

基于尺度不变特征变换的快速景象匹配方法

牛燕雄 陈梦琪* 张贺

(北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院 北京 100191)

摘要: 传统基于特征的景象匹配方法存在冗余点多、匹配精度低等问题,难以同时满足实时性及鲁棒性要求,对此,论文提出一种基于尺度不变特征变换(SIFT)的快速景象匹配方法。在特征提取阶段,采用高速分段特征检测器(FAST)在多尺度检测角点作为初始特征,经过高斯差分(DOG)算子在尺度空间中进行特征的2次筛选,简化原有遍历式的特征搜索过程;在特征匹配阶段,采用仿射模型模拟变换关系建立几何约束条件,克服SIFT算法由于忽略几何信息而产生的误匹配。实验表明:该方法在匹配精度和实时性方面均优于SIFT算法,且对光照、模糊、尺度等变换具有良好的鲁棒性,能够更好地实现景象匹配。

关键词: 景象匹配; 尺度不变特征变换; 高速分段特征检测; 几何约束

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)03-0626-06

DOI: 10.11999/JEIT180440

Fast Scene Matching Method Based on Scale Invariant Feature Transform

NIU Yanxiong CHEN Mengqi ZHANG He

(*Institute of Instrument Science and Photoelectric Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China*)

Abstract: The traditional feature-based image matching method has many problems such as many redundant points and low matching accuracy, which can hardly meet the real-time and robustness requirements. In this regard, a fast scene matching method based on Scale Invariant Feature Transform (SIFT) is proposed. In the feature detection phase, FAST (Features from Accelerated Segment Test) is used to detect characteristics in multi-scale, after then, combining with Difference Of Gauss (DOG) operators to filter characteristics again. From this, the feature search process is simplified. In feature matching phase, the affine transformation model is used to simulate the transformation relation and establish the geometric constraint, to overcome the mismatching because of ignoring the geometric information. The experimental results show that the proposed method is superior to the SIFT in efficiency and precision, also has good robustness to light, blur and scale transformation, achieves scene matching better.

Key words: Scene matching; Scale Invariant Feature Transform (SIFT); Features from Accelerated Segment Test (FAST); Geometric constraint

1 引言

景象匹配是精确制导中重要的辅助导航技术,具有定位精度高、打击范围广等优点,广泛应用于巡航导弹和弹道导弹末制导中。预先制备的基准图与导弹飞行过程中采集的实时图在获取时间、视角及气候条件上存在的差异,为景象匹配带来较大挑战。因此,提出一种具有实时性且可靠性高的景象匹配方法成为当下研究的关键^[1]。

现有景象匹配方法主要分为两类^[2]: 基于区域的景象匹配方法和基于特征的景象匹配方法。前者

直接利用图像灰度信息进行相似性度量,存在对形变敏感、运算量大等问题;后者采用局部特征对应关系实现全局匹配,计算量小,且对灰度变化、几何畸变具有良好的适应能力^[3],因此目前在景象匹配中,多数研究集中在基于特征的匹配算法上。基于特征的景象匹配算法其关键是提取稳定且尽可能独立于目标所处外在条件、环境的特征,常用的特征提取算法包括:最小核相似区算法(SUSAN)^[4]、尺度不变特征变换算法(SIFT)^[5,6]、加速鲁棒特征算法(SURF)^[7]、最大稳定极值区域算法(MESERs)^[8]等。其中, Lowe^[5]提出的SIFT算法是公认性能较好的,该算法利用高斯差分算子(DOG)检测尺度空间中的极值点,能够实现在图像间存在旋转、尺

收稿日期: 2018-05-09; 改回日期: 2018-09-26; 网络出版: 2018-11-02

*通信作者: 陈梦琪 chenmengqi6@buaa.edu.cn

度、光照等变化时仍具有较高的匹配概率，但考虑到其在极值点提取稳定性及运算时间上的缺陷，难以满足实际应用。近年来，文献[9,10]提出的高速分段特征检测(FAST)算法大大降低了运算时间，能够达到接近实时的运算效率，但由于其难以抵抗尺度、旋转等变换，不能直接应用于景象匹配中；2015年，常旭剑等人^[11]提出采用FAST进行特征检测并结合SIFT描述符(简称FAST-SIFT算法)实现匹配，尽管该方法较SIFT算法在实时性方面有所提高，但由于其仅在单尺度下进行特征检测，难以抵抗尺度变换。

针对上述问题，本文在SIFT算法的基础上进行优化，提出一种基于尺度不变特征变换的快速景象匹配方法(简称I-SIFT)。首先采用SIFT的方法建立尺度空间，结合FAST角点探测器在所有尺度上进行特征检测，再利用DOG算子对部分特征进行滤除，然后计算筛选后特征邻域的梯度和幅值，建立描述符进行相似性度量，最后利用匹配点对的几何位置信息剔除误匹配。实验结果表明，本文提出的改进方法能够提高匹配效率及精度，且能够实现稳定的景象匹配。

2 SIFT算法原理

SIFT算法是基于图像特征尺度选择的思想，通过建立尺度空间，确定特征点位置及其所在尺度，以达到抗尺度变换目的。采用SIFT算法的匹配过程主要由以下5个步骤组成。

(1)尺度空间极值检测：Lindeberg^[12]证明了高斯核是唯一能实现尺度空间的核，因此尺度空间函数 $L(x, y, \sigma)$ 可由图像 $I(x, y)$ 与变尺度的高斯核函数 $G(x, y, \sigma)$ 卷积得到，即

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

式中， σ 代表尺度因子， (x, y) 代表像素点位置。尺度空间按照尺度因子 σ 的倍数分为不同的octaves，每个octaves被分为 s 层，为了保证尺度的连续性，相邻两层图像的尺度因子比例系数 $k = 2^{1/s}$ 。

DOG(Difference Of Gauss)可以近似规范化的LOG(Laplace Of Gauss)，并且由于省去了生成卷积核的运算，计算速度更快，因此，SIFT中直接采用DOG算子与图像卷积实现尺度空间的极值检测，即

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= [G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)] * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \end{aligned} \quad (2)$$

为了寻找尺度空间的极值点即DOG算子的极大值或极小值，每个采样点都会与周围8个邻点及上、下相邻尺度的18个点做比较，只有比这些邻域点都

大或都小才能被选作关键点。

(2)精确定位关键点：DOG算子是在离散空间中检测极值点，要通过内插法确定连续空间中更为精确的关键点。对关键点处的尺度空间函数 $D(x, y, \sigma)$ 进行泰勒展开得

$$D(x) = D + \frac{\partial D}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (3)$$

式中， $x = (x, y, \sigma)^T$ 是距离采样点的偏移量，令 $D(x)' = 0$ ，得到关键点的偏移量为

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D}{\partial x^2}^{-1} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (4)$$

如果偏移量大于0.5，则认为其离其他采样点距离更近，利用插值代替关键点。

(3)关键点方向分配：使用有限差分，计算以特征点为中心，以 $3 \times 1.5\sigma$ 为半径的区域内图像的梯度幅值和方向，公式为

$$\begin{aligned} m(x, y) &= [(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 \\ &\quad + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2]^{1/2} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (6)$$

利用直方图统计关键点及其邻域的梯度方向，并根据幅值大小进行高斯加权，直方图的峰值代表邻域梯度的主方向，当大于方向峰值的80%时，增加一个辅方向来保证鲁棒性。

(4)生成特征描述符：描述符是以关键点为中心的图像局部信息，其通过对以关键点为中心的 4×4 个子区域进行上述方向统计得到，由于每个子区域共有8个方向(每 45° 为1个方向)，因此描述符为 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的特征向量。

(5)特征匹配：SIFT算法采用欧式距离作为相似性度量方式实现特征匹配。假设 A^i_1 是基准图特征集合中的一个特征点，实时图特征集合中与 A^i_1 距离最近的点为 B^i_1 ，与其次近距离的点为 B^i_2 ，当它们距离的比值小于阈值时，认为匹配成功，否则认为匹配失败。

3 基于SIFT的快速景象匹配方法

与普通图像匹配相比，景象匹配中实时图和基准图在成像条件上存在的差异，增加了匹配难度；同时，在地景图像中，图像空间分辨率一般以米为单位，两幅图像之间几个像素的误差就可能导致实际几十米或几百米的误差。因此对于景象匹配而言，不是提取的特征点越多越好，减少冗余点、提取鲁棒性强的特征才是最为重要的；而在特征匹配过程中，我们期望尽可能减少误匹配点对，提高匹

配精度。传统SIFT算法较为复杂,数据量大,运行时间长,考虑到景象匹配的特殊用途,实际工程应用价值不高。为提高检测特征点的质量,加快匹配速度,减少误匹配点对,提高匹配精度,本文提出以下适用于景象匹配的改进方法,详细内容如下。

3.1 特征提取

通过研究发现SIFT在建立尺度空间及之后遍历式的极值检测消耗了较多时间,提取了很多对匹配没有作用的特征点。同时, Mikolajczyk等人^[13]也分析指出SIFT算法采用DOG函数提取的关键点可能是灰度在一个方向上变化的轮廓或边缘,对邻域的噪声或纹理变化较为敏感,不够稳定。

文献^[9]提出的FAST(Feature from Accelerated Segment Test)由于不涉及尺度、梯度等复杂运算因此速度非常快,但受限于不具有尺度、旋转不变性,不能单独应用于景象匹配中。FAST是基于圆形掩膜的分段高速特征检测器,其利用圆形弧长的比例代替圆形区域的比例来测量核的自相关性。定义圆周上任意一点的灰度值为 I_x ,圆心的灰度值为 I_p ,当圆周上任意一点的灰度值与圆心的灰度值相比较时,会有以下3种情况:

$$S_x = \begin{cases} d, I_x \leq I_p - T(\text{暗}) \\ b, I_x \geq I_p + T(\text{亮}) \\ s, I_p - T < I_x < I_p + T(\text{相似}) \end{cases} \quad (7)$$

根据是否存在一段至少包含 n 个均比圆心 p 亮或暗的像素判断 p 是否为特征点。

综上所述,本文提出在建立尺度空间后,采用FAST角点探测器在每个尺度检测角点并将其作为初始点,然后利用DOG算子的极值(即尺度空间的极值)对上述初始点进行2次筛选,简化原SIFT算法遍历式的极值点搜索过程,提高特征检测的效率,同时减少不稳定极值点的提取。详细步骤如下:

(1)采用传统SIFT算法构造高斯尺度金字塔,并在所有尺度图像上进行FAST特征点检测;

(2)验证第(1)步中检测到的FAST特征点是否为DOG算子的极值点,即在高斯差分金字塔中,让每个FAST特征点与周围8个邻点及上、下相邻尺度的18个点做比较,保留比它们都大或都小的点作为关键点;

(3)若上述FAST特征点不是DOG算子的极值点,为保证特征点数量,则以当前FAST角点为中心,在适当大小的窗口内搜索DOG算子的极值点,保留距离中心最近的点作为关键点;

(4)保存上述得到的关键点所在位置和尺度,根据其所在的尺度找出该尺度对应的高斯图像,采

集关键点所在的高斯图像邻域像素的梯度和方向,并利用SIFT的方法建立直方图统计关键点及其邻域梯度方向信息,找到主方向;

(5)选用SIFT特征描述符对以关键点为中心的局部信息进行描述。为保证旋转不变性,描述符的坐标和梯度方向应相对关键点方向旋转;为减少光照变化带来的影响,对特征描述向量进行归一化处理。

3.2 特征匹配

传统SIFT匹配算法只是简单利用距离进行相似性度量,容易产生误匹配,难以保证匹配精度。文献^[14]提出从匹配特征及其邻点的空间布局出发,利用拓扑结构降低旋转等形变对匹配性能的影响,本文受此启发,提出利用匹配点对的几何位置信息作为约束条件,剔除误匹配点对,提高匹配精度。

仿射变换^[15]除了考虑两幅图像之间的平移、缩放和旋转外,还考虑了畸变中的倾斜、纵横比变化等复杂几何畸变,因此本文采用仿射变换来模拟匹配点对之间的几何关系,对匹配点对进行几何约束。假设 (x_i, y_i) 和 (u_i, v_i) 分别为基准图和实时图中的匹配点对,则有 n 组匹配点对可得到式(8)的模型:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_1 & y_1 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & x_n & y_n & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \\ a_5 \\ a_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ \vdots \\ a_5 \\ a_6 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(8)可简化为 $A \cdot H = B$ 。

根据最小二乘法估算模型参数可得到: $H_{\text{LSM}} = (A^T A)^{-1} A^T B$ 将匹配点对的坐标代入估算参数后的模型中计算几何误差为

$$e = \sqrt{\frac{(A \cdot H_{\text{LSM}} - B)^T \cdot (A \cdot H_{\text{LSM}} - B)}{n}} \quad (9)$$

令 $R = \begin{pmatrix} H_{\text{LSM}(1)} & H_{\text{LSM}(2)} \\ H_{\text{LSM}(3)} & H_{\text{LSM}(4)} \end{pmatrix}$, $S = \begin{pmatrix} H_{\text{LSM}(5)} \\ H_{\text{LSM}(6)} \end{pmatrix}$, 则每个匹配点的几何误差为

$$e_i = R \cdot \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + S - \begin{pmatrix} u_i \\ v_i \end{pmatrix} \quad (10)$$

当 $\|e_i\| > e$ 时,认为该点为误匹配点,进行剔除;当 $\|e_i\| \leq e$ 时,认为是该点是正确匹配点可以保留。如图1所示:横坐标表示在 x 方向的几何误差,纵坐标表示在 y 方向的几何误差,红色三角标记为每个匹配点的几何误差 e_i ,蓝色虚线是以 $(0,0)$ 为圆心,以估算模型的几何误差 e 为半径所做的圆,圆内为内点,圆外为外点。

4 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性,将从相关性分析、

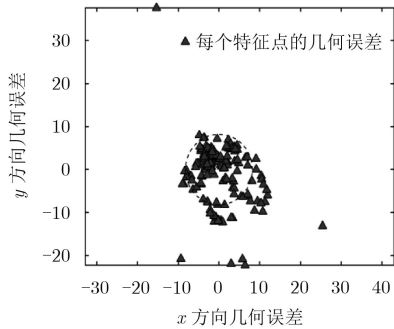


图1 几何约束剔除误匹配原理示意图

参数设置、匹配精确性和实时性及实景匹配5个部分进行实验分析。实验在Intel i5-3317U 1.7 GHz、内存4 GB的PC上采用Matlab 2016a软件平台实现。本文采用Mikolajczyk标准数据集，测试数据拍摄于不同几何或光照变化下的真实场景。其中，bike是6幅通过相机变焦得到不同模糊程度的图片；leuven是6幅通过改变光圈得到不同光照程度的图片；boat是6张同时包含旋转和尺度缩放图片。该数据集全面涵盖了尺度、旋转、模糊和光照变化等情况，具有典型性。

4.1 相关性实验

为分析FAST算子与DOG算子的相关性，选用NWPU-RESISC数据集和Mikolajczyk数据集的40幅图像进行了实验验证。由于不同的图片其纹理结构不同，算法检测的特征点数量也不相同，不存在可以描述两种算法检测特征数量的函数关系，因此采用统计的方法，对多幅图片统计两种算法检测到重复特征比率。定义重复比率 R 为同一副图像分别采用两种算法检测到重复特征与两种算法检测到较少的特征点数的比值。实验结果显示DOG算子与FAST算子特征检测的重复比率在20%到40%内，表1列出了部分图片的实验结果。从实验数据可以看出FAST算子与DOG算子具有一定的相关性，因此本文提出采用双重筛选特征的方案是可行的。

4.2 窗口大小选取实验

本文算法在特征提取过程中进行了特征的双重

筛选，为保证特征点数量，对于不是DOG算子极值的FAST角点，以其为中心在固定窗口内搜索尺度空间的极值并作为关键点。采用可重复率作为窗口选取的评价指标，分别选取窗口宽度为3, 5, 7, 9, 11进行实验。图2是搜索窗口大小与特征可重复率变化关系曲线，两幅图像间存在亮度变化、模糊变化和旋转与尺度变化。从图中可以看出，当搜索窗口大小为7时，特征的可重复率最高；当搜索窗口小于7时，因为搜索范围不够大，部分极值点未被搜索到，可重复率会受到影响；当搜索窗口大于7时，虽然搜索到数量充足的极值点，但这些极值点中可能包含部分受噪声、微小纹理变化影响的特征，其可重复率反而会有所降低。综上，本文选择7×7的搜索窗口。

4.3 匹配精确性实验

正确匹配率^[16]是正确匹配点对数与总匹配点对数之间的比率，是衡量匹配精度的重要指标，本文定义当均方根误差(RMSE)小于3时为正确匹配。

实验仍使用标准测试数据集，将对本文算法、SIFT算法及SURF算法、FAST-SIFT算法进行正确匹配率对比实验，实验结果如图3所示。

图3(a)–图3(c)分别给出了随光照强度变化、模糊程度变化、旋转和尺度变化时正确匹配率的变化关系。可以看出本文提出的I-SIFT算法对光照、模糊、旋转及尺度等变换均具有良好的鲁棒性，正确匹配率均在95%以上，甚至能够达到100%。在模糊变化方面，从图中可以看出，在模糊程度变化大的情况下，本文方法的适应性明显强于SIFT算法和SURF算法，这是因为SIFT算法采用DOG算子提取的特征可能是灰度在一个方向上变化的轮廓或边缘，对噪声变化较为敏感，而SURF采用DOH (Determination Of Hesse)^[9]检测到的特征也同样会出现上述问题，本文提出双重筛选特征的方法克服了这一问题，正确匹配率最多提高了20%。在尺度和旋转变换方面，当图像间存在较大的旋转和尺度变化时，4种算法的误匹配点均有所增加，但本文

表1 相关性实验数据

图像	DOG特征点数	FAST特征点数	DOG∩FAST	重复率(%)
Img1	2261	3531	627	27.7
Img2	1840	2276	418	22.7
Img3	3195	2168	711	32.8
Img4	2020	1523	473	23.4
Img5	8143	8615	3013	37.0
Img6	7788	9176	3060	39.3
Img7	2812	1491	573	38.4
Img8	3214	2003	645	32.2

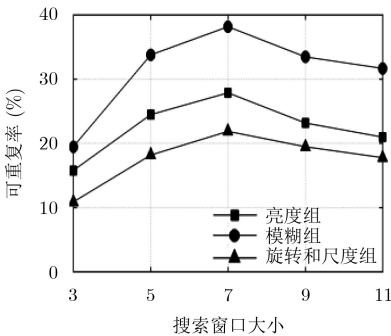


图2 搜索窗口大小与特征重复率关系曲线

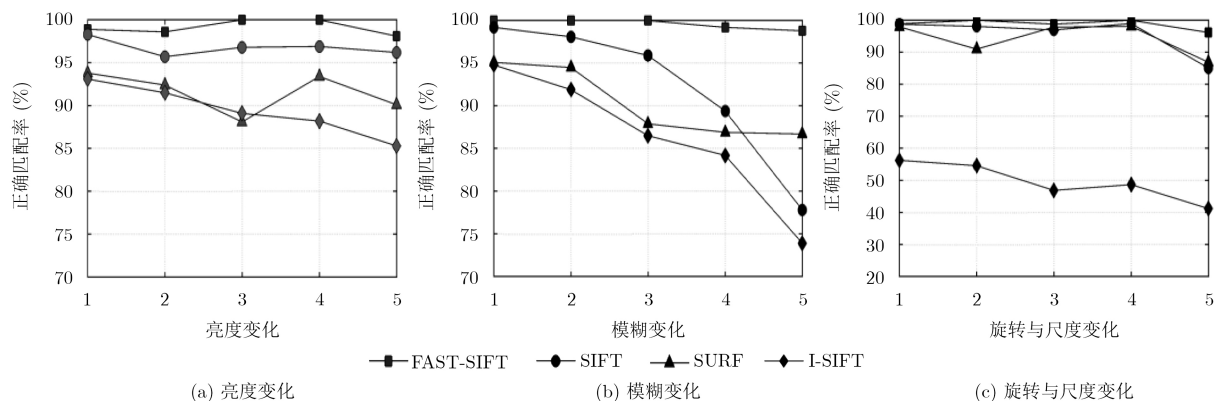


图3 正确匹配率对比实验结果

方法的正确匹配率仍远高于其他3种,特别较FAST-SIFT算法提高了55%。综上,实验结果表明,相对于SIFT算法、SURF算法和FAST-SIFT算法,本文的方法具有更高的匹配精度和良好的鲁棒性。

4.4 实时性实验

运用标准数据集测试比较了SIFT算法、SURF算法和本文算法I-SIFT在特征检测、特征匹配及算法总过程的运行时间。实验结果如表2所示,可以看出本文方法在特征提取时消耗的时间仅为SIFT的44.7%,这是因为先采用FAST算子进行了快速的初始特征检测,简化了原有在尺度空间中通过依次与邻域特征点比较寻找极值点的过程,并且因为双重筛选降低了特征的冗余度。在特征匹配阶段,尽管增加了去除误匹配的步骤,但是由于提取特征点数的减少,描述符也相应减少,因此特征匹配过程的耗时也有所降低。综上,尽管本文提出的改进

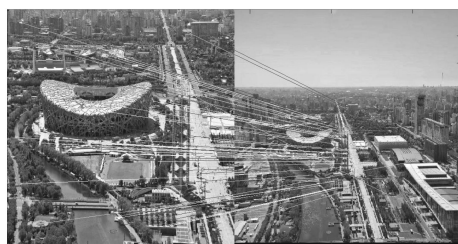
算法在耗时方面较SURF算法没有优势,但正确匹配率高于SURF算法,且总运行时间仅为SIFT的46.6%,实时性更好,更适用于景象匹配。

4.5 实景匹配实验

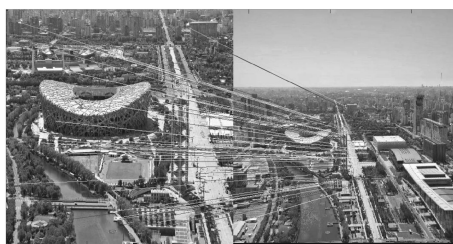
实验采用两幅在不同时间拍摄同一景象的实景图,尺寸均为1400 pixel×865 pixel,由于拍摄的天气、视角均不同,两幅图像间存在较大的尺度、灰度、视角差异。图4分别给出了剔除误匹配前和剔除误匹配后的匹配结果,匹配的特征点对用连线表示。我们在左边的基准图中提取了3329个特征点,在右边的实时图中提取了1794个特征点,剔除误匹配前共得到98个匹配点对,可以看出其中有2对明显的误匹配,采用几何约束条件剔除误匹配后共得到96个匹配点对,正确匹配率为100%。由此可见,本文提出改进方法效果良好,能够提高匹配精度且能够实现稳定的景象匹配。

表2 本文算法与SIFT算法消耗时间对比(ms)

数据集	SIFT			SURF			I-SIFT		
	特征检测时间	特征匹配时间	总时间	特征检测时间	特征匹配时间	总时间	特征检测时间	特征匹配时间	总时间
graffiti	30574	4082	34656	7727	1021	8748	13866	2984	16850
bikes	16652	2779	19431	4098	884	4982	5216	1052	6268
boat	41933	6093	48026	15010	3235	18245	34397	7923	42320
leuven	14502	2248	16750	3458	487	3945	8518	1369	9887
average	25915	3801	29716	7573	1407	8980	15499	3332	18831



(a) 剔除误匹配前的匹配结果图



(b) 剔除误匹配后的最终匹配图

图4 本文算法实现景象匹配示意图

5 结论

本文从景象匹配的鲁棒性和实时性出发, 提出基于尺度不变特征变换的快速景象匹配方法。在特征提取方面, 为降低冗余点数量、提高特征稳定性, 采用FAST算法和DOG算子结合的方法对特征进行两次筛选, 再利用SIFT描述符统计所得特征点及其邻域信息。在特征匹配方面, 为提高匹配正确率, 利用由匹配点对建立的几何误差作为约束条件剔除误差过大的匹配点。实验结果表明, 与SIFT算法、SURF算法和FAST-SIFT算法相比较, 本文方法在光照、模糊、尺度及旋转等变换下均具有更高的正确匹配率, 特别在模糊程度较大的情况下, 较SIFT提高20%。并且本文方法在特征提取时消耗的时间仅为SIFT的44.7%, 总运行时间仅为SIFT的46.6%, 实时性更强, 能够较好地应用于景象匹配中。

参考文献

- [1] 张闻宇, 李智, 王勇军, 等. 基于CenSurE-star特征的无人机景象匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(2): 462–470. doi: [10.19650/j.cnki.cjai.2017.02.02](https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjai.2017.02.02).
ZHANG Wenyu, LI Zhi, WANG Yongjun, et al. UAV scene matching algorithm based on CenSurE-star feature[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(2): 462–470. doi: [10.19650/j.cnki.cjai.2017.02.02](https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjai.2017.02.02).
- [2] BROWN L G. A survey of image registration techniques[J]. *ACM Computing Surveys*, 1992, 24(4): 325–376. doi: [10.1145/146370.146374](https://doi.org/10.1145/146370.146374).
- [3] BABRI U M, TANVIR M, KHURSHID K, et al. Feature based correspondence: A comparative study on image matching algorithms[J]. *International Journal of Advanced Computer Science & Applications*, 2016, 7(3): 235–246. doi: [10.14569/IJACSA.2016.070329](https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070329).
- [4] SMITH S M and BRADY J M. SUSAN—A new approach to low level image processing[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 23(1): 45–78. doi: [10.1023/A:1007963824710](https://doi.org/10.1023/A:1007963824710).
- [5] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110. doi: [10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94](https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94).
- [6] 李鹤宇, 王青. 一种具有实时性的SIFT特征提取算法[J]. 宇航学报, 2017, 38(8): 865–871. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2017.08.011](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2017.08.011).
LI Heyu and WANG Qing. A real-time SIFT feature extraction algorithm[J]. *Journal of Astronautics*, 2017, 38(8): 865–871. doi: [10.3873/j.issn.1000-1328.2017.08.011](https://doi.org/10.3873/j.issn.1000-1328.2017.08.011).
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features[J]. *Computer Vision & Image Understanding*, 2008, 110(3): 404–417. doi: [10.1016/j.cviu.2007.09.014](https://doi.org/10.1016/j.cviu.2007.09.014).
- [8] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. *Image & Vision Computing*, 2004, 22(10): 761–767. doi: [10.1016/j.imavis.2004.02.006](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2004.02.006).
- [9] ROSTEN E and DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection[C]. Springer-Verlag European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006: 430–443.
- [10] 刘妍, 余淮, 杨文, 等. 利用SAR-FAST角点检测的合成孔径雷达图像配准方法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(2): 430–436. doi: [10.11999/JEIT160386](https://doi.org/10.11999/JEIT160386).
LIU Yan, YU Huai, YANG Wen, et al. SAR image registration using SAR-FAST corner detection[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(2): 430–436. doi: [10.11999/JEIT160386](https://doi.org/10.11999/JEIT160386).
- [11] 常旭剑, 韩燮, 熊风光, 等. 基于FAST检测及SIFT描述的特征检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2015, 36(10): 2749–2753. doi: [10.16208/j.issn1000-7024.2015.10.028](https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2015.10.028).
CHANG Xujian, HAN Xie, XIONG Fengguang, et al. Feature detection based on FAST detection and SIFT description[J]. *Computer Engineering & Design*, 2015, 36(10): 2749–2753. doi: [10.16208/j.issn1000-7024.2015.10.028](https://doi.org/10.16208/j.issn1000-7024.2015.10.028).
- [12] TONY L. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales[J]. *Journal of Applied Statistics*, 1994, 21(1/2): 225–270. doi: [10.1080/757582976](https://doi.org/10.1080/757582976).
- [13] MIKOLAJCZYK K and SCHMID C. An affine invariant interest point detector[C]. Springer-Verlag European Conference on Computer Vision, Copenhagen, Denmark, 2002: 128–142.
- [14] ELMASHAD S Y and SHOUKRY A. A more robust feature correspondence for more accurate image recognition[C]. IEEE Computer and Robot Vision. Montreal, Canada, 2014: 181–188.
- [15] KANNALA J, RAHTU E, HEIKKILA J, et al. A new method for affine registration of images and point sets[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 40(35): 224–234. doi: [10.1007/11499145_25](https://doi.org/10.1007/11499145_25).
- [16] 王华夏, 程咏梅, 刘楠. 面向山地区域光照变化下的鲁棒景象匹配方法[J]. 航空学报, 2017, 38(10): 188–200. doi: [10.7527/S1000-6893.2017.321101](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2017.321101).
WANG Huaxia, CHENG Yongmei, LIU Nan. A robust scene matching method for mountainous regions with illumination variation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(10): 188–200. doi: [10.7527/S1000-6893.2017.321101](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2017.321101).

牛燕雄: 男, 1967年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为光电对抗、图像处理。

陈梦琪: 女, 1993年生, 硕士生, 研究方向为景象匹配、目标识别。

张贺: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为目标检测、目标识别。