

基于特征的高精度自动图像配准方法*

文贡坚⁺, 吕金建, 王继阳

(国防科学技术大学 电子科学与工程学院 ATR 国防科技重点实验室, 湖南 长沙 410073)

An Automated Method for Feature-Based Image Registration with High-Accuracy

WEN Gong-Jian⁺, LÜ Jin-Jian, WANG Ji-Yang

¹(ATR Key Laboratory, School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

+ Corresponding author: E-mail: wengongjian@sina.com

Wen GJ, Lü JJ, Wang JY. An automated method for feature-based image registration with high-accuracy. *Journal of Software*, 2008,19(9):2293–2301. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/2293.htm>

Abstract: In this paper, a feature matching strategy is developed. It is realized by introducing a function whose independent variable is the match matrix, which describes the correspondence of the features. It combines spatial relations and feature similarity organically and makes sure that its global maximum can be reached when the sensed image is aligned with the reference image completely. Thus the feature correspondence can be estimated by finding the maximum of the function. The branch-and-bound strategy is employed in the integer programming problem. A lot of real images are used to demonstrate its performance. Compared with some existing methods, it is automated, robust, and has the highest accuracy.

Key words: image registration; feature matching; automated; high-accuracy

摘要: 提出了一种特征匹配策略,它通过建立一个以匹配矩阵为自变量的函数,将空间关系一致性和特征相似性两方面的准则有机地结合起来,使得该函数在图像的最佳配准位置达到全局最大值.这样,特征匹配问题转化为一个函数最优化问题.采用分支定界法解决了这个整数规划问题.用大量的实际图像测试了该方法,并与多种已有方法进行了比较.实验结果表明,该算法是自动的、通用稳健的,而且配准精度是最高的.

关键词: 图像配准;特征匹配;自动;高精度

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

图像配准是一个将不同时期、不同视点或不同传感器获得同一地域或物体的图像叠加起来的过程,它是需要组合多种数据源才能获得最终结果的图像分析任务中的关键一步,这些任务包括多光谱分类、图像融合、环境监测、变化检测、图像拼接、天气预测、医学图像处理以及地图更新等.由于图像配准的重要性,近30年来,许多研究者对其进行了广泛深入的研究,提出了大量的算法,文献[1–4]对这方面的成果作了比较详细的综述和分类.

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.40571103 (国家自然科学基金); the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2006AA12Z410 (国家高技术研究发展计划(863))

Received 2007-01-23; Accepted 2007-05-31

现有的图像配准方法主要分为两大类^[2]:基于区域的方法和基于特征的方法.基于区域的方法是从待配准图像中取一小窗口的图像与参考图像中同样大小的图像进行统计的相关比较,把相似性测度最大的两个窗口的中心作为一对同名像点,然后利用这些同名像点求解变换模型.相似性测度一般采用灰度差的平方和、相关系数等,也可能是变换域的一些属性,如傅里叶变换、小波变换等.这些测度一般与图像辐射特性和变换模型有关,因而它不太适合辐射特性和几何形变较大的两幅图像之间的配准.基于特征的方法通常包括 3 个步骤:首先是分别从两幅图像中提取特征,这些特征一般是空域特征,例如点、轮廓、封闭曲线、直线段、区域等;然后利用各种算法进行特征匹配,由匹配的特征对获得同名像点;最后根据这些同名像点估计变换模型系数.与基于区域的方法相比,基于特征的方法对图像辐射失真不太敏感,能适应于不同传感器图像的配准,目前已成为图像配准研究的重点和热点.

基于特征的图像配准方法的一个关键和难点是如何寻找参考图像和待配准图像中的对应特征,即特征匹配问题.现有文献中已提出多种策略来解决这一问题,它们主要分为 3 类:利用空间关系、利用特征相似性以及二者的简单组合.利用空间关系的方法首先是从每个特征中抽取一些控制点(如直线的中点、区域的重心、轮廓上的突出点等),然后寻找两幅图像中各个控制点在空间关系达到全局一致性的情况下变换模型的最佳参数.这类方法的难点在于如何描述空间关系的一致性以及如何求解最优解.Goshtasby 等人^[4]提出了基于图匹配的算法,该方法将待配准图像中的特征经过变换模型变换到参考图像中,得到落在参考图像中特征给定范围内的变换特征个数,特征个数最大对应的变换模型参数作为最优的配准参数.文献[5]采用随机抽样(RANSAC)的方法求解上述问题最优解.Stockman 等人^[2]利用聚类技术来匹配边缘和线特征的交叉点,他们假设图像之间发生了相似变换,对于参考图像和待配准图像中的每两对点特征就可以算出一个变换模型系数向量,将得到的变换模型系数向量绘成直方图,最大值对应的参数作为最优的变换模型参数.这类方法的最大优点是,一般都能获得较好的配准结果,不过,它的最大问题是计算复杂,同时要求正确的匹配特征数必须大于任何一类局外情况的特征数目才能获得比较可靠的结果,而且随着正确匹配特征数量的减少,算法的复杂度将会显著增加,同时配准的成功率大为下降.利用特征相似性的方法,首先是用一组参数描述两幅图像中的每个特征,然后利用这些参数计算不同特征之间的相似性测度,一般根据相似性测度最大的原则寻找匹配特征.这类方法的关键是如何定义描述特征的参数.描述参数一般要满足不变性、唯一性、稳定性以及独立性等几个条件.常用的特征描述参数有相关系数、矩不变量、形状矩阵、链码等.Flusser 等人^[6]利用 4 个仿射不变矩,Dai Xianglong 等人^[7]利用 7 个仿射不变矩和改进的链码相关,黄勇等人^[8]利用 7 个仿射不变矩来配准 SAR 图像.这类方法的特点是计算简单,但当图像中存在多个形状相同或相近的特征时,容易导致算法失败.Flusser 等人^[9]提出了 matching likelihood coefficients 试图解决上述问题,但只是在一些情况下增强了算法的稳健性.正因为单独利用空间关系或特征相似性进行特征匹配都存在局限性,人们自然想到组合这两种匹配准则.一般的处理思路是,首先利用特征相似性剔除一些不太可能匹配的特征组合以减少基于空间关系方法的搜索空间,然后利用空间关系得到最终的特征匹配结果.Taejung 等人^[10]首先利用互相关提取一些控制点,然后利用这些控制点采用 RANSAC 算法估计变换模型.韦燕风等人^[11]利用类似的思想提出了一种遥感图像的自动配准方法.这类方法结合了前两类方法的优点,在配准精度和配准速度的兼顾性上要优于前两类方法.但是,这种序贯组合方式不能克服上述两种方法中的一些固有缺陷.

为了克服以上方法存在的不足,本文提出了一种新的特征匹配策略.应该说,特征空间关系的全局一致性和特征属性的局部相似性是进行可靠特征匹配不可或缺的两个方面,是同等重要的.如果能够有机地组合它们,有可能得到一个更加可靠的特征匹配准则,本文的主要目的就是研究这样的问题.本文首先通过 Mean-Shift 方法^[12]从两幅图像中提取区域特征;然后,通过建立一个函数,将两方面的匹配准则有机地结合起来,使得该函数在图像的最佳配准位置达到全局最大值,将特征匹配问题转化为一个函数最优化问题;最后,利用整数规划中的分支定界方法求解最优化问题.

本文第 1 节详细描述我们所提出的算法.第 2 节列出部分实验结果.最后给出结论.

1 算法描述

1.1 特征提取

特征提取是基于特征的图像配准方法中的一个关键步骤,它的结果直接影响特征匹配结果以及图像配准的精度.本文拟采用区域特征作为新方法的配准基元,我们选用目前研究较多且性能较好的 Mean-Shift 方法^[12]分割图像,然后通过区域标记算法来寻找图像中满足我们要求的区域特征.

1.2 组合空间关系和相似性的特征匹配策略

假设 I_R 和 I_S 是两幅输入图像,其中 I_R 为参考图像, I_S 为待配准图像.假设从 I_R 中提取了 N_R 个区域特征,由它们组成的集合记为 $F_R = \{f_R^i, i=1,2,\dots,N_R\}$; 同样,假设从 I_S 中提取了 N_S 个区域特征,由它们组成的集合记为 $F_S = \{f_S^i, i=1,2,\dots,N_S\}$.

在特征匹配过程中,我们认为每个区域特征需要包括两类描述参数:一类是用于计算两个区域特征之间相似性的参数,本文采用区域特征的 7 个仿射不变量^[10],我们称其为相似性参数;另一类是由一对区域特征获取同名像点的坐标参数,本文采用区域特征的重心,我们称其为几何参数.

记区域特征 $f_A^i (A=R, 1 \leq i \leq N_R \text{ 或 } A=S, 1 \leq i \leq N_S)$ 的描述参数为 $dp_A^i = \{sp_A^i, gp_A^i\}$, 其中, sp_A^i, gp_A^i 分别是由区域 f_A^i 的相似性参数和几何参数组成的列向量.由于几何参数是一个点坐标,我们记为 $gp_A^i = [x_A^i, y_A^i]^T$, T 表示向量转置.

引入一个大小为 $N_R \times N_S$ 的矩阵 S 来描述 F_R 和 F_S 中任意两个区域特征之间的空间关系一致性测度,令 $S = [s_{ij}, 1 \leq i \leq N_R, 1 \leq j \leq N_S]$,

$$s_{ij} = SF(f_R^i, f_S^j) \quad (1)$$

其中, $SF(\bullet)$ 为空间关系一致性测度函数, s_{ij} 表示区域特征对 (f_R^i, f_S^j) 之间的空间关系一致性测度值.我们称矩阵 S 为空间关系一致性度量矩阵.

空间关系一致性测度函数用来度量两个区域特征之间空间关系的一致性.区域特征对 (f_R^i, f_S^j) 之间空间关系的一致性可以理解为 f_S^j 的几何参数 g_S^j 在经过给定的变换后,与 f_R^i 的几何参数 g_R^i 的吻合程度.因此,可以用几何参数 g_S^j 经过给定的变换后与几何参数 g_R^i 的欧式距离 $D(f_R^i, f_S^j, P)$ 来定义,即

$$D(f_R^i, f_S^j, P) = \sqrt{(x_R^i - T_x(x_S^j, y_S^j))^2 + (y_R^i - T_y(x_S^j, y_S^j))^2} \quad (2)$$

其中, (T_x, T_y) 表示给定的变换模型, P 是用来描述变换模型的参数向量,本文采用 6 参数仿射变换模型,即 $P = [a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2]^T$. 由公式(2)得知,当 $D(f_R^i, f_S^j, P) = 0$ 时,特征对的空间关系一致性最好,并随着 $D(f_R^i, f_S^j, P)$ 的变大,特征对的空间关系一致性变差.本文中,我们要求空间一致性测度函数值落在 0~1 之间且区域特征对 (f_R^i, f_S^j) 之间的空间关系一致性越好,其值越大.这样需要将 $D(f_R^i, f_S^j, P)$ 作一变换,得到新的空间关系一致性测度函数 $SF(\bullet)$.

$$SF(f_R^i, f_S^j) = F(D(f_R^i, f_S^j, P)) \quad (3)$$

其中, $F(\bullet)$ 是一个递减的一维函数,在实际中,我们建议采用高斯函数,即

$$F(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中, σ 是高斯函数的方差,用来控制特征空间分布的紧凑程度.

我们引入另一个大小为 $N_R \times N_S$ 的矩阵 C 来描述 F_R 和 F_S 中任意两个区域特征之间的相似性测度,令 $C = [c_{ij}, 1 \leq i \leq N_R, 1 \leq j \leq N_S]$, 其中

$$\begin{cases} c_{ij} = CF(sp_R^i, sp_S^j) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma_c^2}\right) \\ d_{ij} = \|sp_R^i - sp_S^j\| \end{cases} \quad (5)$$

$CF(\bullet)$ 为相似性测度函数,本文采用高斯函数, σ_c 为高斯函数的方差, d_{ij} 表示区域特征对 (f_R^i, f_S^j) 中两个区域的相似性参数之间的欧式距离, c_{ij} 是特征对 (f_R^i, f_S^j) 的两个区域特征之间的相似性测度值.我们称矩阵 C 为相似性度量矩阵.由公式(5)可知,相似性度量矩阵 C 与变换模型的参数矢量 P 无关,只与特征的相似性参数有关,因此可以事先计算完毕.在下面实验中,取 $\sigma_c=0.5$.

引入第 3 个大小为 $N_R \times N_S$ 的矩阵 M 来描述 F_R 和 F_S 中任意两个区域特征之间的匹配关系,令 $M=[m_{ij}, 1 \leq i \leq N_R, 1 \leq j \leq N_S]$,其中

$$m_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若区域 } f_R^i \text{ 和区域 } f_S^j \text{ 是匹配的} \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

称矩阵 M 为匹配矩阵.为了保证区域特征之间的匹配关系是“一配一”,匹配矩阵 M 必须满足如下条件:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{N_S} m_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq N_R \\ \sum_{i=1}^{N_R} m_{ij} \leq 1, 1 \leq j \leq N_S \end{cases} \quad (7)$$

在引入空间关系一致性度量矩阵 S 、相似性度量矩阵 C 和匹配矩阵 M 后,下面定义一种新的特征匹配准则.我们认为,最佳的匹配矩阵应该是由它确定的匹配特征对的空间一致性测度值和相似性测度值都比较大,由此,我们引入一个新的函数 $RF()$:

$$RF() = \sum_{i=1}^{N_R} \sum_{j=1}^{N_S} m_{ij} s_{ij} c_{ij} \quad (8)$$

如果匹配矩阵 M 中包含一个错误的匹配特征对,那么,根据 M 通过最小二乘算法估计的变换模型参数 P 就是错误的.这样, M 中包含的绝大多数正确的匹配特征对之间的空间关系一致性测度值就会明显变小,因而包含错误匹配对的 M 计算的 $RF(\bullet)$ 值比不含错误匹配对的 M 计算的 $RF(\bullet)$ 要小;另一方面,如果一个正确的匹配特征对被加到不包含错误匹配特征对的 M 中,通过最小二乘算法估计的变换模型参数 P 变化会很小,尽管 M 中含有的正确匹配特征对之间的空间关系一致性测度值可能也会有少许的减少,但 $RF(\bullet)$ 的值仍然会增加.因此,如果匹配矩阵 M 包含所有正确的匹配特征对,并剔除了所有错误的匹配特征对,这样,根据公式(8)计算的 $RF(\bullet)$ 会达到全局最大值,而此时的匹配矩阵 M 也是最优的,即

$$M_{opt} = \operatorname{argmax}(RF(\bullet)) \quad (9)$$

其中, M_{opt} 表示最优匹配矩阵.这样,特征匹配问题转化为一个函数最优化问题.

1.3 最优化求解

由于匹配矩阵 M 必须满足公式(6)和公式(7)的约束条件,会使得公式(9)的求解变得复杂一些.实际上,公式(9)描述的最优化问题是一个典型的整数规划问题,可以采用分支定界法来求解^[13].

我们用 fp^i 表示区域特征对 (f_R^i, f_S^j) . 两个区域特征对 fp^i 和 fp^v 相互兼容是指 $i \neq u$ 且 $j \neq v$. 特征对 fp^{00} 表示它为 空,可以与所有特征对兼容.

分支定界法其实就是动态建立一棵二叉树的过程.本文中,树的每个节点除了指向父节点和左右子节点的指针外,其数据部分由 4 个元素组成:(1) 一个特征对 fp ;(2) 由一些特征对组成的集合 C_{fp} ;(3) 拟合能量值 E ;(4) 总能量值 E_{total} .

分支定界法具体的求解过程如下:

(1) 初始化:I) 创建根节点 R ,根节点 R 中的 $fp=fp^{00}$, C_{fp} 是指由相似性度量矩阵所有不等于 0 的元素形成的特征对组成的集合(在实际处理过程中,为了提高处理速度,可以将相似性测度较小的元素置为 0), $E=0$, E_{total} 等于 C_{fp} 所有元素相似性测度的总和;II) 建立一个堆栈 $Stack$,并将根节点 R 压入堆栈;III) 设置一个变量 $\max E$ 记录最大拟合能量值, $\max E=0$, 一个变量 $\max P$ 记录最优节点, $\max P=NULL$.

(2) 判断是否结束:I) 若堆栈 $Stack$ 为空,则进入(4);II) 从堆栈中弹出一个节点 G ,若该节点的 E_{total} 小于

$\max E$ 或者 C_{fp} 为空或者 E 小于父节点的 E , 则它不需要再拆分, 返回 I, 否则进入(3);

(3) 对节点 G 进行分支:I) 在节点 G 的 C_{fp} 中寻找相似性测度最大的元素 fp_{\max} ;II) 建立一个新节点 C_1 作为节点 G 的左子节点, 节点 C_1 的 fp 等于 fp_{\max} , C_{fp} 为节点 G 的 C_{fp} 中所有与 fp_{\max} 相容的特征对组成的集合. 从节点 C_1 回溯至根节点 R , 取出所有不为空的特征对 fp , 若特征对数目等于或大于 3, 则利用这些特征对的几何参数拟合 6 参数仿射变换模型的参数矢量 P , 利用公式(3)计算这些特征对的空间一致性测度, E 等于这些特征对的空间一致性测度值与相似性测度值乘积的总和, E_{total} 等于 C_{fp} 所有元素的相似性测度总和加上 E , 如果节点 C_1 的 E 大于 $\max E$, 则 $\max E = E, \max P = C_1$; 若特征对数目小于 3, 则 $E = 0, E_{total}$ 等于 C_{fp} 所有元素相似性测度总和;III) 再建立一个新节点 C_2 作为节点 G 的右子节点, 节点 C_2 的 fp 等于 fp^0 , C_{fp} 为节点 G 的 C_{fp} 中剔除 fp_{\max} 后所有元素组成的集合, E 等于父节点的 E, E_{total} 等于父节点的 E_{total} ;IV) 将节点 C_2, C_1 依次压入堆栈 $Stack$ 中;V) 返回第(2)步.

(4) 从最优节点 $\max P$ 出发, 回溯到根节点 R , 取出路径上所有不为空的特征对 fp , 这些特征对就是本算法求出的最优匹配特征对, 由它们生成的匹配矩阵是最优匹配矩阵.

在节点 C_1 拟合参数矢量 P 的过程中, 参与拟合的特征对只比它的父节点拟合参数矢量 P 所用的特征对多一个, 因此, 可以采用序贯最小二乘法^[14]提高算法运行速度.

定理 1. 当分支定界法终止时, 它能得到一个全局最优解.

证明: 事实上, 从算法得到的二叉树上的任意节点 D 回溯至根节点 R , 取出所有不为空的特征对 fp , 若特征对数目等于或大于 3, 就可以得到公式(9)的一个解, 该解的 $RF(M)$ 值就是节点 D 的 E . 增加 $RF(M)$ 值的唯一途径就是增加一个新的特征对到上述解中, 由于要求新增加的特征对必须与解中已有的特征对相互兼容, 因此, 它必然是节点 D 的 C_{fp} 中的元素. 在算法中, 当节点 D 满足 3 个条件时, 可以通过分解节点 D 来增加一个节点. 第 1 个条件就是节点 D 的 C_{fp} 不能为空, 否则没有新的特征对可以增加; 第 2 个条件就是节点 D 的 E 必须大于其父节点的 E , 否则, 说明节点 D 中的特征对是错误的, 它对估计变换模型的参数矢量 P 起反作用才会引起 $RF(M)$ 值的减小, 因此, 此时再分解 D 不可能得到一个全局最优解; 第 3 个条件就是节点 D 的 E_{total} 必须大于 $\max E$. 在极端情况下, 我们把节点 D 的 C_{fp} 中的所有元素都增加到解中, 并将它们的空间一致性测度设为 1, 这样得到的 $RF(M)$ 值就是节点 D 的 E 加上它的 C_{fp} 中所有元素的和, 即是该节点的 E_{total} . 换句话说, 这样得到的 $RF(M)$ 值不可能超过该节点的 E_{total} , 而 $\max E$ 是记录算法得到的最大 $RF(M)$ 值, 因此, 如果第 3 个条件不满足, 通过分解节点 D 不可能得到一个比 $\max E$ 大的 $RF(M)$ 值. 另一方面, 如果以上 3 个条件都满足, 节点 D 将被分解成两个互补完备的部分: 一部分包括该节点 C_{fp} 中的最大元素 fp_{\max} ; 另一部分则不包括. 如果获取全局最优解的路径包括节点 D , 则该路径必然包括该节点的左子节点或者包括它的右子节点. 相反, 如果获取全局最优解的路径不包括节点 D , 上述操作对最优路径也未产生影响. 当算法终止时, 所有的节点要么被分解, 要么没有必要被分解. 因此, 公式(9)的所有解都被列举出来, 全局最优解必然包含在它们当中. 证毕. \square

2 实验结果

在现有的图像配准方法中, 一般采用均方根误差(RMSE)来衡量图像配准质量. 由于各种方法得到的控制点并不相同, 因此, 有必要利用相同的控制点来计算均方根误差以衡量不同配准方法之间的配准质量. 为此, 本文利用两幅图像中实际存在的匹配特征得到的控制点来计算均方根误差. 具体实现是: 首先从两幅图像中提取特征, 然后人工确定两幅图像中实际存在的匹配特征, 接着由一对匹配特征确定一对控制点, 最后利用这些控制点计算配准参数的均方根误差. 其数学表达形式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_C} [(x_R^i - a_1 x_S^i - b_1 y_S^i - c_1)^2 + (y_R^i - a_2 x_S^i - b_2 y_S^i - c_2)^2]}{N_C}} \quad (10)$$

其中, N_C 是两幅图像中实际匹配的特征对数; (x_R^i, y_R^i) 和 (x_S^i, y_S^i) 分别是匹配特征对得到的控制点在参考图像和待配准图像中的坐标; $[a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2]^T$ 是仿射变换模型参数.

为了评估本文方法的性能, 我们将本文方法与已有的 3 类特征匹配策略中的一些经典方法作了比较. 在利

用空间关系方法中,我们选用 Goshtasby^[4]提出的算法(本文称之为 Goshtasby 方法),该方法的实现过程为:先利用穷举或图匹配优化算法得到使空间一致性测度达到全局最大的变换模型参数,然后由这个变换模型参数和一个预设的门限值 Th_1 找到所有的匹配特征对,最后由这些匹配特征对求取变换模型参数.在利用特征相似性的方法中,我们选用了黄勇^[8]提出的方法,实现过程为:首先计算特征之间的相似性测度,然后挑选 3 个最大的相似性测度对应的特征对作为匹配特征对,计算变换模型参数.在简单组合的方法中,我们选用了 Taejung^[10]提出的方法,实现过程为:首先通过互相关筛选掉一些不可能匹配的特征,然后利用 RANSAC 算法得到最可能匹配的 3 个匹配特征对,计算变换模型的初始参数,最后通过变换模型参数的初始值和一个预设的门限值 Th_2 找到所有的匹配特征对,最后由这些匹配特征对求取变换模型参数.对于 Goshtasby 方法和 Taejung 方法,都需要人工设置一个关键参数来选择参与最终变换模型参数计算的匹配特征对.在本文提出的方法中,与它们对应的是公式(4)中的 σ 参数.我们用大量的实际图像做了实验,除特别说明外, Th_1 和 Th_2 均为 1.5, σ 为 2.0.下面我们列出两个有代表意义的结果.

2.1 实验1:其他方法均失败,但本文方法仍能获得较好结果

在该实验中,我们采用两幅不同传感器得到的武汉某地区的遥感图像作为测试数据.参考图像是 1998 年的大小为 370×328 的 Landsat TM Band 4 图像,如图 1(a)所示;待配准图像是 1999 年的大小为 363×390 的 SPOT 图像,如图 1(b)所示.参考图像中,面积大小落在 100 个像素~200 个像素之间的区域特征在图 1(a)中按顺序标出;同样,待配准图像中,面积大小落在 250 个像素~500 个像素之间的区域特征在图 1(b)中按顺序标出.其中实际匹配的区域特征与其他提取的区域特征以不同颜色标出,它们的重心点坐标列见表 1.各种方法得到的匹配区域特征对见表 2.本文方法与其他方法的比较结果见表 3.表 2 中的 n, r 和 m 分别是各种算法得到的匹配区域特征对数、正确的匹配区域特征对数和没有检测到的实际匹配区域对数.图 1(c)是本文方法的配准结果.

Table 1 True matching region pairs and their centers of gravity in experiment 1

表 1 实验 1 中实际匹配的区域对其重心坐标

Matched region pair	Reference image		Sensed image	
	x_R^i	y_R^i	x_S^i	y_S^i
(4,4)	176.738	145.583	114.279	182.931
(5,2)	155.644	151.058	82.482	188.550
(8,11)	260.779	181.750	239.779	245.067
(11,15)	287.411	195.762	278.167	267.801

Table 2 The matched region pairs obtained by various methods

表 2 各种方法得到的匹配区域特征对

Method	Matched region pair
Goshtas by Ref.[4]	(1,1),(2,2),(5,7),(6,14)
Huang Yong ^[8]	(4,4),(5,9),(8,11)
Taejung ^[10]	(6,1),(7,3),(10,11),(11,7)
The proposed	(4,4),(5,2),(8,11),(11,15)

Table 3 The compared results of various methods in experiment 1

表 3 实验 1 中各种配准方法的比较结果

Method	n	r	m	a_1	b_1	c_1	a_2	b_2	c_2	RMSE
Goshtasby Ref.[4]	4	0	4	1.330 1	0.592 1	-71.173	-0.293 1	0.204 6	126.005	124.446 3
Huang Yong ^[8]	3	2	2	0.382 2	0.796 6	-26.078	0.231 6	-0.101 6	151.11	10.641 6
Taejung ^[10]	4	0	4	-1.259 3	-0.312 4	467.415	-0.139 8	0.638 5	67.139	177.108 8
The proposed	4	4	0	0.661 5	0.025 0	96.419	-0.052 7	0.692 2	24.906	0.275 7

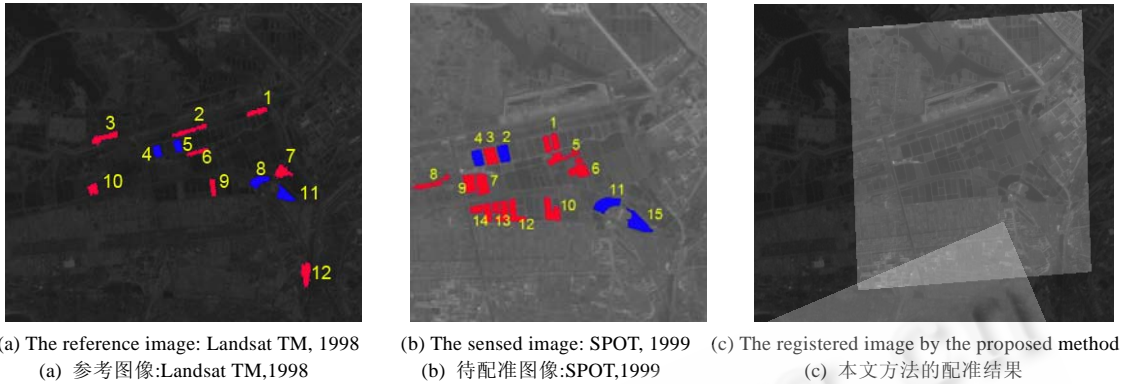


Fig.1 The data used in experiment 1

图 1 实验 1 中所采用的数据

从表 2 可以看出,Goshtasby 方法找到了特征对组(1,1),(2,3),(5,7)和(6,14)作为匹配结果,因为这时匹配区域对的数目正好与正确匹配区域对的数目相等.显然,Goshtasby 方法的配准失败.图 1(a)中的区域 5 和图 1(b)中的区域 2 应该是一对正确匹配的区域特征对,但由于图 1(b)中的区域 2 和区域 9 具有相似的形状,黄勇提出的方法将图 1(a)中的区域 5 匹配到图 1(b)中的区域 9,导致算法失败.类似于 Goshtasby 方法,Taejung 方法也找到一组错误的匹配区域特征对组(6,1),(7,3),(10,11)和(11,7).本文方法获得的结果与实际存在的匹配区域对完全一致.

2.2 实验2:演示关键参数对各种算法的影响

在该实验中,我们采用的是武汉地区另外两幅不同传感器得到的遥感图像.参考图像是 2000 年的 Landsat TM Band 7 图像,大小为 292×256,如图 2(a)所示;待配准图像是 1999 年的 SPOT 图像,大小为 589×481,缩小一半如图 2(b)所示.参考图像中,面积大小在 40 个像素~120 个像素之间的区域特征如图 2(a)按顺序标出;待配准图像中,面积大小在 200 个像素~1 200 个像素之间的区域特征如图 2(b)按顺序标出.其中,实际匹配的区域特征与其他提取的区域特征以不同颜色标出.本文方法与其他方法的比较结果列见表 4.图 2(c)是本文方法的配准结果.

由表 4 可以看出,由于正确匹配的区域特征对在两幅图像中提取的所有区域特征中所占的比例比较大,因而各种方法都得到了较好的结果,但各种算法中的关键参数对它们的影响是不一样的.在 Goshtasby 方法中,当 $Th=0.5$ 时,正确的匹配区域特征对(10,3)被剔除;但当 $Th=3.0$ 时,一对错误的匹配区域特征(14,9)又被引入.在 Taejung 方法中,当 $Th=0.5$ 时,两对正确的匹配区域特征对(12,6),(13,8)被剔除;当 $Th=3.0$ 时,与前面两种方法类似,一对错误的匹配区域特征对(14,9)被引入.可见,Goshtasby 方法和 Taejung 方法受各自关键参数的影响较大,当关键参数设置太小时,容易剔除正确的匹配特征,降低算法的配准精度;当关键参数设置太大时,又容易引入错误的匹配特征,降低算法的配准精度,甚至导致算法失败.而实际中又缺乏确定这些参数的理论根据,一般由人工给定,因而,这些算法的稳健性和适应性都不强.本文方法的配准结果基本上不受参数 σ 的影响,在不同的 σ 参数情况下都得到了一致的实验结果,能够获取全部正确的匹配区域特征对,排除所有错误的匹配区域特征对,因而得到的配准精度也是最高的.

Table 4 The compared results of various methods in experiment 2

表 4 实验 2 中各种配准方法的比较结果

Method	Key parameter	n	r	m	a_1	b_1	c_1	a_2	b_2	c_2	RMSE
Goshtasby ^[4]	$Th_1=0.5$	5	5	1	0.335 5	-0.023 3	28.552	-0.000 8	0.335 0	28.236	0.388 7
	$Th_1=1.5$	6	6	0	0.336 4	-0.020 5	27.553	-0.000 9	0.334 7	28.331	0.293 1
	$Th_1=3.0$	7	6	0	0.337 2	-0.015 7	26.725	-0.000 6	0.336 7	27.991	0.609 0
Taejung ^[10]	$Th_2=0.5$	4	4	2	0.339 5	-0.016 4	26.101	-0.000 7	0.335 3	28.199	0.688 9
	$Th_2=1.5$	6	6	0	0.336 4	-0.020 5	27.553	-0.000 9	0.334 7	28.331	0.293 1
	$Th_2=3.0$	7	6	0	0.337 2	-0.015 7	26.725	-0.000 6	0.336 7	27.991	0.609 0
The proposed	$\sigma=0.5, 1.5, 3.0$	6	6	0	0.336 4	-0.020 5	27.553	-0.000 9	0.334 7	28.331	0.293 1

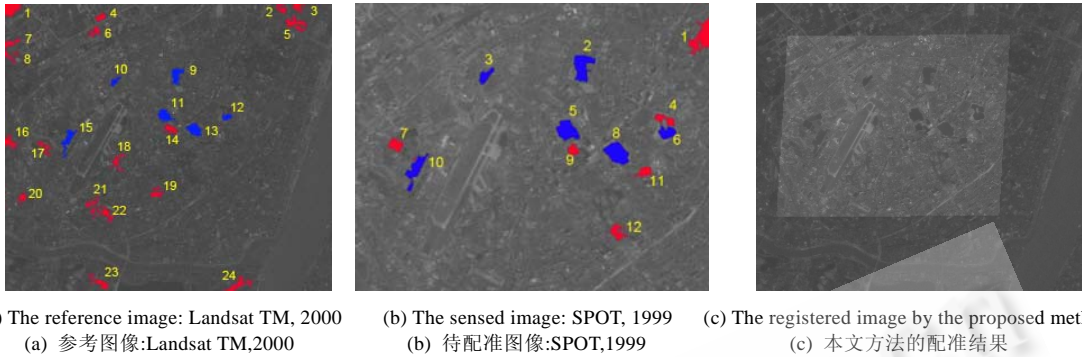


Fig.2 The data used in experiment 2

图2 实验2所采用数据

3 结论

本文提出了一种新的特征匹配策略来解决基于特征的图像配准方法中的特征匹配问题.它通过定义一个函数,将特征之间的空间分布全局一致性和属性局部相似性有机地结合起来,利用函数最优化技术来解决特征配准问题.通过大量的实际数据测试,并与已有的一些方法进行了比较.实验结果表明,本文提出的方法在配准精度、关键参数的选择、算法的稳健性等方面均有优势.应该说,本文提出的算法思想不受特征类型、相似性度量准则以及变换模型的限制,可以很容易地应用到其他特征和变换模型中去.

References:

- [1] Brown L. A survey of image registration techniques. *ACM Computer Surveys*, 1992,24(4):325-376.
- [2] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: A survey. *Image Vision Computing*, 2003,21(11):977-1000.
- [3] Maintz J, Viergever M. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis*, 1998,2(1):1-36.
- [4] Goshtasby A. *2-D and 3-D Image Registration for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications*. Dayton: Wiley-Interscience, 2005. 63-70.
- [5] Fischler M, Bolles R. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of ACM*, 1981,24(6):381-395.
- [6] Flusser J, Suk T. A moment-based approach to registration of images with affine geometric distortion. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994,32(2):382-387.
- [7] Dai X, Horram S. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999,37(5):2351-2362.
- [8] Huang Y, Wang JG, Huang SJ. An image matching algorithm and implement for SAR images. *Signal Processing*, 2003,19(2): 179-181 (in Chinese with English abstract).
- [9] Flusser J. Object matching by means of matching likelihood coefficients. *Pattern Recognition Letters*, 1995,16(9):893-900.
- [10] Kim T, Im Y. Automatic satellite image registration by combination of matching and random sample consensus. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2003,41(5):1111-1117.
- [11] Wei YF, Zhao ZM, Yan DM, Zeng QY. Remote sensing image automatic registration based on feature. *ACTA Electronica Sinica*, 2005,33(1):161-165 (in Chinese with English abstract).
- [12] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2002, 24(5):603-619.
- [13] Zhang GZ. *Linear Programming*. 2nd ed., Wuhan: Wuhan University Press, 2004. 293-305 (in Chinese).
- [14] Kay S. *Fundamentals of Statistical Processing, Vol. I: Estimation Theory*. America: Prentice Hall PTR, 1993.

附中文参考文献:

- [8] 黄勇,王建国,黄顺吉.SAR 图像匹配算法及实现.信号处理,2003,19(2):179-181.
- [11] 韦燕凤,赵忠明,闫冬梅,曾庆业.基于特征的遥感图像自动配准算法.电子学报,2005,33(1):161-165.
- [13] 张干宗.线性规划.第 2 版.,武汉:武汉大学出版社,2004.293-305.



文贡坚(1972—),男,湖南宁乡人,博士,副教授,主要研究领域为摄影测量与遥感,图像分析与理解.



王继阳(1980—),男,博士生,主要研究领域为摄影测量与遥感.



吕金建(1979—),男,博士生,主要研究领域为摄影测量与遥感.

跨平台 C/C++解释计算平台(Ch)及其应用研讨会

通知

跨平台 C/C++解释计算平台(Ch)已被广泛应用于计算机程序设计教学和解决各种工程科学上的问题。Ch 不仅具有 MATLAB 的高级数值计算和绘图的功能,而且具有良好的交互性,在 C 语言编程教学方面尤为突出。Ch 也是一个可嵌入的脚本引擎,可以无缝地嵌入到已编译的程序中,用 C/C++脚本做柔性编程,因此它还可方便地用于实现许多诸如移动计算等的新计算范式。本次研讨会将介绍 C 语言的演变过程和未来发展趋势,研讨 C/C++解释计算平台(Ch)的功能,交流如何用 Ch 提高 C 程序编程教学质量,以及 Ch 在高校工程类课程教学科研及工业中的应用等。研讨会重点在如何用 Ch 提高 C 程序编程教学质量以解决各种工程科学上的问题。有关研讨会详情请登陆网站<http://www.asmemesa.org/chworkshop/>

主办单位

IEEE Intelligent Transportation Systems Society
 ASME Division of Design Engineering
 中国科学院
 中国自动化学会
 中国机械工程学会

协办单位

国家自然科学基金委员会
 中华人民共和国教育部高等教育司

研讨会时间

2008 年 10 月 12 日

主办会议时间和地点

C/C++解释计算平台(Ch)在教学科研及工业应用研讨会将于 2008 年第四届 IEEE/ASME 机电一体化和嵌入式系统及应用国际会议期间(10 月 12-15 日)在中国北京举行,
 详见网站: <http://www.asmemesa.org>.

提前注册截止日期

2008 年 9 月 15 日

参加者请到 <http://www.asmemesa.org/chworkshop/>网站上注册。

现场注册

2008 年 10 月 12 日