

光学学报

基于各向异性滤波的相位一致性卫星影像匹配方法

付青^{1,2,3}, 郭晨^{1,2,3}, 罗文浪^{1,2,3*}, 谢世坤^{1,2,3}¹井冈山大学电子与信息工程学院, 江西吉安 343009;²江西省农作物生长物联网技术工程实验室, 江西吉安 343009;³吉安市农业遥感重点实验室, 江西吉安 343009

摘要 针对不同时相卫星影像匹配效果差的问题,提出基于各向异性滤波的相位一致性的卫星影像匹配方法。首先,利用各向异性滤波建立图像非线性尺度空间,再利用相位一致性模型计算每个尺度下的最大矩图。其次,在每个尺度下的最大矩图上利用分块 Shi-Tomasi 算法提取特征点,再通过 Log-Gabor 滤波器建立多尺度多方向的幅值响应,并计算图像的最大幅值响应及其最大幅值的方向索引。然后,在极坐标系下,基于 OpenMP 并行计算实现特征描述符加速构建,再进行影像匹配与误匹配剔除。最后,利用 6 组不同时相、不同视角、辐射差异明显的卫星影像进行实验,实验结果表明,所提出的匹配方法明显优于传统的尺度不变特征变换(SIFT)算法和目前较为先进的辐射变化强度特征转换(RIFT)、绝对相位一致性梯度直方图(HAPCG)等算法。

关键词 遥感; 各向异性滤波; 非线性辐射差异; 相位一致性; 非线性尺度空间; 影像匹配

中图分类号 O439

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231728

1 引言

卫星影像匹配的准确性对于后续区域网平差结果以及数字正射影像(DOM)、数字高程模型(DEM)等产品的生成具有重要影响^[1-5]。特别是在处理多时相卫星影像时,由于不同时间拍摄的卫星影像受到天气、光照、地表覆盖等因素的影响,多时相卫星影像匹配面临着辐射差异较大等巨大挑战。传统的图像匹配方法以尺度不变特征变换(SIFT)算法^[6]最为著名,由于其具有较好的匹配效果,在卫星影像匹配中取得了广泛的应用^[7-8]。然而,针对多时相卫星影像间存在明显的辐射差异等问题,传统的基于梯度信息的 SIFT 算法不能提供鲁棒的特征描述符,仅通过图像灰度信息难以取得较好的匹配效果。

近年来,学者们通过引入相位一致性特征来克服多时相卫星影像匹配中的辐射差异等挑战。相位一致性模型可以获取卫星影像之间相似的几何结构和形态学特征,从而较好地解决影像间的非线性辐射差异。Wong 等^[9]将相位一致性引入到卫星影像中,取得了较好的配准效果。Ye 等^[10]结合相位一致性和方向梯度直方图,通过 Log-Gabor 奇对称滤波器计算出相位的幅值大小和方向,再构造相位一致性方向直方图(HOPC)描述符。然而,HOPC 算法需要比较精确的

地理坐标参考信息^[11],且利用的稀疏采样网格难以获取影像中的详细结构信息^[12]。基于 HOPC 算法,Ye 等^[13]进一步提出了定向梯度通道特征(CFOG)算法,通过逐像素构造描述符,增强了描述图像细节的能力,CFOG 算法利用三维快速傅里叶变换(3DFFT)实现基于频域特征表示的相似性度量,显著提高了匹配效率和精度。

此外,Li 等^[14]提出了辐射变化强度特征转换(RIFT)算法,通过使用相位一致性信息计算最大索引图以提取描述符,但 RIFT 算法对于尺度差异较大的影像匹配效果一般^[11]。姚永祥等^[11]提出了绝对相位一致性梯度直方图(HAPCG)算法,通过构造绝对相位梯度方向,一定程度上解决了相位特征反转或突变问题,但 HAPCG 算法难以处理影像之间的大旋转问题^[15]。

综上,传统基于图像梯度特征的 SIFT 算法在处理多时相卫星影像的非线性辐射差异方面匹配效果较差。现有的相位一致性匹配方法难以同时处理好非线性辐射差异和几何差异的问题。例如,HOPC 算法需要较为精确的地理参考信息,RIFT 算法难以处理尺度差异较大的问题,而 HAPCG 算法在处理较大旋转问题时匹配效果一般。

针对多时相卫星影像存在的几何和辐射差异导致的匹配效果较差的问题,本文同时考虑了几何和辐射

收稿日期: 2023-11-02; 修回日期: 2023-12-28; 录用日期: 2024-01-05; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(42061055, 51867011)、江西省自然科学基金项目(20202BABL202047)

通信作者: *9920150045@jgsu.edu.cn

差异的问题,并主要通过两方面进行改进。首先,相比于传统的高斯尺度空间,通过构造各向异性滤波的非线性图像尺度空间,增强尺度空间图像的判别力,特征是图像的边缘与细节信息,有助于匹配过程中提取更多的可重复特征点。其次,进一步改进相位一致性的特征描述符构建方法,基于 Log-Gabor 滤波器建立多尺度多方向的幅值响应,通过对特征描述空间范围进行平均间距分割,计算图像的最大幅值响应及其最大幅值的方向索引,这有助于提高特征描述符的可区分性与可靠性。

2 技术方法

基于各向异性滤波的相位一致性卫星影像匹配流

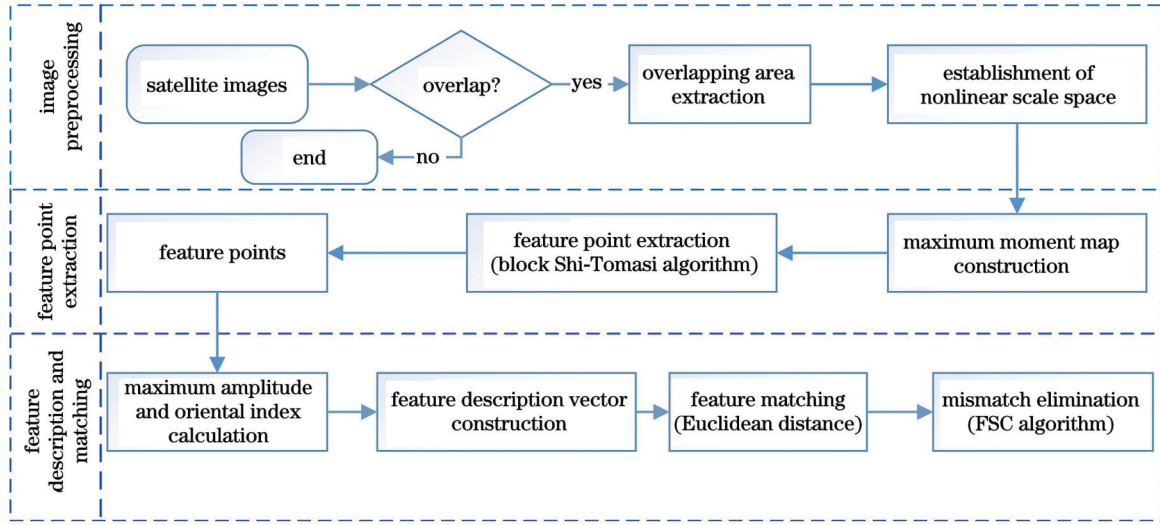


图1 技术路线图

Fig. 1 Overall technical flow chart

2.1 非线性尺度空间与最大矩图构建

利用优化的图像非线性扩散方法^[17],建立各向异性扩散方程,其数学表达式为

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial t} = \text{div} \left[\frac{1}{1 + |\Delta L_\sigma|^2 / k^2} \cdot (x, y, t) \Delta L \right] \\ \mathbf{L}^{n+1} = \frac{\mathbf{L}^n}{2[\mathbf{I} - 2\tau \mathbf{A}_1(\mathbf{L}^n)]} + \frac{\mathbf{L}^n}{2[\mathbf{I} - 2\tau \mathbf{A}_2(\mathbf{L}^n)]} \end{cases}, (1)$$

式中:div 表示散度操作符; t 表示时间度量的尺度值,

$\frac{1}{1 + |\Delta L_\sigma|^2 / k^2}$ 表示扩散系数; $\mathbf{A}_1(\mathbf{L}^n)$ 和 $\mathbf{A}_2(\mathbf{L}^n)$ 分别表

示编码图像 \mathbf{L}^n 行方向和列方向的扩散系数矩阵; \mathbf{L}^{n+1} 表示扩散后的结果; \mathbf{I} 表示初始图像; τ 表示时间步长; L_σ 表示非线性扩散图像; k 表示对比度因子。在扩散计算过程中,尺度值需要转换为时间值,即 $t_n = 1/2\sigma_n^2$, σ_n 表示尺度,层数 $n \in \{0, 1, \dots, S\}$ 。

利用式(1)中的非线性滤波和高斯滤波,分别对原始图像进行尺度空间构建,结果如图2所示。

程如图1所示,主要包括4个步骤:1)非线性尺度空间与最大矩图构建,利用各向异性滤波建立图像非线性尺度空间,再利用相位一致性模型计算每个尺度下的最大矩图;2)特征点提取,利用分块 Shi-Tomasi 算法对每个尺度下的最大矩图提取特征点;3)特征描述与匹配,利用 Log-Gabor 滤波器生成多尺度多方向的幅值响应,并计算图像的最大幅值响应及其最大幅值的方向索引,在极坐标系下,基于 OpenMP 并行计算实现特征描述符加速构建,再将特征点间描述符的欧氏距离作为相似性测度进行初始匹配;4)误匹配探测与剔除,利用快速样本共识(FSC)算法^[16]对初始匹配集进行误匹配剔除。

随着图像尺度的增加,高斯尺度空间的图像开始变得模糊,尤其体现在图像边缘和细节信息,如图2所示。然而,非线性扩散尺度空间上的图像变模糊的程度较低,同时较好地保留边缘和细节特征,这是因为非线性滤波可以较好地保留图像边缘信息,这有助于后续图像特征提取。

Kovesi^[18]优化了相位一致性模型,将一维信号的相位一致性扩展到二维图像,并认为该模型可以用于图像中的边缘特征检测。该模型采用多尺度、多方向的二维 Log-Gabor 滤波器对图像进行卷积操作,计算图像的局部能量,从而获得二维相位一致性模型^[19-22]。Log-Gabor 滤波器可表示为

$$L(\omega, \theta) = \exp \left\{ \frac{-[\ln(\omega/\omega_0)]^2}{2[\ln(\sigma/\omega_0)]^2} \right\} \exp \left[\frac{-(\theta - \theta_0)^2}{2\sigma_\theta^2} \right], (2)$$

式中: ω_0 表示滤波器的中心频率; σ 表示带宽系数; σ/ω_0 表示常量; θ_0 表示滤波方向; σ_θ 表示高斯函数的标准差。

二维 Log-Gabor 滤波器的形式如下:

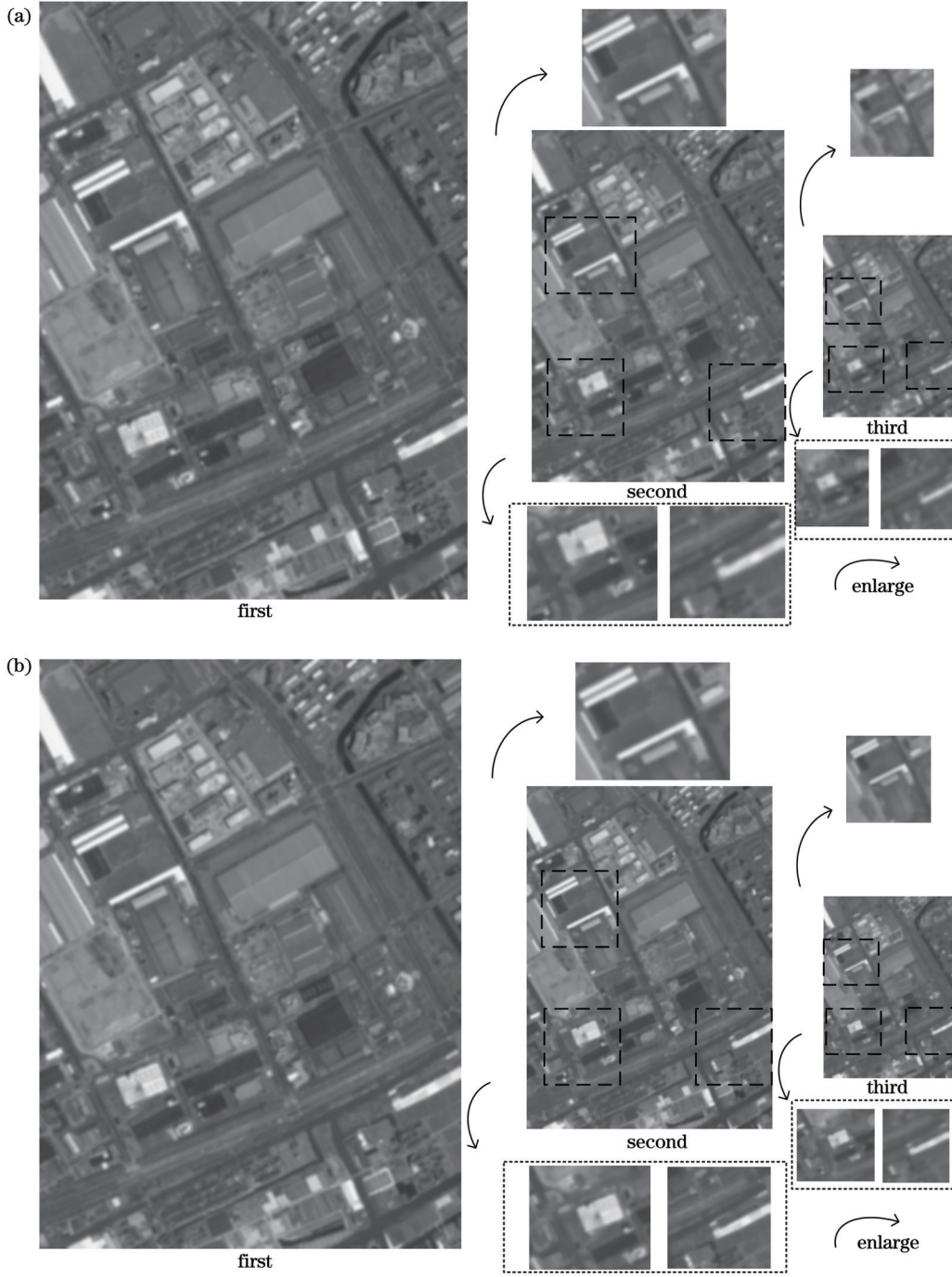


图 2 尺度空间构建。(a)高斯尺度空间;(b)非线性尺度空间

Fig. 2 Scale space construction. (a) Gaussian scale space; (b) nonlinear scale space

$$L(x, y) = L_{s,o}^{\text{even}}(x, y) + iL_{s,o}^{\text{odd}}(x, y), \quad (3)$$

式中: $L_{s,o}^{\text{even}}(x, y)$ 和 $L_{s,o}^{\text{odd}}(x, y)$ 分别表示尺度 s 、方向 o 上的偶对称、奇对称滤波器; i 表示频域中的虚数单位。

将二维图像 $I(x, y)$ 分别与 $L_{s,o}^{\text{even}}(x, y)$ 和 $L_{s,o}^{\text{odd}}(x, y)$ 进行卷积操作, 获得图像 $I(x, y)$ 在两个滤波器下的响应值 $e_{s,o}(x, y)$ 和 $o_{s,o}(x, y)$:

$$[e_{s,o}(x, y), o_{s,o}(x, y)] = [I(x, y) * L_{s,o}^{\text{even}}(x, y), I(x, y) * L_{s,o}^{\text{odd}}(x, y)]. \quad (4)$$

进一步计算得到 $I(x, y)$ 在尺度 s 、方向 o 上的幅值

$A_{s,o}(x, y)$ 和相位 $\phi_{s,o}(x, y)$:

$$\begin{cases} A_{s,o}(x, y) = \sqrt{e_{s,o}^2(x, y) + o_{s,o}^2(x, y)} \\ \phi_{s,o}(x, y) = \arctan[o_{s,o}(x, y)/e_{s,o}(x, y)] \end{cases}, \quad (5)$$

进而得到二维相位一致性模型 $P_2(x, y)$:

$$P_2(x, y) = \frac{\sum_s \sum_o w_o(x, y) [A_{s,o}(x, y) \Delta \Phi_{s,o}(x, y) - T]}{\sum_s \sum_o A_{s,o}(x, y) + \xi}, \quad (6)$$

式中: $w_o(x, y)$ 表示权重因子; T 表示估计的噪声阈值; ξ 表示防止分母为 0 的极小值; $\Delta\Phi_{s,o}(x, y)$ 表示尺度 s 、方向 o 上的相位偏差函数; $[\]$ 表示负值取 0 符号, 防止值为负数。

最后, 计算得到相位一致性的最大矩 M :

$$M = \frac{1}{2} \left[c + a + \sqrt{b^2 + (a - c)^2} \right], \quad (7)$$

$$\begin{cases} a = \sum_{\theta} [\text{PC}(\theta) \cos \theta]^2 \\ b = 2 \sum_{\theta} [\text{PC}(\theta) \cos \theta] [\text{PC}(\theta) \sin \theta] \\ c = \sum_{\theta} [\text{PC}(\theta) \sin \theta]^2 \end{cases}, \quad (8)$$

式中: a 、 b 和 c 表示计算的中间结果; θ 表示方向 o 的角度; $\text{PC}(\theta)$ 表示影像在 θ 处的相位一致性响应值。

对原始影像进行格网分块, 再按照影像附带的有理多项式系数 (RPC) 建立地理位置映射关系, 计算出待匹配对应位置的影像块, 如图 3(a) 所示。采用相位一致性模型建立的最大矩图如图 3(b) 所示。

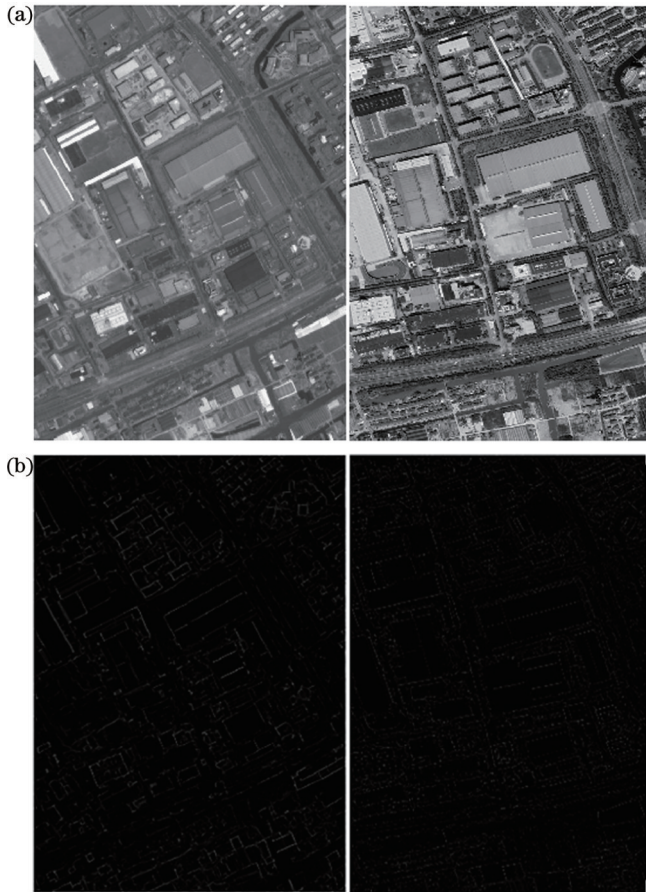


图 3 影像块与最大矩图。(a) 原始影像块; (b) 最大矩图
Fig. 3 Image blocks and maximum moment maps. (a) Original image blocks; (b) maximum moment maps

2.2 特征点提取

利用相位一致性模型计算最大矩图 M , 再使用具有多尺度和多方向特性的 Log-Gabor 滤波器对最大矩

图 M 进行卷积操作, 获得最大矩图 M 在 s 尺度和 o 方向上的响应函数 $A_{s,o}(x, y)$ 。

由于每个尺度上都存在多个方向的响应值, 将每个尺度上的多方向响应值 $A'_{s,o}(x, y)$ 进行求和累加, 获得最大矩图 M 在尺度因子 s_i 上的响应函数:

$$A'_{s_i}(x, y) = \sum_{j=1}^o A'_{s_i, o_j}(x, y), \quad (9)$$

式中: $1 \leq s_i \leq s_o$ 。

基于 $A'_{s_i}(x, y)$ 在水平和垂直方向的梯度分量 $D_x(x, y)$ 和 $D_y(x, y)$ 计算出 $A'_{s_i}(x, y)$ 在尺度 s_i 上的梯度幅值 $D(s_i)$ 和相位 $\theta(s_i)$:

$$\begin{cases} D(s_i) = \sqrt{D_x^2(x, y) + D_y^2(x, y)} \\ \theta(s_i) = \arctan \left[D_y(x, y) / D_x(x, y) \right] \end{cases} \quad (10)$$

进一步采用分块 Shi-Tomasi 算法进行特征点提取, Shi-Tomasi 算法的判别矩阵 \mathbf{A} 为

$$\mathbf{A} = \sum_{(x,y) \in O} w(x, y) \begin{bmatrix} D_x^2 & D_x D_y \\ D_Y D_X & D_Y^2 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中: $w(x, y)$ 表示窗口函数; $D_x(x, y)$ 和 $D_y(x, y)$ 表示图像在 (x, y) 方向上的偏导数。

Shi-Tomasi 算法的角点检测的响应函数为

$$R = \min(\lambda_1, \lambda_2), \quad (12)$$

式中: λ_1 和 λ_2 表示判别矩阵 \mathbf{A} 的两个特征值。

Shi-Tomasi 算法与 Harris 算法类似, 如果 R 大于设定的阈值, 则认为它是一个角点^[23]。对图 3 中的最大矩图利用分块 Shi-Tomasi 算法提取特征点, 结果如图 4 所示。

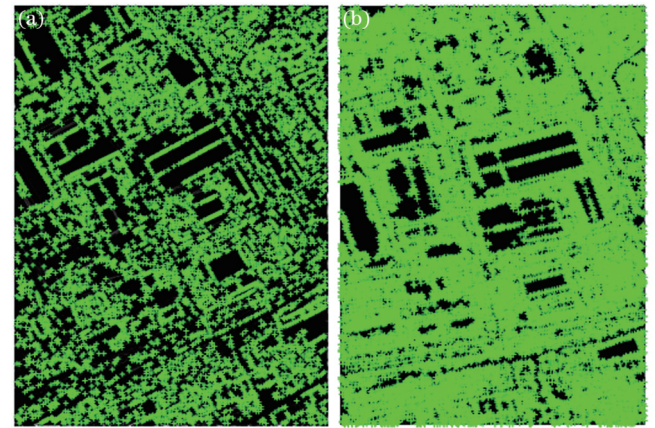


图 4 最大矩图特征点检测。(a) 参考影像块的最大矩图特征点; (b) 待匹配影像块的最大矩图特征点

Fig. 4 Detection of feature points on maximum moment map. (a) Maximum moment map feature points of reference image block; (b) maximum moment map feature points of image block to be matched

2.3 特征描述与匹配

利用 Log-Gabor 滤波器对应的响应函数 $A_{s,o}(x, y)$

的幅值和方向信息进行特征描述,以提高描述符的唯一性和鲁棒性。将 Log-Gabor 滤波器中的尺度参数和

方向参数分别设置为 4 和 6, 计算出响应函数 $A'_{s,o_i}(x,y)$, 其共包括 24 个响应图, 如图 5 所示。

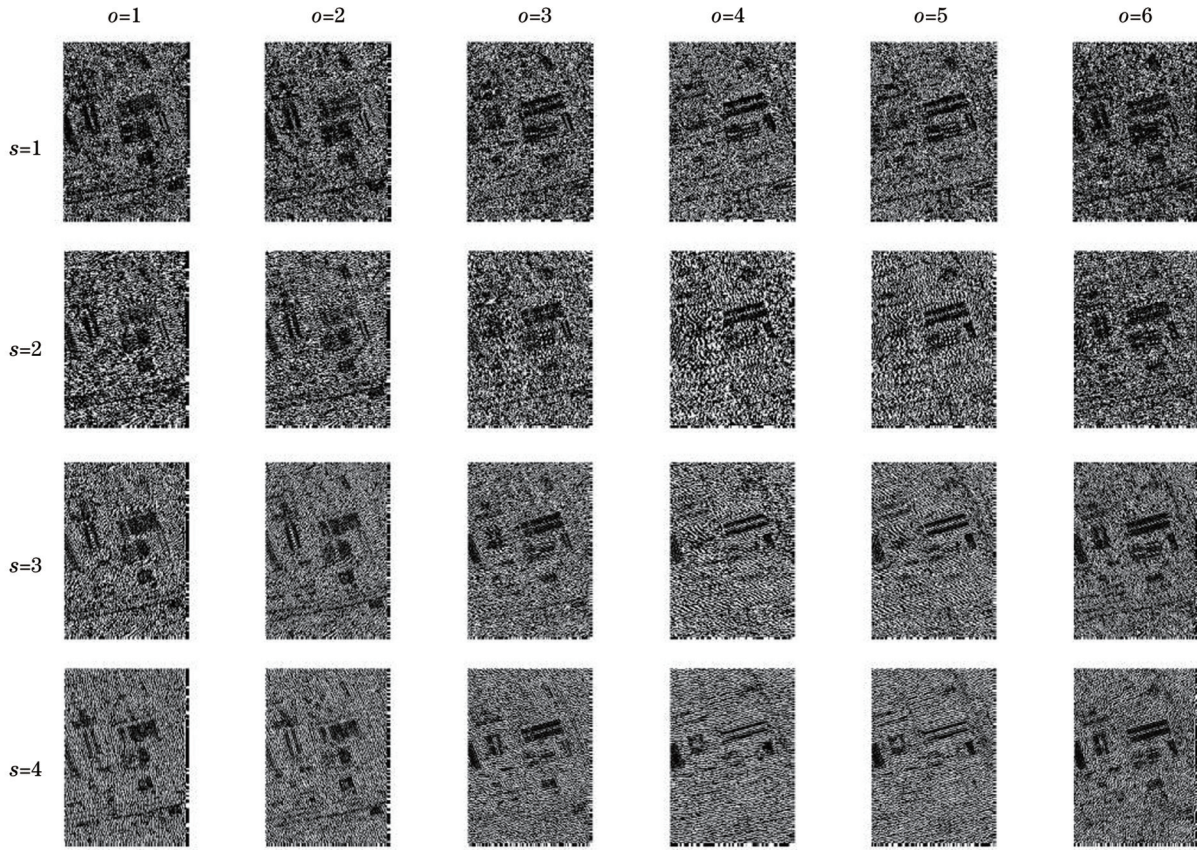


图 5 基于相位一致性模型的幅值响应

Fig. 5 Amplitude based on phase congruency model

对 4 个尺度上的响应值进行求和, 求出每个方向上的幅值响应 $A'_o(x,y)$:

$$A'_o(x,y) = \sum_{i=1}^4 A'_{s_i,o_i}(x,y) \quad (13)$$

通过判断每个像素点在 6 个方向对应幅值的最大值及最大值所在的方向索引, 得到最大幅值响应 $A_o^{\max}(x,y)$ 和方向索引 $o_i(x,y)$ 。最大幅值响应的判断公式为

$$A_o^{\max}(x,y) = \max\{A_{o_1}(x,y), \dots, A_{o_6}(x,y), \dots, A_{o_6}(x,y)\} \quad (14)$$

接着, 进行特征点描述符构建, 如图 6 所示。在极坐标系下, 将特征点设为中心, 选择一定半径大小的圆形邻域图像块, 如 96×96 。以 36° 为间隔进行 10 等分, 一共将其划分为 41 个 block, 每个 block 具有 6 维的直方图。以直方图的形式分别对每个 block 的最大幅值响应和方向索引进行统计, 生成包含 246 维特征向量的特征描述符。最后, 将特征点的主方向设为直方图的峰值方向。

特征描述符构建是整个匹配过程中最为耗时的部分, 约占总体时间开销的 $70\% \sim 80\%$ 。由于每个特征点的描述符只与自身周围邻域的图像特征块有关, 不

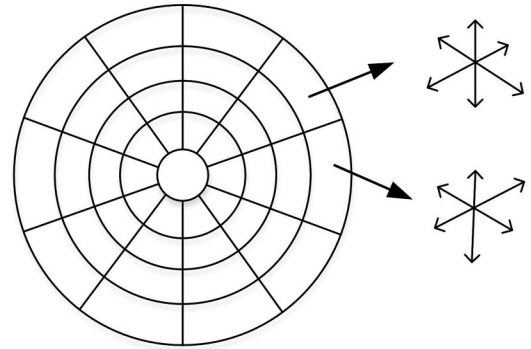


图 6 对数极坐标系下描述符构建

Fig. 6 Descriptor construction in log-polar coordinate system

同特征点的描述符相互独立, 不存在依赖关系, 故可以通过采用 CPU 多核并行技术 (OpenMP 并行计算), 对特征描述符构建过程进行并行加速, 以有效地减少整个匹配计算过程的耗时, 从而显著提高匹配的效率。

最后, 利用欧氏距离作为初始匹配的相似性度量, 对上述特征描述符进行匹配, 从而得到卫星影像的初始匹配点集。

2.4 误匹配探测与剔除

初始匹配点集中含有一定数量的误匹配点, 需要

对其进行误匹配探测与剔除,故在初始匹配点集的基础上,本文使用快速样本一致性(FSC)算法对初始匹配点集进行误匹配剔除。

FSC算法^[16]是基于随机采样一致性(RANSAC)算法进行优化改进的。当初始匹配中的内点比例小于50%时,传统的RANSAC方法难以得到较好的粗差探测结果,在RANSAC算法中,初始匹配点集中内点的比例是影响模型精度的重要因素。如果初始匹配点集中内点的比例太低,则随机被选出用于计算模型的 n 个点都是内点的概率非常低,这导致计算模型的精度较低,且算法将非常耗时。当内点的比例小于50%时,RANSAC算法将失败,而FSC算法可以较好

地解决该问题。

3 实验与分析

为了验证本文匹配方法的效果,将其与经典的影像匹配方法进行对比实验,包括SIFT算法、RIFT算法以及HAPCG算法。SIFT算法是基于梯度信息的特征匹配算法,RIFT算法和HAPCG算法都是基于改进的相位一致性的匹配算法。

3.1 实验数据

选取了6组卫星影像数据,即A~F组,卫星影像数据主要来源于资源三号01星(ZY3-01)和高分一号(GF-1)卫星,具体情况如表1所示。

表1 卫星影像实验数据情况
Table 1 Experimental data of satellite images

Dataset	Source		Year of capture of image		Resolution / m	
	Left image	Right image	Left image	Right image	Left image	Right image
A	ZY3-01	ZY3-01	2015	2015	3.5	3.5
B	ZY3-01	ZY3-01	2015	2015	3.5	3.5
C	ZY3-01	ZY3-01	2014	2014	3.5	3.5
D	GF-1	ZY3-01	2019	2015	2.0	3.5
E	GF-1	ZY3-01	2020	2015	2.0	3.5
F	GF-1	ZY3-01	2020	2014	2.0	3.5

A~C组属于同时相的卫星影像,不存在显著的辐射和几何差异,A组的地物覆盖类型包含了农田和农村居住地,B组的地物覆盖类型主要包含了城镇居住地,C组的地物覆盖类型包含了农田和山脉,这3组卫星实验数据的缩略图如图7~9所示。

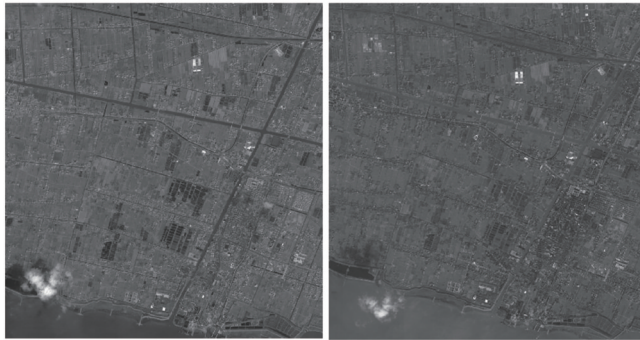


图7 A组实验数据(农田)

Fig. 7 Experimental data of group A (farmland)

D~F组属于不同时相的卫星影像,存在明显的非线性辐射和几何差异,D组的地物覆盖类型包含了农田和水域,E组的地物覆盖类型主要包含了城镇居住地,F组的地物覆盖类型包含了山脉,这3组卫星实验数据的缩略图如图10~12所示。

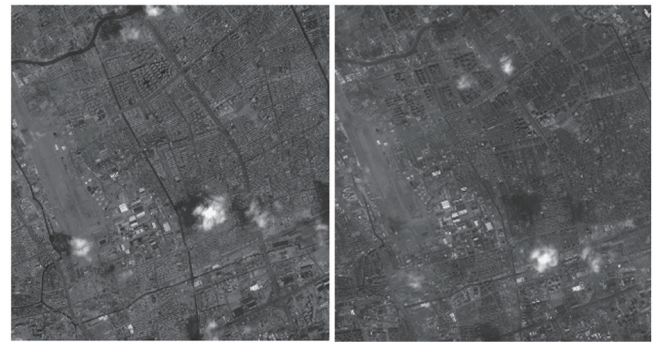


图8 B组实验数据(城镇)

Fig. 8 Experimental data of group B (urban)

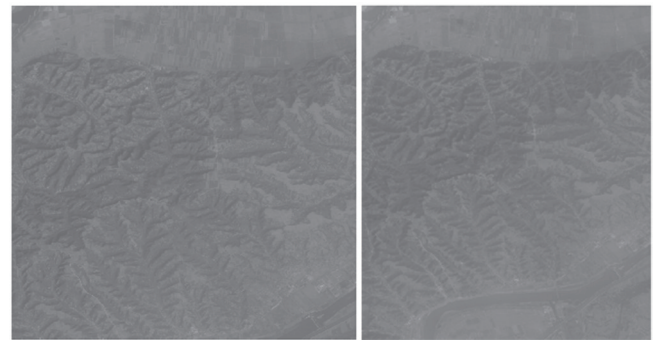


图9 C组实验数据(山区)

Fig. 9 Experimental data of group C (mountain)

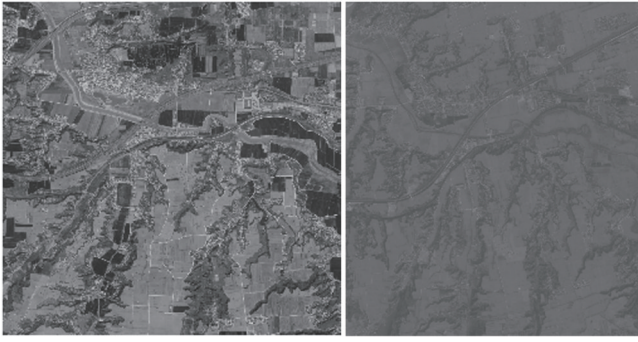


图 10 D组实验数据(农田)

Fig. 10 Experimental data of group D (farmland)

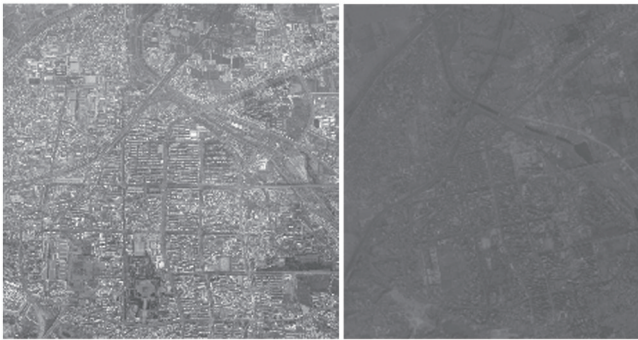


图 11 E组实验数据(城镇)

Fig. 11 Experimental data of group E (urban)

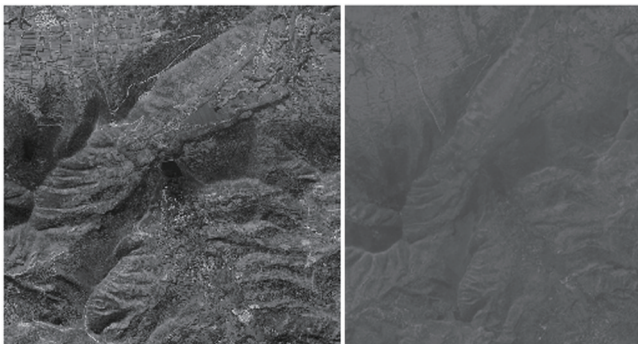


图 12 F组实验数据(山地)

Fig. 12 Experimental data of group F (mountain)

3.2 实验环境与参数设置

所有匹配实验都在相同的硬件环境下进行,使用的计算机硬件配置为: Intel(R) Core(TM) i7-8700@3.2 GHz, 32G 内存, 256G 固态硬盘。实验中使用的软件环境是 Windows 10 64 位操作系统、Microsoft Visual Studio 2017(VC++)。

本文的算法设置参数为 $o=6$ 、 $p=4$, 特征描述符为 246 维。选择欧氏距离作为特征匹配的度量标准, 即如果两个特征向量之间的欧氏距离小于给定阈值, 则这对特征点将被视为潜在的匹配点对。在本实验中, 阈值设置为 2 pixel, 并且使用 FSC 算法进行误匹配剔除。

3.3 实验结果与分析

为了评价本文方法的匹配效果, 利用这 4 种匹配方法分别对前三组(A~C组)实验数据进行匹配, 结果如图 13 至图 15 所示。

从图 13~15 可以看出: 针对同一时相的农田、城区的卫星影像, SIFT 算法可以取得较好的效果, 但针

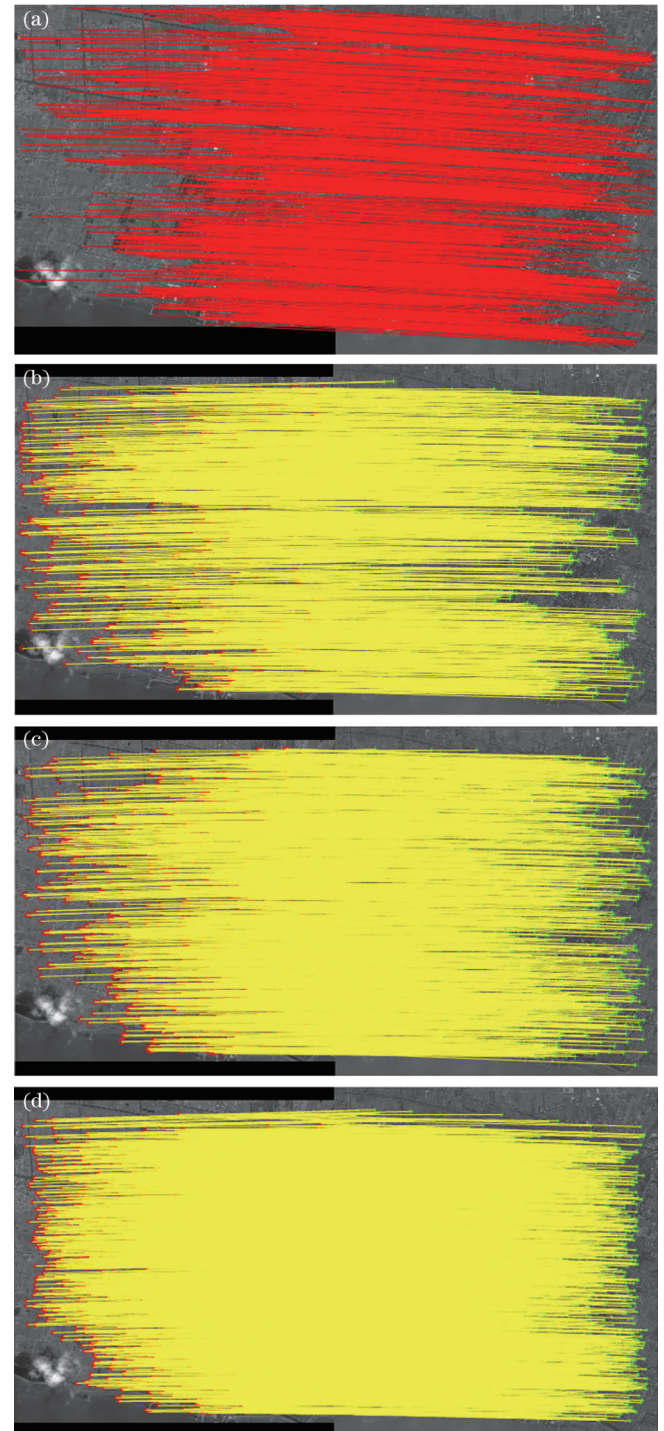


图 13 A组实验数据的匹配结果。(a) SIFT算法;(b) RIFT算法;(c) HAPCG算法;(d)本文算法

Fig. 13 Matching results of experimental data of group A. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

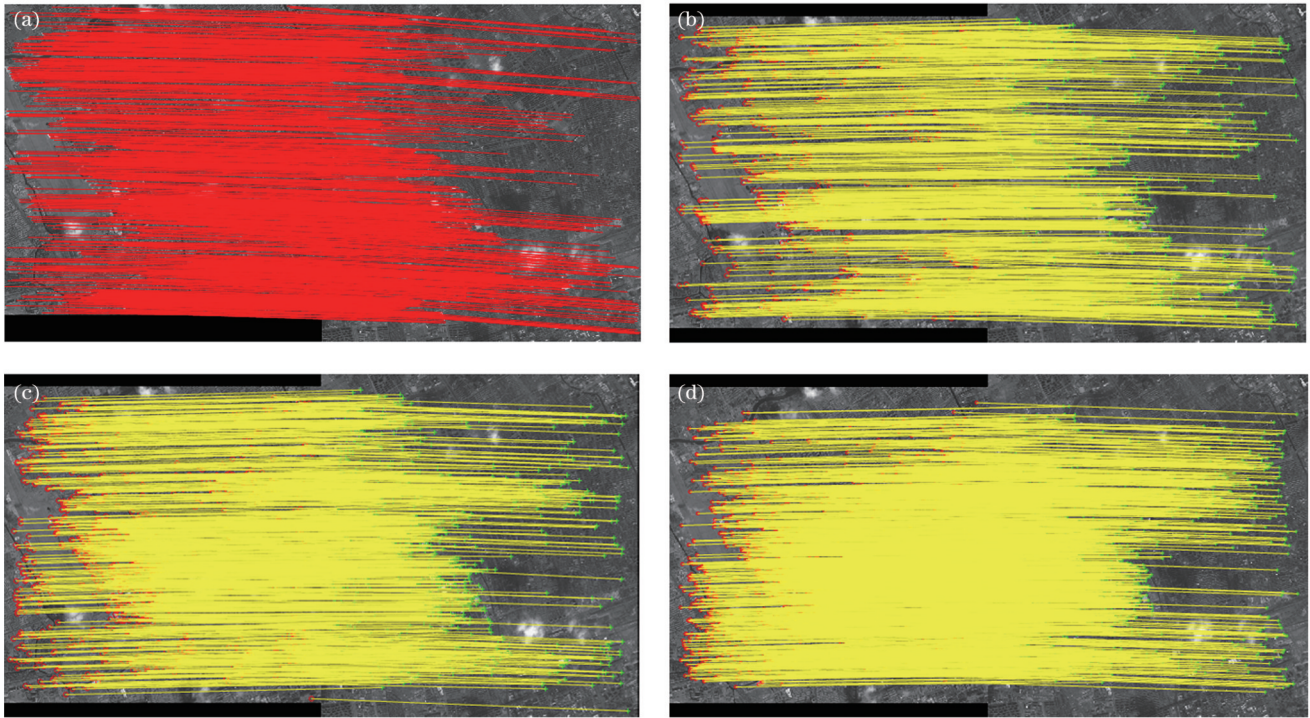


图 14 B组实验数据的匹配结果。(a) SIFT算法;(b) RIFT算法;(c) HAPCG算法;(d)本文算法

Fig. 14 Matching results of experimental data of group B. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

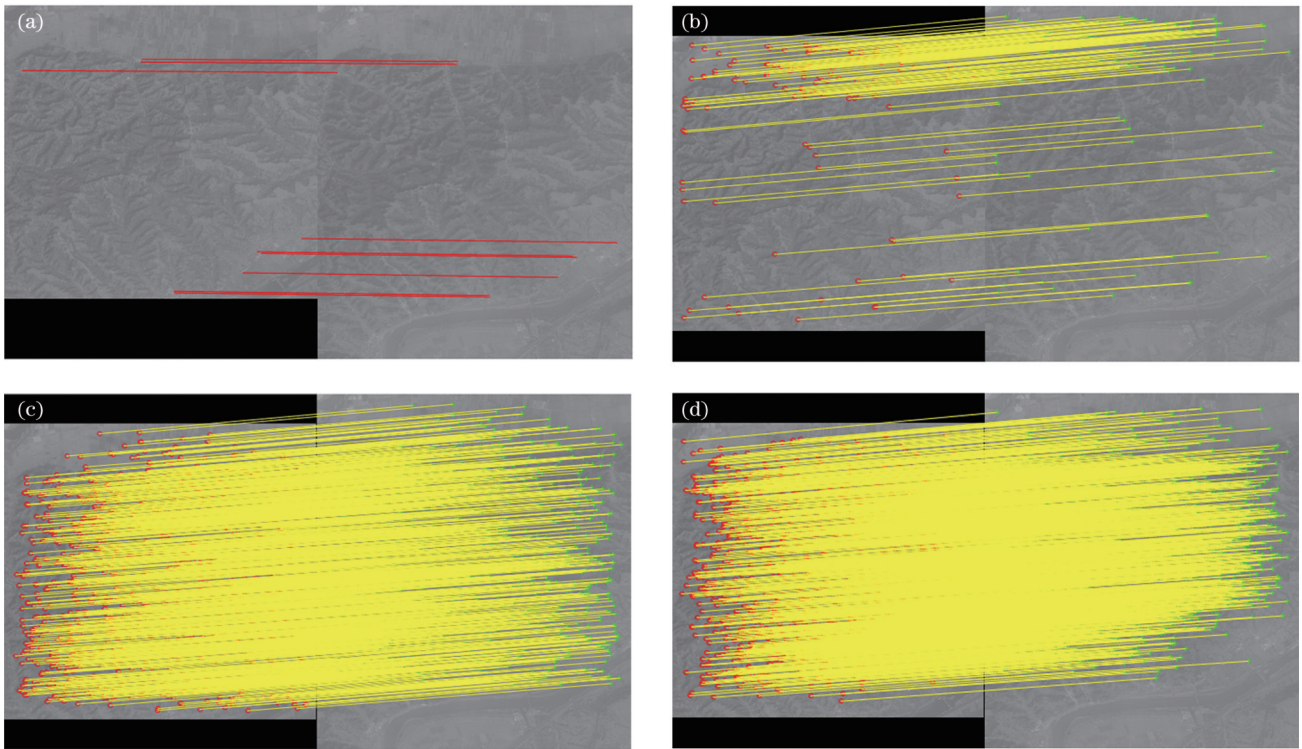


图 15 C组实验数据的匹配结果。(a) SIFT算法;(b) RIFT算法;(c) HAPCG算法;(d)本文算法

Fig. 15 Matching results of experimental data of group C. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

对山区的弱纹理、重复纹理的卫星影像，SIFT算法的匹配效果较差，仅匹配上少量的点对；对于山区的卫星影像，RIFT、HAPCG算法都可以取得较好的匹配效

果；而本文的匹配算法，不管是对农田、城区的卫星影像，还是对山区的弱纹理、重复纹理的卫星影像，都取得较好的匹配效果。

再利用这 4 种匹配方法分别对后三组(D~F 组) 实验数据进行匹配,结果如图 16~18 所示。

从图 16~18 可以看出:针对不同时相的卫星影

像,由于影像之间存在显著的非线性辐射以及尺度差异, SIFT 算法的匹配效果较差, F 组实验数据基本上没匹配上正确的点对; RIFT 算法的匹配效果一般,不

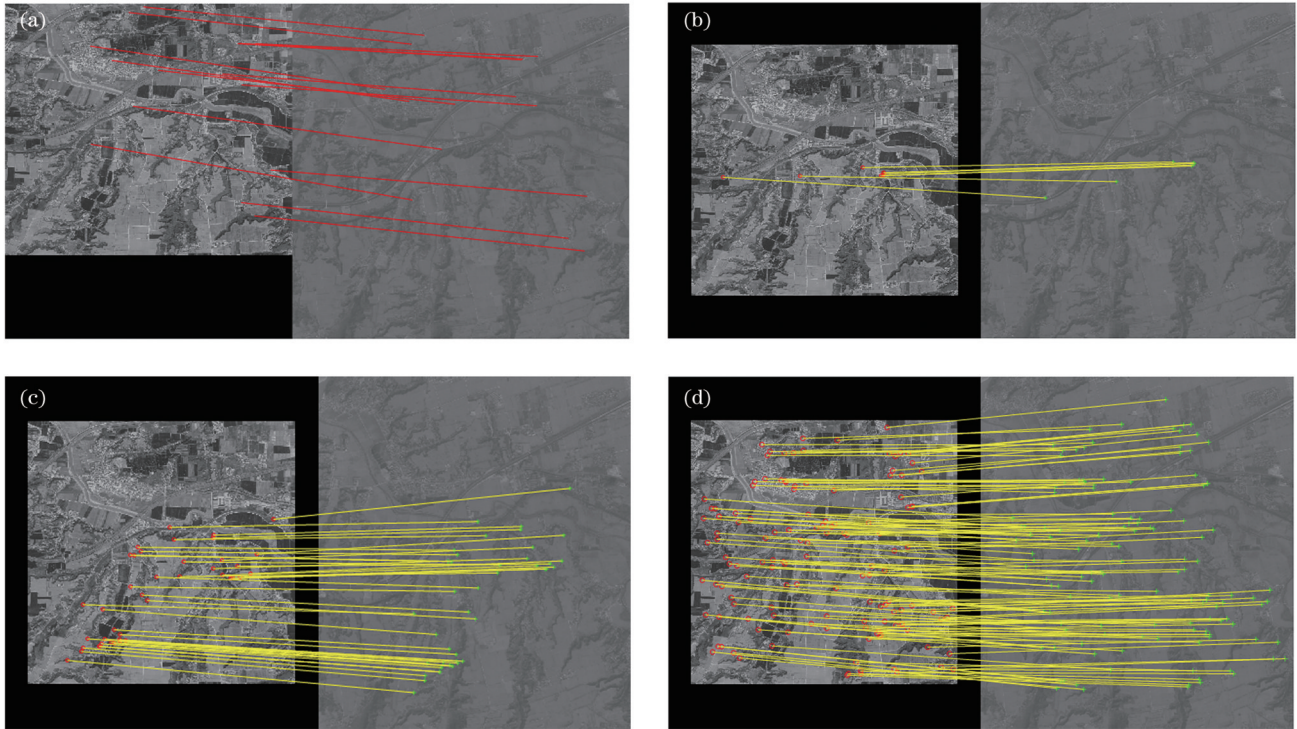


图 16 D 组实验数据的匹配结果。(a) SIFT 算法; (b) RIFT 算法; (c) HAPCG 算法; (d) 本文算法

Fig. 16 Matching results of experimental data of group D. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

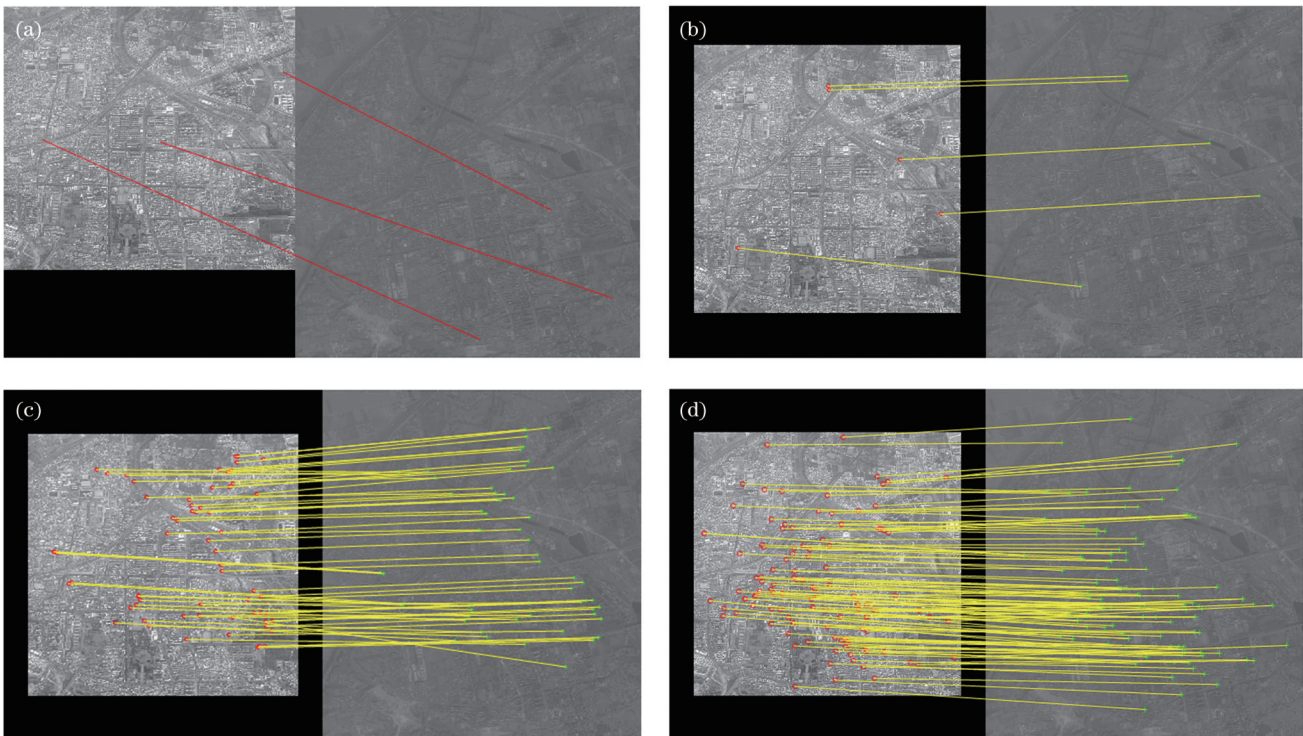


图 17 E 组实验数据的匹配结果。(a) SIFT 算法; (b) RIFT 算法; (c) HAPCG 算法; (d) 本文算法

Fig. 17 Matching results of experimental data of group E. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

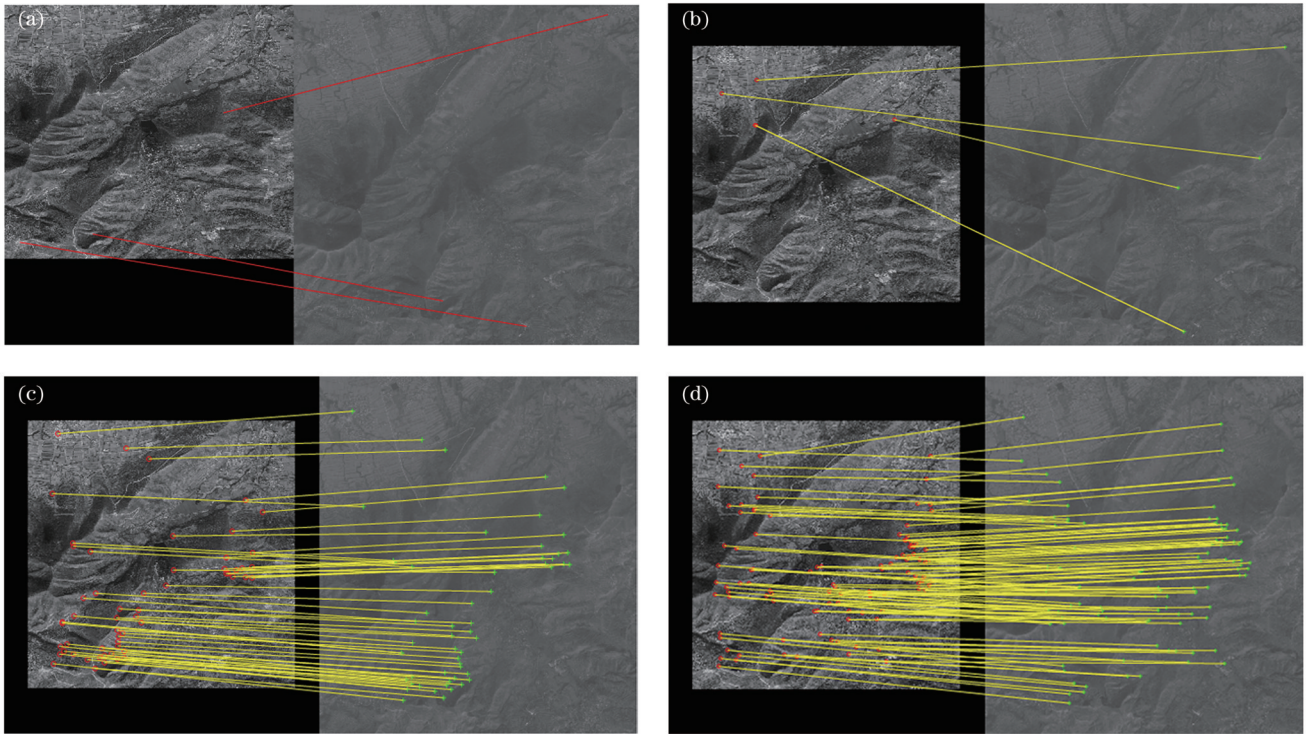


图 18 F 组实验数据的匹配结果。(a) SIFT 算法; (b) RIFT 算法; (c) HAPCG 算法; (d) 本文算法

Fig. 18 Matching results of experimental data of group F. (a) SIFT algorithm; (b) RIFT algorithm; (c) HAPCG algorithm; (d) proposed algorithm

同时相的卫星影像还存在显著的尺度差异, 导致 RIFT 算法匹配的点对较少; HAPCG 算法的匹配效果优于 RIFT 算法, 这是因为 HAPCG 算法同样采用了非线性尺度空间构造方法, 对于尺度差异具有一定的鲁棒性; 而本文方法的匹配效果最优, 不管是对农田、城镇、山地, 都可以匹配上足够数量的匹配点对, 尤其

是不同时相的卫星影像(D~F 组), 影像之间还存在一定的角度旋转差异, 导致 HAPCG 算法匹配效果下降。

进一步将这 4 种匹配方法对这 6 组实验数据的匹配效果进行定量分析, 即统计正确的匹配点数 (NCM)、均方根误差 (RMSE), 结果如表 2 所示。

表 2 不同匹配算法的匹配效果

Table 2 Matching performance of different matching algorithms

Dataset	SIFT		RIFT		HAPCG		Proposed method	
	NCM	RMSE	NCM	RMSE	NCM	RMSE	NCM	RMSE
A	944	0.925	1158	1.288	1575	1.181	3084	1.106
B	903	1.009	642	1.313	879	1.113	1230	1.165
C	9	0.871	139	1.371	1096	1.255	1270	1.188
D	9	0.987	5	1.307	40	1.252	136	1.192
E	—	—	7	1.367	65	1.090	120	1.168
F	—	—	—	—	56	1.117	103	1.172

从表 2 可以看出, 针对 A 组实验数据, 这 4 种方法都可以取得较好的匹配效果, 匹配正确点数分别为 944、1158、1575 和 3084。同样地, B 组实验数据的结果与 A 组类似。但 C 组实验数据覆盖的地物类型为山地, 存在弱纹理、重复纹理等现象, 导致基于梯度特征的 SIFT 算法的匹配效果较差, 仅匹配上 9 点对; 基于相位一致性的 RIFT 算法的匹配效果一般, 匹配上 139 点对; 而 HAPCG 算法与本文算法的匹配效果都明显

较优, 正确匹配点对分别为 1096 和 1270。进一步统计匹配精度, 即均方根误差, 本文算法的匹配精度优于 RIFT 算法, 与 HAPCG 算法匹配精度相当, 如对于 A 组实验数据, 本文算法的中误差为 1.106 pixel, 优于 RIFT 算法的 1.288 pixel, 略低于 SIFT 算法的 0.925 pixel。

针对 D~F 组实验数据, SIFT 算法和 RIFT 算法的匹配效果较差, 匹配上的点对低于 10 对, HAPCG 算法居中, 可以匹配一定数量的点对, 而本文算法的匹配

效果最优,如 D 组至 F 组实验数据的正确匹配点数分别为 136、120 和 103,其对应的中误差都优于 1.20 pixel。

进一步验证本文提出的各向异性滤波非线性尺度空间构造方法的优势,本文的匹配算法采用两种尺度空间构造方法,即传统高斯线性尺度空间以及非线性尺度空间,其余步骤保持一致,匹配结果如表 3 所示。

表 3 不同尺度空间构造方法的匹配效果

Table 3 Matching performance of different scale space construction methods

Dataset	Gaussian linear scale space		Anisotropic filtering nonlinear scale space	
	NCM	RMSE	NCM	RMSE
	A	2681	1.207	3084
B	1101	1.061	1230	1.165
C	1088	1.309	1270	1.188
D	37	1.331	136	1.192
E	60	1.056	120	1.168
F	99	1.024	103	1.172

从表 3 可以看出,采用本文提出的各向异性滤波非线性尺度空间构造方法,可以进一步提高匹配效果,这主要是因为本文采用的非线性尺度空间构造方法可以较好地保留图像的边缘和细节特征,有助于提高匹配的准确性。

再对本文匹配算法的计算效率进行分析,比较单核 CPU 串行与多核(6 核)CPU 并行的计算效率,结果如表 4 所示。

表 4 不同 CPU 核心数的匹配计算效率

Table 4 Matching computational efficiency of different CPU cores

Dataset	Time /s		Speed-up ratio
	Single-core CPU	Multi-core CPU	
	A	312.784	
B	279.135	86.688	3.22
C	343.311	90.823	3.78
D	398.073	101.809	3.91
E	380.557	103.694	3.67
F	359.467	100.130	3.59

从表 4 中可以看出,本文匹配算法采用了 OpenMP 并行计算加速后,可以显著提高匹配的计算效率,在本实验环境中,这 6 组实验数据对应的计算加速比处于 3.22 与 3.91 之间。

4 结 论

针对多时相、多视角、辐射差异的卫星影像匹配效果较差的问题,提出了基于各向异性滤波的相位一致

性影像匹配方法。通过利用各向异性滤波建立图像非线性尺度空间,提出改进相位一致性模型的特征描述符构建方法,并基于 OpenMP 并行计算技术实现特征描述符加速构建。与现有匹配算法相比,本文方法在匹配正确点数上取得了明显的优势,尤其是在处理弱纹理、重复纹理、不同时相、非线性辐射差异等复杂情况下表现突出。未来将探索如何结合深度学习等前沿技术,进一步提升本文匹配方法的鲁棒性和适用性。

参 考 文 献

- [1] D'Angelo P. Evaluation of ZY-3 for DSM and ortho image generation[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, XL-1/W1: 57-61.
- [2] 张过, 汪韬阳, 李德仁, 等. 轨道约束的资源三号标准影像区域网平差[J]. 测绘学报, 2014, 43(11): 1158-1164, 1173. Zhang G, Wang T Y, Li D R, et al. Block adjustment for ZY-3 satellite standard imagery based on strip constraint[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(11): 1158-1164, 1173.
- [3] 张力, 孙钰珊, 杜全叶, 等. 多源光学卫星影像匹配及精准几何信息提取[J]. 测绘科学, 2019, 44(6): 96-104, 132. Zhang L, Sun Y S, Du Q Y, et al. Image matching and accurate geometric information extraction of multi-source optical satellite imagery[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(6): 96-104, 132.
- [4] D'Angelo P, Cerra D, Azimi S M, et al. 3D semantic segmentation from multi-view optical satellite images[C]// IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 28-August 2, 2019, Yokohama, Japan. New York: IEEE Press, 2019: 5053-5056.
- [5] Gong K, Fritsch D. DSM generation from high resolution multi-view stereo satellite imagery[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2019, 85(5): 379-387.
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] 戴激光, 宋伟东, 李玉. 渐进式异源光学卫星影像 SIFT 匹配方法[J]. 测绘学报, 2014, 43(7): 746-752. Dai J G, Song W D, Li Y. Progressive SIFT matching algorithm for multi-source optical satellite images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2014, 43(7): 746-752.
- [8] 于子雯, 张宁, 潘越, 等. 基于改进的 SIFT 算法的异源图像匹配[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 1211002. Yu Z W, Zhang N, Pan Y, et al. Heterogeneous image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 1211002.
- [9] Wong A, Orchard J. Efficient FFT-accelerated approach to invariant optical-LIDAR registration[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(11): 3917-3925.
- [10] Ye Y X, Shen L. HOPC: a novel similarity metric based on geometric structural properties for multi-modal remote sensing image matching[J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, III-1: 9-16.
- [11] 姚永祥, 张永军, 万一, 等. 顾及各向异性加权力矩与绝对相位方向的异源影像匹配[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1727-1736. Yao Y X, Zhang Y J, Wan Y, et al. Heterologous images matching considering anisotropic weighted moment and absolute phase orientation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(11): 1727-1736.
- [12] 睦海刚, 刘畅, 干哲, 等. 多模态遥感图像匹配方法综述[J]. 测绘学报, 2022, 51(9): 1848-1861.

- Sui H G, Liu C, Gan Z, et al. Overview of multi-modal remote sensing image matching methods[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(9): 1848-1861.
- [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] Li J Y, Hu Q W, Ai M Y. RIFT: multi-modal image matching based on radiation-variation insensitive feature transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 29: 3296-3310.
- [15] 刘伟玉, 万一, 张永军, 等. 基于相位均匀卷积的LiDAR深度图与航空影像高效匹配方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(8): 1309-1317.
Liu W Y, Wan Y, Zhang Y J, et al. An efficient matching method of LiDAR depth map and aerial image based on phase mean convolution[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1309-1317.
- [16] Wu Y, Ma W P, Gong M G, 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] Weickert J, Romeny B H, Viergever M A. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 398-410.
- [18] Kovesi P. Phase congruency detects corners and edges[EB/OL]. [2023-11-09]. https://wenku.baidu.com/view/30121f4f7b3e0912a21614791711cc7931b77837.html?_wks_ =1705563197679.
- [19] 谢勋伟. 扩展的多模态遥感图像累积结构特征匹配方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(4): 0428002.
Xie X W. Extended cumulative structural feature matching method for multimodal remote sensing images[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(4): 0428002.
- [20] 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.
- [21] 王新生, 孙润德, 姚统. 基于相位一致性的遥感图像匹配方法[J]. *计算机应用*, 2021, 41(S1): 225-229.
Wang X S, Sun R D, Yao T. Remote sensing image matching algorithm based on phase congruency[J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(S1): 225-229.
- [22] 薛庆, 杨树文, 闫恒, 等. 耦合相位一致性与互信息的光学影像与 SAR 影像配准方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(24): 2428003.
Xue Q, Yang S W, Yan H, et al. Optical and SAR image registration method of coupling phase congruency and mutual information[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(24): 2428003.
- [23] Bansal M, Kumar M, Kumar M, et al. An efficient technique for object recognition using Shi-Tomasi corner detection algorithm[J]. *Soft Computing*, 2021, 25(6): 4423-4432.

Phase Congruency Satellite Image Matching Method Based on Anisotropic Filtering

Fu Qing^{1,2,3}, Guo Chen^{1,2,3}, Luo Wenlang^{1,2,3*}, Xie Shikun^{1,2,3}

¹*School of Electronics and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an 343009, Jiangxi, China;*

²*Jiangxi Engineering Laboratory of IoT Technologies for Crop Growth, Ji'an 343009, Jiangxi, China;*

³*Ji'an Key Laboratory of Agricultural Remote Sensing, Ji'an 343009, Jiangxi, China*

Abstract

Objective The quality of satellite image matching directly affects the accuracy and reliability of the subsequent block adjustment accuracy, which in turn affects the generation of products such as digital orthophoto maps (DOMs) and digital elevation models (DEMs). The traditional scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm based on image gradient features performs poorly in handling nonlinear radiation differences, and existing phase congruency matching methods have difficulty in simultaneously handling nonlinear radiation differences and geometric differences. For example, the radiation-variation insensitive feature transform (RIFT) algorithm has difficulty in handling large scale differences; the histogram of absolute phase consistency gradient (HAPCG) algorithm has a general matching effect for large rotation problems, and the histogram of orientated phase congruency (HOPC) algorithm requires more accurate geographic reference information. There are three challenges for satellite image matching with multiple phases, multiple views, and radiation differences. Traditional Gaussian linear scale space construction methods lead to image edge blur and loss of detail in the process of building image pyramids; traditional phase congruency methods have difficulty in extracting repeatable and robust feature points, and traditional random sample consensus (RANSAC) algorithm often fails to address the high rate of gross errors in the image matching process. We proposed a phase congruency satellite image matching method based on anisotropic filtering, which could further improve the accuracy and number of correctly matched points in satellite images with significant nonlinear radiation differences and geometric differences.

Methods In light of the challenges posed by satellite matching images with varying phases, views, and radiation differences, we proposed a satellite image matching method based on anisotropic filtering and phase congruency. Firstly,

anisotropic filtering was used to establish the nonlinear scale space of the image, and then the phase congruency model was used to calculate the maximum moment map at each scale. Secondly, feature points were extracted using the block-based Shi-Tomasi algorithm on the maximum moment map at each scale, and then the Log-Gabor filter was used to establish the amplitude response at multiple scales and orientations and calculate the maximum amplitude response and its corresponding orientation index. Then, in polar coordinates, feature descriptor construction was accelerated based on OpenMP parallel computing, followed by image matching and mismatch elimination. The proposed method further enhances the matching effect of satellite images with significant nonlinear radiation and geometric differences.

Results and Discussions Due to significant nonlinear radiation and scale differences between satellite images taken at different time, the matching performance of the SIFT algorithm is poor, and the experimental data in group F does not yield correctly matched point (NCM) pairs. Similarly, the matching performance of the RIFT algorithm is mediocre, as the significant scale differences in the satellite images taken at different times result in fewer point pairs being matched. The matching performance of HAPCG algorithm is better than that of the RIFT algorithm, as it also utilizes a nonlinear scale space construction method, providing a certain level of robustness to scale differences. However, the method proposed in this paper achieves the best matching performance, being able to match a sufficient number of point pairs in agricultural, urban, and mountainous areas. Particularly, for satellite images taken at different time (groups D–F), as shown in Figs. 16–18, the proposed method outperforms the HAPCG algorithm, even when there are certain angular rotation differences between the images. Furthermore, the matching performance of these four matching methods on the six experimental datasets is quantitatively analyzed, including the statistical data for the NCMs and the root mean square error (RMSE), as shown in Table 1.

Conclusions In response to the poor matching effects of satellite images with multiple phases, multiple views, and radiation differences, we propose a phase congruency image matching method based on anisotropic filtering. By utilizing anisotropic filtering to establish a nonlinear scale space for images, we propose an improved feature descriptor construction method for the phase congruency model and implement feature descriptor acceleration construction based on OpenMP parallel computing. The proposed method has demonstrated significant advantages in terms of NCMs compared with existing matching algorithms, particularly excelling in handling weak texture, repetitive texture, non-coincident time phases, and nonlinear radiation differences. In the future, we will explore how to integrate cutting-edge technologies such as deep learning to further enhance the robustness and applicability of the matching method.

Key words remote sensing; anisotropic filtering; nonlinear radiation difference; phase congruency; nonlinear scale space; image matching