参考影像坐标系后, \tilde{s}_j 应该能够满足 f_i 与其邻近点 f_k 之间的空间结构关系, 即

$$R_{ij} = \sum_k \|\tilde{s}_j(f_i) - f_k\|^2 W_{ik}, \quad i \neq k \quad (5)$$

式中: $\|\tilde{s}_j(f_i) - f_k\|^2$ 表示 \tilde{s}_j 与 f_i 的邻近特征点 f_k 之间的欧式距离。

根据参考影像空间结构约束, 特征点之间的空间相似性矩阵

$$D_F = \sum_{i,j} \|\tilde{s}_j - f_i\|^2 + \sum_{i,j} \sum_k \|\tilde{s}_j(f_i) - f_k\|^2 W_{ik}, \quad i \neq k \quad (6)$$

式(6)等号右边的第一部分表示特征点 f_i 和 \tilde{s}_j 的空间距离约束, 第二部分是空间结构约束。把第一部分理解成邻近点为自身的空间结构, 则特征点的连接权重为 $W_{ii}=1$, 则式(6)可以简化为

$$D_F = \sum_{i,j,k} \|\tilde{s}_j(f_i) - f_k\|^2 \tilde{W}_{ik} \quad (7)$$

其中 \tilde{W} 为对角线元素为 1 的权重矩阵。

文献[11]指出采用高斯核函数对特征点之间的距离进行优化后, 能更好地具有平滑连贯性和全局最优解的突出性。因此, 本文采用高斯核函数对距离计算进行优化, 优化后的空间相似性矩阵

$$D_F = \sum_{i,j,k} \exp\left(-\frac{\|\tilde{s}_j(f_i) - f_k\|^2}{2\sigma^2}\right) \tilde{W}_{ik} \quad (8)$$

1.2 特征相似性

特征相似性是指特征点 f_i 和 s_j 的描述算子的相似程度。定义大小为 $N_F \times N_S$ 的矩阵 C 表示两幅影像中特征点之间的特征相似性矩阵, 即

$$C_{ij} = d(f_i, s_j) \quad (9)$$

式中: $d(\cdot)$ 表示两个特征点描述算子的相似性计算函数, C_{ij} 表示特征点 f_i 和 s_j 之间的特征相似程度。与空间相似性类似, C_{ij} 越大说明两个特征点的描述算子越相近; 否则, 反之。基于描述算子的相似性计算方法已经有很多^[12], 此处不再作详细描述, 本文采用 Scott 等^[13]提出的方法进行计算。

特征相似性的计算过程为: ① 计算参考图像和待配准图像中特征点描述算子之间的相似性矩阵 H , 该矩阵的每个元素表示对应特征点之间的相似程度, 元素值通过描述算子之间欧式距离的高斯核函数计算所得; ② 利用奇异值分解(SVD)方法, 对该相似性矩阵进行分解 $H=BA^T P$, 其中, B 和 P 是正交矩阵, A 是一个非负的对角阵; ③ 特征点之间的特征相似性矩阵 $C=BE^T P$, 其中 E 是一个单位阵。

1.3 特征点匹配策略

由式(2)可知, 根据基于参考影像的空间结构计

算的空间相似性矩阵 D_F 和特征相似性矩阵 C , 可得特征点之间的相似性矩阵 $Q_F = D_F C$ 和匹配矩阵 M_F 。然而在 M_F 中, 虽然可以确保参考图像中的特征点只有一个候选待配准图像中的特征点, 但是却不能保证一个待配准特征点只对应于一个参考特征点。因此, 为了能够得到一对一的匹配特征点, 应同时考虑待配准图像中特征点的空间结构约束。

根据同样的原理, 对特征点集合 $\tilde{S} = \{\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \tilde{s}_3, \dots, \tilde{s}_{N_S}\}$ 构建赋权图 G' , 令 U 表示该图的权重矩阵, \tilde{U} 表示对角线元素为 1 的权重矩阵。利用待配准影像中特征点的空间结构约束, 特征点之间的空间相似性矩阵

$$D_S = \sum_{i,j,k} \exp\left(-\frac{\|f_i(\tilde{s}_j) - \tilde{s}_k\|^2}{2\sigma^2}\right) \tilde{U}_{jk} \quad (10)$$

式中: $\|f_i(\tilde{s}_j) - \tilde{s}_k\|^2$ 表示 f_i 与 \tilde{s}_j 的邻近特征点 \tilde{s}_k 之间的欧式距离。

因此, 可以获得基于待配准影像的空间结构约束的相似性矩阵 $Q_S = D_S C$ 和匹配矩阵 M_S 。然而由于外点的存在, 两幅影像中对应特征点的空间结构具有很大的差异性, 基于参考影像的空间相似性矩阵 D_F 与基于待配准影像的空间相似性矩阵 D_S 往往不相同, 因此分别利用相似性矩阵 Q_F 和 Q_S 获得匹配矩阵 M_F 和 M_S 并不一致。为了使匹配特征点能够满足双向空间结构约束, 即同时满足参考影像和待配准影像的空间结构约束, 本文定义最优匹配矩阵 M 为矩阵 M_F 和 M_S 的交集。

该算法的实现流程如下所述, 其中匹配矩阵的确定采用 softassign 算法^[8]实现。需要注意的是, 由于每次映射后待配准影像中特征点之间的空间结构关系会发生一定的变化, 因此空间结构权重矩阵 \tilde{U} 需要在每次循环中重新进行计算。

算法流程: ① 输入初始转换参数 θ_0 , 计算参考图像中特征点之间的空间结构权重矩阵 \tilde{W} 和特征相似性矩阵 C ; ② 利用现有转换参数对待配准图像的特征点集合进行映射; ③ 根据 \tilde{W} 和 C 计算两个特征点集合的相似性矩阵 Q_F , 并获得最优匹配结果 M_F ; ④ 计算映射后的待配准图像中特征点之间的空间结构权重矩阵 \tilde{U} ; ⑤ 根据 \tilde{U} 和 C 计算两个特征点集合的相似性矩阵 Q_S , 并获得最优匹配结果 M_S ; ⑥ 获得匹配矩阵 M_F 和 M_S 的交集 M , 作为匹配结果; ⑦ 利用匹配结果计算新的转换参数 θ ; ⑧ 判断 $|\theta - \theta_0|$ 是否小于阈值 ϵ , 如果是, 停止迭代; 否则令 $\theta_0 = \theta$, 并返回到第②步。

2 实验结果

为了验证本文方法的配准效果,将其与目前常用的强健点匹配方法(RPM)^[7]、空间与特征相似性结合方法(CSSI)^[11]进行对比,实际上 CSSI 方法相当于本文方法取邻近点的个数为零时的特例.在配准过程中,三种方法均采用 softassign 算法进行求解,因此该算法中一些常量的设定将直接采用文献[8]给出的值,其中 $\epsilon = 0.005$. 实验中首先采用 Hessian-affine 算法提取特征点,然后生成 SURF 描述算子.利用 SURF 描述算子获得匹配结果,再通过最小二乘法计算获得这三种方法所需的初始转换参数.

本文利用多组真实的影像数据进行实验来对上述方法进行对比,并给出三组不同影像数据的实验结果.第一组影像为武汉某地区的航空影像,两幅影像的大小均为 $1\,500 \times 2\,300$,两幅影像之间只有 60% 左右的重叠区域(见图 1).第二组影像为浙江某地区的 IKONOS 影像和 QuickBird 影像,其中参考影像为 IKONOS 影像,分辨率为 4 m;待配准影像为 QuickBird 影像,分辨率为 2.4 m(见图 2).第三组为上海某地区多时相 Landsat TM 影像,其中第一幅拍摄于 1995 年 3 月,本文以该图作为参考影像,影像大小为 800×740 ,第二幅拍摄于 2002 年 1 月,作为待配准影像,影像大小为 900×700 ,由于两幅影像拍摄于不同的时期,影像之间存在不同的灰度特征,而且影像内容上也发生了变化(见图 3).

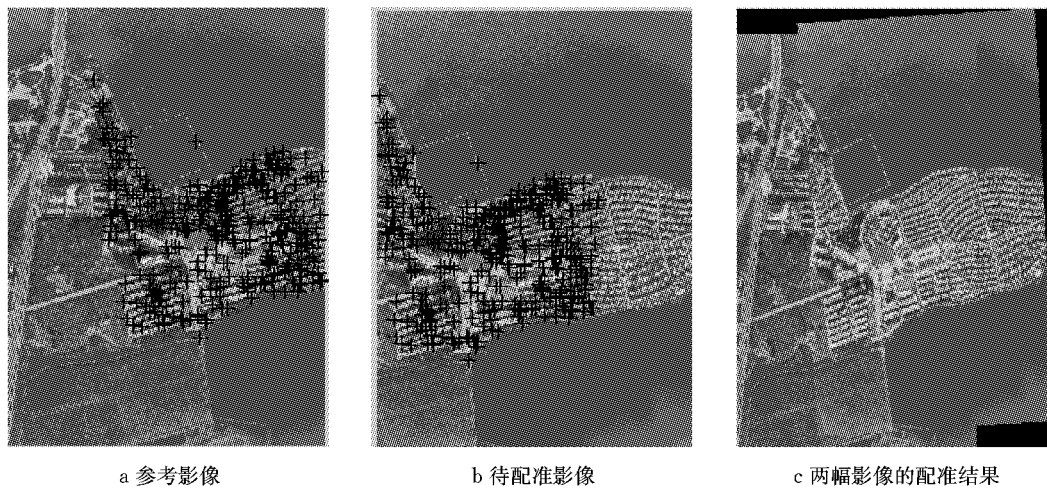


图 1 航空影像配准结果

Fig.1 Registration results of aerial images

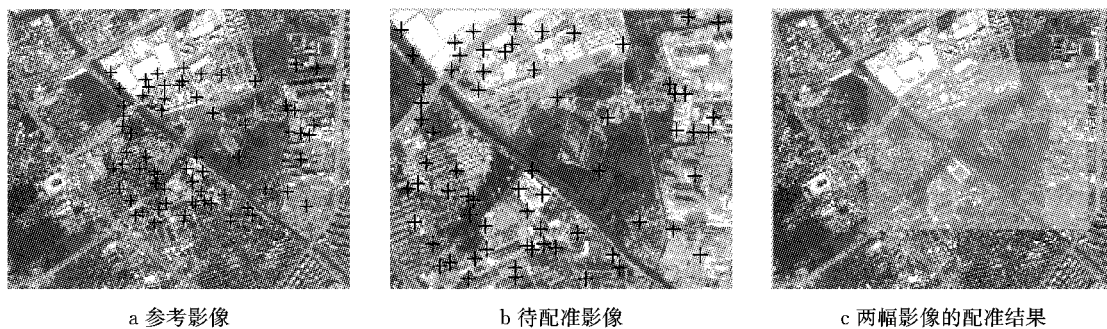


图 2 IKONOS 影像和 QuickBird 影像配准结果

Fig.2 Registration results of IKONOS image and QuickBird image

表 1 给出了三种方法对三组影像的配准结果,其中 N 表示正确匹配特征点数量, P 表示误差精度小于一个像素的匹配点数量占正确匹配特征点数量 N 的百分比,均方根误差 χ 表示影像的配准精度.图 1~3 分别显示了三组影像在 $K=7$ 时的配准结果,其中黑色加号表示两幅影像的匹配特征点.

首先,本文方法利用邻近特征点来实现空间结构约束,因此邻近特征点数量 K 的大小对于特征点的匹配结果和配准精度都具有重要的影响.表 1 给出了本文方法利用不同数量的邻近点进行影像配准的结果.邻近点的加入使得特征点之间的空间相似性不仅考虑两个特征点自身的空间距离,还同时考

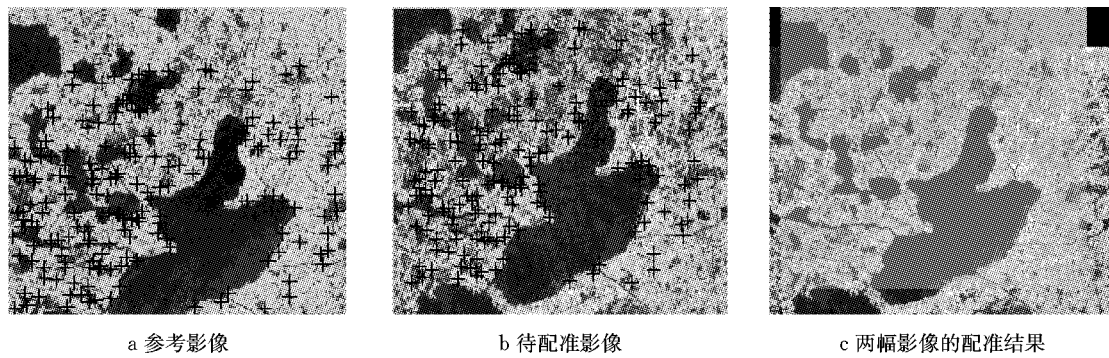


图 3 多时相 Landsat TM 影像配准结果

Fig. 3 Registration results of multi-temporal Landsat TM images

表 1 三种方法对三组影像的配准结果

Tab. 1 Registration results of three methods for three groups of images

配准方法	航空影像			IKONOS 和 QuickBird 影像			Landsat TM 影像			
	N	$P/\%$	χ	N	$P/\%$	χ	N	$P/\%$	χ	
初始化配准	506	0.34	7.792 6	19	0.58	1.766 5	168	0.55	2.220 9	
RPM	500	0.53	1.087 4	107	0.48	1.187 1	261	0.63	1.037 0	
CSSI	524	0.55	1.075 5	128	0.47	1.161 8	292	0.61	1.037 2	
本文方法	$K=1$	457	0.60	1.027 1	103	0.49	1.138 8	259	0.66	0.992 7
	$K=3$	389	0.67	0.935 9	96	0.56	1.056 9	235	0.70	0.934 2
	$K=5$	351	0.71	0.902 5	78	0.67	0.958 4	215	0.73	0.885 6
	$K=7$	323	0.73	0.860 4	68	0.74	0.856 0	182	0.82	0.789 9

虑与邻近特征点之间的距离. K 值越大, 纳入计算范围的特征点就越多, 匹配特征点之间的空间相似性也越高, 特征点之间的配准精度就越高. 然而, 随着 K 的增大, 特征点的空间相似性约束越大, 满足匹配条件的特征点数量也会逐渐减少, 因此获得的正确匹配特征点数量就会逐渐减小.

其次, 从三种方法的配准结果来看, 本文方法优于另外两种方法. 即使在 $K=1$ (考虑一个邻近特征点) 时, 在配准精度上相较于另外两种方法都有所提高, 而且随着 K 的增大, 效果越明显. 航空影像之间具有较大的几何差异, 而且影像具有重复纹理结构, 从初始配准结果可以看出仅仅利用特征点描述算子进行特征点的匹配效果不太理想, 而 CSSI 方法和本文方法不仅考虑了特征点的描述算子信息还同时考虑特征点之间的空间关系, 因此配准精度相对于初始配准精度有很大的提高. IKONOS 和 QuickBird 影像之间灰度差异不明显但是空间分辨率相差较大, RPM 方法由于仅仅考虑了对应点之间的空间距离, 因此配准精度最低; CSSI 方法在空间距离的基础上增加了特征相似性约束, 提高了影像间的配准精度; 本文方法得益于特征相似性约束和可靠的空间相似性约束, 配准精度优于 RPM 方法和 CSSI 方法. 多时相 Landsat TM 影像由于拍摄时间的不同, 影像之间具有较明显的灰度差异, RPM 方法在匹配

过程中没有考虑影像灰度信息, 因此配准结果不受灰度差异的影响; 在 CSSI 方法中增加的特征相似性受灰度差异的影响, 特征点之间的特征相似性权重没有明显的峰值, 因此配准结果与 RPM 方法相当; 本文方法通过增加特征点的空间结构约束, 大大提高了空间相似性的可靠性, 因此配准结果不受灰度差异的影响.

3 结语

本文通过分析 ICP 方法引出特征点之间相似性矩阵的重要性, 进而提出了一种结合空间相似和特征相似的相似性度量准则, 并且考虑到邻近点在空间相似性中的约束作用, 给出了一种新的基于空间结构约束的空间相似性度量准则. 在匹配过程中, 分别从参考影像和待配准影像的角度出发, 实现了匹配的对称性处理. 通过三组真实遥感影像实验发现, 邻近特征点的约束作用有效地提高了匹配结果的可靠性, 而且邻近点越多, 匹配特征点之间的空间相似性越高, 影像间的配准精度也越高. 实验结果也表明, 本文方法相对于常用方法在配准精度上有了显著的提高. 当然本文算法仍然存在 ICP 方法所固有的缺陷, 即对初始配准结果的依赖性, 下一步将针对这一问题进行深入研究.

参考文献:

- [1] Xiong Z, Zhang Y. A novel interest-point-matching algorithm for high-resolution satellite images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(12): 4189.
- [2] Liu Z X, An J, Jing Y. A simple and robust feature point matching algorithm based on restricted spatial order constraints for aerial image registration [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(2): 514.
- [3] Aguilar W, Frauel Y, Escolano F, et al. A robust graph transformation matching for non-rigid registration [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(7): 897.
- [4] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D Shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239.
- [5] Granger S, Pennec X. Multi-scale EM-ICP: a fast and robust approach for surface registration [C] // *Proceedings of 7th European Conference on Computer Vision*. Copenhagen: ECCV, 2002; 418-432.
- [6] Horaud R P, Forbes F, Yguel M, et al. Rigid and articulated point registration with expectation conditional maximization [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(3): 87.
- [7] Rangarajan A, Chui H, Mjolsness E, et al. Robust point matching algorithm for autoradiograph alignment [J]. *Medical Image Analysis*, 1997, 4(1): 379.
- [8] Gold S, Rangarajan A, Lu C P, et al. New algorithm for 2D and 3D point matching: pose estimation and correspondence [J]. *Pattern Recognition*, 1998, 31(8): 1019.
- [9] Chui H, Rangarajan A. A feature registration framework using mixture models [C] // *Proceedings of IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*. Hilton Head Island: IEEE, 2000; 190-197.
- [10] Jian B, Vemuri B C. Robust point set registration using gaussian mixture models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1633.
- [11] Wen G J, Lü J J, Yu W X. A high-performance feature-matching method for image registration by combining spatial and similarity information [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(4): 1266.
- [12] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977.
- [13] Scott G, Longuet-Higgins H. An algorithm for associating the features of two images [C] // *Proceedings of the Royal Society, London*: [s. n.], 1991, B244: 21-26.
- (上接第 538 页)
- [4] Kawamura S, Kiuchi T. An experimental study of a one-membrane type pneumatic structure-wind load and response [J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 1986, 23: 127.
- [5] Nakayama M, Suzuki T, Ishii K, et al. Wind tunnel test on spherical pneumatic structures [C] // *Shells, Membranes and Space Frames, Proceedings IASS Symposium*. Osaka: IASS, 1986, 2: 249-256.
- [6] Irwin H P A H, Wardlaw R L. A wind tunnel investigation of a retractable fabric roof for the Montreal Olympic Stadium [C] // *Proceedings of 5th International Conference on Wind Engineering*. Fort Conlinox: [s. n.], 1979: 925-938.
- [7] Tryggvason B V. Aeroelastic modeling of pneumatic and tensioned fabric structures [C] // *Proceedings of 5th International Conference on Wind Engineering*. Fort Conlinox: [s. n.], 1979: 1061-1072.
- [8] 向阳, 沈世钊, 赵臣. 张拉式薄膜结构的弹性模型风洞实验研究 [J]. *空间结构*, 1998, 4(3): 31.
XIANG Yang, SHEN Shizhao, ZHAO Chen. Wind-tunnel test study on elastic models of tension membrane structures [J]. *Spatial Structures*, 1998, 4(3): 31.
- [9] 王吉民. 薄膜结构的风振响应分析和风洞试验研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2001.
WANG Jimin. Study on wind-induced dynamic response and wind tunnel test of membrane structures [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2001.
- [10] 武岳. 考虑流固耦合作用的索膜结构风致动力响应研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2003.
WU Yue. Study on wind-induced vibration of tension structures with the consideration of wind-structure interaction [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2003.
- [11] 张其林, 周颖, 艾辉林, 等. 世博轴膜结构气弹模型风洞试验研究 [J]. *工程质量*, 2011, 29(3): 22.
ZHANG Qilin, ZHOU Ying, AI Huilin, et al. Wind tunnel test of an aero-elastic model of membrane roof for central axis of the 2010 Shanghai Expo [J]. *Construction Quality*, 2011, 29(3): 22.
- [12] 王磊. 膜结构风振机理试验研究 [D]. 上海: 同济大学, 2011.
WANG Lei. Experimental investigation on the wind-induced vibration mechanism of membrane structures [D]. Shanghai: Tongji University, 2011.
- [13] Isyumov N. *Wind tunnel studies of buildings and structures* [M]. Reston: American Society of Civil Engineers, 1999.
- [14] 韩志惠. 张拉膜结构气弹模型风洞试验及参数识别方法研究 [D]. 上海: 同济大学, 2012.
HAN Zhihui. Research on aeroelastic model wind tunnel test and modal parameter identification of tensioned membrane structure [D]. Shanghai: Tongji University, 2012.
- [15] Brian Forster, Marijke Mollaert. *European design guide for tensile surface structures* [M]. Beijing: China Machine Press, 2006.