

基于尺度不变特征变换的异源图像配准方法

刘鹏南¹, 徐冬冬^{2*}, 白春梦²

¹山东黄金矿业(莱西)有限公司, 山东 青岛 266000;

²中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221000

摘要 针对异源图像配准中传感器物理特性差异造成的待匹配特征维度较高、稳定性较弱、配准质量较差等问题, 提出一种基于尺度不变特征变换(SIFT)的异源图像配准方法。该方法首先结合相位一致性和改进的 SIFT 算法获得稳定的特征, 然后利用最近邻距离比方法进行初匹配, 接着提出了一种联合误差与欧氏距离(JEED)方法进行再匹配, 最后采用模式搜索尺度不变特征变换(MS-SIFT)方法优化匹配点对以提高图像配准质量。实验结果表明, 相比于现有方法, 所提方法能够提取可靠稳定的特征, 获得了较高配准质量, 同时提高了配准算法的实时性。

关键词 图像处理; 异源图像; 图像配准; 特征点; 尺度不变特征变换算法; 分层区域

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2410003

Scale-Invariant Feature Transform-Based Heterogeneous Image Registration Method

Liu Pengnan¹, Xu Dongdong^{2*}, Bai Chunmeng²

¹Shandong Gold Mining (Laixi) Co., Ltd., Qingdao, Shandong 266000, China;

²School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221000, China

Abstract Aiming at the problems of high dimensionality, weak stability, and poor registration quality of the features to be matched caused by the difference in sensor physical characteristics in heterogeneous image registration, this paper proposes a scale-invariant feature transform (SIFT)-based heterogeneous image registration method. This method combines the phase consistency and improved SIFT algorithm to obtain stable features. Next, it uses the nearest neighbor distance ratio method for initial matching. Then, we propose a joint error and Euclidean distance (JEED) method for rematching. The mode-seeking scale-invariant feature transform (MS-SIFT) method is employed to optimize the matching point pairs to improve the image registration quality. Experimental results show that, compared with the existing methods, the method proposed in this paper can extract reliable and stable features, obtain higher registration quality, and improve the real-time performance of the registration algorithm.

Key words image processing; heterogenous image; image registration; feature points; scale-invariant feature transform algorithm; hierarchical region

OCIS codes 100.5760; 110.2960

1 引言

计算机视觉是人工智能领域中主要信息源之

一,随着技术的不断革新,获取包含丰富信息的广域图像已成为迫切需求,图像配准作为广域图像拼接中的关键技术,直接影响着拼接图的质量,因而得到

收稿日期: 2020-11-16; 修回日期: 2020-12-29; 录用日期: 2021-03-02

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0808302)

通信作者: *1564544956@qq.com

了广泛的研究,目前已应用于地质勘探^[1-2]、医学^[3-4]等多个领域。

图像配准步骤通常包括特征检测、特征匹配以及特征映射^[5]。目前主要存在两种常用的图像配准方法:1)基于灰度的图像配准方法;2)基于特征的图像配准方法。前者主要通过计算参考图像和待配准图像像素值的相似度,确定最大的相似度所对应的映射模型。其中使用较多的是互相关和互信息^[6]、灰度相关^[7-8]、梯度互信息^[9-10]等方法。基于特征的图像配准方法一般采用 Hough 变换^[11-12]、LSD 算法^[13-14]、Harris 检测^[15]、尺度不变特征变换(SIFT)方法^[16]等,该方法利用图像特征建立匹配关系,通过降低计算量来缩短运算时间。本文的异源研究对象是近红外(NIR)图像和可见光(VIS)图像,根据其不同的成像特点,通常使用局部不变特征的方法对这类图像的特征进行提取并用于解决其他相关问题。

2004 年, Lowe^[17] 提出了基于 SIFT 的特征匹配方法,该方法具有尺度不变、鲁棒性好、噪声变化大等优点,在静态特征识别中得到了广泛的应用。此后,基于 SIFT 的扩展方法在异源图像配准和匹配中得到了广泛的应用。2003 年 Mikolajczyk 和 Schmid^[18] 比较了 10 种代表性的图像描述子,通过改变图像形变、光照和模糊度等条件进行对比实验,其中 SIFT 描述符的性能最好。加速稳健特性(SURF)是 SIFT 的一个变体,相比 SIFT 时效性更高。与 SIFT 相似, SURF 可以提取显著稳定的特征点,能够为仿射变形、噪声和亮度变化范围较大的情况带来更为鲁棒的匹配。2008 年 Yu 等^[19] 在 SIFT 算法中引入了积分图像,这虽然提高了算法的运行速度,但降低了算法准确性。2012 年 Wang 等^[20] 提出了用主成分分析(PCA)-SIFT 方法描述特征的方法,但由于缺乏先验知识,计算量增加。2013 年 Fan 等^[21] 提出了一种基于 SIFT 的快速鲁棒特征提取算法,通过引入积分图像和模板逼近,将一阶 Haar 小波响应用于特征描述阶段,其鲁棒性比 SIFT 算法好。2014 年 Xu 等^[22] 针对卫星图像配准问题,基于 SIFT 算法提出了一种尺度分类的方法。2014 年 Lu 等^[23] 提出了奇异值分解(SVD)方法来匹配特征,但该方法不适合在宽基线匹配的情况下使用。2015 年 Wu 等^[24] 提出了 FSC (fast sample consensus)-SIFT 算法,该方法首先使用快速样本一致性算法寻找初始匹配结果,然后采用迭

代选择正确匹配的算法。Paul 和 Pati^[25] 在 2016 年提出了改进的均匀 R-SIFT 算法,该算法可以提取并生成比较稳定、鲁棒且分布均匀的对应特征点。2017 年 Xiang 等^[26] 针对合成雷达孔径(SAR)图像提出了一种改进的旋转不变的描述符。Kupfer 等^[27] 针对子像素级别的图像配准提出了一种模式搜索的方法,即 MS-SIFT 算法。

SIFT 方法可处理同源图像,但在处理异源图像时仍存在不足,这些不足包括提取的特征点分布不均、匹配效率低、描述符对像素强度变化敏感等。因此,为了能更准确、高效地检测到 NIR 和 VIS 图像中的特征,并且提高匹配效率和准确率,本文提出了一种鲁棒高效的基于 SIFT 的异源图像配准方法。该方法首先结合相位一致性和改进的 SIFT 算法以获得稳定的特征,然后采用最近邻距离比(NNDR)方法进行初匹配,接着提出了一种联合误差与欧氏距离(JEED)方法进行再匹配以增加匹配特征点对,最后采用模式搜索尺度不变特征变换(MS-SIFT)方法优化匹配点对以提高图像配准质量。通过将本文所提方法与现有方法进行对比实验,发现本文所提方法能够获得更可靠稳定的特征,同时实时性也得到了有效的提高。

2 基于相位一致性和 SIFT 的特征提取方法

为了解决异源图像配准过程中的特征鲁棒性较弱,以及特征点描述符维度过高导致算法匹配时间过长的问题,本文通过将相位一致性和改进的 SIFT 算法相结合,提取稳定的特征点作为图像特征。

2.1 SIFT 特征点检测原理

SIFT 算法首先通过高斯卷积核对图像进行多尺度卷积操作,以构建高斯尺度空间。二维图像 $I(x, y)$ 与尺度为 σ 的高斯核 $G(x, y, \sigma)$ 的卷积操作可表示为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y), \quad (1)$$

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

式中: $*$ 表示卷积操作; (x, y) 为图像的像素坐标; $L(x, y, \sigma)$ 为模糊后的图像。通过实施不同尺度的卷积操作与降采样操作,获得了多个尺度递增的图像组,用于构成高斯金字塔。紧接着将组内相邻尺度的图像作差,所产生的差分图像 $D(x, y, \sigma)$ 为

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma), \quad (3)$$

式中: k 为相邻尺度空间的倍数。图 1 左侧为高斯金字塔, 右侧为高斯差分金字塔。

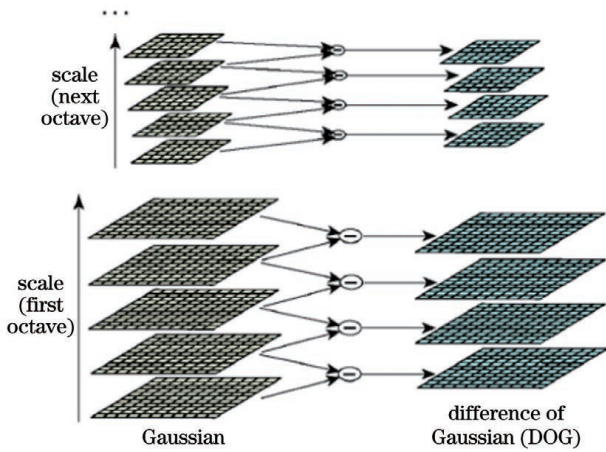


图 1 高斯金字塔与高斯差分金字塔

Fig. 1 Gaussian pyramid and Gaussian difference pyramid

得到高斯差分金字塔后, 将相邻的图像在 $3 \times 3 \times 3$ 的空间区域内进行局部极值的搜索, 检测离散空间中分布的局部极值点。图 2 为极值点检测示意图, 初始特征点集由这些局部极值点构成。

2.2 基于相位一致性的边缘和点特征提取

相位一致性方法为应用在频域的一种特征检测方法, 是一种光照和对比度不变的特征显著性度

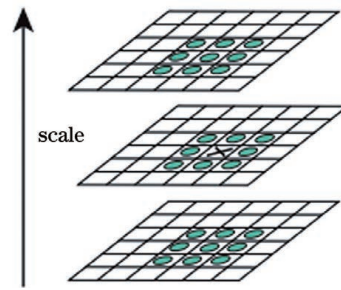


图 2 极值点检测示意图

Fig. 2 Schematic diagram of extreme point detection

量。其采用傅里叶分量来描述图像局部的能量, 图像中的特征存在于傅里叶分量的相位极大处, 与基于梯度的特征检测器只能检测阶跃特征不同, 相位一致性方法能够正确地检测出相位角的特征, 而不仅仅是相位角为 0° 或 180° 的阶跃特征。除检测边缘外, 相位一致性方法仍能检测到角点特征, 并且提供了较为准确的定位。分别计算待配准图像和参考图像的相位一致性, 以减小图像之间的辐射变化引起的局部对比度和照度差异。Kovesi^[28] 于 1999 年提出了一种利用对数 Gabor 小波计算相位一致性的方案, 该方案不仅考虑了噪声补偿和频率扩展, 而且将相位一致性扩展到二维。因此, 图像中每个位置的相位一致性可定义为

$$P_c(x, y) = \frac{\sum_o \sum_n W_o(x, y) \text{floor} [A_{no}(x, y) \Delta \phi_{no}(x, y) - T]}{\sum_o \sum_n A_{no}(x, y) + \epsilon}, \quad (4)$$

$$\Delta \phi_{no}(x, y) = \cos [\phi_{no}(x, y) - \bar{\phi}(x, y)] - |\sin [\phi_{no}(x, y) - \bar{\phi}(x, y)]|, \quad (5)$$

式中: (x, y) 为位置坐标; $W_o(x, y)$ 表示基于频率扩展的加权因子; $A_{no}(x, y)$ 、 $\phi_{no}(x, y)$ 、 $\Delta \phi_{no}(x, y)$ 分别为位置 (x, y) 与小波尺度 n 下的振幅、相位和相位偏差; $\bar{\phi}(x, y)$ 为加权平均局部相位; $\text{floor}(\cdot)$ 表示值为正时封闭量等于自身, 否则为零的函数; T 为噪声阈值; ϵ 为常数, 用于避免分母为 0。

为直观感受相位一致性方法的优越性, 本文将与其与 Sobel 算子、Canny 算子进行特征提取对比实验, 实验结果如图 3 所示。由图可见, 相位一致性方法得到的结果清晰地体现了物体的边缘结构, 提取的特征更具有代表性。

2.3 基于改进的 SIFT 的点特征提取

采用相位一致性方法可获得参考图像和待配准图像的特征图, 接着采用改进的 SIFT 算法提取稳定的特征点, 以实现更高质量的图像配准。SIFT 算

法通过对图像构建高斯差分尺度空间 (DOG) 获得原始候选点。利用高斯滤波对图像进行不同尺度的卷积处理, 然后使用相邻卷积图建立差分图像。此外, 构造了不同分辨率的高斯差分金字塔, 以检测候选点是否足够稳定以抵抗空间尺度的变化。利用 DOG 的二次 Taylor 展开实现特征点在亚像素级别的精确定位。同时, 利用 Hessian 行列式值作为阈值, 消除沿边缘主曲率值较低的不稳定候选点。

原 SIFT 描述符的生成以特征点为中心, 将正方形邻域划分为 4×4 个子区域, 并将区域旋转到特征点的方向。计算每个子区域中每个像素的梯度和方向, 并按权重将梯度值赋给 8 个方向, 形成 8 个数据的种子点。经过这几个步骤, 最终得到了 128 维的特征向量, 如图 4 所示。随着描述符维度的增加, 其区分性得到增强, 这会使其对形状畸变和遮挡更

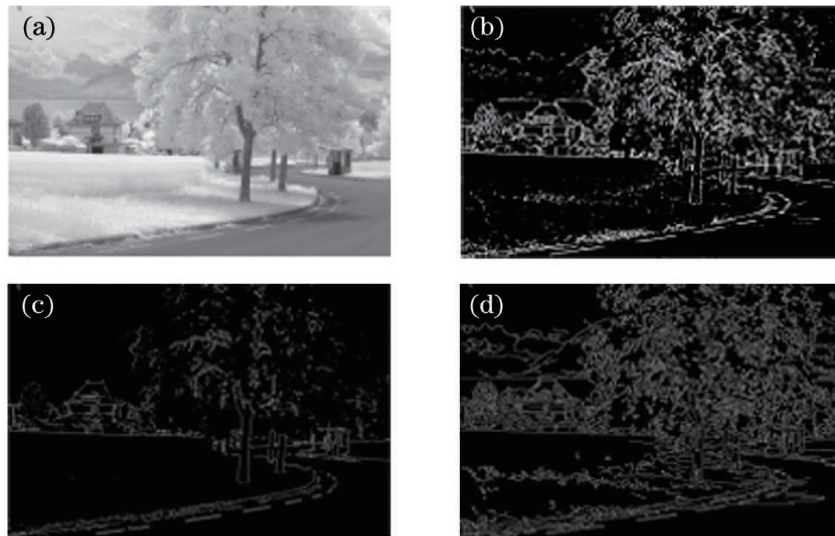


图 3 边缘与点特征提取实验结果。(a)原始图片;(b)相位一致性方法;(c)Sobel;(d)Canny

Fig. 3 Experiment results of edge and point feature extraction. (a) Original image; (b) phase consistency method; (c) Sobel; (d) Canny

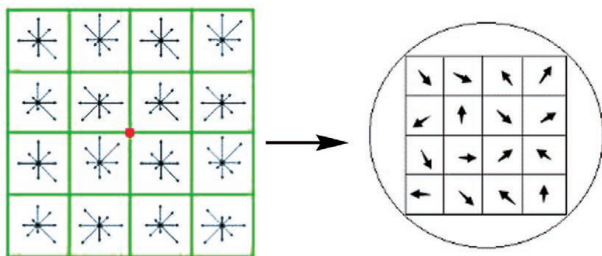


图 4 SIFT 算法中描述符的生成

Fig. 4 Generation of descriptors in SIFT algorithm

敏感。添加更多的方向或更大的描述符实际上会使描述符对失真更敏感,降低匹配质量,而且还会增加匹配时间。所以本文针对 SIFT 算法特征描述符的获取阶段提出了一种改进的 SIFT 算法,该方法采用分层的圆形区域将特征点邻域分为 4 个扇形和 2 个环形,形成 48 维描述符,这样既保证了旋转不变性又降低了描述子维度,如图 5 所示。

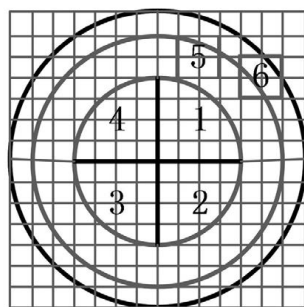


图 5 本文提出的 $2 \times 2 + 2$ 个子区域

Fig. 5 $2 \times 2 + 2$ sub areas proposed in this paper

为保证特征点的旋转不变性,SIFT 方法将待匹配图像的区域旋转至与特征点的主方向一致,在旋

转的过程中不能保证所有的正方形区域的像素区域都重叠,示意图如图 6 所示。为了改善此情况,本文将描述符的方形区域改为圆形区域,旋转前后区域内的像素数量相同,圆形能够对旋转保持不变,所以本文用圆形替换方形。

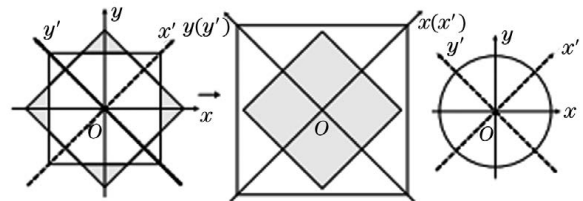


图 6 不同形状的旋转过程

Fig. 6 Rotation process of different shapes

虽然 SIFT 对旋转、光照以及视角的变化均有一定的不变性,但其描述符的维数太高,导致匹配时间太长。针对这一缺点,本文对描述符生成区域进行重新分类,并根据不同层区域对特征点的远近分配不同的加权值,最后形成 $2 \times 2 + 2$ 的圆形子区域,用 48 维描述符代替原算法中 4×4 的方形区域的 128 维描述符,这样既保证了特征点的旋转不变性,又降低了描述子维度,节省了算法匹配时间。具体步骤如下:

1) 在特征点处选取半径为 7 pixel 的圆形区域,统计区域内像素点的梯度,确定其主方向。

2) 将圆形区域分成 3 层,最里层是 4 个扇形区域,中间和最外层是一个环形区域,计算 6 个子区域内各点的梯度和方向,再进行高斯加权处理,将梯度的 8 个方向分别设为 $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4, \pi, 5\pi/4,$

$3\pi/2, 7\pi/4$ 。

3) 按照顺时针方向分别给最里层的 4 个扇形区域进行标号,将中间层环形区域标为 5,最外层环形区域标为 6,每个子区域代表一个种子点,每个种子点有 8 个方向的向量信息,最后形成 $6 \times 8 = 48$ 维的特征向量,用于接下来的匹配阶段。

4) 最后将特征点的描述向量归一化,以抵抗光

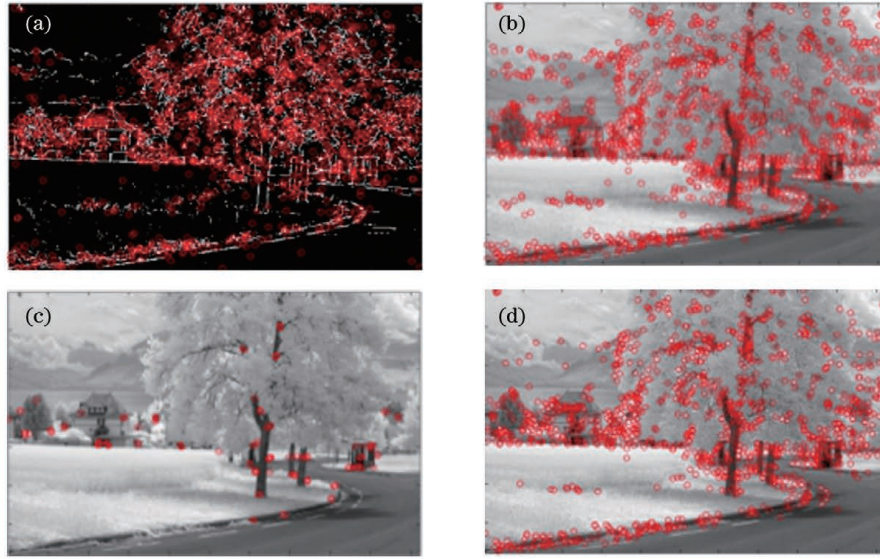


图 7 特征点提取实验结果。(a)本文方法;(b)SIFT;(c)SAR-SIFT;(d) PRO-SIFT

Fig. 7 Experiment results of feature point extraction. (a) Proposed method; (b) SIFT; (c) SAR-SIFT; (d) PRO-SIFT

3 基于 NNDR 和 JEED 的特征匹配方法

3.1 基于 NNDR 的特征点初匹配

为了解决异源图像配准过程中匹配点对数量少和误匹配导致的配准质量差的问题,本文提出了一种利用 NNDR 方法进行匹配、利用 JEED 方法进行再匹配,并采用 MS-SIFT 方法^[27]优化匹配点的方法提高图像配准质量。为了进行图像匹配和识别,分别存储参考图像和待配准图像的特征点,根据两幅图像的特征点的特征向量进行匹配。首先,计算参考图像数据集中某个描述子和待配准图像数据集中某一个描述子之间的欧氏距离,接着选择最近邻距离和次近邻距离,并计算选取的最近邻距离和次近邻距离的比值。NNDR 方法的具体步骤如下:假设参考图像中的特征点描述子为 $\mathbf{d}_{r,i} = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{i48})$,待配准图像中的特征点描述子为 $\mathbf{d}_{s,i} = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{i48})$,则两个描述子之间的欧氏距离为

$$d(\mathbf{d}_{r,i}, \mathbf{d}_{s,i}) = \sqrt{\sum_{j=1}^{48} (r_{ij} - s_{ij})^2} \quad (6)$$

照对该模型的影响。

分别利用本文所提方法与 SIFT^[17]、SAR-SIFT^[29]以及 PRO-SIFT^[30]方法处理同一张图片,将所提取到的特征点以圆圈表示,实验结果如图 7 所示。可见本文所提方法提取到的特征点数量比其他方法更多, SAR-SIFT 提取到的特征点较少,无法适应全场景的特征提取状况。

特征匹配欧氏距离比即阈值为

$$d_{\text{ratio}} = \frac{d_1}{d_2} \quad (7)$$

式中: d_1 为待配准图像与参考图像中某一个特征点最近的欧氏距离; d_2 为待配准图像与参考图像中某一个特征点次近的欧氏距离,经过最近邻和次近邻欧氏距离初匹配之后,得到了匹配数据集 PP。

3.2 基于 JEED 的特征点再匹配

在异源图像匹配中,初始匹配的特征点只占特征点集的很小一部分,大部分特征点都被浪费掉了。初始匹配只利用特征点的局部信息,而没有利用图像对之间的几何关系。对于提取的每个特征点,初始匹配均可以获得其对应的局部位置 (x_i, y_i) 、尺度 s_i 、方向 θ_i 和描述符 d_i 4 个信息。相似变换模型涉及平移、缩放和旋转三个参数,在相似变换模型下,正确的匹配点对在空间上具有相同的旋转角度、比例、水平位移和垂直位移。因此,为充分利用剩余特征点,在文献^[30]的基础上提出了一种改进的特征匹配方法,该方法将每个特征点的位置、尺度和方向结合起来,构造了结合特征点位置误差、尺度误差、

方向误差和欧氏距离的一个量度(JEED),借助该量度进行二次匹配,在 NNDR 方法初匹配的基础上又增加了大量匹配点对。

假设参考图像特征点集为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_M\}$,待配准图像特征点集为 $P' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_N\}$,相应的 $(x_i, y_i), s_i, \theta_i$ 和 $(x', y'), s'_i, \theta'_i$ 分别表示参考图像中的特征点 p_i 和待配准图像中的特征点 p'_i 的位置、尺度和主方向。 p_i 和 p'_i 对应的位置转换误差、尺度误差和主方向误差分别可定义为

$$e_p(p_i, p'_i) = |(x_i, y_i) - T[(x'_i, y'_i), \mu]|, \quad (8)$$

$$JEED(p_i, p'_i) = \sqrt{[1 + e_p^2(p_i, p'_i)] [1 + e_s^2(p_i, p'_i)] [1 + e_\theta^2(p_i, p'_i)]} \cdot E_D(p_i, p'_i), \quad (12)$$

式中: $E_D(p_i, p'_i)$ 表示特征点 p_i 和 p'_i 对应的描述符之间的欧氏距离。在大多数情况下,当匹配点对正确时,该距离将最小化。特征匹配经过初匹配和再匹配 2 次匹配,两幅异源图像中的某个特征点可能存在不止一个匹配点,本文将 JEED 值最小的点作为最后的匹配点,于是在数据集 PP 的基础上得到一个新的特征点对集 PP1。

3.3 优化匹配点对

特征点与变换空间中的尺度、方向和位置均相关,基于此事实,在经过初次匹配和再次匹配后,本文采用文献[27]中提到的方法对匹配点对进行优化,以消除误匹配点对,改进整体匹配点对的质量。

该确定性模式搜索 SIFT(MS-SIFT)算法简易高效,通过对尺度比、旋转差的模式搜索,利用最终所有对应的特征点之间的水平和垂直位移,实现对相应特征点误匹配的可靠滤波。利用每个提取的特征点本身具有的大小、方向和位置等几何信息来计算每个匹配点(即对应的特征点)的预期转换。首先计算所有特征点匹配的比例直方图,再找到其模式比例 s_{mode} 。同样地,计算所有匹配点对的方向差直方图,并找到其模式旋转差 $\Delta\theta$ 模式。设 (x, y) 和 (x', y') 分别表示在参考图像中提取的特征点及其在待配准图像中的对应特征点的坐标。相应特征点的水平和垂直位移可定义为

$$\Delta x_1 = x_1 - r^* [x'_1 \cos(\Delta\theta^*) - y'_1 \sin(\Delta\theta^*)], \quad (13)$$

$$\Delta y_1 = y_1 - r^* [x'_1 \sin(\Delta\theta^*) + y'_1 \cos(\Delta\theta^*)], \quad (14)$$

式中: r^* 表示尺度比的模式位置。

然后计算所有对应特征点的 Δx_1 和 Δy_1 两个

$$e_s(p_i, p'_i) = \left| 1 - r \frac{s'_i}{s_i} \right|, \quad (9)$$

$$e_\theta(p_i, p'_i) = \text{abs}(\Delta\theta_{i,j} - \Delta\theta^*), \quad (10)$$

其中

$$\Delta\theta_{i,j} = \theta_i - \theta'_i, \quad (11)$$

式中: $T[(x'_i, y'_i), \mu]$ 是相似转换模型; μ 是转换模型参数; $\Delta\theta^*$ 表示参考图像和待配准图像的主方向差异; $\Delta\theta_i = \theta_i - \theta'_i$ 表示 p_i 和 p'_i 之间的主方向差异。位置、尺度和主方向的误差越小越好,本文综合以上三个误差与欧氏距离,定义了一个更加鲁棒的特征点匹配量度 JEED:

附加直方图,将其分别作为 $\Delta x_{mode}, \Delta y_{mode}$ 的模值。将获得的 $(s_{mode}, \Delta\theta_{mode}, \Delta x_{mode}, \Delta y_{mode})$ (其中 $\Delta\theta_{mode}$ 为模式旋转差)作为近似的转换结果,并利用下面的逻辑滤波器消除误匹配点对:

$$|\Delta x_1 - \Delta x^*| \geq \Delta x_{th}, \quad (15)$$

$$|\Delta y_1 - \Delta y^*| \geq \Delta y_{th}, \quad (16)$$

式中: Δx_{th} 和 Δy_{th} 分别表示水平和垂直差异的阈值。阈值设置为相应直方图的行宽度。所有满足(14)和(15)式的点将被视为异常值排除。这是通过先计算对齐(剩余)点集的中心变换,然后计算对齐其空间方差的比例因子、最后计算最小化平方距离之和的旋转来完成的。最后从数据集 PP1 中得到新的特征点对集 PP2,在该点集中,通过 FSC 算法^[31]确定对应特征点之间的正确关系。

4 实验与分析

为了验证本文所提方法的有效性和优越性,将本文方法与 SIFT 方法^[17]、SAR-SIFT 方法^[32]、PRO-SIFT 方法^[29]三种方法进行对比,在 9 类异源图像数据集中随机选取了 old building 和 street 两类异源图像进行配准实验,各算法的配准结果如图 8 所示。本文的实验平台为 MATLAB R2014a,实验在 Windows7 上运行,处理器为 Intel(R) Pentium(R) CPU G3260 @3.30 GHz,内存为 8.00 GB。

从图 8 可以看出,首先从线段的分布情况即匹配结果的分布情况来看,除 SAR-SIFT 方法外,另外几种方法的匹配结果分布都比较均匀,说明这几种方法均能提取到物体的主要特征。从匹配点对的数量和有无误匹配来看,SAR-SIFT 方法得到的匹配点对数量最少,且可以明显看到图中存在杂乱的

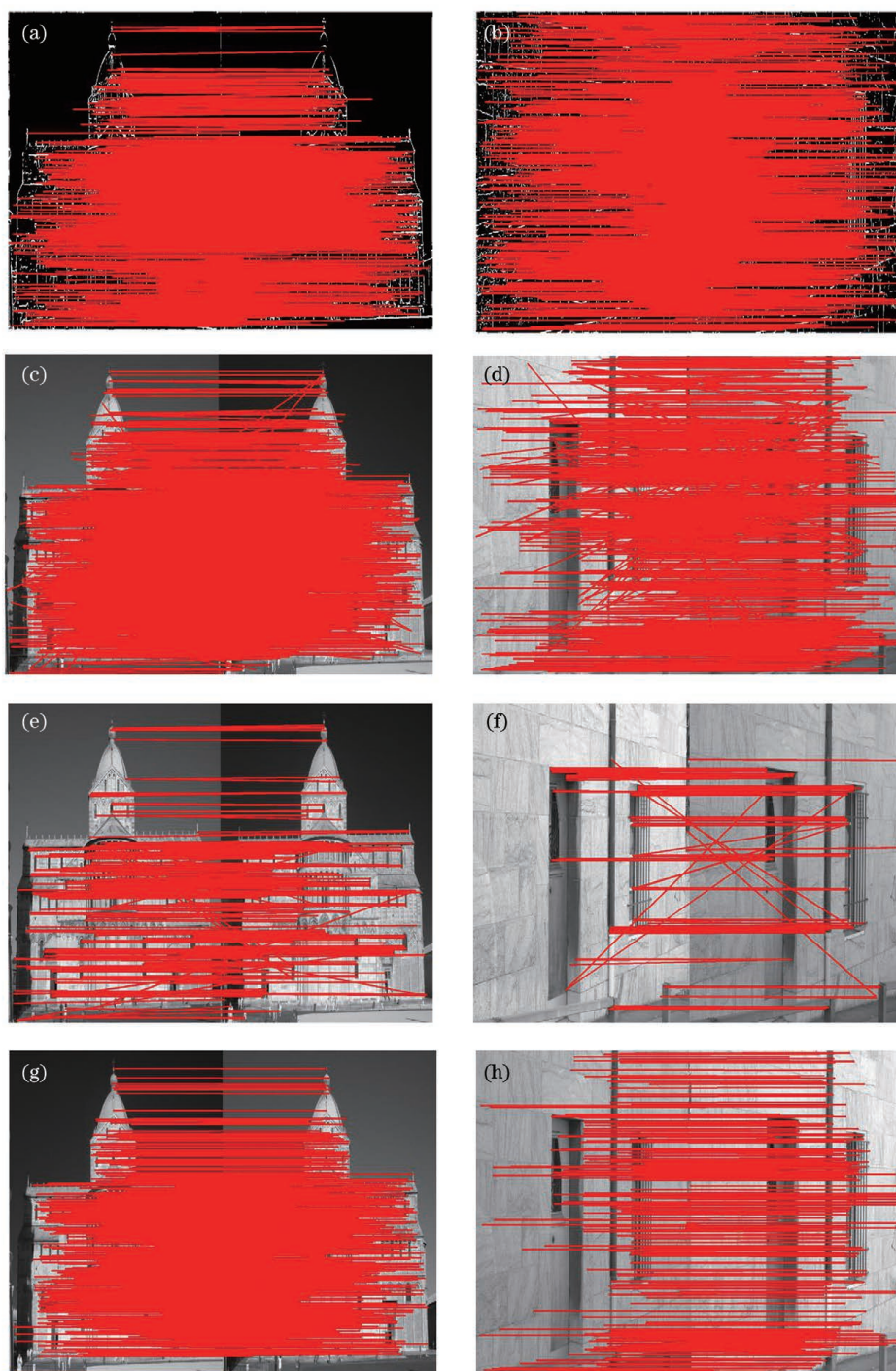


图 8 特征匹配结果图。(a)(b)本文方法;(c)(d) SIFT;(e)(f) SAR-SIFT;(g)(h) PRO-SIFT

Fig. 8 Feature matching results. (a)(b) Proposed method; (c)(d) SIFT; (e)(f) SAR-SIFT; (g)(h) PRO-SIFT

线段即误匹配结果,所以该方法不适合用来处理 NIR 和 VIS 异源图像。其次,采用 SIFT 算法处理异源图像后得到的匹配点对相对较多,但是也可以明显看到所得结果中存在部分误匹配点对,其原因可能是 SIFT 算法中缺少优化匹配点对的方法,使得无法去除误匹配点对,从而影响匹配质量。而 PRO-SIFT 方法得到的匹配点对数虽然相对 SAR-

SIFT 方法较多,但是从 street 类匹配结果可以看出,该方法相对 SIFT 算法和本文所提方法得到的匹配点对数相对较少,不过在这种方法的匹配结果图中几乎观察不到杂乱的线段,说明其误匹配非常少,匹配质量较高。本文所提方法的匹配点对数相对最多,且几乎没有误匹配,说明所提方法确实有效提高了异源图像的配准质量。

从 9 类异源图像中针对每一类图像随机选取一组异源图像,对其经过 4 种方法的处理后,通过实验得到匹配点对的数量和匹配过程中所用的时间,如表 1 所示。采用每种方法处理 9 类图像后得到的数据差异较大,说明 9 类图像特点各异,可用于综合考量各算法的鲁棒性。由不同方法处理同一类图像后得到的数据可得, SAR-SIFT 方法虽然所用时间是 4 种方法中最少的,但与其他方法在匹配点对数量上相差较大,所以这并不是可行性强的方法。而从匹配点对的数目来看,本文所提方法相比另外 3 种方法匹配点对的数目最

多。其中在 8 类图像上, SIFT 算法得到的匹配点对数量比 PRO-SIFT 方法少,所以除本文方法外, PRO-SIFT 方法匹配质量最佳。时效性方面,本文方法在 9 类图像上均用时最少, SIFT 算法次之, PRO-SIFT 方法最多。其原因是 SIFT 算法和 PRO-SIFT 方法中特征点的描述符均为 128 维,且 PRO-SIFT 方法的匹配环节在 SIFT 的基础上增加了二次匹配,所以二者时间消耗较多,而本文方法的特征描述符是 48 维,在遍历众多的特征点进行相似度判断时,本文算法的时间消耗将更少。

表 1 9 类 NIR 和 VIS 图像匹配结果对比

Table 1 Comparison of matching results of 9 kinds of NIR and VIS images

Type of image	Proposed method		SIFT		SAR-SIFT		PRO-SIFT	
	Number of matching points	Time /s	Number of matching points	Time /s	Number of matching points	Time /s	Number of matching points	Time /s
Country	599	10.11	154	12.52	71	2.95	345	20.44
Field	1072	11.04	387	15.21	141	2.54	455	31.95
Forest	2604	26.60	1360	52.80	360	2.61	2076	188.77
Indoor	227	2.12	136	2.73	141	2.68	189	3.98
Mountain	1770	8.21	409	13.02	94	2.28	441	20.92
Old building	729	4.40	329	9.45	216	3.61	691	18.09
Street	1491	11.10	489	12.45	177	2.42	754	19.86
Urban	2300	9.18	1354	18.12	685	4.07	1248	21.22
Water	1981	12.53	1096	24.10	456	3.38	1749	55.73

5 结 论

基于异源图像的特点,对异源图像配准进行研究。为了在异源图像配准过程中提取可靠且稳定的特征,并解决特征点描述符维度过高导致算法匹配时间过长的问题,提出了结合相位一致性和 SIFT 算法的特征点提取方法。为了解决异源图像配准过程中匹配点对数量少和误匹配导致的配准质量差的问题,提出了先采用 NNDR 方法进行匹配、然后采用 JEED 方法进行再匹配,再采用 MS-SIFT 优化匹配点对的方法,该方法有效提高了图像配准质量。通过对比实验与分析证明了本文方法的合理性和高效性。

参 考 文 献

- [1] Han J F, Zhang Y. Research on stitching algorithm based on UAV based on aerial photography [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201003.
- [2] Xie Z H, Liu J H, Sun H, et al. Fast registration of visible light and synthetic aperture radar images [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 062803.
- [3] Lü K, Wu J. Joint segmentation and registration of medical image based on B-spline and level set method [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101007.
- [4] Li J Y, Yang Y H, Wen Q, et al. Research on improved SURF breast registration algorithm in

- multi-mode MRI[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(12): 121010.
- 李积英, 杨永红, 温强, 等. 改进 SURF 在多模 MRI 乳腺配准算法中的研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(12): 121010.
- [5] Wang J. Research of automatic image registration based on SIFT and corner detector [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2010.
- 王静. 基于 SIFT 和角点检测的自动图像配准方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- [6] Zhao L Y, Lü B Y, Li X R, et al. Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(12): 124204.
- 赵辽英, 吕步云, 厉小润, 等. 基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准[J]. *物理学报*, 2015, 64(12): 124204.
- [7] Liu J, Wu H L. A tomography image re-registration algorithm based on frame and gray information[J]. *Computer Engineering & Science*, 2012, 34(12): 110-114.
- 刘君, 武和雷. 基于形状和灰度信息的断层图像二次配准算法[J]. *计算机工程与科学*, 2012, 34(12): 110-114.
- [8] Wang L, Gao X, Cui X L, et al. 2D/3D rigid registration by integrating intensity distance [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(10): 2815-2824.
- 王雷, 高欣, 崔学理, 等. 基于灰度距离融合的 2D/3D 刚性配准[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(10): 2815-2824.
- [9] Liu Z Y, Zhou F G, Bai X Z, et al. Multi-mode image registration based on mutual information of region of interests[J]. *Aero Weaponry*, 2011(4): 7-12.
- 刘兆英, 周付根, 白相志, 等. 基于感兴趣区域互信息的多模图像配准方法[J]. *航空兵器*, 2011(4): 7-12.
- [10] Ye Y X, Shan J, Peng J W, et al. Automated multispectral remote sensing image registration using local self-similarity[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(3): 268-275.
- 叶沅鑫, 单杰, 彭剑威, 等. 利用局部自相似进行多光谱遥感图像自动配准[J]. *测绘学报*, 2014, 43(3): 268-275.
- [11] Wang J X, Zhu Q, Wang W X, et al. Straight line extraction algorithm by Hough transform combining edge grouping[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2014, 18(2): 378-389.
- 王竞雪, 朱庆, 王伟玺, 等. 结合边缘编组的 Hough 变换直线提取[J]. *遥感学报*, 2014, 18(2): 378-389.
- [12] Havel J, Herout A, Dubska M. Vanishing points in point-to-line mappings and other line parameterizations [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(6): 703-708.
- [13] Grompone von Gioi R, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(4): 722-732.
- [14] Chen F H, Wang W S. Research on low contrast target detection based on multiwavelets [C] // 2010 Sixth International Conference on Natural Computation, August 10-12, 2010, Yantai, China. New York: IEEE Press, 2010: 3401-3404.
- [15] Xu J J, Zhang Y, Zhang H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT descriptor [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(1): 48-54.
- 许佳佳, 张叶, 张赫. 基于改进 Harris-SIFT 算子的快速图像配准算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(1): 48-54.
- [16] Zhang F F. Research on object recognition and tracking based on the improved SIFT [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- 章菲菲. 基于改进 SIFT 算法的目标识别与跟踪技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- [17] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [18] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings, June 18-20, 2003, Madison, WI, USA. New York: IEEE Press, 2003.
- [19] Yu L, Zhang D R, 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.
- [20] Wang W T, Liu P F, Han Z G. Multi source remote sensing image registration method based on SIFT and NCC [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(3): 10-12.
- [21] Fan B, Huo C L, Pan C H, et al. Registration of optical and SAR satellite images by exploring the spatial relationship of the improved SIFT [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(4): 657-661.
- [22] Xu Q Z, Zhang Y, Li B. Improved SIFT match for

- optical satellite images registration by size classification of blob-like structures[J]. *Remote Sensing Letters*, 2014, 5(5): 451-460.
- [23] Lu Z L, Ma L H, Chen H. Improved SIFT feature matching algorithm[J]. *Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition)*, 2014, 1(5): 72-76.
- [24] 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.
- [25] Paul S, Pati U C. Remote sensing optical image registration using modified uniform robust SIFT[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(9): 1300-1304.
- [26] Xiang Y M, Wang F, Wan L, et al. An advanced rotation invariant descriptor for SAR image registration[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(7): 686-691.
- [27] Kupfer B, Netanyahu N S, Shimshoni I. An efficient SIFT-based mode-seeking algorithm for sub-pixel registration of remotely sensed images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(2): 379-383.
- [28] Kovess P. Image features from phase congruency[J]. *Videre*, 1999, 1(3): 2-27.
- [29] Jiang J, Shi X L. A robust point-matching algorithm based on integrated spatial structure constraint for remote sensing image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(11): 1716-1720.
- [30] Ma W P, Wen Z L, Wu Y, et al. Remote sensing image registration with modified SIFT and enhanced feature matching [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(1): 3-7.
- [31] Wang H L, Wang Y, An R, et al. A fast image matching algorithm based on key points[J]. *Proceedings of SPIE*, 2014, 9158: 45-53.
- [32] 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.