

基于改进的 SIFT 算法的异源图像匹配

于子雯, 张宁*, 潘越**, 张越, 王瑀萱

长春理工大学光电工程学院, 吉林 长春 130022

摘要 由于待匹配图像存在视场差别且像素灰度存在非线性差异, 异源图像在匹配过程中存在特征点稳定性弱、分布不均匀、匹配质量差等问题, 基于此, 提出了一种基于尺度不变特征变换 (SIFT) 算法的图像特征点匹配算法。首先, 特征点检测时, 在尺度空间设置权重系数对各层图片分别设置网格, 并结合图像的相位响应强度图采用四叉树的方法筛选出均匀分布且稳定的特征点。其次, 重新构建了描述子, 并以标准化欧氏距离代替欧氏距离对特征描述符进行度量, 采用双向匹配策略进行粗匹配。最后, 以随机抽样一致性 (RANSAC) 算法进行提纯。实验结果表明, 所提算法可以提取到异源图像间可靠稳定的特征, 提高特征点匹配的准确性。

关键词 成像系统; 异源图像; 图像匹配; 尺度不变特征变换算法; 特征点

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1211002

Heterogeneous Image Matching Based on Improved SIFT Algorithm

Yu Ziwen, Zhang Ning*, Pan Yue**, Zhang Yue, Wang Yuxuan

School of Opto-Electronic Engineering, Changchun University of Science and Technology,

Changchun 130022, Jilin, China

Abstract Some fundamental problems such as weak stability of feature points, uneven distribution, and poor matching quality arise in the matching process of heterogeneous images owing to the difference in the field of view of the image to be matched and the nonlinear difference in pixel gray. To mitigate these issues, an image feature point matching algorithm based on scale-invariant feature transform (SIFT) algorithm is proposed herein. First, in the feature point detection, the weight coefficient was set in the scale space and the grid was set for each layer of images. Combined with the phase response intensity map of the image, the evenly distributed and stable feature points were selected using the quadtree method. Second, the descriptor was reconstructed and the normalized Euclidean distance was used to measure the feature descriptor instead of Euclidean distance. Furthermore, a two-way matching strategy was used for rough matching. Finally, the random sample consensus (RANSAC) algorithm was used for purification. Experimental results show that the proposed algorithm can extract reliable and stable features between heterogeneous images and improve the accuracy of feature point matching.

Key words imaging systems; heterologous image; image matching; scale-invariant feature transform algorithm; feature point

1 引言

不同传感器获取的图像在空间分辨率、光谱特

性等方面都有着各自的优势与局限, 为了获取更好的视觉信息, 多传感器结合使用已经是大势所趋。图像匹配作为图像信息融合的重要步骤, 将来自不

收稿日期: 2021-06-24; 修回日期: 2021-08-09; 录用日期: 2021-08-31

基金项目: 国家自然科学基金(61903048)、吉林省教育厅科学技术研究项目(JJKH20210824KJ)

通信作者: *zhangning@cust.edu.cn; **panyue@cust.edu.cn

同时间、不同传感器、不同视角的同一场景或者含有相同场景的两幅图片进行空间上的对准,在计算机视觉^[1]、模式识别^[2]、图像融合^[3]等领域被广泛应用。

图像匹配算法大概有基于灰度统计的匹配算法、基于特征的匹配算法两大类^[4]。基于灰度统计的算法计算复杂度高,主要依据影像的灰度或梯度信息,较为经典的有互信息、灰度相关等。基于特征的算法依据从图像中提取的公共特征建立匹配关系,如角点特征、线特征、区块特征等。异源图像通常具有图像视场与像素尺寸不统一、辐射差异与分辨率差异大的特点,从而导致匹配不准确,造成后续图像处理精度变低,因此采用合适的方法进行匹配至关重要。本实验组的异源研究对象是红外图像与可见光图像,图像之间的相关性比较低,且两类图像的像素灰度存在非线性变化,但图像结构信息相似,比如建筑物轮廓和边缘等特征信息^[5],且在一定程度上可以抵抗尺度与旋转的变化,因此基于特征的匹配算法更加适合可见光图像与红外图像之间的匹配。

基于特征的匹配算法发展至今,诞生了很多经典的算法。2004年,Lowe^[6]发表了尺度不变特征变换(SIFT)算法,SIFT算法提取的特征独特性好,具有尺度不变性,对噪声等干扰具有良好的鲁棒性,因此广泛应用于图像处理各领域^[7]。2004年,Ke等^[8]提出了基于主成分分析法的SIFT(PCA-SIFT)算法,该算法利用主成分分析法对算法描述子进行降维,提高了运算速率。2005年,Mikolajczyk等^[9]在SIFT算法的基础上提出了梯度分布方向直方图(GLOH),GLOH将原算法中的方形邻域转化为以极坐标为基础的圆形邻域,描述符具有更好的独特性,增强了异源图像间的结构相似特性。2010年,Schwind等^[10]提出了SIFT-OCT算法,该算法从构建的高斯金字塔第2层开始提取特

征点,避免了合成孔径雷达(SAR)图像的虚假匹配。2012年,Wang等^[11]提出了基于双边滤波的SIFT算法,该算法使用不同的滤波器处理异源图像,构造不同的尺度空间,在去除红外图像噪声的同时可以保留更多的细节信息。2011年,Sedaghat等^[12]提出了均匀处理的SIFT算法,为匹配点对分布不均导致变换模型与实际不符的问题提供了新想法。

本文沿用该方法思想,对异源图像进行处理,以解决因视场范围与灰度差异大造成的特征点匹配点对分布不均、匹配率低而出现的匹配错误问题。为了检测出分布均匀的红外图像与可见光图像的特征同名点、提高匹配精度,本文设计了一种基于SIFT算法的异源图像匹配算法。首先,在尺度空间设置权重系数,对各层图片设置网格,并结合图像的相位一致性强度采用四叉树^[13]的方法筛选出均匀分布且稳定的特征点,解决特征点分布问题。其次,对融入了相位信息的特征点进行描述。然后以标准化欧氏距离代替欧氏距离对特征描述符进行度量,采用双向匹配策略进行粗匹配。最后以随机抽样一致性(RANSAC)算法进行提纯。实验结果表明,所提算法可以有效提高提取特征的均匀度及特征点匹配的准确性。

2 结合局部能量响应值与SIFT的匹配算法

所提基于SIFT的可见光图像与红外图像匹配算法延续了SIFT算法的框架并进行了一些改进,如图1所示。首先,分别对可见光图像与红外图像构造difference of Gaussian(DOG)尺度空间,在尺度空间为各组引入权重系数,各层分块检测关键点,同时生成频谱图像的局部能量(PC)响应强度图,每块采用四叉树的方法结合图像频域上相位一致性信息对特征点进行筛选,尽可能多地从异源图像中

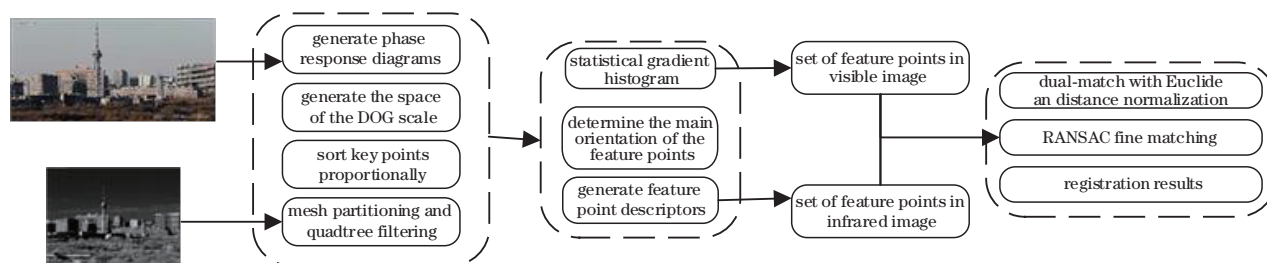


图1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

获得稳定的可匹配的特征点。其次,计算特征点的主方向并构建特征点的描述符,并分别得到红外图像与可见光图像特征点集合。最后,采用基于欧氏距离标准化的双向匹配的方法对特征点进行粗匹配,再使用RANSAC提纯匹配点,并进行配准。

2.1 改进的SIFT特征点提取

SIFT大概分为4个步骤:构造尺度空间、查找关键点、求取特征点主方向、生成特征描述。在构建DOG尺度空间时,首先要构建高斯尺度空间。一幅图像的高斯尺度空间可以通过不同尺度的高斯核与图片进行卷积而得到。二维图像 $I(x, y)$ 与卷积核进行卷积运算可表示为

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

式中: σ 为尺度因子,表示图像被平滑程度。DOG响应图像是由相邻的两个高斯空间图像相减得到的,可描述为

$$D(x, y, \sigma) = [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma). \quad (2)$$

传统的SIFT算法在寻找极值点时,通常将每个像素点与同一尺度空间和相邻尺度空间的所有相邻点进行比较。检测过程中,距离检测点越近的对检测点的影响越大,因此所提改进SIFT算法只通过检测点与同尺度相邻4个点和上下相邻尺度

的10个邻域点来确定极值点,如图2所示。为了得到更为稳定的特征点,通过海森矩阵与DOG函数拟合剔除掉低对比度的点与不稳定的边缘响应点。

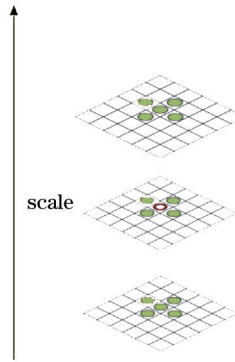


图2 改进的极值点检测

Fig. 2 Improved extremum detection

关键点方向分配与特征描述子计算是特征提取的关键步骤。SIFT特征点具有尺度不变性,对于旋转、噪声都具有很高的稳定性。在确定特征点的位置后,利用关键点邻域像素的梯度及方向信息得出特征点方向参数,再使用直方图统计尺度域内像素的梯度方向确定关键点邻域结构的主方向。图3为将坐标轴方向与主方向旋转一致的过程。

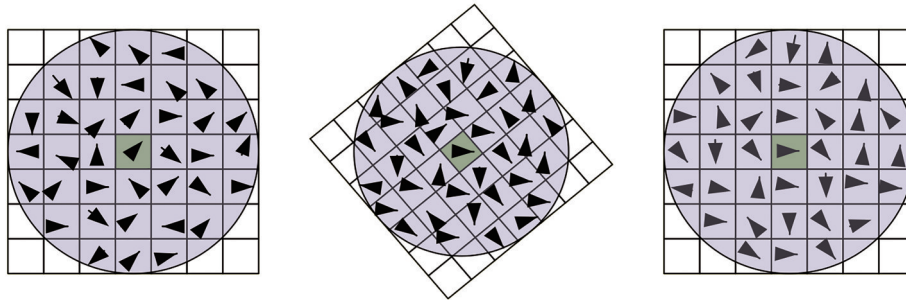


图3 坐标旋转过程

Fig. 3 Process of coordinate rotation

不同特征点 (x, y) 在其各自尺度 L 的梯度模值和方向参数的表达式为

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2}, \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}. \quad (4)$$

图像的特征点确定了各自的位置、尺度和方向信息,再加入周围对描述关键点有贡献的像素点组成一组向量,即得到了特征点描述子。以特征点为中心,将坐标轴旋转为特征点的主方向,设置一个

4×4 的窗口,在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间以 45° 为一个区间分为8个方向,计算每个窗口中8个方向的累加梯度方向直方图,构成带有8个方向信息的种子点,归一化处理后最终形成一个128维的描述向量。图4和图5为所提SIFT算法检测出的特征点。

SIFT特征描述符使得该算法对畸变与遮挡的



图4 可见光图像特征点

Fig. 4 Feature points of visible light image

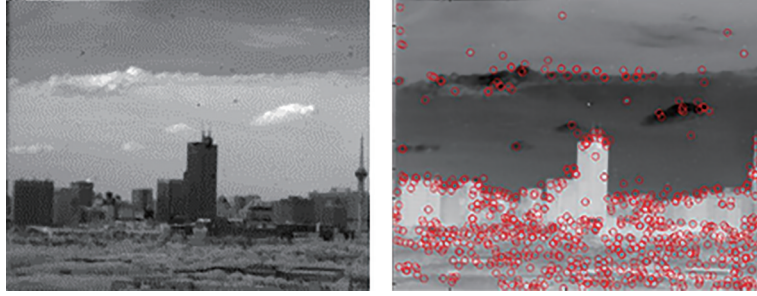


图5 红外光图像特征点

Fig. 5 Feature points of infrared image

鲁棒性强,但是由于红外图像与可见光图像之间的差异,正确匹配的特征点少,且分布不均。为了解决在尺度空间检测到的特征点分布问题,本实验组采用为每个尺度层上的特征点设置一个参数作为权重系数的方法。将尺度空间中检测到的特征点数目设为 Q , 尺度层编号 $l=1, 2, \dots, L$, 组数 $n=1, 2, \dots, N$, 相应组数的尺度层权重系数为 O_{nl} , 有

$$\begin{cases} Q_{nl} = Q \times O_{nl} \\ \sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^L O_{nl} = 1 \end{cases}, \quad (5)$$

$$Q = \alpha \times w_{\text{IM}} \times h_{\text{IM}}, \quad (6)$$

式中: w_{IM} 与 h_{IM} 分别为图像的宽和高; 先验系数 α 默认为 0.02; Q_{nl} 表示 n 组 l 层的特征点个数。随着图像尺度发生变化, 产生了平滑效果, 因此特征点个数是减少的。因此可知权重系数随着尺度增加也是减小的, 它们的关系可以粗略表示为

$$O_{nl} = \frac{\sigma_{11} o_0}{\sigma_{nl}}, \quad (7)$$

式中: σ_{nl} 为第 n 组第 l 层的尺度空间因子; o_0 为尺度空间中 1 组 1 层的特征点比例系数。每组内尺度关系为

$$\sigma_{l+1} = \sigma_l \cdot 2^{\frac{1}{L}}. \quad (8)$$

相邻塔之间尺度关系为

$$\sigma_n 2^{\frac{l}{L}} = 2\sigma_{n-1} \cdot 2^{\frac{l}{L}}. \quad (9)$$

由式(7)可知, $O_{11} = o_0$ 。由式(9)可得,

$$\sigma_{nl} = \sigma_0 2^{n-1 + \frac{l}{L}} = \sigma_0 k^{L(n-1) + l}, k = 2^{\frac{1}{L}}. \quad (10)$$

采用Lowe定义的1.6图片尺度, 可以进一步得到

$$O_{nl} = o_0 \times \frac{1}{k^{L(n-1) + l}}, \quad (11)$$

$$\sum_{n=1}^N \sum_{l=1}^L o_0 \times \frac{1}{k^{L(n-1) + l}} = 1 \Rightarrow o_0 = \frac{k^{N+L-1}}{\sum_{a=1}^{N+L} k^{a-1}}. \quad (12)$$

若 $N=2, L=3$, 可计算出该层权重系数为 0.3011。

图像的坐标空间存在的特征点分布不均匀的问题, 可以通过对图像单个尺度层划分网格解决。先把初始网格设置成为边长为 40 pixel 的正方形, 再根据图像的分辨率得到图像的宽和高, 便可以得到分割的行数 L 与列数 W ^[15]。一般图像都不是正方形, 若图像的高为 h , 则可分割的行数为

$$L = \frac{h}{40}. \quad (13)$$

实际的网格高为

$$H = \text{round}\left(\frac{h}{L}\right), \quad (14)$$

式中: H 为最终的网格宽且使用 $\text{round}(\cdot)$ 对结果取整数。网格的宽同理可得。在异源图像匹配中, 图像频域上的相位强度信息不受到灰度信息的影响, 并且能够很好地获取到图像的空间结构信息, 因此引进 PC 响应强度图, 并选用频域上相位强度信息一致的值对候选特征点进行初步筛选。

本实验组采用 log-Gabor 滤波器进行带通滤波。依据 Kovess[16]对相位一致性函数的修正,使用 log-Gabor 滤波器对生成的相位一致的图像从不同方向和尺度上对像素点的幅值与相位响应值进行计算。Log-gabor 滤波器的表达式为

$$g(\omega) = \exp \frac{-[\log(\omega/\omega_0)]^2}{2 \cdot [\log(\beta/\omega_0)]^2}, \quad (15)$$

式中: ω_0 是滤波器的中心频率; β/ω_0 是一个常数。若 $I(x)$ 是输入信号, M_n^e 和 M_n^o 分别为 n 频率下的偶对称余弦小波和奇对称正弦小波, 其响应向量可表达为

$$[e_n(x), o_n(x)] = [I(x) * M_n^e, I(x) * M_n^o]. \quad (16)$$

得到以点 (x, y) 在 θ 为例的相位一致的计算公式:

$$\Delta\phi_{n,\theta}(x, y) = \cos[\phi_{n,\theta}(x, y) - \bar{\phi}_{n,\theta}(x, y)] - \left| \sin[\phi_{n,\theta}(x, y) - \bar{\phi}_{n,\theta}(x, y)] \right|, \quad (17)$$

$$PC(x, y, \theta) = \frac{\sum_n W_\theta(x, y) [A_{n,\theta}(x, y) \Delta\phi_{n,\theta}(x, y) - T]}{\sum_n A_{n,\theta}(x, y) + \epsilon}, \quad (18)$$

式中: 分母加 ϵ 常量是为了避免滤波器过小导致 $A_{n,\theta}$ 为 0 导致分母为 0 的情况; T 为噪声阈值; $[\]$ 表示表达式运算结果为负数时取零, 为正数时输出该结果; $W_\theta(x, y)$ 是在 θ 方向上的加权量, 用于提高相位

一致性的显著性; $\Delta\phi_{n,\theta}(x, y)$ 是点 (x, y) 在 θ 方向上的相位偏移量。

从每个网格单元检测完特征点后, 会出现有的格子里的特征点多有的格子里特征点少的情况, 特征点多的单元格就会造成特征点冗余, 因此需要使用二叉树对特征点进行筛选。二叉树主体思想是将图像上的数据集分为四象限, 筛选特征点时, 设定初始节点为整幅图片, 得到原始的二叉树结构, 然后在每个节点中检测特征点数量, 若为 0, 取消节点, 若不为 0, 继续分裂为 4 个节点, 直至最终生成的节点个数达到期望的特征点个数。此时, 结合之前所计算的图像 PC 响应值, 依据坐标查找兴趣点的位置并保留其 PC 强度值, 从节点中选择 PC 强度值与高斯差分响应绝对值较高的特征点作为该节点下的特征点, 并依据原始网格中的特征点数量比重确定特征点保留的个数。

将 SIFT 算法与所提算法作用于同样的可见光与红外光图片上, 将两种算法提取到的特征点用红圈标注出来, 结果如图 6 和图 7 所示。从图中可以看出, 所提算法通过引入相位一致性提供的结构信息对特征点进行检测, 检测到的图像边缘区域特征点有所增加, 结构信息的引入使得两类图片相关性变高, 有利于在接下来异源图像匹配中特征点鲁棒性的提高。

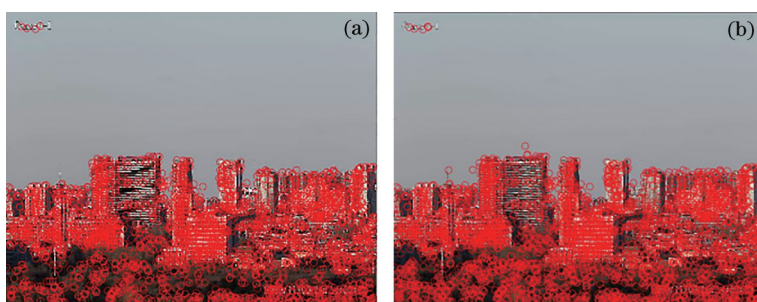


图 6 可见光图像特征点。(a) SIFT 算法; (b) 所提算法

Fig. 6 Feature points of visible image. (a) SIFT algorithm; (b) proposed algorithm

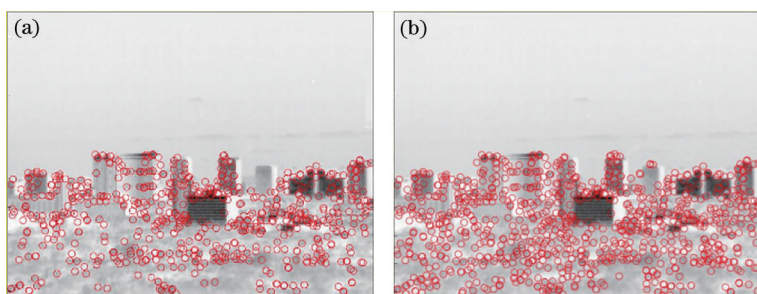


图 7 红外光图像特征点。(a) SIFT 算法; (b) 所提算法

Fig. 7 Feature points of infrared image. (a) SIFT algorithm; (b) proposed algorithm

2.2 特征点的描述与匹配

特征点的筛选完成后,基于 SIFT 算法的框架,需要对检测的特征点进行描述,生成独特的特征描述符便于特征同名点的匹配。红外图像与可见光图像的几何结构边缘信息具有较大的相似性,同时存在非线性灰度差异,为了延续 SIFT 特征点的旋转不变性,对特征点进行描述时采用相位一致性信息^[17]计算像素的幅值强度与邻域主方向。

特征点检测时,采用 log-Gabor 滤波器得到的相位一致特征,其中奇对称小波可以计算出该点单一方向的导数,将多方向的卷积结果投影到水平(x)方向和垂直(y)方向,可以建立起基于相位的方向表示:

$$b = \sum_{\theta} [o_n(\theta) \sin \theta], \quad (19)$$

$$a = \sum_{\theta} [o_n(\theta) \cos \theta], \quad (20)$$

$$\Phi = \tan^{-1}(b, a), \quad (21)$$

式中: a 、 b 分别为 x 和 y 的方向导数; Φ 为相位一致性特征的方向信息。

在构建描述符时,结合 SIFT 特征描述的模型加以改进。首先,对特征点周围圆形邻域进行划分,使得依据主方向旋转后的像素区域与之前的像素区域相同,减少计算量并对旋转保持不变。然后,将圆形邻域旋转至主方向后,在坐标系下依据距离特征点越近权重越大的原理将像素点按区域分三层可以得到 9 个网格区域,如图 8 所示。对每个子区域中的像素点分别求其梯度幅值与梯度方向信息,将梯度幅值分配给 8 个方向得到每个区域的 8 维方向直方图。最后,将圆形邻域子区域的各个方向的直方图进行归一化处理,最后得到包含邻域信息的 72 维特征点描述符。

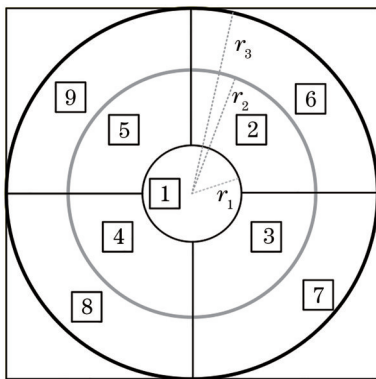


图 8 9 个子区域分布

Fig. 8 Distribution of 9 subregions

以 30 pixel×30 pixel 的圆形邻域为例,将三个同心圆的半径分别表示设置为 $r_1=4$, $r_2=10$, $r_3=15$,以此达到按区域分配权重的目的。描述符由 128 维降低为 72 维,在一定程度上会削弱描述符对形状畸变的敏感度,增加异源图像特征点被匹配的概率,同时减少了计算量。

对特征点进行匹配前,首先需要对两幅图片中提取的特征进行相似性度量,在 SIFT 算法匹配的过程中,通常利用特征同名点间的欧氏距离作为匹配的评判标准,只有在最近距离与次近距离的比值小于所设定的阈值时,才认为该匹配是正确的,若大于设定阈值则剔除该匹配。两图像中特征点向量 (x_{11}, \dots, x_{1n}) 与 (x_{21}, \dots, x_{2n}) 的欧氏距离为

$$D_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{1k} - x_{2k})^2} \quad (22)$$

但在实际应用中,欧氏距离不能把各分量按各自标准度量,因此本实验组使用标准欧氏距离^[18]对图像进行相似性度量。标准欧氏距离将各维分量分布不一致的数据,提前都统一标准化到的相同的均值与方差,相当于对欧氏距离分量增加了权重。过程可描述为

$$x'_i = \frac{x_i - u_i}{s_i}, \quad (23)$$

式中: u_i 是在 i 维度数据的均值; s_i 是对应的方差。则两个 n 维向量 $(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ 与 $(x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n})$ 的标准化欧氏距离公式为

$$D_{12} = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{x_{1k} - x_{2k}}{s_k}} \quad (24)$$

本实验组对特征点描述符重新进行了构建,利用了其相位一致特性外又进行了降维。维度的降低一方面增加了两类图像间同名点的数量,另一方面会加剧匹配过程中一对多的情况出现,造成误匹配。为了提高匹配精度,本实验组选择双向匹配的策略来提高匹配的正确率。

把图像 A 中得到特征点描述子作为一个特征集合,图像 B 中的特征点描述子同样作为一个特征集,对图像 A 的每个特征点采用遍历的方式在另一幅图像上计算出最近邻点与次近邻点并计算他们的比值,小于所设阈值便得到匹配对,由此可得到由图 A 到图 B 的匹配向量集合 V_{for} 。同理,可得到由图 B 到图 A 的匹配向量集合 V_{back} 。最后分别遍历 V_{for} 与 V_{back} 两个向量集,如果该组匹配关系满足两次标准化欧式距离相等,则保留该匹配点对,以此类

推便可以得到双向匹配的配对点对的集合。

得到初始匹配对后,仍会存在一些误匹配,可能是由近似的描述符导致的,也可能来自于图像局部区域变形或噪声的影响,如果不去掉这些误匹配对,图像匹配的后续操作便会因为模型变换的偏差导致精度降低。RANSAC算法基于稳健的参数估计,通过迭代的方法拟合模型参数,设定内点阈值,扩大支撑点集合,寻找符合模型的所有数据点对组成集合,得到图像匹配最优解。

3 实验仿真及分析

为了验证所提算法的有效性,选取了4组红外

图像与可见光图像进行仿真实验,选取的可见光图像尺寸为 1920×1080 , 红外光图像尺寸为 640×512 , 并与 SIFT 算法、仿射性尺度不变特征变换 (ASIFT) 算法^[19]进行了对比,评价指标为正确匹配点对数目及配准精度的均方根误差 (RMSE)。实验平台为 MATLAB R2020a, 在 Windows 10 上运行, CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-9300H@2.40 GHz, 内存为 8 GB。

图 9 为第 1 组实验数据, 红外图像为参考图像, 可见光图像为待配准图像。可见光图像与红外图像噪声较小, 且可见光图像清晰, 红外图像背景信息丰富。不同算法的处理结果如图 10 所示。



图 9 第 1 组实验数据。(a)可见光图像;(b)红外图像

Fig. 9 Group 1 experimental data. (a) Visible light image; (b) infrared image

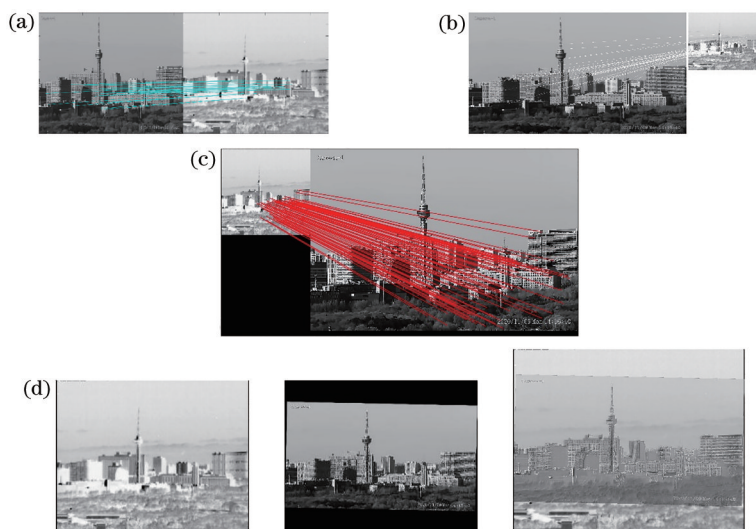


图 10 不同算法对第 1 组实验数据的处理结果。(a)~(c) SIFT 算法、ASIFT 算法和所提算法匹配时的连线图;(d)所提算法匹配结果的红外与可见光图像的变换及轮廓重叠图

Fig. 10 Processing results of first group of experimental data by different algorithms. (a)~(c) Connection diagrams when SIFT algorithm, ASIFT algorithm, and proposed algorithm are matched; (d) transform of infrared and visible images and contour overlap of matching results of proposed algorithm

图 11 为第 2 组实验数据, 可见光图像为参考图像, 红外图像为待配准图像。红外图像有噪声, 纹理丰富, 可见光图像清晰, 配准难度稍大。不同算法的处理结果如图 12 所示。

图 13 为第 3 组实验数据, 红外图像为参考图

像, 可见光图像为待配准图像。可见光图像受噪声干扰, 局部区域图像模糊, 红外图像有斑点噪声。不同算法的处理结果如图 14 所示。

图 15 为第 4 组实验数据, 红外图像为参考图像, 可见光图像为待配准图像。可见光图像特别清

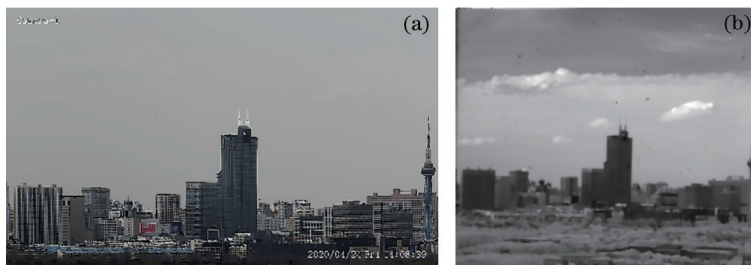


图 11 第 2 组实验数据。(a)可见光图像;(b)红外图像

Fig. 11 Group 2 experimental data. (a) Visible light image; (b) infrared image

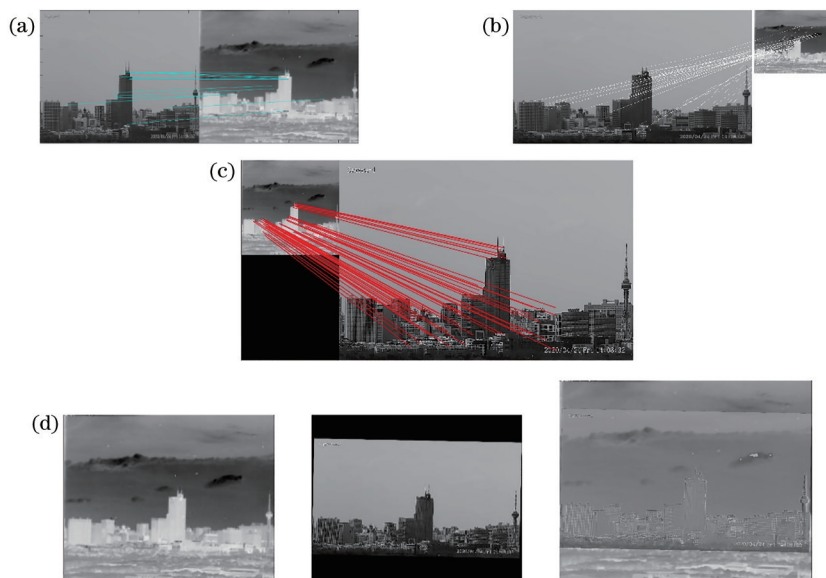


图 12 不同算法对第 2 组实验数据的处理结果。(a)~(c) SIFT 算法、ASIFT 算法和所提算法匹配时的连线图;(d)所提算法匹配结果的红外与可见光图像的变换及轮廓重叠图

Fig. 12 Processing results of second group of experimental data by different algorithms. (a)~(c) Connection diagrams when SIFT algorithm, ASIFT algorithm, and proposed algorithm are matched; (d) transform of infrared and visible images and contour overlap of matching results of proposed algorithm



图 13 第 3 组实验数据。(a)可见光图像;(b)红外图像

Fig. 13 Group 3 experimental data. (a) Visible light image; (b) infrared image

晰,红外图像模糊,配准难度大。不同算法的处理结果如图 16 所示。

对图 9~16 进行分析,由匹配连线情况可以看出,SIFT 算法与 ASIFT 算法提取到的特征点匹配对分布并不均匀且存在杂乱的线段,而所提算法提取的特征点匹配对较为均匀,说明所提算法在异源图像匹配时可以得到图像的相似特征。对于第 1 组

数据和第 2 组数据来说,SIFT 算法作用后的异源图像得到的匹配点在数量上略少于所提算法,匹配点分布比较集中,且因为算法中的匹配策略不能很好地筛选匹配点对无法有效去除误匹配,从而影响了匹配质量;ASIFT 相比较而言,匹配点比较混乱,有明显的误匹配。对于第 3 组数据和第 4 组数据来说,SIFT 算法作用后得到的匹配点对较少,并有干

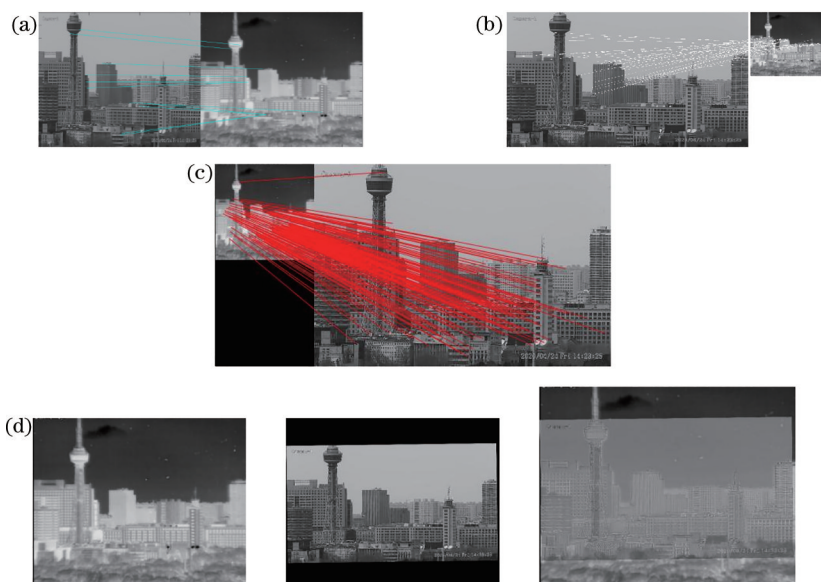


图 14 不同算法对第 3 组实验数据的处理结果。(a)~(c) SIFT 算法、ASIFT 算法和所提算法匹配时的连线图;(d)所提算法匹配结果的红外与可见光图像的转变及轮廓重叠图

Fig. 14 Processing results of third group of experimental data by different algorithms. (a)~(c) Connection diagrams when SIFT algorithm, ASIFT algorithm, and proposed algorithm are matched; (d) transform of infrared and visible images and contour overlap of matching results of proposed algorithm

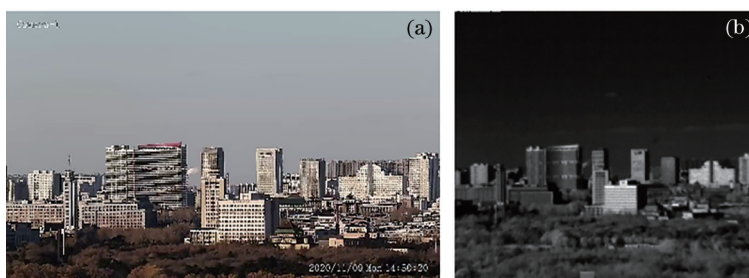


图 15 第 4 组实验数据。(a)可见光图像;(b)红外图像

Fig. 15 Group 4 experimental data. (a) Visible light image; (b) infrared image

扰,不足以支撑图像获得准确的变换模型。ASIFT 在第 4 组数据中并不能很好地对特征点进行匹配,相比较而言,所提算法表现较好,几乎观察不到杂乱的匹配线段,匹配点对分布比较均匀,有效匹配点对相对多,说明所提算法确实可以提高红外图像与可见光图像的配准质量。

表 1 为各组实验数据经过 3 种算法配准后得到的特征点数量、匹配点对的数量、配准后两幅图像的均方根误差及匹配过程所用的时间。因为原始数据存在灰度、视场的差异,且具有部分形变区域,通过比较 3 种算法处理后的图片数据,可以检测算法的稳定性。对每 1 组数据通过 3 种算法提取到的原图特征点数目进行比较,可知由于所提算法在特征点检测时采取了四叉树的方法,提取到的特征点数少于 SIFT 算法与 ASIFT 算法提取的特征点数。但是 SIFT 算法忽略

了红外图像与可见光图像间的非线性灰度差异,在可见光图像与红外图像中计算得到的主方向与梯度直方图区别大,同名点少,正确匹配点对数少;ASIFT 算法依据模拟图像的特征点模拟仿射变换解决图像中视角差异的问题,但是在灰度差异的基础上具有畸变信息大的区域同样导致特征点周围信息不一致,可见光图像中分辨率高且噪声低,红外图像噪声点多,仅利用 ASIFT 算法会造成误配或匹配质量差;因此二者的匹配点对仅占特征点的极少部分。在配准精度方面,传统的 SIFT 算法与削弱图像仿射变形的 ASIFT 算法均有出现误配的情况,而所提算法因为融入了特征点的频域信息,削弱了图像的视场差异与灰度差异影响,基本上都控制在 2 pixel 以内,匹配点对的准确率更高。从算法运行时间来看,所提算法采用的以圆形领域为基础的描述符构建方法减小了特

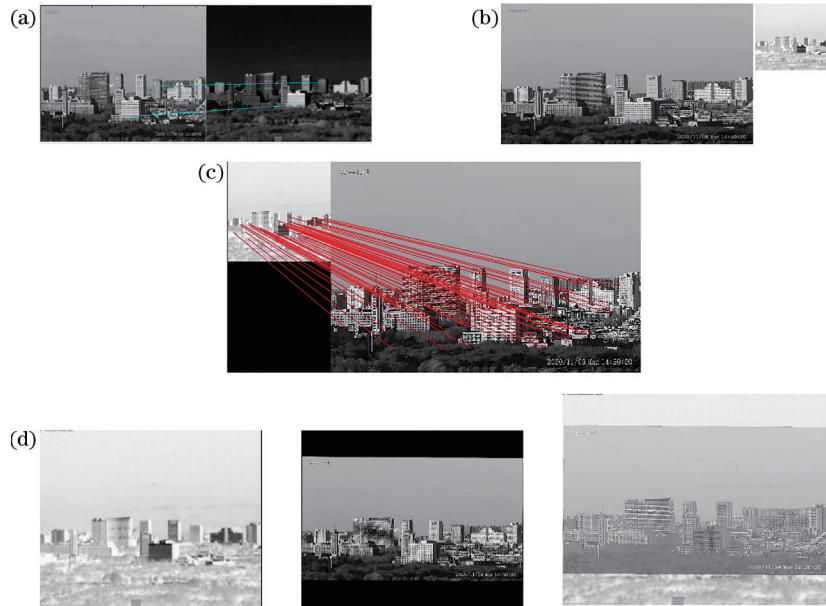


图 16 不同算法对第 4 组实验数据的处理结果。(a)~(c) SIFT 算法、ASIFT 算法和所提算法匹配时的连线图;(d)所提算法匹配结果的红外与可见光图像的转变及轮廓重叠图

Fig. 16 Processing results of fourth group of experimental data by different algorithms. (a)~(c) Connection diagrams when SIFT algorithm, ASIFT algorithm, and proposed algorithm are matched; (d) transform of infrared and visible images and contour overlap of matching results of proposed algorithm

表 1 配准结果对比

Table 1 Comparison of registration results

Experimental data	Algorithm	Number of feature points		Correct matching point	RMSE /pixel	Time /s
		Reference images	Images to be registered			
Data 1	SIFT	5563	1781	84	4.3	27.83
	ASIFT	23500	22727	43	5.8	19.941
	Proposed algorithm	5487	1642	135	1.5	26.58
Data 2	SIFT	2319	820	10	2.3	17.893
	ASIFT	10604	8982	48	4.2	11.833
	Proposed algorithm	2258	918	63	1.3	15.62
Data 3	SIFT	5994	1813	10	Mismatch	28.32
	ASIFT	21120	14279	29	4.8	15.602
	Proposed algorithm	5321	1369	185	1.2	24.88
Data 4	SIFT	5299	1253	2	Mismatch	23.38
	ASIFT	22112	15342	0	Mismatch	15.761
	Proposed algorithm	5102	1124	116	1.7	23.42

征点的邻域范围,且特征点描述子只有 72 维,减少了计算量,因此运行时间更短。综上所述,所提算法更适用于异源图像配准。

4 结 论

针对异源图像匹配的问题,以红外图像于可见光图像为例进行了研究。为了解决异源图像提取

特征稳定性弱、匹配过程中特征点分布不均且匹配质量差导致的配准精度低的问题,在 SIFT 算法的基础上进行了改进,结合源图像的 PC 强度图像,对各尺度空间与坐标得到的特征点进行均匀分布处理,重新构建描述子时采用幅值信息确定主方向并进行降维处理,最后采用双向匹配的策略得到粗匹配点,利用 RANSAC 算法提纯后,得到最终的匹配

点对。多组对比分析实验结果验证了所提算法的可行性与合理性。

参 考 文 献

- [1] 刘雪松, 沈建新, 张燕平. 基于人眼视觉特性的自适应支持权重立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031013.
Liu X S, Shen J X, Zhang Y P. Adaptive support weight stereo matching algorithm based on human visual characteristics[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031013.
- [2] 张明, 王军凯, 吕晓琪, 等. 结合不同极化数据的海冰漂移检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101008.
Zhang M, Wang J K, Lü X Q, et al. Detection of sea-ice drift based on different polarization data[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101008.
- [3] 陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(6): 061002.
Chen M S, Cai Z S. Study on fusion of visual and infrared images based on NSCT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(6): 061002.
- [4] 唐进岭, 张著洪. 多项目多任务选择动态规划及其智能决策[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(9): 75-79.
Tang J L, Zhang Z H. Dynamic programming on multi-project multi-task selection and its intelligent decision[J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(9): 75-79.
- [5] 王笛, 沈涛. 复杂天空背景下的红外弱小目标检测算法研究[J]. 光学学报, 2020, 40(5): 0512001.
Wang D, Shen T. Research on weak and small infrared target detection algorithm under complex sky background[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0512001.
- [6] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] Miridakis N I, Tsiftsis T A, Yang G H. Moment-based spectrum sensing under generalized noise channels[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(1): 89-93.
- [8] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2004: 8161522.
- [9] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [10] Schwind P, Suri S, Reinartz P, et al. Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(8): 1959-1980.
- [11] Wang S H, You H J, Fu K. BFSIFT: a novel method to find feature matches for SAR image registration[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 649-653.
- [12] Sedaghat A, Mokhtarzade M, Ebadi H. Uniform robust scale-invariant feature matching for optical remote sensing images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4516-4527.
- [13] 高强, 胡辽林, 陈鑫. 基于暗通道补偿与大气光值改进的图像去雾方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061011.
Gao Q, Hu L L, Chen X. Image dehazing method based on dark channel compensation and improvement of atmospheric light value[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061011.
- [14] 胡文超, 周伟, 关键. 基于改进 SIFT 的遥感图像匹配方法[J]. 电光与控制, 2017, 24(5): 36-39.
Hu W C, Zhou W, Guan J. Remote sensing image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2017, 24(5): 36-39.
- [15] 姚晋晋, 张鹏超, 王彦, 等. 基于改进四叉树的 ORB 特征均匀分布算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(6): 1629-1634.
Yao J J, Zhang P C, Wang Y, et al. ORB feature uniform distribution algorithm based on improved quadtree[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(6): 1629-1634.
- [16] Kovese P. Phase congruency: a low-level image invariant [J]. Psychological Research, 2000, 64(2): 136-148.
- [17] 陈永, 艾亚鹏, 陈锦. 基于信息熵和结构特性的敦煌壁画修复算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121020.
Chen Y, Ai Y P, Chen J. Dunhuang mural inpainting algorithm based on information entropy and structural characteristics[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121020.
- [18] 黄海波, 聂祥飞, 李晓玲, 等. 基于标准化欧式距离的双向特征匹配算法研究[J]. 电脑与电信, 2018(11): 35-40.
Huang H B, Nie X F, Li X L, et al. Study on

bidirectional feature matching algorithm based on standardized Euclidean distance[J]. Computer & Telecommunication, 2018(11): 35-40.

[19] Yu G S, Morel J M. ASIFT: an algorithm for fully affine invariant comparison[J]. Image Processing on Line, 2011, 1: 11-38.