

面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法

高德玫¹ 张浩伟¹
GAO Demei ZHANG Haowei

摘要

多时相遥感图像受卫星轨道参数、姿态信息、地形起伏及大气折射等多重因素耦合影响,普遍存在几何畸变、局部仿射形变及非线性位移等复杂问题,导致特征描述子在不同时相图像中呈现显著不一致性,降低了特征提取的精度和匹配效果。针对这一问题,文章提出了一种面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法。该算法通过共线方程纠正法与金字塔分层处理对多时相遥感图像进行几何配准与空间对齐,有效消除轨道偏移、视角差异及地形起伏引起的几何失真,确保图像几何一致性。构建高斯金字塔进行时相遥感图像多尺度空间分解,利用差分高斯空间(DoG)极值点检测算法提取潜在特征点。在特征点邻域内计算梯度幅值加权方向直方图,结合局部仿射变换估计和区域自适应采样策略,构建具有旋转、缩放和剪切不变性的特征描述子。采用最近邻算法与比率测试进行特征描述子的初步匹配,结合随机采样一致性算法(RANSAC)估计仿射变换矩阵并筛选匹配对,形成对目标在时间序列上的完整描述,实现多时相遥感图像的仿射不变特征提取。实验结果表明,该算法在匹配正确率上达到92.5%,特征匹配点数量为1 639,显著优于两种对比方法,有效提升了多时相遥感图像特征提取的精度。

关键词

多时相数据; 遥感图像; 仿射不变特征; 特征点检测; 几何配准

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.08.034

0 引言

多时相遥感图像能够反映同一地区在不同时间点的地物变化情况。然而,由于遥感图像在获取过程中会受到多种因素的影响,导致不同时相的图像之间存在几何畸变和仿射变换,这给多时相遥感图像的特征提取带来了巨大挑战。为了应对遥感图像特征提取的难题,研究者们提出了一系列图像特征提取方法。李娇娇等人^[1]提出通过深度学习的强大学习能力和扩张卷积网络对特征的捕捉能力,实现对遥感图像特征的提取。卢金花^[2]提出利用 Gabor 小波滤波器,通过构造多级滤波器来抑制图像背景滤波,进而提取不受图像大小变化影响的尺度空间特征。胡健健等人^[3]通过设计新的解码器,对图像进行充分多尺度特征融合,增强了模型对特征边缘细节的表征能力,从而实现特征提取。然而,这些方法大多侧重于单一时相图像的特征提取,在处理多时相遥感图像时,难以有效应对不同时相图像之间的几何畸变和仿射变换问题,导致提取的特征在多时相图像间的稳定性和一致性较差,无法满足多时相遥感图像分析的需求。

针对上述背景,本文研究了一种面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法。该算法通过精确的几何配准和

空间对齐,有效地减少图像间的几何畸变;通过仿射自适应特征点检测,提取出具有仿射不变性的特征点;通过构建仿射不变特征描述子,描述了特征点的局部特征;最后通过多时相特征匹配,实现了特征提取。

1 面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法设计

1.1 多时相遥感图像几何配准与空间对齐

多时相遥感图像在成像过程中,由于卫星轨道参数、姿态信息、地形起伏、大气折射等多种因素的影响,不同时相的遥感图像之间会存在几何畸变。通过几何配准与空间对齐,能够消除多时相遥感图像之间的几何畸变,确保提取的特征具有一致性和可比性。采用共线方程纠正法进行配准。对于每一幅遥感图像,根据其成像时的卫星轨道参数和姿态信息,建立共线方程,其公式为:

$$\begin{cases} x-x_0=-f\frac{a_1(X-X_s)+a_2(Y-Y_s)+a_3(Z-Z_s)}{a_9(X-X_s)+a_{10}(Y-Y_s)+a_{11}(Z-Z_s)} \\ y-y_0=-f\frac{a_4(X-X_s)+a_5(Y-Y_s)+a_6(Z-Z_s)}{a_9(X-X_s)+a_{10}(Y-Y_s)+a_{11}(Z-Z_s)} \end{cases} \quad (1)$$

式中: (x, y) 表示多时相遥感图像像点的坐标; (x_0, y_0) 表示多时相遥感图像主点的坐标; f 表示焦距; (X, Y, Z) 表示地面点坐标; (X_s, Y_s, Z_s) 表示卫星在成像时刻的位置坐标; $a_1, a_2, \dots, a_{11}$ 表示与卫星姿态和成像几何有关的参数。

1. 郑州科技学院信息工程学院 河南郑州 450064

在完成初步的几何配准后,考虑到地形起伏或大气折射等因素,配准后的图像仍可能存在一些非线性变形^[4]。为了补偿这些变形,对配准后的图像进行金字塔分层处理。在每一层上,利用 Lucas-Kanade 光流算法估计局部平移、旋转和缩放参数,其公式为:

$$T = \begin{bmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta & t_x \\ s \sin \theta & s \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: s 表示缩放因子; θ 表示旋转角; (t_x, t_y) 表示平移量。通过逐层细化,逐步补偿图像中的非线性变形,使图像在局部范围内达到更精确的几何对齐。

为消除配准过程中引入的噪声并保留边缘信息,采用双边滤波对补偿后的图像进行平滑处理,其公式为:

$$h'(x) = k^{-1} \iint_{-\infty}^{\infty} f'(\xi) c(\xi, x) s(f'(\xi), f'(x)) d\xi \quad (3)$$

式中: h' 表示输出的多时相遥感图像; x 表示遥感图像中需要进行平滑滤波的点向量; ξ 表示与点向量 x 相邻的点向量; k 表示归一化函数,其公式为:

$$k(x) = \iint_{-\infty}^{\infty} c(\xi, x) s(f'(\xi), f'(x)) d\xi \quad (4)$$

通过上述步骤,实现了多时相遥感图像的几何配准与空间对齐。

1.2 仿射不变特征点检测

为了从这些变化复杂的图像中提取出能够稳定表征图像内容、不受局部仿射变换影响的特征,需要进行仿射不变特征点检测。该检测能够提取出在局部仿射变换下保持稳定的特征点,确保这些特征点在不同时相、不同成像条件的遥感图像中都能够稳定存在。

首先,针对配准后可能仍存在局部变化及复杂因素的图像,基于高斯金字塔对其进行多尺度分解,通过逐层下采样与高斯平滑,能够捕捉不同尺度下的特征响应,增强算法对尺度变化的适应性,从而更好地应对图像中可能存在的多尺度特征^[5]。下一步进行 DoG 空间极值点检测,通过计算相邻两层高斯金字塔图像的差值,突出遥感图像中的仿射不变特征点。空间极值点检测的邻域示意图如图 1 所示。

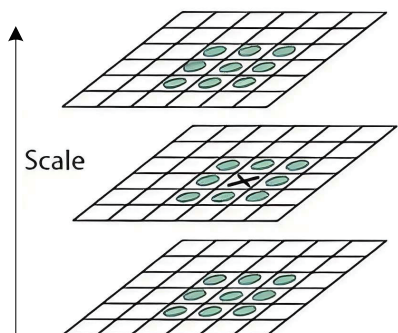


图 1 空间极值点检测示意图

在 DoG 空间中,每个像素点与其同尺度及相邻尺度的 26 个邻域点(8 邻域+9 上/下层邻域+自身)比较,若该点为局部极值,则标记为候选极值点。为了确定离散空间中的极值点是否为真正关键点,需要进一步进行精细化确定。对候选极值点进行三维二次函数拟合,消除低对比度点^[6]。为进一步剔除边缘响应点,计算候选特征点的局部二阶导数矩阵,其公式为:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 表示 DoG 空间 $D(x, y, \sigma)$ 在点 x 处的二阶偏导数。对矩阵 H 进行特征值分解,得到特征值 λ_1 和 λ_2 ,特征值的大小反映了局部曲面的主曲率。

通过特征值的比值判断是否为边缘响应点,定义主曲率,其公式为:

$$r = \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \quad (6)$$

若满足式(7),则判定为边缘响应点进行剔除。

$$\frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^2}{\lambda_1 \cdot \lambda_2} > \frac{(r+1)^2}{r} \quad (7)$$

1.3 构建仿射不变特征描述子

为了全面、准确地描述特征点周围的局部特征,并实现不同图像之间特征的可靠比较与匹配,需要构建仿射不变特征描述子。

首先,计算特征点邻域像素的梯度幅值和方向。梯度幅值反映了像素值的局部变化强度,梯度方向反映了像素值的局部变化方向,梯度方向的计算公式为:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \quad (8)$$

将梯度方向划分为若干个区间(如 36 个区间),统计每个区间内的梯度幅值总和,形成梯度方向直方图。选取梯度方向直方图中幅值最大的区间作为多时相遥感图像特征点的主方向^[7]。为了增强仿射不变特征匹配的鲁棒性,选取幅值次大的区间作为仿射不变特征点的辅方向。通过特征点主方向确定,算法能够使特征点具有旋转不变性,提高特征点的匹配精度。

采用局部仿射变换估计和区域采样相结合的方法,构建仿射不变区域。利用特征点邻域像素的梯度信息,估计局部仿射变换矩阵。根据估计的局部仿射变换矩阵,对特征点邻域进行采样,提取具有仿射不变性的局部区域,构建仿射不变区域的核心代码如图 2 所示。通过仿射不变区域构建,算法能够提取具有仿射不变性的局部区域。特征描述子生成旨在将仿射不变区域的局部特征转化为特征向量,以便进行特

征匹配。将仿射不变区域划分为若干个子区域，对每个子区域计算梯度方向直方图，并转化为特征向量。特征向量的每个元素对应于梯度方向直方图中的一个区间，其值反映了该区间内的梯度幅值总和。

```
def build_affine_invariant_region(image, keypoint, radius=5):
    x, y = keypoint
    gradients = compute_gradient(image, x, y, radius)
    num_bins = 36
    histogram = np.zeros(num_bins)
    bin_size = 360 / num_bins
    for magnitude, direction in gradients:
        bin_index = int((direction + 180) // bin_size) % num_bins
        histogram[bin_index] += magnitude
    main_direction = np.argmax(histogram) * bin_size
    secondary_direction = np.argsort(histogram)[-2] * bin_size
    affine_matrix = np.array([
        [np.cos(np.radians(main_direction)), -np.sin(np.radians(main_direction)), 0],
        [np.sin(np.radians(main_direction)), np.cos(np.radians(main_direction)), 0],
        [0, 0, 1]
    ])
    sampled_region = image[y - radius:y + radius + 1, x - radius:x + radius + 1]
    return sampled_region, main_direction, secondary_direction
```

图2 构建仿射不变区域的核心代码图

对生成的特征向量进行归一化处理，消除光照变化等因素的影响。通过上述步骤，能够实现多时相遥感图像的仿射不变特征描述子构建，为后续的多时相分析提供准确的空间对应关系和特征信息，支持更高级的遥感图像分析与应用。

1.4 多时相特征匹配实现特征提取

针对多时相遥感图像中的特征描述子，采用最近邻算法进行初步匹配。对于每个时相图像中的特征点，计算其与另一时相图像中所有特征点之间的欧氏距离，选择距离最小的作为匹配点。但仅依靠距离最小进行匹配可能会引入误匹配点^[8]。为了提高匹配精度，引入比率测试（Ratio Test）对初步匹配结果进行筛选。设最近邻距离为 d_1 ，次近邻距离为 d_2 ，若满足式（9），则认为匹配是可靠的，否则予以剔除。

$$\frac{d_1}{d_2} < T \tag{9}$$

式中： T 为设定阈值。

考虑到图像中可能存在的噪声、遮挡以及视角变化等因素，这些因素导致的匹配困难。为了应对这些问题，采用随机采样一致性算法（RANSAC）来估计两幅图像之间的仿射变换矩阵。RANSAC 通过随机选择一组匹配点，计算仿射变换矩阵，然后计算所有匹配点在该变换矩阵下的内点数，迭代多次选择内点数最多的变换作为最终结果^[9-10]。其核心代码逻辑如图3所示。通过RANSAC筛选后的匹配对，认为其在不同时相的图像中对应着相同的地面特征。这些匹配对构成了多时相遥感图像的特征提取结果。通过上述

步骤，成功实现了面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取。

```
def ransac_affine_fit(matches, threshold):
    best_inliers = []
    best_transform = None
    for _ in range(max_iterations):
        # 随机选择匹配点对计算仿射变换矩阵
        sample = random.sample(matches, min_samples)
        transform = compute_affine_transform(sample)

        # 计算内点数
        inliers = [m for m in matches if is_inlier(m, transform, threshold)]

        if len(inliers) > len(best_inliers):
            best_inliers = inliers
            best_transform = transform

    return best_transform, best_inliers
```

图3 随机采样一致性算法核心代码图

2 实验分析

2.1 实验数据

本实验选用了多组多时相遥感图像数据，这些数据涵盖了不同地域、不同季节以及不同成像条件下的遥感图像。为了确保实验的全面性和准确性，选择了包含城市、农田、山地等多种地物类型的图像，以验证算法在不同场景下的适用性。每组数据均包含多个时相的遥感图像，用于模拟实际应用多时相数据的变化情况。所有影像均经过辐射校正和大气校正预处理，实验区面积控制在像素 500 px×500 px 至 2 000 px×2 000 px 之间。

2.2 算法参数设置

在实验过程中，算法的关键参数设置如表1所示。

表1 算法参数设置表格

序号	模块	参数名称	设置值
1	几何配准	共线方程迭代精度	1e-6
2	几何配准	Lucas-Kanade 窗口尺寸	21×21
3	特征检测	DoG 极值点对比度阈值	0.03
4	特征检测	边缘响应比	12
5	特征描述	主方向邻域半径	44 px
6	特征描述	辅方向阈值	0.8 倍主方向强度
7	特征匹配	RANSAC 迭代次数	5 000
8	特征匹配	内点阈值	3 px
9	特征匹配	比率测试阈值	0.75

基于上述参数设置，应用面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法对多时相遥感图像进行仿射不变特征提取。

2.3 特征提取结果对比分析

为验证本文提出的遥感图像仿射不变特征提取算法的实际效能,实验将其与两种现有的图像特征提取算法对比。两种对比算法分别为:算法 A 基于深度学习扩张卷积网络的遥感图像特征提取算法和算法 B 基于 Gabor 小波的图像特征提取算法。对比实验采用了相同的实验数据和相关参数设置,3 种算法的多时相遥感图像仿射不变特征提取结果如图 4 所示。

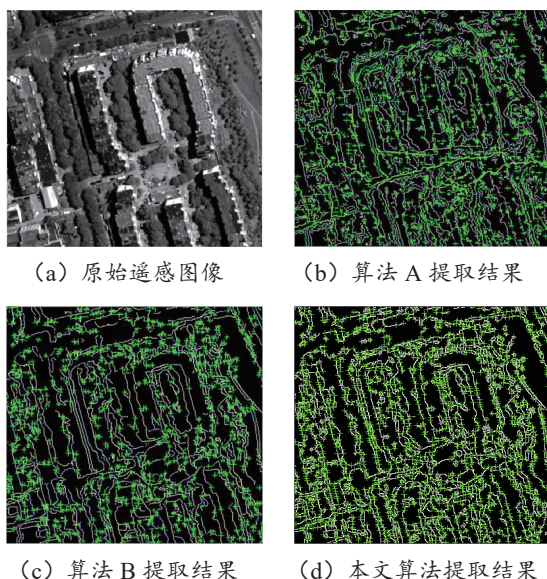


图 4 不同算法的仿射不变特征提取结果对比图

从图 4 可以看出,所提出的算法提取的显著特征点更贴合图像中的实际边缘位置。为进一步量化评估算法性能,统计了上述提取结果的匹配正确率和匹配点数量,对比结果如表 2 所示。

表 2 仿射不变特征匹配结果对比

序号	算法	匹配正确率 /%	特征匹配点数量
1	本文算法	92.5	1 639
2	算法 A	83.7	1 127
3	算法 B	78.9	1 024

由表 2 中的数据可以看出,所提出的算法在匹配正确率和匹配点数量上均优于其他两种算法。与其他两种算法相比,该算法能够适应图像在不同视角和尺度下的变化,从而提高了特征匹配的准确性。

3 结语

本文提出的面向多时相数据的遥感图像仿射不变特征提取算法,通过几何配准、仿射不变特征点检测、特征描述子构建及特征匹配等环节的协同优化,有效解决了多时相遥感

图像因几何畸变、尺度差异及视角变化导致的特征提取难题。实验结果表明,该算法在复杂场景下仍能稳定提取具有仿射不变性的特征点,匹配正确率达 92.5%,显著优于现有方法。未来可进一步探索与深度学习框架的耦合,以适配更高分辨率、更密集时序的遥感数据场景。

参考文献:

- [1] 李娇娇,张敏.基于深度学习扩张卷积网络的遥感图像分类全局特征提取研究[J]. 信息系统工程,2024(8):140-143.
- [2] 卢金花.一种基于 Gabor 小波的超像素图像尺度空间特征提取算法[J]. 西安文理学院学报(自然科学版),2025,28(1):8-12.
- [3] 胡健健,何小海,龚剑,等.基于改进 DeeplabV3+ 的岩心图像裂缝提取算法[J]. 智能计算机与应用,2025,15(1):1-9.
- [4] 陈国军,岳雪燕,朱燕宁,等.基于多尺度特征融合的遥感图像建筑物提取算法研究[J]. 计算机科学,2023,50(9):202-209.
- [5] 谭盛辉,梁小清,罗雅丹.高分辨率卫星遥感影像融合下的地表覆盖度变化特征提取[J]. 信息技术,2025(1):141-146.
- [6] 许明,周春晖,姜彦吉.基于多尺度差异聚合机制的遥感影像道路提取[J]. 计算机系统应用,2024,33(9):95-104.
- [7] 唐毅,潘杨,郜明,等.基于仿射不变算子的无人机多光谱影像匹配算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2024,54(7):2080-2085.
- [8] 王占魁,秦品乐,曾建潮.基于大核卷积和密集目标细化的遥感图像多尺度特征增强网络[J]. 中北大学学报(自然科学版),2024,45(5):628-637.
- [9] 邓修涵,陈颖,李翔,等.融合多阶特征和跨空间注意力的双向遥感图像配准[J]. 激光杂志,2024,45(12):116-124.
- [10] 王炎,刘根旺,张晰,等.多时相 SAR 船只目标的特征点匹配方法对比分析[J]. 计算机应用,2023,43(S2):186-190.

【作者简介】

高德玫(1996—),女,山东泰安人,硕士,助教,研究方向:遥感、智能信息处理。

张浩伟(1995—),男,河南郑州人,硕士,助教,研究方向:遥感。

(收稿日期:2025-03-28 修回日期:2025-08-04)