

# 基于改进 SIFT 的多光谱图像匹配算法

孙雪强<sup>1,2</sup> 黄 旻<sup>1</sup> 张桂峰<sup>1</sup> 赵宝玮<sup>1</sup> 丛麟晓<sup>1,2</sup>

(中国科学院光电研究院计算光学成像技术重点实验室 北京 100094)<sup>1</sup>

(中国科学院大学材料科学与光电技术学院 北京 100049)<sup>2</sup>

**摘要** 针对多光谱图像在各谱段匹配时需要兼顾速度与精度的问题,文中从以下几个方面对 SIFT 算法进行了改进。针对 SIFT 算法中特征描述子的维数过高而导致的匹配速度过慢、匹配率低等问题,通过改进特征描述子的结构来实现对描述子的降维。在 SIFT 特征匹配方面,根据 Hessian 矩阵的迹的正负确定特征点是极大值点还是极小值点,为后续特征向量匹配缩小搜索范围;然后根据特征点的位置信息剔除部分匹配点对。实验结果表明,改进算法不仅保留了 SIFT 算法对旋转和亮度等不变性的优势,而且能够有效减少运行时间,并在一定程度上提高了匹配率。

**关键词** 多光谱图像, SIFT, 特征描述子, 特征向量匹配

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.044

## Multispectral Image Matching Algorithm Based on Improved SIFT

SUN Xue-qiang<sup>1,2</sup> HUANG Min<sup>1</sup> ZHANG Gui-feng<sup>1</sup> ZHAO Bao-wei<sup>1</sup> CONG Lin-xiao<sup>1,2</sup>

(Key Laboratory of Computation Optical Imaging Technology, Academy of Opto-Electronics,

Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)<sup>1</sup>

(College of Materials Science and Optoelectronic Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to solve the problem that the speed and accuracy need to be taken into account simultaneously when conducting multispectral image matching, this paper improved the SIFT algorithm from the following several aspects. Aiming at the problems such as the slow matching speed and low matching rate caused by high dimension of feature descriptors, this paper improved the structure of feature descriptors to reduce the dimensions of descriptors. In the aspect of SIFT feature matching, firstly, the feature point is determined as the maximum point or minimum point according to the trace of Hessian matrix, which can narrow subsequent search range for the feature vector matching. Then, the partial matching point pairs are eliminated based on the position information of feature points. The experimental results show that the improved algorithm not only preserves the invariance advantages of the traditional algorithm, such as rotation and brightness, but also can effectively reduce the running time, and improve the matching rate on a certain extent.

**Keywords** Multispectral image, SIFT, Feature descriptor, Feature vector matching

## 1 引言

图像匹配是计算机视觉和图像处理领域中的一个重要研究方向,它广泛应用于图像识别、目标跟踪、图像拼接及机器视觉等领域。图像匹配算法大体上可分为两类:基于灰度的匹配算法和基于特征的匹配算法。基于局部不变特征的匹配算法由于具有较强的抗噪能力和平移旋转等不变性,更加适合多光谱图像匹配。其中,由 Lowe 提出的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法是一种较为经典的基于图像局部特征的匹配算法<sup>[1-2]</sup>,该算法不仅具有旋转、视角、尺度、光照等不变性,而且对目标的噪声、运动以及

遮挡等因素都可以保持良好的匹配效果。通过对 SIFT 算法的不断研究,使它广泛应用于图像拼接<sup>[3]</sup>、医学图像配准<sup>[4]</sup>、3D 目标识别<sup>[5-6]</sup>、人脸识别<sup>[7]</sup>等领域。

对 SIFT 进行改进的算法较多,具有代表性的有 SURF、PCA-SIFT、GLOH 等。在检测特征点时, Bay 等<sup>[8]</sup>提出的 SURF 算法通过引入积分图像,使用快速 Hessian 检测子在图像空间提取图像的特征点,从而极大地降低了特征点的检测时间。由 Yan 等<sup>[9]</sup>提出的 PCA-SIFT 不采用梯度直方图方法而是采用主元分析法(PCA)将梯度向量归一化,它不使用 SIFT 算法的  $4 \times 4 \times 8 = 128$  维描述子,而是在关键点周围  $41 \times 41$  的邻域中计算水平和垂直方向共  $39 \times 39 \times 2 = 3042$

到稿日期:2018-03-17 返修日期:2018-05-21 本文受国家自然科学基金(61405203, 61405204),中国科学院光电研究院创新项目(Y70B02A11Y)资助。

孙雪强(1992-),男,硕士,主要研究方向为多光谱图像数据处理, E-mail:1695005670@qq.com;黄 旻(1976-),男,博士,研究员,主要研究方向为计算光学成像, E-mail:huangmin@aoe.ac.cn(通信作者);张桂峰(1979-),男,博士,副研究员,主要研究方向为遥感影像处理;赵宝玮(1983-),男,博士,主要研究方向为遥感信息处理;丛麟晓(1988-),男,博士,主要研究方向为偏振型干涉光谱仪。

个梯度导数,然后使用 PCA 将得到的 3042 维向量降低到 36 维,但该方法与 SIFT 相比并没有太明显的优势<sup>[10]</sup>。GLOH 算法<sup>[11]</sup>采用环形扇区替换 SIFT 的棋盘格状分区来实现对特征点邻域范围的划分,从而构建出 272 维的梯度位置方向直方图描述子,然后采用 PCA 技术将该描述子降为 128 维,最终实现描述子的构建。该描述子比 SIFT 描述子拥有更好的独特性,但是其计算复杂度较高,算法运行时间较长。

针对对多光谱图像进行匹配时,SIFT 算法存在的计算复杂度高和匹配时间长等问题,本文提出了一种基于改进 SIFT 的多光谱图像匹配算法,该算法主要从描述子的构建以及特征向量匹配两个方面来对 SIFT 算法进行改进以降低计算复杂度。

## 2 SIFT 算法简介

SIFT 算法的实质是在不同的尺度空间上检测特征点,并计算其方向。SIFT 所查找到的特征点十分突出,是不会因光照、旋转和噪音等因素的改变而变化的点,如角点、边缘点、暗区的亮点以及亮区的暗点等。SIFT 算法主要包含 5 个步骤:尺度空间的建立、极值点检测与定位、关键点方向分配、特征描述子的构建以及特征向量匹配。

### 2.1 尺度空间的建立

尺度空间理论的目的是模拟图像数据的多尺度特征。高斯卷积核是实现尺度变换的唯一线性核,一幅二维图像  $I(x, y)$  的尺度空间可定义为:

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

其中,  $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$  为二维高斯函数,  $(x, y)$  表示像素的空间坐标,  $\sigma$  为尺度因子,  $*$  表示卷积。

尺度空间可分为  $O$  组,每组又可分为  $S$  层,组内各层图像的分辨率保持不变,但随着尺度的增加,越往上的图像越模糊;下一组的图像通过对上一组图像隔点降采样得到,从而产生高斯金字塔。高斯金字塔的组数如式(2)所示:

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

其中,  $M$  和  $N$  分别为初始图像的长和宽,  $\lfloor \cdot \rfloor$  代表向下取整。

金字塔的层数  $S$  为:

$$S = s + 3 \quad (3)$$

其中,  $s$  为可以进行极值点检测的组内中间层数, Lowe 建议设  $s = 3$ 。

由于尺度归一化的高斯拉普拉斯函数  $\sigma^2 \nabla^2 G$  的极大值和极小值能够产生最稳定的图像特征,同时,高斯差分函数(Difference of Gaussian,简称 DOG 算子)与尺度归一化的高斯拉普拉斯函数非常近似,其关系可由式(4)推理得到:

$$\sigma \nabla^2 G = \partial G / \partial \sigma \approx (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) / (k\sigma - \sigma) \quad (4)$$

$$G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma) \approx (k-1)\sigma^2 \nabla^2 G \quad (5)$$

其中,  $k = 2^{\frac{1}{s}}$ , 则  $(k-1)$  为常数,对极值点位置的求取无影响。因此,可以使用更高效的高斯差分算子代替拉普拉斯算子进行极值检测,如式(6)所示:

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (6)$$

在实际计算中,将高斯金字塔每组中的相邻上下两层图像相减得到高斯差分图像,然后进行极值点检测。

### 2.2 极值点检测与定位

特征点由 DOG 空间的局部极值点组成,为了寻找 DOG 尺度空间的局部极值点,所检测的点应与同尺度相邻的 8 个点及上下相邻尺度该点周围的  $9 \times 2$  个点进行比较,以确保在图像空间和尺度空间都能检测到极值点。然后利用拟合三维二次函数精确确定特征点的位置和尺度,最后利用 Hessian 矩阵去除低对比度的极值点和由 DOG 算子所产生的不稳定的边缘响应点,以保证匹配的稳定性和抗噪性。

### 2.3 关键点方向分配

利用特征点邻域像素的梯度模值和方向,为每一个特征点分配方向,使特征描述子具有旋转不变性。梯度值和方向的计算公式如下:

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \\ &= \sqrt{([L(x+1, y) - L(x-1, y)])^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2} \end{aligned} \quad (7)$$

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

对于每个特征点,计算该点邻域像素的梯度方向并绘制直方图,直方图的峰值对应的方向就是该点的主方向;同时为了增强匹配的鲁棒性,对大于主方向峰值 80% 的方向予以保留,将其作为该特征点的辅方向,最终保证每一个特征点都包含位置、尺度和方向 3 种信息。

### 2.4 特征描述子的构建

为了确保 SIFT 算法的旋转不变性,首先将坐标轴旋转为特征点的方向,然后将以特征点为中心的邻域区域分割成 16 个  $4 \times 4$  的子区域,在每个子区域上计算 8 个方向的梯度值并累加,最终绘制成梯度方向直方图,从而形成一个种子点。每个子区域产生一个种子点,每个种子点有 8 个方向,16 个子区域则产生了  $16 \times 8 = 128$  个方向,因此最终产生了一个 128 维的特征描述向量。最后对其长度进行归一化的处理,以去除光照变化的影响。

### 2.5 特征向量匹配

经过上述步骤,完成了 SIFT 特征点的提取。但是两幅图像的特征点个数不同,并且它们之间也没有确切的对应关系,因此需要利用某种距离函数作为特征匹配的相似性度量,如欧氏距离等,根据约束信息去除误匹配点,然后利用随机抽样一致性算法(RANSAC)去除错误的匹配点对<sup>[12]</sup>,从而得到最佳的匹配点对,最后完成图像特征向量的匹配。

## 3 基于改进 SIFT 的多光谱图像匹配算法

针对 SIFT 算法处理多光谱图像时计算复杂度高和耗时长的缺点,本文从多光谱图像的描述子构建以及特征向量匹配两个方面对 SIFT 算法进行了优化。

### 3.1 特征描述子简化

SIFT 算法的特征描述子是 128 维,由于维数太高,使得构建特征描述子的过程以及最后进行特征点匹配时都需要花费很长的时间。另外,SIFT 算法在方形区域内构建特征描述子,如果对参考图像进行旋转变化,为了在待匹配图像中的对

应区域得到与参考图像同样大小的像素数,则必须对待匹配图像也进行旋转操作。这样处理不仅会使算法的运行时间延长,而且会带来指向量化误差<sup>[13]</sup>;而圆形区域由于其完美的对称性,旋转前后所包含的像素始终保持一致。因此,本文通过以下算法降低特征描述子的维数:考虑到越靠近特征点的像素对特征点的影响越大,在保证特征点邻域范围不变的前提下,使用同心圆环的放射状分区替换 SIFT 的棋盘格状分区,并使内圆分割的子区域的个数是外圆环的 2 倍,从而使内圆产生的描述子的维数在描述子的总维数中占有更大的比重,充分减小了邻域外围点对特征描述子构建的影响,然后根据每个分区与特征点的距离大小对其进行加权,从而实现新的特征描述子的构建。特征点的邻域划分如图 1 所示。

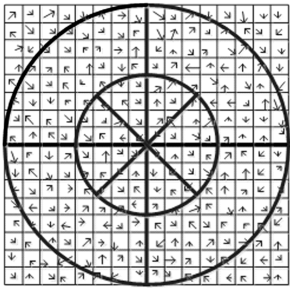


图 1 特征点的邻域划分

Fig. 1 Neighbourhoods division of feature point

首先以特征点为圆心、4 像素为半径圈定相对应的圆形区域,将圆形区域均匀地划分成 8 个子区域,并在每个子区域上计算 8 个方向的梯度值并累加,从而形成  $8 \times 8 = 64$  维的描述子,然后在以特征点为圆心、8 像素为半径圈定的圆形邻域内,刨除内圆所占的面积,将邻域中剩下的像素均匀地划在 4 个圆环内,从而形成 4 个子邻域,并在每个子区域上计算 8 个方向的梯度值并累加,形成  $4 \times 8 = 32$  维的描述子。最后将两个特征描述子进行叠加,产生一个  $64 + 32$  共计 96 维的特征描述向量,使用该向量代替 SIFT 算法的 128 维向量,以达到对特征描述子降维的目的,然后对其亮度进行归一化处理以去除光照变化的影响。

### 3.2 特征匹配及误匹配校正

通过 SIFT 算法检测到的特征点包含了 3 类信息:位置  $(x, y)$ 、尺度  $(\sigma)$  以及主方向  $(\theta)$ 。假设参考图像的特征点  $S_i(x_i, y_i, \sigma_i, \theta_i)$  与待匹配图像的特征点  $S_j(x_j, y_j, \sigma_j, \theta_j)$  为一对匹配点对,通过以下公式定义它们的相对尺度以及相对主方向:

$$\sigma = \sigma_i / \sigma_j \quad (9)$$

$$\theta = \theta_i / \theta_j \quad (10)$$

在 SIFT 算法实现图像匹配的过程中,本文拟通过以下方式实现特征匹配:

(1) 根据 Hessian 矩阵的迹的正负确定特征点是极大值点还是极小值点,并且把参考图像和待匹配图像的极大值点以及极小值点放在不同的集合中(因为待匹配图像的一个极大值点不可能与参考图像的一个极小值点成为一对正确的匹配点对,所以在对待匹配图像极大值点进行匹配的过程中,只需要在参考图像的极大值集中找寻相应的极值点即可。如果图像的极大值点和极小值点各占总数的 50%,则将极大地提

高特征向量的匹配效率)。

(2) 依次计算对应集合中各特征点之间的欧氏距离,如果最近邻与次近邻的比值小于设定的阈值  $d$ ,则将其视为候选匹配点并放在集合  $S$  中,记录与之对应的相对尺度  $\sigma$  和相对主方向  $\theta$ 。

(3) 从候选点集  $S$  中遍历选取 3 对匹配点,计算它们之间的相对尺度之差,并与阈值  $h_1$  进行比较(实验发现,  $h_1$  取 0.11 较为合适)。如果 3 个差值都小于  $h_1$ ,则将这 3 对匹配点放在集合  $A$  中;如果是其他情况,则选择差值中的最小差值,并将与之对应的 2 对匹配点放在集合  $B$  中,重复以上过程,直至遍历所有的候选匹配点。

(4) 针对集合  $B$  中的匹配点重复以上操作,将符合要求的匹配点添加到集合  $A$  中。

(5) 从集合  $A$  中遍历选取 3 对匹配点,计算它们之间的相对主方向之差,并与阈值  $h_2$  (实验发现,  $h_2$  取 0.07 较为合适) 进行比较,如果 3 个差值都小于  $h_2$ ,则将这 3 对匹配点放在集合  $C$  中;如果是其他情况,则选择差值中的最小差值,并将与之对应的 2 对匹配点放在集合  $D$  中,重复以上过程,直至遍历所有的候选匹配点。

(6) 针对集合  $D$  中的匹配点重复以上操作,将符合要求的匹配点添加到集合  $C$  中。

(7) 经过几何校正的各谱段图像彼此之间只存在较小的形变,根据特征点的空间距离进一步剔除集合  $C$  中的错误匹配点。假设集合  $C$  中共有  $n$  对匹配点  $\{(x_1, y_1), (x_1', y_1')\}; \dots; \{(x_n, y_n), (x_n', y_n')\}$ , 则所有匹配点在  $x$  和  $y$  方向的坐标差分别由以下公式定义:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x_i'| \quad (11)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i'| \quad (12)$$

对于  $C$  中的第  $i$  ( $i \in [1, n]$ ) 对匹配点,如果其同时满足  $|x_i - x_i'| \leq \bar{x}$ ,  $|y_i - y_i'| \leq \bar{y}$ , 则将其视为正确匹配点,否则将其从集合  $C$  中剔除,从而进一步提高匹配点的正确性。

## 4 实验结果及分析

本实验使用的多光谱图像数据来源于实际拍摄数据,从某一组多光谱图像的 3 谱段与 4 谱段的对应位置截取  $390 \times 500$  像素大小的图像,并以 3 谱段图像为参考图像,以 4 谱段图像为待匹配图像。硬件环境为 64 位操作系统, Intel Core i5-2400 处理器, 频率为 3.1GHz, 4GB 内存, 软件环境为 MatlabR2014a 软件平台。

为了使实验对比结果具有更强的说服力,需要保证以下参数在各种算法中保持一致:基准层尺度  $\sigma_0 = 1.6$ , 组内中间层数  $s = 3$ , 则尺度系数  $k = 2^{\frac{1}{s}} = 1.26$ 。关于最近邻与次近邻的距离比值  $d$ <sup>[14]</sup>, Lowe 建议取 0.8, 但针对本文图像,  $d$  取 0.8 会产生大量的误匹配点, 通过实验发现,  $d$  取 0.69 时可以取得比较满意的结果。

为了验证实验的准确性,引入匹配率这一概念,该概念表示正确匹配点个数在检测到的总的匹配点中所占的比值<sup>[15]</sup>, 设正确匹配点的个数为  $n$ , 错误匹配点的个数为  $m$ , 则匹配率由以下公式确定:

$$T_{\text{match}} = \frac{n}{n+m} \quad (13)$$

在图像模糊的情况下,分别使用 SIFT 算法、文献[13]的算法、GLOH 与本文算法对图像进行处理,实验结果对比图如图 2 所示,其中,图 2(a)代表传统 SIFT 算法的匹配结果,图 2(b)代表文献[13]的算法的匹配结果,图 2(c)代表 GLOH 算法的匹配结果,图 2(d)代表本文算法的匹配结果。4 种算法的性能比较情况如表 1 所列。

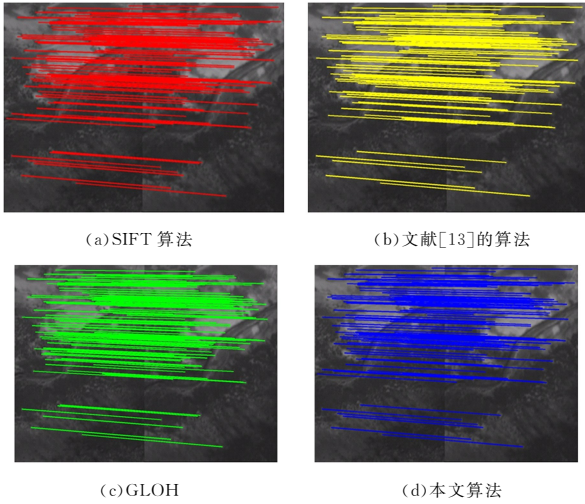


图 2 在图像模糊的情况下 4 种算法的实验结果对比

Fig.2 Experimental results comparison of four algorithms when image is blurring

表 1 在图像模糊的情况下 4 种算法的性能比较

Table 1 Performance comparison of four algorithms when image is blurring

算法	匹配点对	误匹配点对	漏匹配点对	匹配率/%	总耗时/s
SIFT 算法	149	28	—	81.2	8.31695
GLOH	132	16	5	87.9	8.96532
文献[13]的算法	123	10	8	91.9	7.23695
本文算法	125	7	3	94.4	6.15977

在图像发生旋转的情况下,分别使用 SIFT 算法、文献[13]的算法、GLOH 与本文算法对图像进行处理,实验结果对比图如图 3 所示。

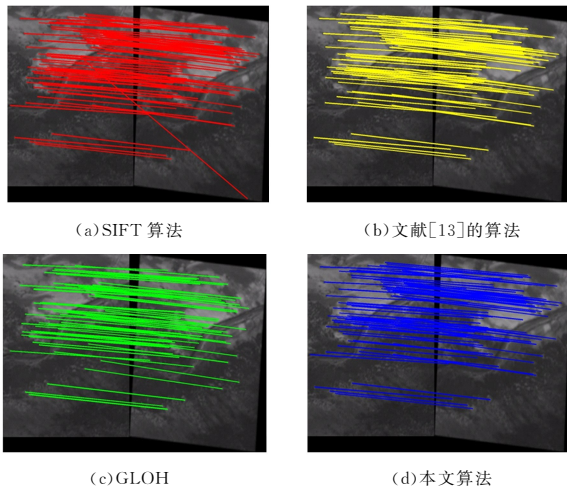


图 3 在旋转变化的情况下 4 种算法的实验结果对比

Fig.3 Experimental results comparison of four algorithms with rotation change

其中,图 3(a)代表传统 SIFT 算法的匹配结果,图 3(b)代表文献[13]的算法的匹配结果,图 3(c)代表 GLOH 算法的匹配结果,图 3(d)代表本文算法的匹配结果。4 种算法的性能比较情况如表 2 所列。

表 2 在旋转变化的情况下 4 种算法性能比较

Table 2 Performance comparison of four algorithms with rotation change

算法	匹配点对	误匹配点对	漏匹配点对	匹配率/%	总耗时/s
SIFT 算法	120	26	—	78.3	8.30635
GLOH	90	6	10	93.3	8.63254
文献[13]算法	104	17	7	83.7	7.59653
本文算法	99	7	2	92.9	6.12056

在图像亮度发生变化的情况下,分别使用 SIFT 算法、文献[13]的算法、GLOH 与本文算法对图像进行处理,实验结果对比图如图 4 所示,其中,图 4(a)代表传统 SIFT 算法的匹配结果,图 4(b)代表文献[13]的算法的匹配结果,图 4(c)代表 GLOH 算法的匹配结果,图 4(d)代表本文算法的匹配结果。4 种算法的性能比较情况如表 3 所列。

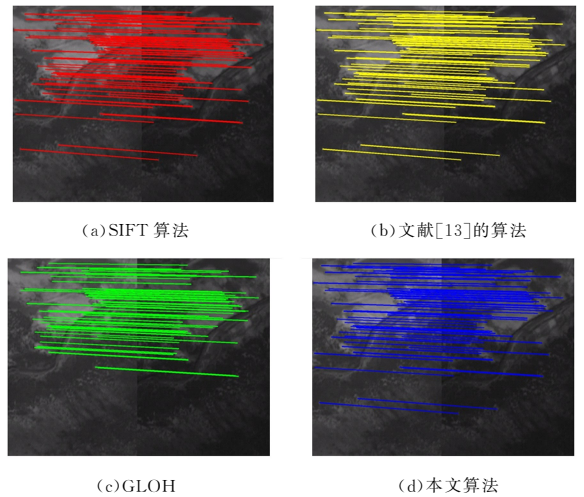


图 4 在亮度变化的情况下 4 种算法的实验结果对比

Fig.4 Experimental results comparison of four algorithms with brightness change

表 3 在亮度变化的情况下 4 种算法的性能比较

Table 3 Performance comparison of four algorithms with brightness changes

算法	匹配点对	误匹配点对	漏匹配点对	匹配率/%	总耗时/s
SIFT 算法	90	17	—	81.1	7.07877
GLOH	66	6	13	90.9	7.65324
文献[13]的算法	79	11	5	86.1	6.36548
本文算法	75	5	3	93.3	5.24955

在图像模糊、旋转变化以及亮度变化的情况下,本文分别采用 SIFT 算法、文献[13]的算法、GLOH 与本文算法对图像进行处理,并对各种算法的性能进行了统计。由实验结果可以看出,SIFT 算法可以匹配到最多的匹配点对,但是其相对应的误匹配点对也远远多于其他 3 种算法,导致最终得到的匹配率在各种算法中最低。尽管如此,由 SIFT 算法得到的正确的匹配点对的数量在 4 种算法中是最多的,因此,以 SIFT 算法得到的正确匹配点对为参考,统计了另外 3 种算法

的漏匹配情况。从实验结果中可以看到,与其他3种算法相比,GLOH算法总是会产生明显的漏匹配点对,且它的总耗时最长,但其匹配率却比SIFT算法和文献[13]中提到的算法更高,尤其是当图像发生旋转变换时,该算法的匹配率在4种算法中是最高的。文献[13]的算法具有较少的漏匹配点对和较短的运行时间,匹配率相比于SIFT算法有所提高,具有很大的参考意义。而本文算法在各个方面的性能几乎都是最好的,具有最少的漏匹配点对,匹配率几乎达到最优,相对于SIFT算法,其匹配率提高了12%以上,算法的运行时间最短,在处理相同数据时耗时不足SIFT算法的75%,极大地提高了算法的运行效率。

**结束语** 本文针对SIFT算法处理多光谱图像计算复杂度高和耗时长缺点,在描述子构建以及特征向量匹配两个方面对SIFT算法进行了优化。在特征描述子构建方面,考虑到越靠近特征点的像素对特征点的影响越大,在保证特征点邻域范围不变的前提下,使用同心圆环的放射状分区替换SIFT的棋盘格状分区,并使内圆分割的子区域的个数是外圆环的2倍,从而使得内圆产生的描述子的维数在描述子的总维数中占有更大的比重,充分减少了邻域外围点对特征描述子构建的影响,使得描述子对特征点的描述更为准确,同时也达到了对特征描述子降维的目的,使得描述子由原来的128维降为96维,提高了算法的效率。在特征向量匹配方面,首先根据Hessian矩阵的迹的正负确定特征点是极大值点还是极小值点,为后续特征向量匹配缩小搜索范围,降低了算法的计算复杂度,然后根据匹配点对的位置信息对匹配点进行筛选,提高了匹配点的准确率。实验结果表明,本文的改进算法不仅继承了SIFT算法对旋转和亮度等的不变性优势,而且能够有效缩短算法的运行时间,提高算法的效率,并在一定程度上提高了算法的匹配率。

## 参 考 文 献

- [1] LOWE D G. Object recognition from local scale-invariant features[C]// Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999:1150-1157.
- [2] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):91-110.
- [3] SUZUKI T, AMANO Y, HASHIZUME T. Vision based localization of a small UAV for generating a large mosaic image [C]// IEEE Sice Annual Conference, 2010:2960-2964.
- [4] KE S, WANG B L, HUANG X Y. An improved SIFT algorithm and its application in medical image registration [J]. Journal of Xiamen University: Nature Science, 2010, 49(3):354-358. (in Chinese)
- 柯杉,王博亮,黄晓阳.一种改进的SIFT算法及其在医学图像配准中的应用[J].厦门大学学报:自然科学版,2010,49(3):354-358.
- [5] XIONG Y, MA H M. Extraction and Application of 3D Object SIFT Feature [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(5):814-819. (in Chinese)
- 熊英,马惠敏.3维物体SIFT特征的提取与应用[J].中国图象图形学报,2010,15(5):814-819.
- [6] KOUNALAKIS T, TRIANTAFYLIDIS G A. 3D scene's object detection and recognition using depth layers and SIFT-based machine learning [J]. 3d Research, 2011, 2(3):1-11.
- [7] BAI J, MA Y, LI J, et al. Novel averaging window filter for SIFT in infrared face recognition [J]. Chinese Optics Letters, 2011, 9(8):081002.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded Up Robust Features[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 110(3):404-417.
- [9] YAN K, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2004:506-513.
- [10] LUO J, GWUN O. A Comparison of SIFT, PCA-SIFT and SURF [J]. International Journal of Image Processing, 2009, 3(4):143-152.
- [11] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10):1615-1630.
- [12] ZHAO Y, JIANG J G, WANG R C. An Optimized SIFT Matching Based on RANSAC [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(8):58-65. (in Chinese)
- 赵焯,蒋建国,洪日昌.基于RANSAC的SIFT匹配优化[J].光电工程,2014,41(8):58-65.
- [13] ZENG L, GU D L. A SIFT feature descriptor based on sector area partitioning[J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(9):1513-1519. (in Chinese)
- 曾峦,顾大龙.一种基于扇形区域分割的SIFT特征描述符[J].自动化学报,2012,38(9):1513-1519.
- [14] ZOU C M, XU Z Q, XUE D. SIFT algorithm based on block matching[J]. Computer Science, 2015, 42(4):311-315. (in Chinese)
- 邹承明,徐泽前,薛栋.一种基于分块匹配的SIFT算法[J].计算机科学,2015,42(4):311-315.
- [15] LIU J, FU W P, WANG W. Image matching based on improved SIFT algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(5):1107-1112. (in Chinese)
- 刘佳,傅卫平,王雯.基于改进SIFT算法的图像匹配[J].仪器仪表学报,2013,34(5):1107-1112.