

基于动态邻域密度估计的 SIFT 特征匹配优化算法

李慧鑫¹ 高震¹ 田鑫亮¹ 李江¹ 任云轩¹
LI Huixin GAO Zhen TIAN Xinliang LI Jiang REN Yunxuan

摘要

针对传统 SIFT 算法在极端光照条件下因梯度退化导致的误匹配聚集及描述子区分度下降问题, 文章提出了一种基于动态邻域密度估计的 SIFT 特征匹配优化算法。该方法通过构建滑动扩散窗口机制, 量化局部匹配密度比 (LMDR) 的统计显著性, 实现无监督误匹配过滤。设计动态搜索窗口与扩散窗口, 通过统计局部窗口内匹配点数与扩散窗口匹配点数的比例, 结合预设阈值判定误匹配点。实验基于航拍图像数据集, 验证了扩散因子 $s=25$ 、阈值 $\text{ratio}=0.3$ 时, 误匹配删除率达 94.5% 且正确匹配保留率 80% 以上, 较传统 NNDR-RANSAC 方法显著优化。该方法为无显著几何约束场景下的特征匹配鲁棒性提供了新的解决思路, 具有较高的工程应用价值。

关键词

SIFT 特征匹配; 动态邻域密度估计; 滑动扩散窗口机制; 无监督学习; 极端光照

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.11.015

0 引言

尺度不变特征变换 (scale-invariant feature transform, SIFT) 算法作为经典的局部特征描述方法, 通过高斯差分 (difference of gaussian, DoG) 算子构建多尺度空间, 提取具有旋转、尺度及部分光照不变性的关键点特征^[1]。其核心在于利用梯度方向直方图 (histogram of oriented gradients, HOG) 生成 128 维描述子, 通过量化关键点邻域的梯度方向分布实现高区分度的特征表达^[2]。这一特性使得 SIFT 在图像匹配、目标识别等领域展现出显著优势, 尤其在图像平移、仿射变换及适度光照变化场景下具有强鲁棒性^[3]。

然而, 在过曝光、高动态范围 (HDR) 等极端光照条件下, 图像高频边缘信息易因梯度幅值衰减或噪声干扰而退化。以某次航拍图像为例, 强光照导致的过曝光会削弱绝缘子表面纹理的梯度响应, 使传统 SIFT 算法面临以下挑战:

误匹配的局部聚集现象: 基于最近邻距离比 (nearest neighbor distance ratio, NNDR)^[4] 的初始匹配策略对局部误匹配缺乏判别力, 而 RANSAC (random sample consensus)^[5] 等几何验证方法依赖全局几何一致性假设, 在无显著空间结构或非刚性形变场景中易失效。

特征描述子退化: 梯度消失区域的 HOG 统计量分布趋于均匀化, 导致描述子区分度下降, 匹配点空间分布呈现稀疏性与非连续性。

尽管 SIFT 算法通过 DoG 多尺度空间检测机制对物体

轮廓边缘 (高频信息突变区域) 仍保持一定鲁棒性, 如图 1 所示, 绝缘子匹配点集中于轮廓线, 但局部误匹配的存在会显著降低后续任务 (如超像素分割、位姿估计) 的精度。现有改进方法多聚焦于描述子优化^[6-7] 或引入外部特征融合^[8-9], 但对匹配点空间分布密度的统计特性利用不足, 难以在保持算法效率的同时实现误匹配抑制与边缘连续性的协同优化。

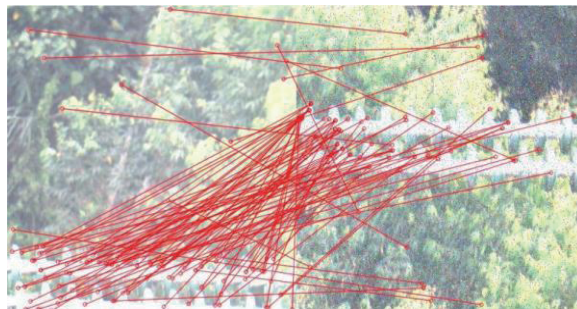


图 1 SIFT 匹配示意图

针对上述问题, 本文提出一种基于动态邻域密度估计的 SIFT 特征匹配优化算法。设计滑动扩散窗口机制, 通过局部匹配密度比 (local matching density ratio, LMDR) 的统计显著性检验实现无监督误匹配过滤。实验表明, 该方法在极端光照场景下的特征匹配准确性更高, 为特征匹配提供了新的解决思路。

1 基于动态邻域密度估计的 SIFT 特征匹配优化算法

算法流程如下: 首先将图像进行灰度化处理, 之后将所有图像生成 SIFT 特征点, 然后对相似图像之间生成 SIFT 匹

配点,再经过本方法中的动态领域密度估计后,调整阈值,去除误匹配点,完成图像的 SIFT 匹配优化。如图 2 所示。

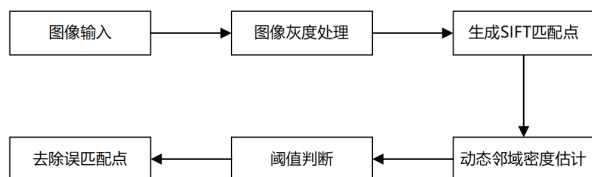


图 2 整体流程图

1.1 图像灰度化处理

实际环境下航拍图像颜色丰富多样,不同颜色空间对图像的表示效果各有不同且各有侧重。图 3 展示了不同颜色空间示意图。如图 3(a)为 RGB 颜色空间包含红、绿、蓝三原色,可展现超过 1 600 万种色彩组合,基本涵盖人眼可辨识范围。但其三分量高度相关,部分颜色特征可能被掩盖;图 3(b)为 YIQ 空间的 Y 通道保留图像灰度信息;图 3(c)为 YUV 颜色空间,将图像的亮度信息(Y)与色度信息(UV)分离,使得图像处理可以独立处理亮度和色度,从而达到更好的效果;图 3(d)为 CMYK 颜色空间,包含青色、品红、黄色和黑色 4 种颜色,主要用于印刷行业,因为 4 种颜色的油墨可以混合出大多数其他颜色;图 3(e)为 HIS^[10]空间的饱和度、色调组分突出颜色深浅与类型。

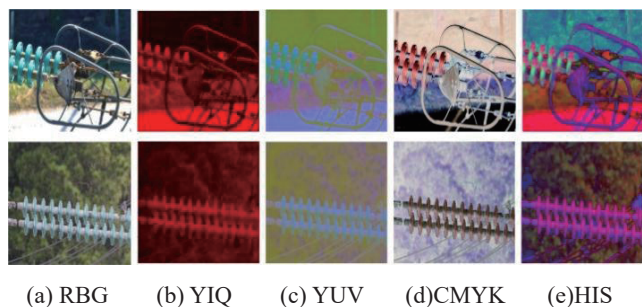


图 3 不同颜色空间下图像呈现

经研究发现,HSI 空间适合航拍图像的处理。因为 H 色调组分可保留线路目标与背景的颜色对比特征, S 饱和度组分突出目标的光照反差。采用 HSI 颜色空间对图像进行灰度转换,作为检测前的预处理步骤。具体转换遵循公式分别为:

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad (1)$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{[(R-G) + (R-B)]}{2[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\} \quad (2)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \quad (3)$$

$$I = \frac{1}{3}(R+B+G) \quad (4)$$

在得到 HSI 颜色空间表达后的图像后,直接采用 I 分量作为最终的灰度图像。

1.2 SIFT 匹配修正

针对传统 SIFT 算法在极端光照下因梯度退化导致的误匹配问题,本文提出基于动态邻域密度估计的匹配修正方法。该方法通过构建滑动扩散窗口机制量化局部匹配密度分布,结合统计显著性检验实现无监督误匹配过滤,具体流程如下:

1.2.1 动态邻域密度估计原理

本文创新性地引入滑动扩散窗口机制,通过多尺度窗口统计匹配点密度分布差异,如图 4 所示。其核心思想是:

局部搜索窗口:(固定大小 25×25):捕获匹配点 p_i 的直接邻域信息,反映局部匹配密集程度;

扩散窗口:(动态大小 $(25+s) \times (25+s)$):通过可调参数 s 控制窗口扩展范围,捕捉更广泛的上下文匹配分布;

密度比计算:定义局部匹配度函数 $\text{ratio}(p_i) = (|N_i| / |M_i|)$,当比值显著高于全局均值时判定为误匹配。该比值本质上反映了匹配点 p_i 在其邻域内的聚集程度——异常高值表明该点可能位于低密度区域(如误匹配孤岛)。

局部匹配度函数判断当前点是否为误匹配:

$$\text{ratio}(p_i) = \frac{|N_i|}{|M_i|} \quad \text{if } M_i = 0 \text{ 则 } \text{ratio}(p_i) = 1 \quad (5)$$

根据式(5),若 $\text{ratio}(p_i) > t$,则判定点 p_i 为误匹配,其中 t 为判断阈值。

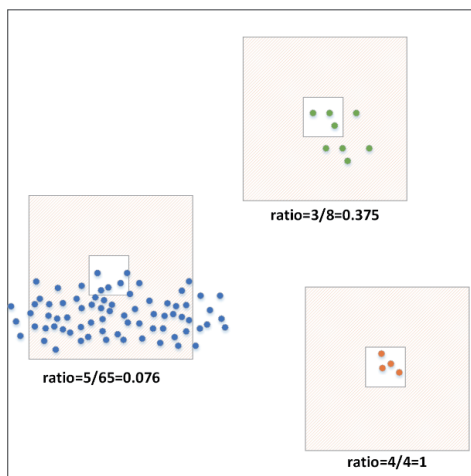


图 4 滑动扩散窗口机制示意图

图 4 的点模拟了一张图像的 SIFT 匹配特征点,并通过滑动扩散窗口计算出了 3 个区域的 ratio 值,可知 ratio 越大越有可能是误判点。

1.2.2 算法实现步骤

(1) 特征匹配对生成:采用 SIFT 算法提取图像 I 和 J 的特征点,通过 K-D 树最近邻搜索生成初始匹配对集合 $M = \{(p_1, q_1), (p_2, q_2), \dots, (p_N, q_N)\}$ 。

(2) 滑动窗口扫描: 每个匹配点 $p_i \in M$, 以 p_i 为中心构建固定窗口 $W_{\text{local}}(p_i)$; 动态生成扩散窗口 $W_{\text{diff}}(p_i) = W_{\text{local}}(p_i) \oplus B(s)$ ($\oplus$ 表示膨胀操作, $B(s)$ 为边长 s 的正方形结构元)。

(3) 密度统计与比值计算: 统计 W_{local} 内匹配点数量 N_i ; 统计 W_{diff} 内匹配点数量 M_i ; 计算归一化密度比 $\text{ratio}(p_i) = (N_i/M_i)$ (若 $M_i = 0$ 则强制设为 1 以避免除零错误)。

(4) 误匹配判定: 设定阈值 t , 若 $\text{ratio}(p_i) > t$ 则判定 p_i 为误匹配并剔除。

1.2.3 关键参数优化

(1) 自适应窗口膨胀策略

控制扩散窗口的扩展幅度, 直接影响密度比的敏感度。本文提出自适应窗口膨胀策略, 其中动态扩散因子 s 的计算方法为:

$$s = \alpha \cdot \sigma_{\text{DoG}} + \beta \cdot \text{GradMag}_{\text{avg}} \quad (6)$$

式中: σ_{DoG} 为当前尺度空间 DoG 算子的标准差, 反映特征点尺度; $\text{GradMag}_{\text{avg}}$ 为扩散窗口内梯度幅值均值, 表征局部纹理强度; α 、 β 为权重系数 (实验取 $\alpha=0.3$ 、 $\beta=0.7$)。

该策略使扩散窗口在光滑区域 (低纹理) 自动收缩, 在细节丰富区域 (高纹理) 适度扩张, 提升鲁棒性。

(2) 多级误匹配过滤机制

采用两级筛选流程:

① 粗筛阶段: 通过 $\text{ratio}(p_i) > t$ 快速剔除明显孤立点 (如图 4 中右下角误匹配) ;

② 精筛阶段: 对剩余点计算空间分布协方差矩阵特征值, 剔除满足 $\lambda_{\min}/\lambda_{\max} < \gamma$ ($\gamma = 0.1$) 的离群点, 抑制共线误匹配。

2 实验

实验环境如表 1 所示。实验使用的图像数据集来自电网公司提供的真实无标注数据集中选取的 8 000 张航拍图像。

表 1 实验环境

软硬件	环境参数
操作系统	Ubuntu 20.04
CPU	3.1 GHz Intel Core i7
显卡	NVIDIA GeForce RTX 2080

2.1 滑动窗口扩散因子 s 和匹配度阈值 ratio 选择

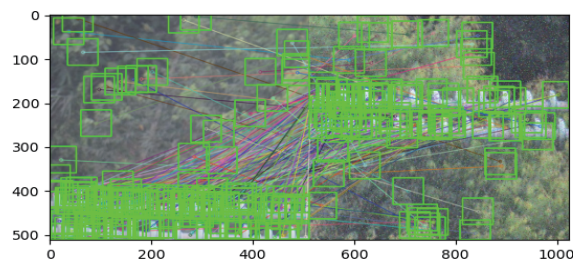
合适的扩散因子和匹配度阈值参数设置可以在滤除 SIFT 错误匹配点的同时, 最大限度地保留正确匹配点。实验通过调整扩散因子和匹配阈值的参数, 探究了滑动扩散窗口算法对特征匹配点的影响。实验结果如表 2 所示。从表 2 的实验结果可以看出, 当 ratio 设置为 0.2 时, 虽然能够达到较高的误匹配点删除率, 但同时也导致正确匹配点被错误删除的概

率较大; 而将 ratio 设置为 0.4 时, 虽然误匹配点和正确匹配点的删除率均有所降低, 但整体效果并不能满足实验的要求。经比较和分析, 最终选择将 ratio 设为 0.3, s 设置为 25 进行实验, 这种参数组合可以在获得较高的误匹配点删除率的同时, 也确保保留足够正确的匹配点。

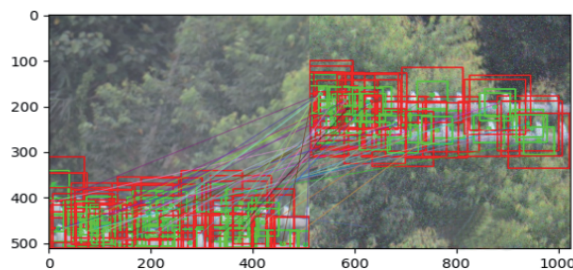
表 2 不同匹配阈值和扩散因子下误匹配点删除率

匹配阈值 ratio	扩散因子 s	误匹配点删除率 /%	正确匹配点删除率 /%
0.2	20	99.8	50.1
	25	97.2	40.2
	30	94.8	37.5
0.3	20	95.6	28.1
	25	94.5	20.4
	30	90.4	19.3
0.4	20	89.6	24.5
	25	75.3	18.1
	30	68.6	13.7

图 5 展示了采用上述参数后完成的误匹配点清除效果。具体来看, 图 5(a) 为局部搜索窗口内提取的原始 SIFT 匹配点, 而图 5(b) 则是经过滑动扩散机制清理后的匹配结果。可以直观地观察到, 大部分误匹配点被成功识别并移除, 这验证了所选择参数的有效性。



(a) 生成基础滑动窗口



(b) 经滑动扩散窗口消除误匹配点

图 5 利用滑动扩散窗口清除误匹配点结果

2.2 对比试验

为验证本文方法在航拍图像上的可推广性, 实验还收集了网络上大量不同场景中的航拍图像, 将图像分成 3 组, 每

组内存放 100 张图像和其相似图像，通过不同方法进行了对比试验，结果如表 3 所示。

表 3 不同方法试验对比

图像组	方法	平均特征点	正确匹配率
1	NNDR	1 189	78.1
	RANSAC	1 232	82.3
	本文方法	1 211	89.4
2	NNDR	1 701	78.1
	RANSAC	1 820	82.3
	本文方法	1 801	91.4
3	NNDR	3 290	67.1
	RANSAC	3 892	73.3
	本文方法	3 672	81.4

2.3 试验结论

通过多组实验验证，本文提出的基于动态邻域密度估计的 SIFT 特征匹配优化算法在极端光照场景下展现出显著优势：

（1）参数优化有效性：当扩散因子 $s=25$ 、误匹配删除阈值 $ratio=0.3$ 时，误匹配点删除率达 94.5%，正确匹配保留率保持在 80% 以上。相比传统 NNDR-RANSAC 方法，性能提升显著。

（2）抗干扰能力：在过曝光、高动态光照条件下，算法通过滑动扩散窗口机制有效抑制梯度退化导致的误匹配聚集现象。例如，图 5 显示该机制能精准识别并剔除因光照异常产生的孤立匹配点，保留沿物体轮廓分布的正确匹配。

（3）无监督鲁棒性：相较于依赖几何一致性的 RANSAC 方法，本文算法无需先验几何模型，在非刚性形变或弱纹理场景中仍能维持高匹配精度。

3 结语

本文针对极端光照条件下 SIFT 算法的误匹配问题，提出了一种基于动态邻域密度估计的优化方法。通过构建滑动扩散窗口机制与局部匹配密度比统计模型，实现了无监督的误匹配过滤。实验表明，该方法在航拍图像等复杂场景中显著提升了匹配鲁棒性，误匹配删除率与正确匹配保留率均优于传统方案。

参考文献：

[1]SUN D D, MA L L, DING Z L, et al. An attention-driven multi-label image classification with semantic embedding and graph convolutional networks[J]. Cognitive computation, 2022,15: 1308–1319.

[2]CHEN Z M, WEI X S, WANG P, et al. Learning graph convolutional networks for multi-label recognition and applications[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2023, 45(6): 6969-6983.

[3]高莎,袁希平,甘淑,等.集成 SIFT 算法与检测模型优化的 UAV 影像匹配方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(5): 1497-1503.

[4]MUJA M, LOWE D G. Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration[EB/OL].2009[2025-10-22]. https://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show?paperid=1e4m0td0hb6g0rk0s55q0m3045511286&site=xueshu_se.

[5]白晓虎,杨瑞峰,郭晨霞,等.基于 SIFT 和自适应阈值的 RANSAC 算法的茶饼图像配准研究 [J]. 中国农机化学报, 2024, 45(10):193-198.

[6]谷学静,肖军发,楚一凡,等.基于 AGAST 改进和 BRBLID 描述子的图像匹配算法 [J]. 电光与控制, 2025, 32(6): 50-55.

[7]嵇宏伟,刘畅,潘志刚,等.基于相位一致性计算和 RS-GLOH 描述子的 SAR 和光学图像匹配 [J]. 中国科学院大学学报, 2023,40(6):788-799.

[8]刘钟毓,范季夏,刘峻楠,等.基于 SIFT 特征的 SAR 图像拼接效率优化方法 [J]. 现代雷达,2025,47(8):34-46.

[9]马明骁.基于改进 SIFT+RANSAC 与深度学习的沥青道路坑槽图像拼接研究 [D]. 西安:长安大学,2024.

[10]宫剑,吕俊伟,刘亮.基于颜色空间融合与上下文显著性的红外偏振图像目标增强 [J]. 光学学报,2019,39(10):23-32.

【作者简介】

李慧鑫（1998—），男，山西平定人，硕士研究生，助理工程师，研究方向：计算机视觉与智能制造。

高震（1994—），男，陕西西安人，硕士研究生，工程师，研究方向：计算机视觉与智能制造。

田鑫亮（1996—），男，陕西汉中，人，硕士研究生，工程师，研究方向：计算机视觉与智能制造。

李江（1991—），男，陕西宝鸡人，本科，高级工程师，研究方向：智能制造。

任雲軒（1998—），男，陕西宝鸡人，本科，中级工程师，研究方向：智能制造。

（收稿日期：2025-05-19 修回日期：2025-11-12）