

一种稳健的多源遥感图像特征配准方法

凌志刚^{1,2}, 梁彦², 程咏梅², 潘泉², 沈贺²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙 410082; 2. 西北工业大学自动化学院, 陕西西安 710072)

摘要: 提出了一种稳健的多源遥感图像特征配准方法. 首先引入相位一致性变换来消除图像灰度、对比度差异的影响并提取特征点; 然后基于 Zernike 矩重构互相关函数并通过重构函数最大化实现图像旋转条件下的特征点匹配, 同时结合双向最大互相关值匹配策略实现图像的粗略配准; 最后, 采用迭代修正变换参数算法最终实现多源遥感图像高精度配准. 对大量多源图像进行配准实验表明, 提出方法对多源遥感图像配准具有较强的适应性且配准精度高.

关键词: 多源遥感图像配准; 相位一致性; 互相关重构; Zernike 矩; 迭代方法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 12-2892-06

A Robust Multi-Source Remote-Sensing Image Registration Method Based on Feature Matching

LING Zhi-gang^{1,2}, LIANG Yan², CHENG Yong-mei², PAN Quan², SHEN He²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China;

2. College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: A robust feature based image registration method is proposed for multi-source remote-sensing images. Firstly, phase congruency transform is used to compute phase information images for removing the influence of the great differences in gray-level or contrast and to extract the control points. Then, the cross correlation function is reconstructed by Zernike moment and maximized to match the control-point pairs under rotation condition. Simultaneously, the initial feature point pairs are gained with the matching strategy of the bidirectional greatest cross correlation coefficient. Lastly, an iterative refined parameters method is used to improve the accuracy of registration. Experimental results demonstrate that this novel method can efficiently offer a reliable, robust and accurate image registration for the multi-source remote-sensing images.

Key words: multi-source remote-sensing image registration; phase congruency; cross correlation reconstruction; Zernike moment; iterative method

1 引言

近年来,多源遥感图像在军事侦察、地表资源普查、农业及灾情监测等领域得到了越来越广泛的应用. 由于成像平台的不同,在使用图像之前往往先需对多源遥感图像进行严格配准.

多源遥感图像由于成像机理、波段、时相等不同而导致待配准的图像之间往往存在较大的灰度或对比度以及旋转等差异,使得基于灰度的配准方法难以适用,因此多源遥感图像配准更多的是采用基于特征的配准方法^[1~6]. 而其中由于大多数图像很难保证提取出足够的封闭区域,且配准精度取决于特征提取的准确程度,从而限制了文献[1,2]方法的广泛应用. 更多的特征

配准方法是先提取出图像特征点如角点等,然后结合特征点之间的几何关系或局部区域的灰度、梯度等信息来建立特征点之间对应关系,最终实现图像完全配准^[3~6]. 但在文献[3~5]三种方法中, Hausdorff 距离对旋转适应性能差, Hu 不变矩对噪声比较敏感,而 SIFT 算子则是一种基于梯度分布的局部不变描述算子,在对比度差异较大的多光谱或多传感器遥感图像中,梯度并不能够提供稳定的信息,从而限制 SIFT 算子的应用. 为了克服图像由于灰度与对比度差异较大而难以度量相似性的问题, Wong^[6]采用具有局部亮度和对比度的不变性的相位一致性最大矩图像来实现特征点的匹配并取得很好的配准效果,但该方法无法应用于具有较大旋转差异的图像配准问题.

针对上述问题,本文给出了一种稳健的多源遥感图像特征配准方法.其思路是首先引入相位一致性变换来消除图像灰度或对比度差异较大的影响,并提取图像角点作为控制点;在特征点匹配的过程中,基于 Zernike 矩重构图像的互相关匹配函数,并通过最大化重构函数来消除图像旋转的影响,实现图像初步配准.最后,采用互相关修正方法剔除定位误差较大匹配点来实现高精度配准.大量的遥感图像配准及与已有方法对比实验表明,提出方法对图像的灰度、对比度差异以及大角度旋转不敏感且有较高的配准精度.

2 多源遥感图像特征配准方法

2.1 图像相位一致性变换与特征点提取

多源遥感图像间往往存在着较大灰度或对比度差异,从而导致常用的方法如 Harris, SIFT 算子等很难保证直接从两幅多源遥感图像提取出的特征点存在对应点,且难以实现特征点对正确匹配.因此,如果能够先消除具有灰度与对比度不同的影响,则能够容易提取出图像的共有特征点并实现特征点匹配.而 Morrone 等人^[7]提出的图像相位一致性则刚好具有局部光照和对比度不变性,能用于消除图像灰度与对比度差异的影响.

相位一致性变换理论是 Morrone 等人在研究马赫带现象时提出的,并通过实验和理论证明了人类视觉感知的图像特征出现在图像 Fourier 谐波分量叠合最大的相位处,而特征类型由相位的值决定,也即相位一致性特征能够描述图像的特征,且具有局部光照和对比度不变性的特点,从而可以为多源遥感图像的特征显著性提供一个统一的度量.由于相位一致变换中其局部能量是相位偏离的余弦函数,可能会带来由于余弦函数的峰值不够尖锐而造成定位不精确;同时相角的运算是很烦琐. Kovesi^[8]借助 Gabor 滤波器修正局部能量计算公式,将相位一致性变换扩展到二维空间,定义图像的相位一致性变换函数为:

$$P_C(\mathbf{x}) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(\mathbf{x}) [A_{no}(\mathbf{x}) \Delta \Phi_{no}(\mathbf{x}) - T]}{\sum_o \sum_n A_{no}(\mathbf{x}) + \epsilon} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x} = (x, y)$, $A_{no}(\mathbf{x})$ 是图像点在给定滤波器尺度和方向 o 的振幅, $W_o(\mathbf{x})$ 为滤波器频带加权因子, T 为估计噪声阈值,只有当相位偏移量大于 T 时,才用来计算相位一致性;符号 $[\]$ 表示当值为正时取本身,否则取 0; ϵ 为小常量以避免分母为零; $\Delta \Phi_n(\mathbf{x})$ 为相位偏离函数,具体计算同文献^[8].

由于 Log-Gabor 滤波器与 Gabor 滤波器相比具有更好的优势,为此本文选用 Log-Gabor 滤波器代替 Gabor 滤波器,并定义基于相位一致性图像的角点响应函数

为^[9]:

$$m = \frac{1}{2} \left(\sum_{\theta} (P_y^2 + P_x^2) - \sqrt{4 \left(\sum_{\theta} P_y P_x \right)^2 + \sum_{\theta} (P_y^2 - P_x^2)} \right) \quad (2)$$

式中, $P_y = P_C(\theta) \sin(\theta)$, $P_x = P_C(\theta) \cos(\theta)$, $P_C(\theta)$ 是给定方向 θ 的相位一致性变换值.为了消除虚假角点和控制角点数量,对角点响应函数 m 设置阈值 t ,只有响应函数值 m 大于阈值 t 的点才被认为是可能角点.由于相位一致性变换图像具有局部光照和对比度不变性,可使用固定阈值 t (取 0.20),这样可避免了特征检测中阈值选取的困难.同时,为控制特征点分布密度,采用局部非极大值抑制来最终确定角点.

2.2 基于 Zernike 矩互相关重构的特征点匹配

考虑到待配准图像间常存在着较大的旋转差异,为克服图像旋转的影响,常采用具有抗旋转的 Hu 不变矩^[4]、Zernike 不变矩和 SIFT 等方法来匹配特征点对.其中,Zernike 不变矩^[10]具有正交性、旋转不变性和抗噪性能而得到了大量的应用^[11].然而 Zernike 不变矩由于只取 Zernike 矩的幅值,缺乏考虑相位信息,从而丢失了图像中像素间的几何关系,而且 Zernike 不变矩是基于模式相同的假设^[12],即图像间仅存在旋转和噪声等差异.而待配准图像变换后得到的相位一致性图像尽管非常相似,但并不满足模式相同的假设条件,所以 Zernike 不变矩并不能有效度量相位一致性图像中特征点局部区域间的相似性.

根据 Zernike 矩定义,图像 $f(x, y)$ 可以通过 Zernike 矩的基函数进行重构,即有:

$$f(x, y) \approx \hat{f}(x, y) = \sum_n \sum_m Z_{n,m} V_{n,m}(x, y) \quad (3)$$

其中, n 为阶次,取正整数或零; m 为重数,取正或负整数,且满足 $n - |m|$ 为偶数和 $|m| \leq n$ 的条件限制(为方便计算,取 $0 \leq m \leq n$), $Z_{n,m}$ 为 $f(x, y)$ 的 Zernike 矩,可表示为:

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum \sum f(x, y) V_{n,m}^*(x, y) \quad (4)$$

$V_{n,m}(x, y)$ 是具有正交性的复 Zernike 基函数并有:

$$\begin{cases} V_{n,m}(x, y) = V_{n,m}(\rho, \theta) = R_{n,m}(\rho) \exp(jm\theta) \\ R_{n,m}(\rho) = \\ \begin{cases} \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^s \frac{(n-s)!}{s! \left(\frac{n+|m|}{2}-s\right)! \left(\frac{n-|m|}{2}-s\right)!} \rho^{n-2s} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

其中, $*$ 表示取共轭, $|\rho| = \sqrt{x^2 + y^2}$, $x^2 + y^2 \leq 1$, $\theta = \arctan(y/x)$.

给定两幅图像 I 和 J ,并设 J_{θ} 是图像 J 旋转 θ 后得到的图像,则图像 I 和 J_{θ} 之间的互相关函数表示为:

$$\text{Corr}(\mathbf{I}, \mathbf{J}_\theta) = \frac{\sum_x \sum_y I(x, y) J_\theta(x, y)}{\sqrt{\sum_x \sum_y (I(x, y))^2 \sum_x \sum_y (J_\theta(x, y))^2}} = \frac{\sum_x \sum_y \left[\sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \left(\sum_p \sum_q Z^J_{p,q} V_{p,q}(x, y) \right)^* \right]}{\sqrt{\sum_x \sum_y \left| \sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \right|^2 \sum_x \sum_y \left| \sum_p \sum_q Z^J_{p,q} V_{p,q}(x, y) \right|^2}} \quad (6)$$

由于 $V_{n,m}$ 具有正交性, 则基函数两两内积有: $\langle V_{p,q}, V_{n,m}^* \rangle = \begin{cases} \frac{\pi}{n+1}, & \text{如果 } (p, q) = (n, m) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ (7)

$$\begin{aligned} \text{所以有: } \sum_x \sum_y \left| \sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \right|^2 &= \sum_x \sum_y \left[\left(\sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \right) \left(\sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \right)^* \right] \\ &= \sum_x \sum_y \left(\sum_n \sum_m Z'_{n,m} Z'^{*}_{n,m} \langle V_{n,m}, V_{n,m}^* \rangle \right) \\ &= \sum_n \sum_m \left(Z'_{n,m} Z'^{*}_{n,m} \sum_x \sum_y \langle V_{n,m}, V_{n,m}^* \rangle \right) \\ &= \sum_n \sum_m \left| Z'^{n,m} \right|^2 \frac{\pi}{n+1} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\sum_x \sum_y \left| \sum_n \sum_m Z^J_{n,m} V_{n,m}(x, y) \right|^2 = \sum_n \sum_m \left| Z^J_{n,m} \right|^2 \frac{\pi}{n+1} \quad (9)$$

同时有:

$$\begin{aligned} &\sum_x \sum_y \left[\sum_n \sum_m Z'_{n,m} V_{n,m}(x, y) \left(\sum_p \sum_q Z^J_{p,q} e^{jq\theta} V_{p,q}(x, y) \right)^* \right] \\ &= \sum_x \sum_y \left[\sum_n \sum_m Z'_{n,m} \left(Z^J_{n,m} e^{jm\theta} \right)^* \langle V_{n,m}(x, y), V_{n,m}^*(x, y) \rangle \right] \\ &= \sum_n \sum_m \left(Z'_{n,m} \left(Z^J_{n,m} \right)^* e^{-jm\theta} \sum_x \sum_y \langle V_{n,m}(x, y), V_{n,m}^*(x, y) \rangle \right) \\ &= \sum_n \sum_m \left(Z'_{n,m} \left(Z^J_{n,m} \right)^* e^{-jm\theta} \frac{\pi}{n+1} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

在 Zernike 矩构建过程中, 阶次 N 越大, 图像描述越精确, 但计算量也越大. 为减少计算量, 实际中阶次 N 一般不会取得很大, 这样互相关重构函数不可避免的有很小的虚部, 而实际互相关函数值为实数, 为计算简单, 仅取互相关重构值的实部, 即有:

$$\text{Corr}(\mathbf{I}, \mathbf{J}_\theta) \approx \frac{\text{real} \left(\sum_n \sum_m \left[Z'_{n,m} \left(Z^J_{n,m} \right)^* e^{-jm\theta} \frac{\pi}{n+1} \right] \right)}{\sqrt{\left(\sum_n \sum_m \left| Z'_{n,m} \right|^2 \frac{\pi}{n+1} \right) \left(\sum_n \sum_m \left| Z^J_{n,m} \right|^2 \frac{\pi}{n+1} \right)}}, \quad \theta \in [0, 2\pi), 0 \leq n \leq N, n-m \text{ 为偶数}, 0 \leq m \leq n \quad (11)$$

其中, $Z'_{n,m}, Z^J_{n,m}$ 分别是 \mathbf{I}, \mathbf{J} 对应的 Zernike 矩, $\text{real}()$ 表示取实部. 由式(11)可知, 图像 \mathbf{I} 和 \mathbf{J}_θ 的互相关函数可以通过图像 \mathbf{I} 和图像 \mathbf{J} 各自的 Zernike 矩以及旋转角度 θ 来重构, 不妨称之为基于 Zernike 矩的互相关匹配重构 (Cross Correlation Matching Reconstruction using Zernike Moment, CCMR-ZM). 不失一般性, 当两图像完全配准时, 匹配特征点对的局部区域互相关函数 $\text{Corr}(\mathbf{I}, \mathbf{J}_\theta)$ 应该具有最大值, 而对于给定的两个特征点, 其对应局部区域的 Zernike 矩是固定的, 从而对于特征点匹配问题可转变成式(11)关于 θ 的函数最大值优化问题. 而式(11)分子部分可表示为:

$$h(\theta) = \sum_m^N Q(m) \cos(m\theta + \varphi(m)), \theta \in [0, 2\pi) \quad (12)$$

其中, $Q(m), \varphi(m)$ 是关于 m 函数, 从式(12)可知, $h(\theta)$ 的最大频率为 $0.5N/\pi$, 为限制搜索范围, 可以先将 $[0, 2\pi)$ 分成 $4N$ 等分, 即取 $\theta = 0.5\pi i/N (i = 0, 1, \dots, 4N-1)$ 来计算得到不同角度下互相关函数 $\text{Corr}(\mathbf{I}, \mathbf{J}_\theta)$ 作为初始值后再采用梯度下降方法求解全局最大值^[14]. 可以看出, 当 N 取值越大, Zernike 矩描述图像越准确, 因此重构互相关函数也越准确, 匹配中可获得同名对越多, 但匹配计算量也越大. 考虑到在特征点匹配过程中, 正确匹配点对之间的互相关函数值一般明显要高于错误特征点对之间的互相关值; 同时经过大量的实验发现, 尽管随图像旋转角度的增大, 两图像之间的互相关值会减小, 但当旋转角度不大 (一般小于 10°) 时, 由于相邻像素间的相互关系, 图像旋转后的互相关函数值一般不会太小, 因此直接用互相关函数值来近似真实的互相关函数就能够正确匹配大多数特征点对, 而且可大幅度减少匹配优化计算量. 因此我们取适当大 N (文中取 $N = 10$), 并直接用 $\theta = 0.5\pi i/N (i = 0, 1, \dots, 4N-1)$ 对应的 $4N$ 个 $\text{Corr}(\mathbf{I}, \mathbf{J}_\theta)$ 值中最大值近似作为两个特征点局部区域完全配准时互相关值基本能够获得图像特征点对之间的正确匹配关系.

为实现特征点对的正确匹配, 在匹配过程中采用最大双向匹配策略和随机采样一致性方法获得图像特征点对的之间准确匹配关系, 并通过估计变换参数实

现图像的粗略配准。

2.3 基于互相关迭代修正的高精度特征匹配

考虑到图像噪声以及特征点的定位可能不准确等因素的影响,为提高配准精度,在粗略配准的基础上采用局部互相关修正与迭代方法获取精确的特征点对,迭代修正步骤为:(1)首先用初始估计的参数对待配准图像的相位一致性图像进行变换得到变换图像 F ,并同时对待特征点进行相应的变换;(2)将落在参考图像的相位一致性图像 R 和 F 的重叠区域内的特征点作为候选点;然后以参考相位一致性图像 R 内的各候选点为基准,并对图像 F 同一位置的小邻域内 $r \times r$ 内的每个特征点,通过使得两者局部区域的互相关值最大化来修正特征点,若得到最大互相关函数值小于阈值 T_1 ,则认为不匹配并剔除该特征点对,否则保留该特征点对,用保留下来的特征点对重新估计变换参数;(3)用得到的新变换矩阵计算所有保留下来特征点对的偏差,如果存在特征点对偏差大于给定阈值 T_2 ,则剔除该特征点对,再重新估计图像的变换参数,直到所有特征点对的偏差均小于 T_2 为止。这样能够保证图像配准结果有足够高的精度。其中阈值 T_2 取决于最终的配准精度要求(文中取 0.5);而阈值 T_1 很大程度取决于图像特征的差异,为了防止阈值 T_1 取值过高会剔除大量的准确匹配特征点对,对 T_1 采用自适应的阈值,给定多对特征点,如果刚好使得点对中有 p 点对的互相关值大于 T ,则取 T_1 值为 T ,其中取 $p = 95\%$ 。同时考虑到阈值过大或过小的影响,定义 T_1 取值如下:

$$T_1 = \begin{cases} 0.6, & T < 0.6 \\ 0.9, & T > 0.9 \\ T, & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

3 实验结果与分析

为验证本文方法的有效性,分别用多时相、多光谱和多传感器图像等进行配准实验。实验平台采用主频为 Pentium4 3.0GHz,内存为 768MB,运行 Windows XP 的 PC 机,编程语言为 Matlab7.1。在 Log-Gabor 滤波器采用 4 个方向和 6 个尺度;此外,特征点的局部区域大小取 31×31 ,搜索邻域取 $r = 5$ 。

多时相遥感图像配准实验如图 1 所示,参考图像和输入图像分别来源于美国 USGS 工程于 2002 年 7 月 26 日和 2002 年 7 月 17 日拍摄的 Landsat-7 ETM+ 同一波段 470×470 像素大小的图像,图 1(c)为最终配准结果。图 2 给出了具有两幅具有较大对比度差异的多光谱遥感图像配准实验结果,参考图像和输入图像分别为 USGS 工程提供的 Landsat-7 ETM+ 第 5 波段和 Landsat 45 TM 第 3 波段的遥感图像,图像大小均为 528×528 像素,配准结果如图 2(c)所示。不同传感器图像的配准实验如

图 3 所示,参考图像和输入图像分别为 Landsat TM band 4(94 年 6 月 7 日)、SPOT band 3(95 年 8 月 8 日)成像的两幅遥感图像,大小均为 256×256 像素。此外,还对加州大学圣塔芭芭拉分校图像与视觉研究实验室提供的测试数据^[13]进行实验。可以看出,本文方法由于引入相位一致性变换,能够有效的克服了多源遥感图像之间由于图像灰度、对比度差异较大而导致图像难以匹配的问题;同时将特征点的互相关匹配最大化问题转换成关于旋转角度的 Zernike 矩互相关重构函数的最优化问题来实现特征点之间的匹配,能够有效消除遥感图像之间旋转的影响,从而获得足够多的同名点对来保证图像的正确配准。

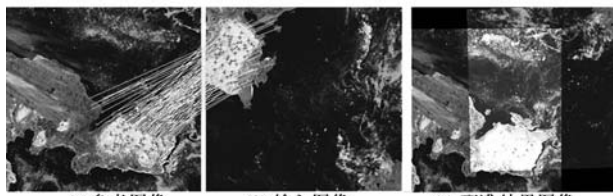


图 1 Landsat-7 ETM+ band 3 多时图像配准特征点对及配准结果

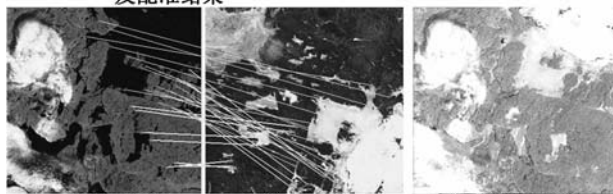


图 2 多光谱遥感图像配准特征点对及配准结果



图 3 Landsat TM band 4 与 SPOT band 3 多传感器图像配准特征点对及配准结果

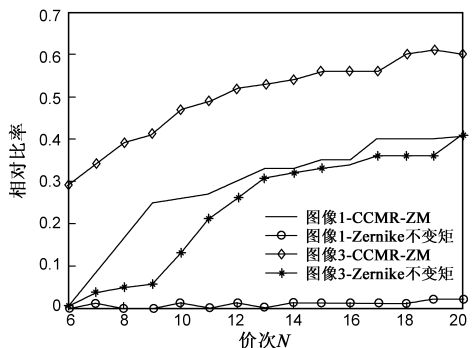
为进一步验证本文方法的有效性,设计了两类对比实验:(1)基于实验所采用的大量图像,采用 SIFT 方法、文献[6]方法和本文方法进行对比实验;(2)对 CCMR-ZM 和 Zernike 不变矩方法性能指标进行比较实验。其中实验(1)的对比结果如表 1 所示,可以看出,尽管 SIFT 方法对图像灰度或对比度差异较小的遥感图像能够取得极高的配准精度,但无法配准灰度与对比度差异较大的多传感器和多光谱遥感图像(如图像对 2 和 3),这是因为 SIFT 是一种基于梯度的不变描述算子,而在这些遥感图像,其梯度并不能提供稳定的特征信息,从而导致特征点对之间的错误匹配。文献[6]方法尽管消除了图像对比度不同而导致特征点难以直接匹配的问题,但并未考虑任意旋转角度下的图像配准问题,从

而无法配准具有较大旋转角度差异的遥感图像.而本文方法对于所有图像均能够取得较好的配准结果,而且精度较高.图4给出了分别基于两对典型图像1和图像3时 CCMR-ZM 与 Zernike 不变矩匹配方法在准确匹配与初匹配对的比值、计算时间性能指标上的对比结果,准确匹配对数与初匹配对数的比值反应了匹配方法的描述性能,比值越高,表示匹配性能越好.由图4(a)可知,CCMR-ZM 方法的准确匹配对数与初匹配对数的比值远远高于 Zernike 不变矩匹配方法,尤其是对图像对1, Zernike 不变矩方法几乎难以获得正确匹配对,而 CCMR-ZM 方法依然能够获取足够对的准确匹配对,从而保证匹配精度.

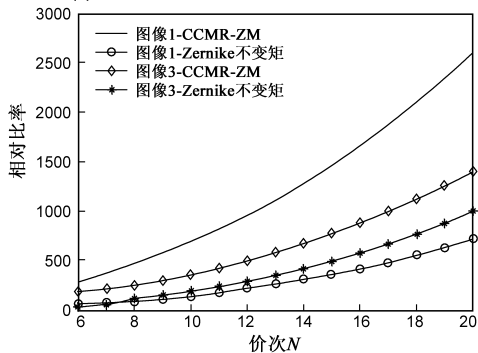
表1 基于三种不同方法的配准实验结果性能指标对比表

图像对	匹配方法	初始匹配点 对数	准确 匹配 点 对数	准确匹 配对数 与初始 匹配对 数之比	平均 误差	均方 误差	匹配 时间(s)
图1 Land- sat-7 ETM + band 3 多时图像	SIFT方法	6086	28	0.46%	0.3757	0.0625	113.63
	文献[6]方法	71	1	1.41%	—	—	17.23
	本文方法	247	74	29.96%	0.4723	0.0622	465.01
图2 多光 谱遥感 图像	SIFT方法	—	—	—	—	—	—
	文献[6]方法	148	1	0.68%	—	—	18.12
	本文方法	189	30	15.87%	0.4455	0.0900	320.14
图3 多传 感器图像	SIFT方法	—	—	—	—	—	—
	文献[6]方法	49	7	14.29%	0.7868	0.2431	10.00
	本文方法	54	10	18.52%	0.4303	0.0885	19.05

注:—表示“配准错误”



(a) 准确匹配对数与初匹配对数的相对比率对比图



(b) 计算时间对比图

图4 CCMR-ZM与Zernike不变矩匹配方法在准确匹配对数与初匹配对数的相对比率及计算时间的对比图

需要指出的是,与其它方法相比,CCMR-ZM 方法计算复杂度要高,其计算量主要由 Zernike 矩构造与重构优化匹配两部分组成,而 Zernike 矩的计算复杂度主要取决于阶次,阶次越高,重构互相关值越准确.但计算量也越大.为加快计算速度和保证描述的准确性,可通过预先计算及利用 Zernike 基函数的对称性来有效的减少计算量^[14]从而提高配准速度.此外,CCMR-ZM 方法要通过重构互相关函数的最大值优化问题来实现图像匹配的旋转不变性,而在每对特征点的匹配过程中需要 $4N$ 次重构互相关函数计算,所以与 Zernike 不变矩相比,计算量要大幅度增加.

4 结论

针对多源遥感图像之间由于图像灰度或对比度差异大以及大角度旋转差异而导致图像难以配准等问题,本文描述了一个稳健的多源遥感图像特征配准方法.首先对图像进行相位一致性变换来消除图像灰度、对比度差异大而难以度量相似性的问题并提取图像特征点;然后,基于 Zernike 矩重构互相关匹配函数并通过重构函数最大化来实现任意角度旋转下的特征点对匹配;进而实现图像之间的粗略配准问题,最后,在粗配准的基础上采用互相关修正迭代算法最终实现遥感图像高精度配准.多种遥感图像数据的仿真配准与对比试验证实了提出方法具有较高的可靠性和配准精度.虽然本文方法具有较强的稳健性,但优化匹配方法计算量较大.此外,基于较大尺度差异的遥感图像配准等亟待下一步工作.

参考文献:

- [1] Hui L, Manjunath B S, Mitra S K. A contour-based approach to multisensor image registration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(3): 320 - 334.
- [2] 韦燕凤, 赵忠明, 闰冬梅, 等. 基于特征的遥感图像自动配准算法[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 161 - 165.
Wei Yan-feng, Zhao Zhong-ming, Run Dong-mei, et al. Remote sensing image automatic registration based on feature[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(1): 161 - 165. (in Chinese)
- [3] 王靖, 朱梦宇, 赵保军, 等. 基于小波和改进型 Hausdorff 距离的遥感图像配准方法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2167 - 2169.
Wang Jing, Zhu Meng-yu, Zhao Bao-jun, et al. A remote sensing image registration method based on wavelet decomposition and the improved hausdorff distance[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2167 - 2169. (in Chinese)
- [4] Bentoutou Y, Taleb N, Kpalma K, et al. An automatic image registration for applications in remote sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(9): 2127

- 2137.

- [5] Yu L, Zhang D, Holden E J. A fast and fully automatic registration approach based on point features for multi-source remote-sensing images [J]. *Computers & Geosciences*, 2008, 34(7): 838 - 848.
- [6] Wong A, Clausi D A. ARRSI: automatic registration of remote-sensing images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(5): 1483 - 1493.
- [7] Morrone M C, Owens R A. Feature detection from local energy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1987, 6(5): 303 - 313.
- [8] Kovese P. Image features from phase congruency [J]. *Journal of Computer Vision Research*, 1999, 1(3): 1 - 6.
- [9] Kovese P. Phase congruency detects corners and edges [A]. *Seventh Australasian Conference on Digital Image Computing Techniques and Applications (DICTA '03)* [C]. Victoria: CSIRO Publishing, 2003. 309 - 318.
- [10] Khotanzad A, Hong Y H. Invariant image recognition by zernike moments [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(5): 489 - 497.
- [11] Hwang S, Billinghurst M, Kim W. Local descriptor by zernike moments for real-time keypoint matching [A]. *The 2008 International Congress on Image and Signal Processing (CISP'08)* [C]. USA: IEEE Computer Society Press, 2008. 781 - 785.
- [12] Revaud J, Lavoue G, Baskurt A. Improving zernike moments comparison for optimal similarity and rotation angle retrieval [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(4): 627 - 636.
- [13] Image Registration Test Images [DB/OL]. <http://vision.ece.ucsb.edu/registration/satellite/testimag/>.
- [14] Hwang S, Kim W. A novel approach to the fast computation of Zernike moments [J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39(11): 2065 - 2076.



梁彦男, 1971年出生于河南新乡, 清华大学博士后, 现为西北工业大学自动化学院教授, 主要研究领域为非线性滤波, 多目标跟踪, 信息融合, 图像分析等。



程咏梅女, 1960年12月出生于陕西西安, 博士, 西北工业大学自动化学院教授, 博士生导师。主要研究方向: 信息融合, 主/被动跟踪, 信号与信息处理, 认知计算。



潘泉男, 1961年出生于上海, 西北工业大学自动化学院院长, 教授, 博士生导师, 总装备部飞机机载电子综合和火力控制专业组专家委员、全国控制工程领域研究生培养协作组组长、中国自动化学会理事, 已发表论文近 200 余篇, 获国家和省部级科技奖 7 项。目前主要研究方向: 动态系统建模、多目标跟踪与识别、信息融合、智能监控、C3I 技术、多尺度系统理论等。



沈贺男, 1985年6月出生于江苏徐州, 硕士研究生。主要研究方向: 图像处理, 模式识别, 控制理论及应用。

作者简介:



凌志刚男, 1976年11月生于湖南岳阳。湖南大学电气与信息学院教师, 西北工业大学博士。主要研究方向为: 图像处理、计算机视觉与模式识别。

E-mail: zgling_hunan@126.com