

文章编号: 1002-1582(2025)06-0756-07

基于尺度约束和相位一致特征的光学、 SAR 影像匹配方法

司广莉¹, 陈云², 李泽一³, 张伟^{3*}

(1. 青海省无线电监测站, 青海 西宁 810002)
(2. 成都中星世通电子科技有限公司, 四川 成都 610000)
(3. 电磁空间安全全国重点实验室, 四川 成都 610000)

摘 要: 光学、合成孔径雷达 (SAR) 影像之间存在显著的乘性噪声, 导致常规图像匹配算法无法适应。首先介绍了具有辐射不变性的相位一致性响应以及高斯尺度空间。借助高斯函数能够模拟人眼视觉系统在尺度空间获取的稳态特征约束的同时, 相位一致响应提供的局部细节特征, 从而构建一种对特征点全面描述的描述符——高斯和相位一致统计图 (GPCS)。最后在真实光学、SAR 影像数据集中筛选同名点匹配。实验表明, 文章方法对光学、SAR 影像之间的鲁棒特征具有较强的提取能力, 匹配精度较高。

关 键 词: 图像配准; 相位一致性; 高斯尺度空间; 相似性测度
中图分类号: P23 **文献标识码:** A

Optical and SAR image matching method based on scale constraint and phase congruency features

SI Guangli¹, CHEN Yun², LI Zeyi³, ZHANG Wei^{3*}

(1. Qinghai Radio Monitoring Station, Xining 810002, China)
(2. Zhongxing Stone Electronic Technology Co., LTD., Chengdu 610000, China)
(3. National Key Laboratory of Electromagnetic Space Security, Chengdu 610000, China)

Abstract: There is significant multiplicative noise between Synthetic Aperture Radar (SAR) and optical images, which makes image matching algorithms inapplicable. Firstly the Gaussian scale space and the phase congruency model with radiometric invariance are introduced. By utilizing the Gaussian function to mimic the steady-state feature constraints of the human visual system within the scale space and integrating the local detail characteristics offered by phase congruency responses, a comprehensive feature descriptor, Gaussian and Phase Congruency Statistics Map (GPCS), is developed. Finally, the homonymous points are matched in a real optical and SAR image dataset. Experiments show that the method proposed in this paper has a strong ability to extract robust features between optical and SAR images and has a high matching accuracy.

Keywords: image registration; phase congruency; gaussian scale space; similarity metric

0 引 言

光学图像更符合人眼成像规律, 易于解译,

但其成像过程易受到气溶胶和天气状况的影响。
合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR)
作为一种微波主动成像技术, 虽然成像过程不

收稿日期: 2025-08-27; 收到修改稿日期: 2025-09-18

作者简介: 司广莉 (1976—), 女, 工程师, 硕士, 从事信息融合技术研究。654859451@qq.com

张伟 (1985—), 男, 研究员, 博士, 从事多模态信息融合研究。

* 通讯作者: zhangwei1103@163.com

易受天气干扰,但成像噪声较大并且分辨率较低。光学和SAR图像配准则能使二者优势互补,是许多遥感任务(如图像融合^[1]、高精度地理定位^[2]和变化检测^[3])的关键步骤。然而由于SAR主动成像导致的相干叠加产生的乘性噪声,二者的高精度配准仍然研究者追求的学术热点方向。

光学和SAR图像之间的梯度分布,噪声水平差异巨大,往往只能看到两幅图像之间的大致轮廓,由于非线性辐射差异和散斑噪声等不利因素,经典的基于特征工程和基于归一化互相关等方法直接使用效果很差^[4]。为了让经典的SIFT算法适用于SAR匹配任务,BFSIFT^[5](Bilateral Filter SIFT)算法利用了双边滤波器对SAR影像做降噪处理较好抑制了非线性噪声。为了更好地过滤SAR影像的散斑噪声和非线性辐射得到和光学影像近似的结构特性,RIFT^[6](Radiation-Invariant Feature Transform)方法,利用Log-Gabor滤波器的提取影像在各个方向上的响应特性,提出了其引入最大相位索引图首次克服了异源影像旋转匹配问题。

随着深度学习等人工智能技术的发展,大量学者开始利用人工神经网络解决异源图像匹配的问题。MatchNet^[7]网络率先结合卷积神经网络和全连接网络生成128维特征描述符用于异源影像匹配。LF-Net^[8]则更进一步,用卷积神经网络检测特征点并用全连接层构成特征描述符初步尝试了影像匹配的端到端方法。MU-Net^[9]则结合了孪生神经网络、U-Net思想和FFT快速计算精细化提取光学、SAR的相同特征。cGAN^[10]网络则另辟蹊径,将光学影像退化为SAR影像再利用SAR影像匹配方法处理,然而经过变换后会损失信息和定位精度。MAP-Net^[11]则利用金字塔结构提取高级语义信息,利用注意力机制整合上下文信息。然而深度学习相关方法对SAR的乘性噪声敏感,匹配精度不高。

为了解决目前匹配算法无法兼顾纹理提取和降噪匹配的问题,本文提出了一种高斯和相位一致统计图(Gaussian and Phase Congruency Statistics Map, GPCS)的异源影像新型特征描述子。结合高斯空间和相位一致性尺度空间的优点,一方面利用了高斯空间的低通滤波降噪能力提供稳定的结构特征约束,另一方面通过相位一致性响应提取异源影像的局部细节信息。尽可能提取异源影像的共性纹理的前提下降低SAR影像乘性散斑噪声对特征描述符的影响。结合局部细节和全

局特征,特征描述符在不损失细节匹配能力的情况下,减小误匹配的概率。

1 高斯和相位一致统计图

1.1 相位一致性响应

一维信号的傅里叶级数展开为

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

式中, $A_n(x)$ 和 $\varphi_n(x)$ 分别为第 n 个级数的幅值和相位。此时 $g(x)$ 的相位响应函数 $PC(x)$ 可表示为

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

式中, $\theta(x)$ 为各频率对应相位的加权平均^[12]。然而该相位较难计算,区域能量可以等效近似用来

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

式中的区域能量 $E(x)$ 为

$$E(x) = \sqrt{(A(x))^2 + (B(x))^2} \quad (4)$$

式中根据能量计算的性质, $A(x)$ 和 $B(x)$ 互为希尔伯特变换且满足帕塞瓦定理对正交性的要求。此时Log-Gabor小波的两类滤波器之间正好满足希尔伯特变换关系,将其引入 $E(x)$ 的定义中^[13],并加入了噪声圆统计和频率扩展等降噪扩维处理后,其二维拓展为

$$PC(x, y) = \frac{\sum_o \sum_n R_o(x, y) [A_{no}(x, y) \Delta \Phi_{no}(x, y) - K_o]}{\sum_o \sum_n A_{no}(x, y) + \epsilon} \quad (5)$$

式中, $R_o(x, y)$ 为log-Gabor滤波器的窗函数; $A_{no}(x, y)$ 为影像在不同滤波器参数下的响应值; K_o 为统计的噪声阈值; $\Delta \Phi_{no}(x, y) A_{no}(x, y)$ 的值就是在不同滤波器参数下的响应值。因此可以利用滤波器之间的向量运算得到

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

式中 $E_o(x, y)$ 和 $O_o(x, y)$ 的定义为

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

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

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

式中, $e_{no}(x,y)$ 和 $o_{no}(x,y)$ 分别为 Log-Gabor 奇偶对称滤波器在方向 n 和尺度 o 的响应值。

人眼视神经对光刺激的响应具有明显的对数特性, 所以相较于经典的 Gabor 小波滤波器, Log-Gabor 滤波器的响应更加符合人类成像系统的规律, 对光学、SAR 影像的同态信息的提取更加稳定。如图 1 所示, 利用光学和 SAR 分别对在城郊地区的低矮房屋成像。由于 SAR 的干涉成像性质, 影像整体噪声较大且只有一半的边缘显像。提取两幅影像的相位一致性后背景噪声得到了抑制边缘纹理清晰可见。

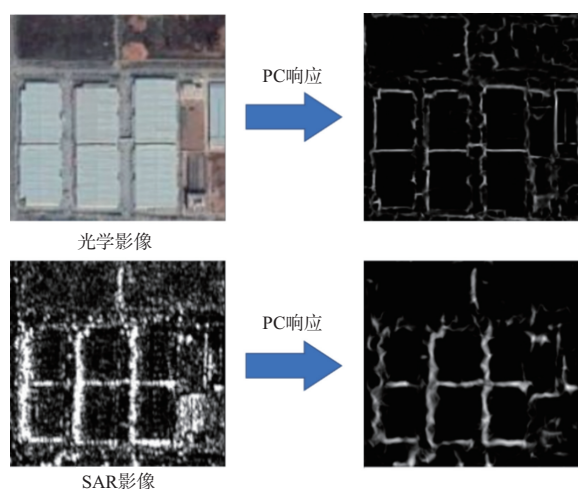


图 1 异源影像的相位一致性响应

然而从 SAR 影像的和光学影像之间的纹理一致性还有较大差距, 另外相位响应也引入了方向侧的量化误差导致原本影像平直的边缘结构变得扭曲。

1.2 高斯尺度空间

和相位一致性响应不同, 高斯函数能够模拟视神经在不同尺度下获取的图像信息。在二维影像中, 二维高斯核可以满足尺度空间规范性和线性^[14]。以 (x_0, y_0) 为中心, 本文定义二维高斯函数为

$$g(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left\{-\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (10)$$

二维高斯卷积核为满足正态分布的同心圆形, 原始影像 $I(x,y)$ 与二维高斯函数 $g(x,y,\sigma)$ 的卷积即为图像在高斯尺度空间下的图像簇 $L(x,y,\sigma)$ 可以表示为

$$L(x,y,\sigma)=g(x,y,\sigma)*I(x,y) \quad (11)$$

高斯尺度空间结构将简单降采样和高斯滤波

结合起来组成了多分辨率金字塔。原始影像经过降采样后形成了若干倍频程数 O , 可定义为

$$O=\log_2(\min(M,N))-2 \quad (12)$$

式中 (M,N) 是原始影像的大小。用于在不同组中第一层高斯模糊系数 σ 可以被定义为

$$\sigma_o=2^{o-1}\cdot\sigma_0 \quad o\in[1,O] \quad (13)$$

同理, 每一组中间层的模糊系数可以被定义为

$$\begin{cases} \sigma_s=k^{s-1} \\ k=2^{1/S} \end{cases} \quad s\in[1,S] \quad (14)$$

式中, S 是每一组所包含的层数, k 是一个常数。因此高斯尺度空间中每一层的高斯模糊系数为

$$\sigma_{(o,s)}=2^{o-1}\cdot k^{s-1}\cdot\sigma_0 \quad (15)$$

因此高斯尺度空间图像簇 $L_{(o,s)}$ 可以被表示为

$$L_{(o,s)}=G_{(o,s)}*I_{(o,1)} \quad (16)$$

式中 $G_{o,s}$ 和 $I_{o,1}$ 可以被定义为

$$\begin{cases} I_{(o,1)}=\begin{cases} I(x,y), & o=1 \\ \text{down}(I_{(o-1,s)}), & o\in[2,O] \end{cases} \\ G_{(o,s)}=\frac{1}{2\pi\sigma_{(o,s)}^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{(o,s)}^2}\right) \end{cases} \quad (17)$$

如图 2 所示, 在高斯尺度空间中 SAR 影像的纹理细节和乘性噪声减小的同时, 强纹理被保留下来。因此在高斯空间中影像的高频细节被忽略, 留下的都是稳定的低频纹理信息。因此在高斯空间中构建特征描述符可以增加强纹理占有特征描述符的权重, 从而保证特征提取的稳定性。

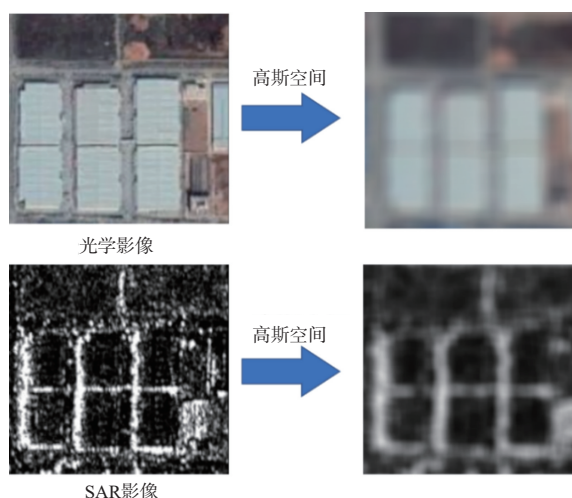


图 2 异源影像高斯尺度空间图

1.3 描述符构建

高斯和相位一致联合描述符是高斯尺度空间和相位一致性响应结合构成的一种特征描述符。其中, 相位一致性响应提供了影像的高频细节,

高斯尺度空间则凸显了影像的强纹理,二者结合让描述符兼顾了局部细节和全局特征。

构建GPCS特征描述符共需三步。第一步计算光学、SAR影像中每一个特征点的模板区域的高斯尺度空间和相位一致性响应。

第二步分别计算相位一致尺度空间和高斯空间中影像梯度强度 $A(x,y)$ 与和梯度方向 $\theta(x,y)$ 后,投影到 8×8 个像素组成的Cell中。由于光学和SAR影像梯度方向相反,计算方向参数时需要将方向范围折叠至 $0 \sim 180^\circ$,并将其等间隔划分为9个bin。为了平衡强弱纹理的权重,将每个Cell中的64个像素投票形成了每个Cell的梯度直方图后,利用L2范数归一化

$$\begin{cases} A(x,y) = \sqrt{I_x^2(x,y) + I_y^2(x,y)} \\ \theta(x,y) = \arctan(I_x(x,y)/I_y(x,y)) \end{cases} \quad (18)$$

第三步,在相位一致性响应中得到的梯度直方图为 P_1 ,高斯尺度空间得到的梯度直方图为 P_2 。将 P_1 和 P_2 串联起来就形成了最终的GPCS特征描述符。

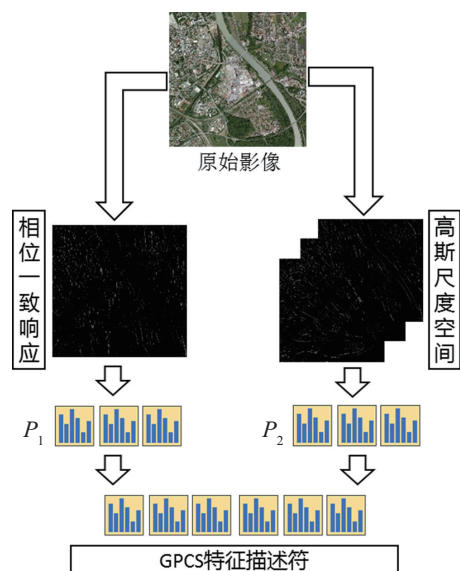


图3 高斯和相位一致联合描述符构造过程

1.4 特征描述符的相似性测度

GPCS特征描述符在特征空间构造了一组向量描述影像的特征点。本文选取了归一化互相关系数(Normalized Cross Correlation, NCC)作为匹配的相似性测度作为衡量描述符之间距离^[15]

$$d_{NCC} = \frac{\sum_{k=1}^n (P_A(k) - \bar{P}_A)(P_B(k) - \bar{P}_B)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (P_A(k) - \bar{P}_A)^2 \sum_{k=1}^n (P_B(k) - \bar{P}_B)^2}} \quad (19)$$

式中, P_A 和 P_B 为主影像A和待匹配影像B的

GPCS特征描述符,其中 $\bar{P}_A$ 和 $\bar{P}_B$ 为各自描述符的均值。 d_{NCC} 的取值范围为 $[-1,1]$,其中-1代表不相关,1代表相关。

通过NCC测度将主影像A和待匹配影像B中的每一个特征点都关联形象点集后,再通过RANSAC算法^[16]去除点集中的不一致信息。经过筛选后得到了一致性较高的匹配点对。

2 影像配准实验

为了验证GPCS特征描述符的性能,本文用正确匹配数(Number of Correct Matches, NCM)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)^[17]作为标尺,对比两种算法设计了两项实验验证GPCS的匹配能力。

2.1 GPCS性能对比实验

本实验用正确匹配次数为测度,通过由大到小改变特征描述符的尺寸,考察描述符在不同尺寸下的匹配能力。选择基于特征的HOG(Histogram of Oriented Gradient)^[18]算法和基于统计的互信息(Mutual Information, MI)算法作为对照组测试算法的性能。

如图4所示,光学、SAR影像差异较小,纹理细节清晰且SAR影像的乘性散斑噪声较小。而图5所示的第二组对比实验数据中光学成像雾气较重且SAR影像的乘性噪声显著,匹配难度较大。

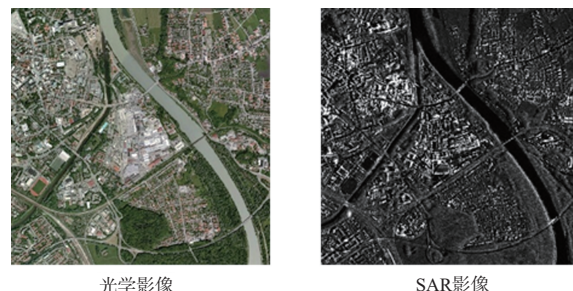


图4 第一组性能对比实验数据

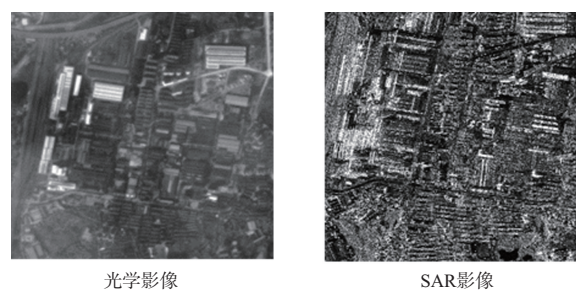


图5 第二组性能对比实验数据

第一组结果如图5所示。

第一组实验的成像区域为城郊低矮区域,SAR影像成像质量好散斑噪声小。图6可以看出模板的大小对特征描述符的特征提取效果影响较大。

当模板小于 30 时，三种特征描述符都无法完成匹配。但随着模板大小提升 GPCS 特征描述符由于兼顾了全局特征和局部细节，匹配点数量上升较快性能改善明显。

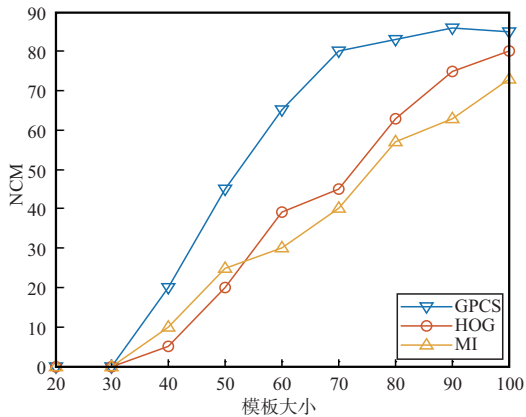


图 6 第一组实验结果

第二组实验的成像质量较差，光学影像有云雾干扰，SAR 影像的散斑噪声也较大，部分高楼区域的纹理不清晰，匹配难度较大。图 7 的结果中

可得出，GPCS 特征描述符在特征提取能力强于 HOG 和 MI。相位一致性响应能够提取影像的细节信息，而高斯空间能够提取影像的强纹理信息，使 GPCS 在模板尺寸内最大程度获取信息。

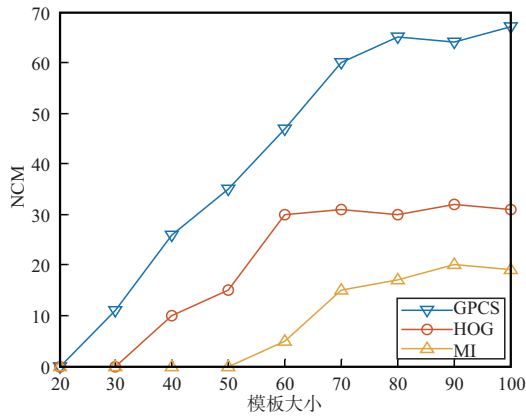


图 7 第二组实验结果

在两组性能对比实验中可以看出，GPCS 特征描述符在不同模板大小的条件下的表现均优于对比算法，能提取光学、SAR 影像中稳定的纹理信息。

表 1 影像配准实验数据

实验编号	光学影像		SAR 影像		影像特点
	传感器 分辨率/m	大小/像素 时间/年月	传感器 分辨率/m	大小/像素 时间/年月	
实验 1	高分 1 号 5	2311×1895 2013 年 10 月	高分 3 号 5	2312×1896 2014 年 3 月	影像纹理细节丰富,辐射一致性好
实验 2	资源 3 号 3	2302×1896 2017 年 3 月	高分 3 号 3	2304×1898 2018 年 10 月	影像分辨率高,局部区域纹理细节少
实验 3	高分 1 号 10	562×535 2016 年 6 月	高分 3 号 10	553×543 2017 年 4 月	影像分辨率较低,光学有雾气干扰 SAR 散斑噪声大

2.2 影像配准实验

本实验选取了不同光学卫星对应的不同分辨率和不同场景的三组影像对作为基准匹配场景，分别代表分辨率差异、辐射差异和时间差异对影像匹配进行全面评价。用匹配点数、NCM 和 RMSE 等三个指标评估 GPCS 描述符的影像配准能力。

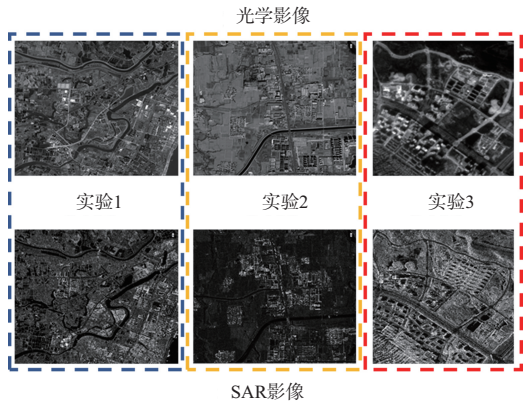


图 8 光学、SAR 实验数据

在实验 1 中，光学、SAR 影像细节丰富且没成像效果较好，并且仅存在少量散斑噪声。GPCS 的配准结果如图 9 所示。

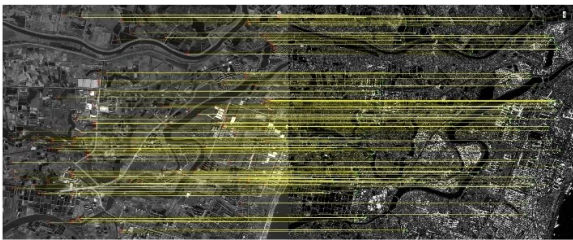


图 9 实验 1 匹配结果

在实验 2 中，成像分辨率升高后，特征描述符的匹配性能下降明显，单位区域内纹理减少使得信噪比降低图像配准难度大幅提升。

在实验 3 中，光学、SAR 成像分辨率较低，并且由于有雾气光学成像模糊边缘不清晰。由于高楼林立导致 SAR 成像的散斑噪声较高，配准难度较大。其匹配结果如图 11 所示。

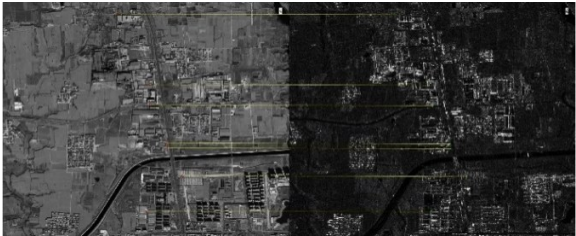


图 10 实验 2 匹配结果

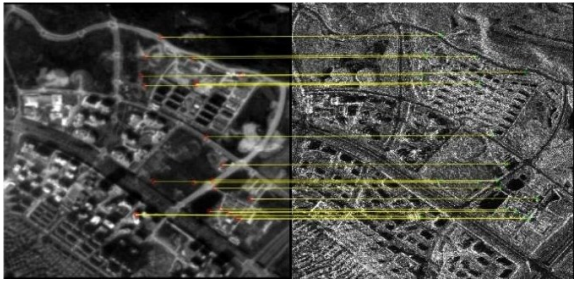


图 11 实验 3 匹配结果

三组实验的匹配点数、NCM 和 RMSE 如下表所示。

表 2 本文方法配准结果

实验编号	匹配点数	NCM	RMSE
实验 1	156	150	1.23
实验 2	7	7	0.98
实验 3	22	21	1.10

实验 1 中的影像的成像条件较好，GPCS 描述符能够准确的找出光学、SAR 影像之间的同名点。实验 2 中，由于分辨率较高，模板范围内的细节信息较少，匹配难度较大，导致描述符最终只提取到少量匹配点。这组实验证明人眼和人脑能够根据全局信息完成对影像的认知，但是基于模板信息的特征描述符无法提取。第三组影像分辨率较低，且成像质量较差，依然比实验 2 找到了更多的同名点。上述三组实验说明本文算法可以适应散斑噪声较多且成像质量较差的情况，表现出较强的特征提取和噪声抑制能力，但是影像必须有丰富的细节纹理。

3 结 论

SAR 影像的乘性散斑噪声和非线性微波辐射使得大多数图像匹配算法性能下降显著。为了使特征描述符能够兼顾特征提取的精度和稳定性，本文融合了相位一致性响应对纹理细节描述能力强的优点和高斯尺度空间鲁棒特征提取能力强的优点，设计了 GPCS 特征描述符。该描述符既有尺度空间提供稳态特征约束，又能提取光学、SAR 影像的纹理细节。通过三组不同成像条件的数据

证明了本文算法能够较好的完成在不同成像平台、不同纹理条件、不同分辨率和不同噪声水平下的光学、SAR 匹配任务，并能获得稳定的匹配点并获得较高的匹配精度。

但是基于模板的匹配方法对于影像之间的旋转变换并没有较好的鲁棒性，对于分辨率过高的影像匹配能力不强。因此随着对地观测技术的进一步发展，今后的研究应该向超高分辨率异源快速匹配方向发展。

参考文献：

[1] Oveis A H, Cantelli-Forti A, Giusti E, et al. SHAP-Assisted resilience enhancement against adversarial perturbations in optical and SAR image classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22:1—5.

[2] Xiong Wenxuan, Sun Mingyu, Du Hua, et al. Cosine similarity template matching networks for optical and SAR image registration[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18:813—827.

[3] Kulkarni, Samadhan, Priti Rege. Pixel level fusion techniques for SAR and optical images: a review[J]. Information Fusion, 2020, 59:13—29.

[4] Wang Peng, Liu Yuzhou, Liang Xiao, et al. CIRSM-Net: A cyclic registration network for SAR and optical images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63:1—19.

[5] Wang Shanhu, You Hongjian, Fu Kun. BFSIFT: A novel method to find feature matches for sar image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4):649—653.

[6] Li Jiayuan, Hu Qingwu, Ai Mingyao. RIFT: Multi-modal image matching based on radiation-variation insensitive feature transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 3296—3310.

[7] Han Xufeng, Leung Thomas, Jia Yangqing, et al. MatchNet: unifying feature and metric learning for patch-based matching [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). America:IEEE, 2015:3279—3286.

[8] Yuki Ono, Eduard Trulls, Pascal Fua, et al. Lf-net: Learning local features from images[C]//Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems. Canada: OIST:2018:6237—6247.

[9] Fang Yuyuan, Hu Jun, Du Chuan, et al. SAR-optical image matching by integrating siamese U-net with FFT correlation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19:1—5.

[10] Merkle N, Auer S, Müller R, et al. Exploring the potential of conditional adversarial network for optical and SAR image matching[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(6):1811—1820.

[11] Cui Song, Ma Ailong; Zhang Liangpei, et al. MAP-Net: SAR and optical image matching via image-based convolutional net-

work with attention mechanism and spatial pyramid aggregated pooling[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60:1—13.

[12] Wang Yaqiong, Xie Huan, Huang Qian, et al. A novel lunar rock detection method combining multiscale phase feature type maps and phase congruency moment maps[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 20:1—5.

[13] Morrone M, Owens R. Feature detection from local energy[J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(5):03—313.

[14] Li, Zeyi, Zhang Haitao, Huang Yihang. A rotation-invariant optical and sar image registration algorithm based on deep and gaussian features[J]. Remote Sensing, 2021, 13:2628.

[15] 嵇宏伟, 刘畅, 潘志刚, 等. 基于相位一致性计算和 RS-GLOH 描述子的 SAR 和光学图像匹配[J]. 中国科学院大学学报, 2023, 40(06):788—799.

Ji Hongwei, Liu Chang, Pan Zhigang, et al. SAR and optical image matching based on phase consistency calculation and RS-GLOH descriptor[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2023, 40(06):788—799

[16] Wu Yue, Ma Wenping, Gong Maoguo, et al. A novel point-matching algorithm based on fast sample consensus for image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 2015, 12(1):43—47.

[17] 覃军友, 沈智华, 林彬, 等. 天基序列星图高精度在轨实时配准方法[J]. 光学技术, 2023, 49(04):476—486.

Tan Junyou, Shen Zhihua, Lin Bin, et al. High-precision in-orbit real-time registration method for space-based star maps sequence[J]. Optical Technique, 2023, 49(04):476—486.

[18] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. America: IEEE: 2005: 886—893.

勘误说明

2025年第51卷第4期

- 1. 第408页作者简介原文刘利辉, 更改为刘丽辉。
- 2. 第418页图5错误, 更改为:

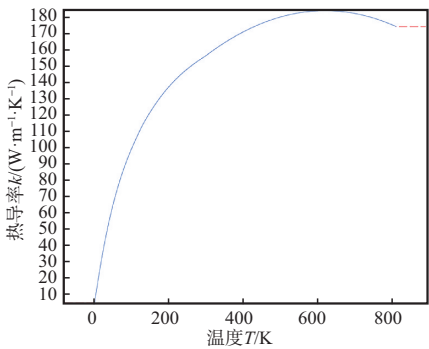


图5 6061 铝合金热导率随温度变化