

中国激光

基于最大相位索引图的异源影像配准方法

李泽一^{1,2}, 赵薇薇³, 喻夏琼⁴, 周颖³, 张海涛^{1,2*}

¹ 清华大学精密仪器系, 北京 100083;

² 清华大学光子测控技术教育部重点实验室, 北京 100083;

³ 北京市遥感信息研究所, 北京 100192;

⁴ 中国人民解放军 32021 部队, 北京 101416

摘要 由于光学和合成孔径雷达(SAR)存在显著的几何和辐射差异, 光学影像和 SAR 影像自动配准一直是现阶段研究的重点问题。利用具有辐射不变性的相位一致性算法计算两影像相位, 构建特征方向信息和特征强度信息, 并构建一种局部特征描述符——最大相位索引图(MPIM)。利用相位索引图相关性测度在输入影像上获取同名点, 采用仿射变换实现配准。实验结果表明: 所提算法对光学和 SAR 的几何和辐射差异具有较强的适应性, 并且配准精度较高。

关键词 图像处理; 图像配准; 相位一致性; 最大索引图; 相似性测度

中图分类号 P23 文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.1509002

1 引言

光学影像和合成孔径雷达(SAR)影像由于成像波段和成像方式不同, 可以从不同方面反映地物特征。将这两种影像融合, 能够对同一地物目标进行全天候多波段的观察和分析。然而由于成像时间、成像波段、成像传感器等不同, 光学影像和 SAR 影像存在着显著的几何差异和非线性辐射差异^[1-2]。这些差异的出现大大增加了传统计算机图形学对这两种影像间同名点进行匹配的难度, 因此光学影像和 SAR 影像的自动配准依然是学界研究的热点和难点问题。

目前影像配准方法大致可以分为 2 类: 基于灰度的方法和基于特征的方法。基于灰度的方法主要根据影像的灰度分布构造相似性度量来完成配准, 常用的灰度相似性特征有归一化相关系数(NCC)^[3]、灰度差平方和(SSD)和互信息(MI)等。但是光学影像和 SAR 影像之间巨大的非线性辐射差异, 导致 NCC 和 SSD 这种直接利用灰度的匹配方法很难在灰度分布规律不相同的光学影像和 SAR 影像之间完成匹配。相比之下, MI 能够利用

统计信息抵抗影像间的辐射差异。但是基于 MI 的方法对几何形变非常敏感, 经常发生“一对多”“多对一”误匹配情况^[4]。本质上由于光学影像和 SAR 影像对同一地物有着截然不同的灰度信息, 因此仅仅依靠灰度信息很难实现自动匹配。基于特征的方法主要通过检测影像的共同典型特征来实现影像的配准, 其中比较常见的特征有点特征^[5]、线特征^[6]、面特征^[7]。其中点特征中最具影响力的就是尺度不变特征变换(SIFT)特征^[8]。在 SIFT 点特征匹配算法的启发下, 学术界提出了加速鲁棒特性(SURF)^[9]等描述符, 使 SIFT 点特征匹配算法在计算速度上大幅提升。但是本质上, SIFT 描述符过于依赖影像灰度梯度信息, 导致其对影像间的辐射差异非常敏感, 在光学影像和 SAR 影像匹配中效果很差^[10]。然而相比灰度信息, 特征信息在光学影像和 SAR 影像中更加鲁棒, 虽然光学影像和 SAR 影像的灰度分布不同, 但是地物形状等特征信息受非线性辐射差异影响比较小^[11]。

传统方法对影像形状等特征提取是基于梯度信息的。相比较而言, 基于相位一致性的特征算法能够最大程度减小对影像梯度的依赖, 使其提取的特

收稿日期: 2021-02-26; 修回日期: 2021-03-28; 录用日期: 2021-05-06

通信作者: *zhanghaitao@mail.tsinghua.edu.cn

征具有辐射不变性。在这一方面,学界提出了一种基于相位一致性和 Zernike 矩的多源遥感影像匹配算法^[12]和基于影像几何结构的相位一致性方向直方图(HOPC)匹配算法^[13]。在此基础上,基于相位一致性提供的强度信息和方向信息,本文提出了最大相位索引图(MPIM)来构建具有鲁棒性的光学和 SAR 影像特征描述符,并利用描述符之间的相关系数构建描述特征点匹配程度的匹配测度。因为加入了 MPIM,将相位响应强度比较映射到索引值,相比于其他基于相位一致性的方法,所提算法对辐射变化更加鲁棒。

2 基于最大相位索引图的匹配算法

2.1 算法总体框图

由于光学影像和 SAR 影像成像波段不同,尤其是 SAR 影像存在大量很难去除的乘性噪声,直接利用传统的特征提取算法很难对 SAR 影像进行精确的特征点提取。Morrone 等^[14]发现了图像的相位一致性特征具有辐射和对比度不变的特性,并且通过实验证明了人眼视觉敏感的图像特征出现在图像高次谐波叠加最大的相位处。引入相位一致性特征来解决光学影像和 SAR 影像的匹配问题,得到辐射不变的特征描述符。所提基于相位一致性的光学、SAR 影像匹配方案如图 1 所示。

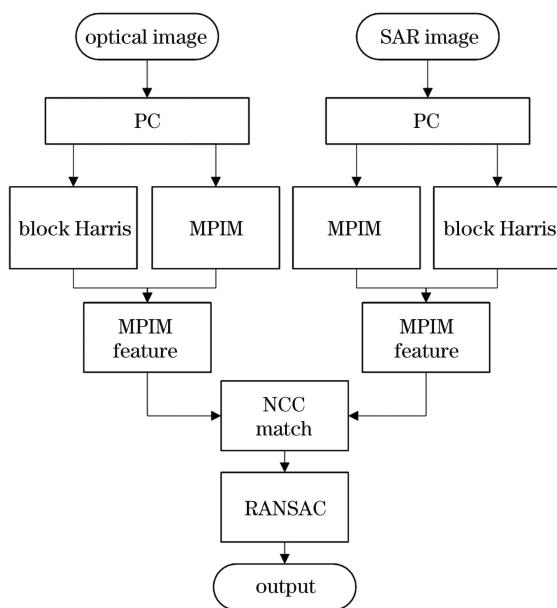


图 1 基于相位一致性的光学、SAR 影像匹配方案

Fig. 1 Optical-SAR image matching scheme based on phase congruence

对光学影像和 SAR 影像分别进行相位一致性变换,从而得到局部具有辐射和对比度不变的相位

一致性图像组,为后续 Harris 算子提取角、点特征^[15]及通过相位一致性计算 MPIM 提供了具有辐射不变的影像。和基于梯度的影像相比,相位一致性图既保留了图像的边缘特征也保留了图像非边缘的纹理信息。此外,相位一致性算法对图像的噪声具有极强的抵抗能力,大幅提高了匹配算法的鲁棒性。Harris 算子从计算得出的相位一致性影像中提取特征点,充分利用相位一致性图辐射不变和对图像噪声具有良好抗性的特点提取可信稳定的特征点。此外采取分块结构,使得特征点分布更加均匀,防止特征提取过于密集导致出现局部极值和重复计算的问题^[16]。

利用 Log-Gabor 滤波器^[17]自带的方向属性形成小波方向响应,从而生成 MPIM 响应图和 MPIM 特征。直接利用相位一致性图生成的算子会受到局部极值的影响,从而导致错匹配的发生。所提方案生成索引图可以大大提高特征描述的鲁棒性。经过归一化互相关匹配^[18]后再经过 RANSAC 算法^[19]剔除粗差,就能产生具有强鲁棒性的光学和 SAR 影像匹配结果。

2.2 相位一致性变换

给定一维信号 $f(x)$,其傅里叶级数展开为^[20]

$$f(x) = \sum_n A_n(x) \cos \varphi_n(x), \quad (1)$$

式中: $A_n(x)$ 为傅里叶变换第 n 个余弦分量的振幅; $\varphi_n(x)$ 为在 x 处傅里叶变换的局部相位。定义 $f(x)$ 的相位一致性函数 $PC(x)$ 为

$$PC(x) = \max_{\varphi(x) \in [0, 2\pi)} \frac{\sum_n A_n(x) \cos [\varphi_n(x) - \varphi(x)]}{\sum_n A_n(x)}, \quad (2)$$

式中: $\varphi(x)$ 为相位的加权平均。由于余弦函数的相角运算非常繁琐,并且极易受到噪声的影响,因此相位一致性可以通过局部能量来计算,数学表达式为

$$PC(x) = E(x) / \sum_n A_n(x), \quad (3)$$

式中: $E(x)$ 为 x 点处的局部能量,可以表示为

$$E(x) = \sqrt{[f(x)]^2 + [H(x)]^2}, \quad (4)$$

式中: $f(x)$ 和 $H(x)$ 互为 Hilbert 变换。在此基础上,Kovesi^[21]将 Log-Gabor 小波滤波器引入局部能量的计算公式中,并成功通过 Log-Gabor 小波的性质将一维信号一致性响应扩展到了二维影像。在此基础上添加了频带展宽和去噪处理,则二维相位一致性变换函数为

$$\text{PC}(x, y) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(x, y) \lfloor A_{no}(x, y) \Delta\Phi_{no}(x, y) - T_o \rfloor}{\sum_o \sum_n A_{no}(x, y) + \epsilon}, \quad (5)$$

式中: $A_{no}(x, y)$ 为图像在给定方向 o 和尺度 n 时的

振幅; $W_o(x, y)$ 为滤波器的频带加权因子; T_o 为噪声的估计值,只有当相位响应大于 T_o 时才用来计算相位响应;符号 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为当符号内值为正数时取值不变,否则值为 0; $\Delta\Phi_{no}(x, y)$ 为相位偏离函数,相比原有的余弦函数,有更强的峰值; ϵ 为防止分母为 0 的数,通常取 0.001。 $\Delta\Phi_{no}(x, y)$ 与 $A_{no}(x, y)$ 的乘积可以表示为

$$A_{no}(x, y) \Delta\Phi_{no}(x, y) = e_{no}(x, y) E_o(x, y) + o_{no}(x, y) O_o(x, y) - |e_{no}(x, y) E_o(x, y) + o_{no}(x, y) O_o(x, y)|, \quad (6)$$

其中,

$$E_o(x, y) = \sum_o \sum_n e_{no}(x, y) / E(x, y), \quad (7)$$

$$O_o(x, y) = \sum_o \sum_n o_{no}(x, y) / E(x, y), \quad (8)$$

$$E(x, y) = \sqrt{\left[\sum_o \sum_n e_{no}(x, y) \right]^2 + \left[\sum_o \sum_n o_{no}(x, y) \right]^2}, \quad (9)$$

式中: $e_{no}(x, y)$ 为 Log-Gabor 小波的偶对称滤波器响应值; $o_{no}(x, y)$ 为 Log-Gabor 小波奇滤波器响应值。

由于人类的视觉系统具有对数性质的非线性,因此在对数频率下使用具有 Gauss 分布的 Log-Gabor 滤波器比 Gabor 滤波器更符合人眼的视觉特性,也更容易提取光学影像和 SAR 影像的纹理信

息。分别对光学和 SAR 影像进行相位一致性变换,可以看出,尽管光学、SAR 影像有巨大差异,相位一致性变换后两者的特征图相似性明显增加,如图 2 所示。相位一致性变换在极大抑制了 SAR 影像的乘性噪声的同时,对 SAR 的高反射区的边缘细节也保留较为完好,因此相位一致性特征具有很强的鲁棒性,可以作为后续处理的基础。

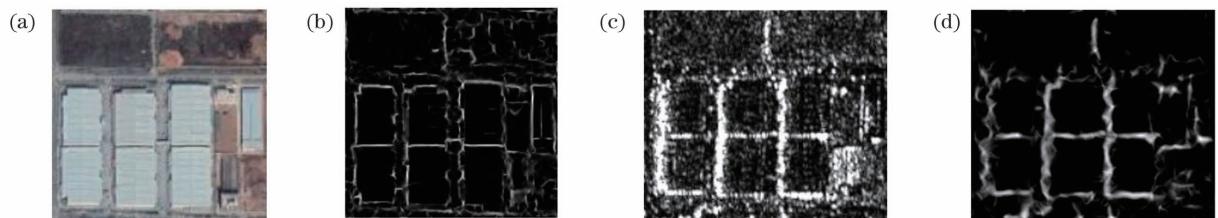


图 2 光学、SAR 影像各自对应的相位一致性变换图。(a)光学影像;(b)光学影像相位一致性图;(c)SAR 影像;(d)SAR 影像相位一致性图

Fig. 2 Phase congruence transformation maps of optical and SAR images. (a) Optical image; (b) phase congruency map of optical image; (c) SAR image; (d) phase congruency map of SAR image

2.3 基于分块 Harris 的特征点提取

根据相位一致性变换,Kovesi^[22]进一步根据相位一致性来计算影像的角点和边缘,在图像每一个点,有

$$M_\psi = \frac{1}{2} [c + a + \sqrt{b^2 + (a - c)^2}], \quad (10)$$

$$a = \sum_o [\text{PC}(\theta_o) \cos(\theta_o)^2], \quad (11)$$

$$b = \sum_o [\text{PC}(\theta_o) \cos \theta_o] [\text{PC}(\theta_o) \sin \theta_o], \quad (12)$$

$$c = \sum_o [\text{PC}(\theta_o) \sin(\theta_o)^2], \quad (13)$$

式中: $\text{PC}(\theta_o)$ 为影像在 θ_o 处的相位一致性响应值,

其中 θ_o 为小波方向数 o 对应的角度值; M_ψ 为影像的最大矩。相比原始影像,生成的 M_ψ 图对线特征表现更加明显,对纹理特性提取更加鲁棒,如图 3(a)、(b)所示。SAR 影像噪声较大,直接利用 Harris 算子对原始影像进行角点计算,会导致在不存在角点的区域有大量错误角点被检测出来,在存在角点的区域很难精准提取可信角点。在 M_ψ 图中,利用 Harris 算子提取角点时,Harris 算子并没有被 SAR 影像的噪声影响,大部分角点都分布在存在角点的区域。可见利用 M_ψ 图计算 Harris 算子,可以较为稳健地提取影像的特征点。

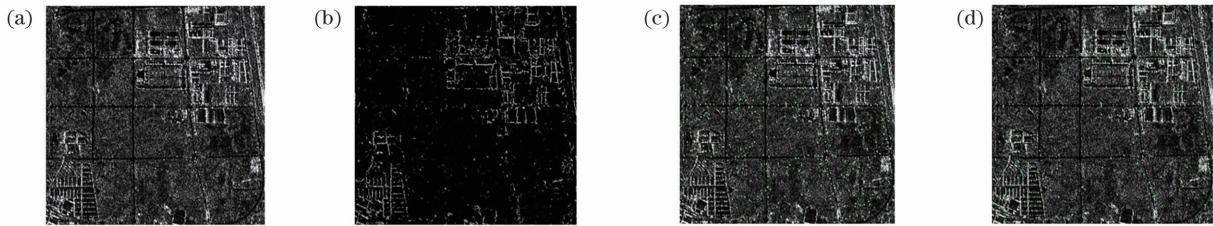


图 3 原图计算 Harris 算子和 M_ϕ 图计算 Harris 算子对比。(a)原始影像;(b) M_ϕ 图;(c)原图计算 Harris 算子;(d) M_ϕ 图计算 Harris 算子

Fig. 3 Comparison of Harris operator calculated by original graph and M_ϕ graph. (a) Original image; (b) M_ϕ graph; (c) calculating Harris operator with original image; (d) calculating Harris operator with M_ϕ graph

基于 M_ϕ 图,利用 Harris 算子对整幅影像进行处理,所提取出来的特征点就会陷入局部极值中,出现在对比度较高的区域提取出的角点较多,对比度较低的区域角点较少的现象,会导致大量重复计算和误匹配,不利于提高总体的匹配精度。因此采取了对 M_ϕ 图进行分块后分别独立提取角点的方法:将待分块的图像区域分成 $N \times N$ 个大小相等且不重

叠的正方形图像块,并计算每个图像块内每个像素的 Harris 特征值,并排序取前 m 个点作为特征点。

2.4 基于相位一致性的最大相位索引图

MPIM 是通过 Log-Gabor 小波滤波器卷积过后生成的序列图像构造的。因为生成的序列影像为相位一致性响应计算过程的中间产品,因此 MPIM 的计算量非常小。MPIM 结构如图 4 所示。

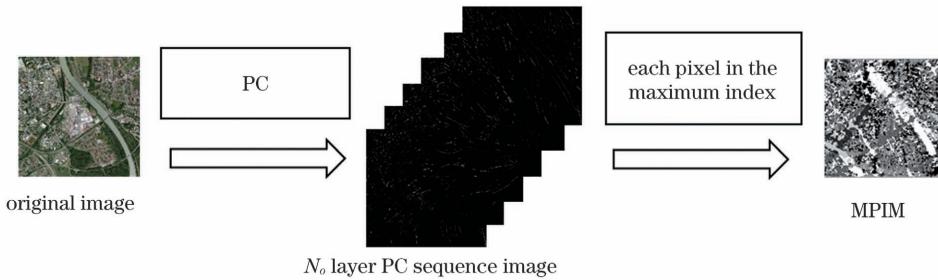


图 4 MPIM 生成过程

Fig. 4 MPIM generation process

对于影像 $I(x, y)$,首先与 2D-Log-Gabor 小波滤波器进行卷积,其中偶滤波器产生的响应为 $E_{so}(x, y)$,奇滤波器产生的响应为 $O_{so}(x, y)$,求得整个响应的振幅为 $A_{no}(x, y)$,然后可计算出每一方向上的相位一致性值。 $PC_o(x, y)$ 的数学表达式为

$$PC_o(x, y) = \frac{\sum_n W_o(x, y) |A_{no}(x, y) \Delta \Phi_{no}(x, y) - T_o|}{\sum_n A_{no}(x, y) + \epsilon} \quad (14)$$

相比(5)式将每个方向和每个尺度上的滤波器响应都相加,为了构建基于方向响应的索引图,(14)式仅将每个方向上的尺度相加,得到每个方向上的响应影像,进而得到了 N 幅不同方向的影像(N 为方向总数)。MPIM 中每个像素的值都为 $PC_o(x, y)$ 序列影像中对应像素坐标下响应最大值所在的层序数,这样就产生了一个 $PC_o(x, y)$ 最大

值的索引图。

2.5 描述子生成和相似性测度

基于 MPIM 描述符的思想来自于 SIFT 描述符,SIFT 描述符已经被成功应用在各种图像匹配、变化检测领域。SIFT 描述符基于梯度信息可以鲁棒地描述特征点的特性。相位一致性可以比梯度信息更好地反映影像的纹理信息,比梯度算子更好抵抗辐射和视角的变化。因此,借助 SIFT 算子的构造思想来构建 MPIM 描述符。

MPIM 描述符的生成有 4 个步骤:1)以特征点为中心选取一个特定大小的模板影像;2)用高斯函数对模板影像像素对应的 MPIM 值进行加权;3)将加权后的影像分为 6×6 个 block,对每个 block 中每个像素的 MPIM 值进行统计直方图求解;4)将 6×6 个 block 的统计直方图收集在一起形成整体描述符。因为索引图的值为 $1 \sim N$,每个 block 的直方图大小为 N ,则每个特征点的描述符长度为 $6 \times 6 \times N$ 。构建的描述符在原有的相位一致性的基础

上对纹理的描述更加鲁棒,不会因为某一振幅的过大导致误匹配的情况发生。

对每个特征点生成描述符后,就可以对异源影像之间的几何结构进行描述,采取了 NCC 作为匹配的相似性测度,进行同名点的匹配,数学表达式为

$$d_{NCC} = \frac{\sum_{k=1}^{n'} [V_A(k) - \bar{V}_A] [V_B(k) - \bar{V}_B]}{\sqrt{\sum_{k=1}^{n'} [V_A(k) - \bar{V}_A]^2 \sum_{k=1}^{n'} [V_B(k) - \bar{V}_B]^2}}, \quad (15)$$

式中: V_A 和 V_B 分别为两幅影像 A 和 B 的描述符; \bar{V}_A 和 \bar{V}_B 为描述符的平均值; n' 为描述符长度。如果 $d_{NCC} = -1$, 则表示两组数据完全不相关;若

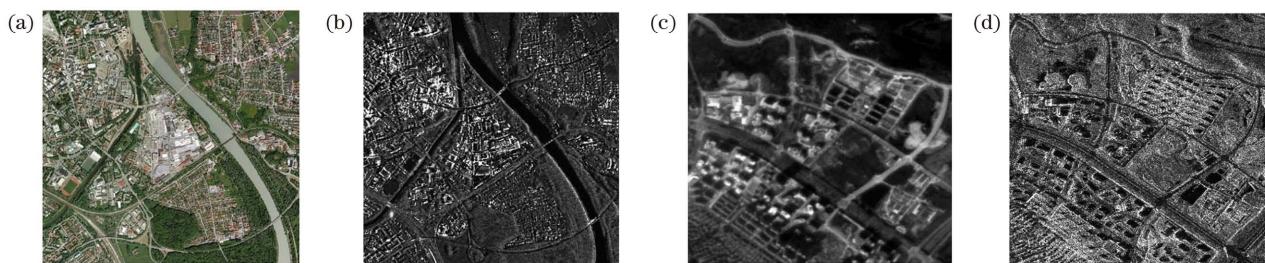


图 5 基于 MPIM 的特征描述符实验数据。(a)第 1 组光学影像;(a)第 1 组 SAR 影像;(c)第 2 组光学影像;(d)第 2 组 SAR 影像

Fig. 5 Feature descriptor test data based on MPIM. (a) Optical image of the group 1; (a) SAR image of the group 1; (c) optical image of the group 2; (d) SAR image of the group 2

所提基于 MPIM 的光学、SAR 特征描述符对光学、SAR 的非线性辐射差异有很强的抵抗能力,如图 5、6 所示。在第 1 组实验中,因为光学影像和 SAR 影像的成像畸变较少、几何结构清晰,所以在模板尺寸不大的情况下也有很高的匹配正确率。从图 6 可以看出:MI 方法对模板大小非常敏感,由于模板缩小,经常出现误匹配现象,虽然随着模板尺寸

$d_{NCC}=1$,则表示两组数据相关程度非常高。根据 NCC 测度找到异源影像的匹配点信息,再通过 RANSAC 算法^[23]剔除影像中的粗差,最终形成稳健的异源影像匹配信息。

3 实验结果及分析

3.1 基于 MPIM 的特征描述符匹配性能分析

为了验证基于 MPIM 的光学、SAR 特征描述符的匹配能力,选择两组不同场景的光学、SAR 影像作为测试数据,使用 MI、HOG 及 HOPC 等方法对匹配正确率(正确匹配点数量/总匹配点数量)进行测试。第 1 组影像为质量较好、畸变不严重的光学和 SAR 影像,第 2 组中光学影像由于云雾干扰,成像模糊,如图 5 所示。



变大,匹配成功率上升,但是匹配成功率还是远远低于所提算法;HOG 算法对模板尺寸和图像质量要求较高,模板尺寸越大,图像效果越清晰,性能才越好;HOPC 算法的效果总体上略高于 HOG,但是对图像清晰度也有较高要求;所提算法在第 1 组实验中对模板大小不敏感,在第 2 组实验中,由于光学影像比较模糊,模板尺寸较小时无法正确匹配,但是随

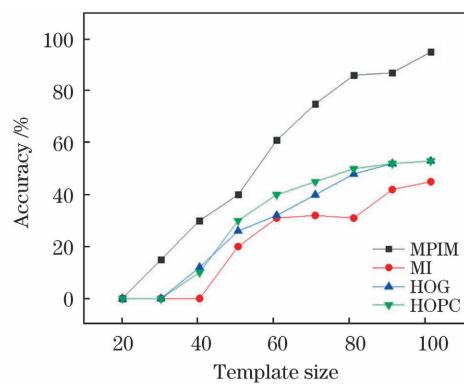
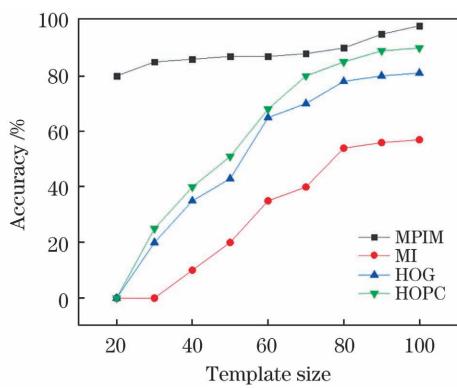


图 6 基于 MPIM 的特征描述符实验结果。(a)第 1 组;(b)第 2 组

Fig. 6 Experimental results of feature descriptor based on MPIM. (a) Group 1; (b) group 2

着模板尺寸提升,所提算法效果迅速提升,当模板尺寸达到 80 pixel×80 pixel 以后,匹配成功率恢复到 90% 左右。

3.2 影像配准分析

为了验证基于 MPIM 的多模态影像自动匹配方案的有效性,采用了 4 组不同分辨率、不同场景的光学、SAR、LiDAR 及电子地图影像进行测试。第 1 组来自 TerraSAR 和 Google Earth 在城市地区的 3 m 分辨率影像;第 2 组来自高分 3 号 SAR 波段数据和资源 3 号的 3 m 分辨率光学数据;第 3 组来自

航空光学影像 3 m 分辨率和 LiDAR 的 2 m 分辨率数据;第 4 组来自 Google Earth 和 Google Map 的 2 m 分辨率数据。需要说明的是,所用传感器分辨率为经过重新采样以后的分辨率,并非传感器原始分辨率。为了对影像进行评定,用人工确认的方式来验证算法匹配点的匹配精度,当匹配点误差小于 2 个像素便认为匹配成功。利用匹配点计算的仿射变换的方均根误差(RMSE)以及正确匹配点个数(NCM)来表示匹配精度。

表 1 匹配使用的数据

Table 1 Datasets used in the matching experiments

No.	Base image		Warp image		Image characteristic
	Sensor date	Size Resolution /m	Sensor date	Size Resolution /m	
1	TerraSAR-X 11/2007	534×524 3	Google Earth 11/2008	528×524 3	Located in the city, the image details are rich
2	ZY3 7/2017	562×535 3	GF3 11/2017	535×534 3	Optical images are blurred by cloud
3	Aerial image 7/2017	550×550 3	LiDAR intensity 11/2017	550×550 2	LiDAR image has obvious noise
4	Google Earth 10/2010	650×650 2	Google Map 10/2012	661×661 2	Big difference between map and optical image

图 7 为光学、SAR 影像匹配运行结果。表 2 为匹配精度。可以看出,在第 1 组实验中,当影像的细节足够丰富,畸变足够小时,基于 MPIM 的光学、SAR 匹配方案达到了很好的匹配精度。可见所提匹配算法能够很好地抵抗影像的非线性辐射差异。在第 2 组匹配实验中,由于云雾的干扰,光学影像边

缘比较模糊,其梯度分布和 SAR 影像有较大差异,匹配难度较大。所提算法在第 2 组实验中依旧可以成功匹配,可以说明所提算法对梯度信息并不敏感,对影像的云雾干扰有一定的抗性。第 3 组实验中,所提算法也可以更好抵抗 LiDAR 成像产生的噪声,达到很好的匹配效果。在第 4 组实验中,光学影

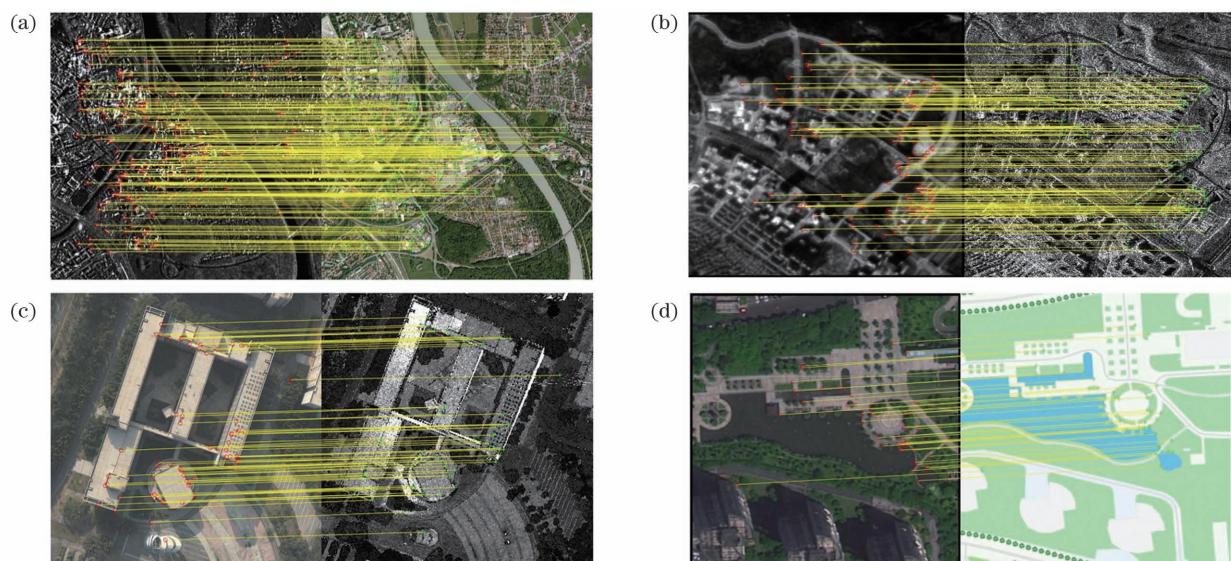


图 7 光学、SAR 影像匹配运行结果。(a)第 1 组;(b)第 2 组;(c)第 3 组;(d)第 4 组
Fig. 7 Optical-SAR image matching results. (a) Group 1; (b) group 2; (c) group 3; (d) group 4

表2 匹配精度
Table 2 Registration accuracy

No.	Number of match points	NCM	RMSE
1	219	210	0.79
2	133	121	0.77
3	77	68	1.37
4	44	36	1.51

像和电子地图影像差异巨大、匹配难度高,所提算法依旧可以达到良好的匹配效果。从第3、4组实验结果可以得出,所提算法除了对光学、SAR影像的非线性辐射具有较强的抗性外,对其他异源影像也具有一定的抗性。

4 结 论

光学影像和SAR影像之间有较大的非线性辐射误差,导致这两种影像匹配困难。为了解决这个问题,利用相位一致性算法对影像纹理的提取能力和其自身对噪声的抵抗能力构建基于最大相位索引描述子的匹配方法,得到了一种具有辐射不变特性、纹理特性描述性强的描述算子。并综合利用相位一致性的中间结果,结合分块Harris算子、MPIM、NCC测度及RANSAC算法等,解决了光学影像和SAR影像辐射差异导致的局部相似性差异大、难以匹配的问题。实验通过对比 M_ϕ 图和原图,分别利用Harris算子提取特征点,验证了 M_ϕ 图结合Harris算子可以提取更加置信的特征点的结果。对4组差距较大的光学和多源影像进行实验,验证了所提方案能够鲁棒地对光学和SAR影像进行配准,并获得较高的匹配精度。所提算法不仅仅适用于光学、SAR影像匹配,还适用于其他辐射差异较大的影像。

但是所提算法对影像尺度和旋转的抗性也并不强,不能够在具有大量旋转和尺度差异的影像之间完成匹配。此外相位一致性响应要求影像的纹理信息非常丰富,在纹理信息并不丰富的情况下容易造成误匹配。今后的研究应该着重针对这个问题进行进一步研究,以提高算子适应更复杂环境的能力。

参 考 文 献

- [1] Fan J W, Wu Y, Li M, et al. SAR and optical image registration using nonlinear diffusion and phase congruency structural descriptor [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(9): 5368-5379.

- [2] Wang D B, Wu J, Wu T, et al. Theoretical model on geosynchronous orbit object imaging with space-borne synthetic aperture ladar [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(18): 1828002.
王德宾, 吴谨, 吴童, 等. 地球同步轨道目标天基合成孔径激光雷达成像理论模型[J]. 光学学报, 2020, 40(18): 1828002.
- [3] Ye Y X, Shen L, Hao M, et al. Robust optical-to-SAR image matching based on shape properties [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(4): 564-568.
- [4] Bunting P, Lucas R, Labrosse F. An area based technique for image-to-image registration of multi-modal remote sensing data [C] // 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 7-11, 2008, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2008.
- [5] Wang L N, Sun M C, Liu J H, et al. A robust algorithm based on phase congruency for optical and SAR image registration in suburban areas [J]. Remote Sensing, 2020, 12(20): 3339.
- [6] Sui H G, Xu C, Liu J Y, et al. Automatic optical-to-SAR image registration by iterative line extraction and voronoi integrated spectral point matching [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(11): 6058-6072.
- [7] Hua L, Xu C, Sui H G. Fast coarse registration method of optical and SAR images based on visual saliency feature [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2019, 50(7): 1602-1610.
华丽, 徐川, 眇海刚. 基于视觉显著特征的光学与SAR影像快速粗配准方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(7): 1602-1610.
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [9] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [10] Zhao P T, Da F P. Image matching with large viewing angle based on local features [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0510002.
赵鹏图, 达飞鹏. 基于局部特征的大视角图像匹配[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0510002.
- [11] Suri S, Reinartz P. Mutual-information-based registration of TerraSAR-X and ikonos imagery in urban areas [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(2): 939-949.
- [12] Ling Z G, Liang Y, Pan Q, et al. A robust multi-level scene matching algorithm for infrared and visible

- light image [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(6): 1185-1195.
- 凌志刚, 梁彦, 潘泉, 等. 一种鲁棒的红外与可见光多级景象匹配算法 [J]. 航空学报, 2010, 31(6): 1185-1195.
- [13] Ye Y X, Bruzzone L, Shan J, et al. Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11): 9059-9070.
- [14] Morrone M C, Owens R A. Feature detection from local energy[J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(5): 303-313.
- [15] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988, September, 1988, Manchester. Manchester: Alvey Vision Club, 1988: 147-151.
- [16] Zhou H, Ye Y X, Wang L. A multi-source remote sensing image registration method using point features and mutual information[J]. Remote Sensing Information, 2015, 30(3): 99-103.
周浩, 叶沅鑫, 王蕾. 一种利用点特征和互信息的多源遥感影像配准方法 [J]. 遥感信息, 2015, 30(3): 99-103.
- [17] Arróspide J, Salgado L. Log-Gabor filters for image-based vehicle verification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(6): 2286-2295.
- [18] Ye Y X, Hao S Y, Cao Y G. Automatic registration of optical and SAR image using geometric structural properties [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(6): 720-726.
- 叶沅鑫, 郝思媛, 曹云刚. 基于几何结构属性的光学和SAR影像自动配准 [J]. 红外与毫米波学报, 2017, 36(6): 720-726.
- [19] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [M]//Fischler M A, Firschein O. Readings in computer vision. Amsterdam: Elsevier, 1987: 726-740.
- [20] Oppenheim A V, Lim J S. The importance of phase in signals [J]. Proceedings of the IEEE, 1981, 69(5): 529-541.
- [21] Kovesi P. Phase congruency: a low-level image invariant[J]. Psychological Research, 2000, 64(2): 136-148.
- [22] Kovesi P. Phase congruency detects corners and edges[J]. Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2003: 309-318.
- [23] Dellinger F, Delon J, Gousseau Y, et al. SAR-SIFT: a SIFT-like algorithm for SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(1): 453-466.

Registration of Heterologous Images Based on Maximum Phase Index Map

Li Zeyi^{1,2}, Zhao Weiwei³, Yu Xiaqiong⁴, Zhou Ying³, Zhang Haitao^{1,2*}

¹Department of Precision Instruments, Tsinghua University, Beijing 100083, China;

²Key Laboratory of Photonic Control Technology, Ministry of Education, Tsinghua University, Beijing 100083, China;

³Beijing Institute of Remote Sensing, Beijing 100192, China;

⁴32021 Unit, People's Liberation Army of China, Beijing 101416, China

Abstract

Objective Automatic registration of optical and synthetic aperture radar (SAR) images is challenging owing to the significant geometric and radiometric differences between optical and SAR images. In this study, the phase congruency algorithm was used to calculate the phase because of its radiation invariance, construct feature direction information and feature intensity information, and establish a local feature descriptor, i.e., maximum phase index map (MPIM). Consequently, the corresponding points are obtained from the input image using the correlation measure of MPIM. Moreover, the projection transformation is used to achieve registration. Experimental results show that the proposed method shows strong adaptability to the radiation difference between optical and SAR images and exhibits a high registration accuracy.

Methods In this study, a multimodal image matching algorithm based on phase congruency was proposed. First, the definition of phase congruency was presented based on the frequency domain transformation. Then, the energy concept was introduced into the phase congruency calculation and the energy function was calculated using the odd

and even filters of the Log-Gabor wavelet filter. The phase congruency transformation was obtained and found to be consistent with human vision. Further, the maximum moment M_ϕ was calculated based on the phase congruency transformation and the corner points of the image were extracted using the M_ϕ graph. Thereafter, a multimodal image matching algorithm based on MPIM of the Log-Gabor filter response was obtained.

Results and Discussions As shown in Fig. 2, the image texture is preserved and noise is suppressed after the phase congruency transformation. By comparing the Harris corner points extracted from the original image and M_ϕ based on the phase congruency transformation, the corner distribution extracted from M_ϕ is more reasonable and conducive for subsequent image matching. Then, to test the performance of the MPIM operator, the information extraction ability of the operator is assessed by changing the template size and observing the number of matching points. The matching results of MPIM, histogram of oriented gradients, and multi-innovation algorithms are observed by changing the template size from 20 to 100. The results show that the proposed MPIM operator-based method exhibits a strong ability to extract the image texture. To verify the matching ability of the proposed algorithm for multimodal images, four sets of experiments were designed to perform optical, SAR, LiDAR, and electronic map registration to evaluate the algorithm in terms of neutrosophic c-means and root mean square error. The resolution and time span of the experimental images are large, and the radiation difference is obvious; hence, image matching is difficult. Table 2 shows the registration results. The proposed MPIM algorithm can adapt to radiation changes and stably extract the image texture for registration, thereby achieving a good matching effect.

Conclusions The registration of optical and SAR images is difficult owing to the large nonlinear radiation difference between optical and SAR images. To solve this problem, a registration method based on the MPIM descriptor was constructed based on the phase congruency to extract the image texture and resist noise. A descriptive operator with radiation invariance and texture characterization was obtained. Using the intermediate results of phase congruency calculation and combining them with the Harris operator, MPIM, normalized cross correlation measure, and random sample consensus algorithm, the problem of large local similarity difference between optical and SAR images owing to radiation differences is solved. In the experiment, the Harris operator was used to compare the feature points extracted from the M_ϕ graph and the original image. Moreover, it is verified that the combination of M_ϕ graph and Harris operator can extract more convincing feature points. Using four sets of multisource image experiments with large differences, it is verified that the proposed method can register optical and SAR images with robustness and obtain high matching accuracy. This method is not only applicable to optical and SAR image matching but also to the other images with large radiation differences. However, the proposed algorithm shows weak resistance to image scale and rotation and cannot complete matching in the case of large rotation and scale differences between images. Furthermore, the phase congruency requires the image texture to be very rich and mismatching can easily occur when the texture information is not rich. Future researches should focus on this problem to improve the ability of operators to adapt to more complex environments.

Key words image processing; image registration; phase congruency; maximum index map; similarity metric

OCIS codes 100.2000; 100.2960