

基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法

山笑珂^{1*}

SHAN Xiaoke

摘要

大视角图像可以呈现更全面化、多元化的场景信息，但因拍摄视角广，图像往往伴随复杂的光照变化与几何变形等情况，容易产生特征对比度低、特征点分布不均等问题，导致匹配精度不足和耗时较长。因此，文章提出了一种基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法。通过对比度增强技术提升大视角图像的特征对比度；采用特征点检测算法，检测图像中的特征点；根据得到的特征点，生成特征描述子，计算描述子距离，筛选匹配的特征点对；聚集匹配的特征点对，形成匹配点集，基于匹配点集的特征相似性，匹配大视角图像目标特征。实验结果表明，该方法应用后，测试图像中的目标特征匹配正确数量较多，能够准确找到对应的匹配点，且匹配耗时较短，误匹配率仅为 0.87%，可以提高大视角图像目标特征匹配的精度和效率。

关键词

匹配点聚集；大视角；图像；目标；特征；匹配

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.06.001

0 引言

随着计算机视觉技术不断发展，图像匹配在目标识别、图像融合、三维重建等领域扮演着重要的“角色”。尤其在处理大视角图像时，如何实现精确且鲁棒的特征匹配，一直是计算机视觉领域的研究重点和难点。图像匹配是计算机视觉领域的关键技术，旨在识别并对齐两幅图像中具有相同或相似属性的内容或结构^[1]。然而，在处理大视角图像时，传统方法往往难以获得满意的匹配效果。例如，文献[2]提出的方法利用 EdgeBoxes 检测候选区域，并结合 SEHardnet 特征提取网络，尽管实现了图像目标特征匹配，但匹配结果的稳定性有待提升。文献[3]通过提取特征点并采用聚类等方法进行匹配，然而，受弱纹理和重复结构的影响可能导致匹配精度下降。

匹配点聚集是指在大视角差异下，尽管图像中的特征点位置发生显著变化，但其在空间上仍然呈现出一定的聚集性^[4]。这种现象为图像匹配提供了新的思路，通过寻找和利用这种聚集性，可以更加准确地匹配大视角图像中的特征点。基于此，本文提出了一种基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法研究，以实现更加稳定和精确的图像匹配，推动图像匹配技术的发展。

1 大视角图像目标特征匹配方法设计

1.1 大视角图像特征对比度增强

在大视角图像特征对比度增强的过程中，首先将待处理的大视角图像进行灰度化处理，因为相较于彩色图像，灰度图像在处理时具有更高的效率，并且对于对比度增强的任务来说，颜色信息并非必需^[5]。图像灰度转换的具体实现依赖公式为：

$$G_s = R + G + B \quad (1)$$

式中： G_s 表示图像灰度值； R 、 G 、 B 分别表示红、绿、蓝 3 个颜色通道的值。通过对颜色通道进行加权求和，从而得到了灰度图像。

对灰度图像实施直方图均衡化技术，旨在将原始灰度分布调整为均匀分布，以此提升图像细节的可视化程度。该技术的核心公式为：

$$s_k = T(G_{s,k}) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{N} \quad (2)$$

式中： $G_{s,k}$ 表示灰度转换后图像中第 k 级灰度值； n_j 表示灰度级 j 的像素数； N 表示图像的总像素数； s_k 表示经过直方图均衡化后对应的灰度值； T 表示灰度级的变换函数^[6]。通过计算每个灰度级的累积分布函数，将原始灰度值映射到新的灰度值上，从而实现灰度分布的均匀化。

根据图像的灰度范围、直方图的分布情况，设置拉伸参数，进一步增强图像中的细节特征。

经过上述处理，大视角图像的特征对比度得到了显著提升，为后续的特征点检测提供了更加可靠的输入。

1. 河南科技大学应用工程学院 河南三门峡 472000

[基金项目] 河南省教育科学规划 2025 年度重点课题“生成式人工智能教育应用的伦理风险治理研究” (2025JKZD08)

1.2 大视角图像特征点检测

采用 SIFT 算法对经过对比度增强处理的大视角图像实施特征点检测。SIFT 特征点检测的关键步骤是构建尺度空间,并在此空间中筛选出极值点作为特征点的候选。尺度空间是通过将原始图像与一系列不同尺度的高斯核函数进行卷积操作,构建出的图像金字塔结构^[7]。对于图像中的任意像素点,通过比较其与同一尺度及相邻尺度上共计 26 个邻域像素(形成一个 $3 \times 3 \times 3$ 的立方体邻域)的灰度值,来判断其是否为极值点^[8]。一旦某像素点在其尺度和空间邻域内表现为极大值或极小值,将被视为潜在的特征点。

SIFT 特征点检测的初步结果可以表示为一个包含特征点坐标 (x, y) 、尺度 σ 和方向 θ 信息的集合:

$$F = \{(x_1, y_1, \sigma_1, \theta_1), (x_2, y_2, \sigma_2, \theta_2), \dots, (x_n, y_n, \sigma_n, \theta_n)\} \quad (3)$$

式中: n 表示检测到的特征点数量。

为对每个检测到的特征点进行更详细的描述,并便于后续的匹配操作,基于特征点集合生成特征描述子。特征描述子的生成与特征点集合中的每个特征点紧密相关,其表达式可以形式化为:

$$D_i = \{d_i^1, d_i^2, \dots, d_i^{128}\} \quad (4)$$

式中: D_i 表示第 i 个特征点的描述子; d_i^j 表示该描述子中的第 j 个元素。

将检测到的特征点集合及其对应的特征描述子输出,作为图像的重要特征信息,用于后续的图像目标特征匹配。

1.3 筛选匹配的特征点对

在特征点匹配阶段,运用 K 近邻 (KNN) 匹配策略对两幅图像的特征点进行初步配对,从而生成一系列可能的匹配特征点对^[9]。具体而言,设定 K 值为 2,即针对每个特征点,在特征空间中寻找两个最相近的候选匹配点。

为评估特征点之间的相似程度,采用欧氏距离来计算特征描述子之间的距离,该距离是度量两个特征向量差异大小的常用方法。特征描述子欧氏距离的计算公式为:

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{k=1}^{128} (d_{ik} - d_{jk})^2} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 分别表示两个特征点的 128 维描述子向量; d_{ik} 、 d_{jk} 分别表示向量中的第 k 个元素。

初步匹配后得到的一系列特征点对中可能混杂有误匹配和不可靠点。为筛选出高质量的匹配对,采用比率测试策略。具体而言,对每个特征点,若其最近邻距离与次近邻距离之比小于 0.7 的阈值,则判定该匹配为可靠;反之,则视为误匹配^[10]。此步骤能有效剔除因噪声、光照差异或遮挡等因素造成的不可靠匹配。

经过上述筛选步骤后,得到了一组高质量的特征点对。

1.4 基于匹配点聚集的图像目标特征匹配

在图像目标特征匹配的流程中,筛选后的匹配点对需进一步处理以形成更为紧凑和可靠的匹配点集。此过程首先涉及匹配点对的聚集,其核心在于评估匹配点对间的相似性,从而聚合成一个或多个匹配点集。本文采用了一种基于距离阈值的聚集方法,即如果两个匹配点对之间的距离小于 5 像素,则视为同一匹配点集的一部分。相似性计算公式为:

$$S(p_i, p_j) = \exp\left(-\frac{\|p_i, p_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中: p_i 、 p_j 分别表示两个匹配点的坐标; $\|p_i, p_j\|$ 表示其之间的欧氏距离; σ 表示控制聚集紧密度的标准差参数。

聚集完成后,得到匹配点集。利用非极大值抑制方法,通过比较每个匹配点的局部密度,保留密度最高的点,同时移除其邻域内的其他点,从而避免重复匹配和提高匹配精度。

基于优化后的匹配点集,进行图像目标特征的匹配^[7]。这一步的关键在于计算匹配点集之间的相似度或距离,从而确定图像中目标的位置和姿态。用公式分别表示为:

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\|p_i^{(1)}, p_i^{(2)}\|} \quad (7)$$

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|p_i^{(1)}, p_i^{(2)}\| \quad (8)$$

式中: Q 表示相似度; n 表示匹配点对的数量; $p_i^{(1)}$ 和 $p_i^{(2)}$ 分别表示第 i 个匹配点在两幅图像中的坐标; L 表示距离。

较高的相似度和较小的距离值意味着两个匹配点集之间的几何一致性较高,从而表明大视角图像中的目标可能具有相似的位置和姿态。

在此基础上,计算图像间的单应性矩阵,描述两幅图像之间的几何变换关系,公式为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{H}$ 表示单应性矩阵,是一个 3×3 的矩阵,用于描述两幅图像之间的几何变换关系。

从匹配点集中随机选择 4 个点(因单应性矩阵有 8 个自由度,但考虑到尺度不变性,通常需要 4 对不共线的点来确定),使用这 4 个点计算单应性矩阵 $\mathbf{H}$ 。对于所有的匹配点对,按照公式(9)计算通过 $\mathbf{H}$ 映射后的预测坐标与实际坐标之间的距离。如果距离小于阈值,则认为该点是内点。

重复上述步骤,直到找到足够数量的内点。使用所有内点重新计算单应性矩阵,得到最终的几何变换模型,从而实现图像目标特征的匹配。

2 实验分析

2.1 实验样本对象

为充分验证本文所提出的基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法的匹配性能,并确保实验结果的权威性和可信度,选择某实验室标准数据集中的 4 组图像作为实验测试对象,如图 1 所示,直观展示了实验的素材。

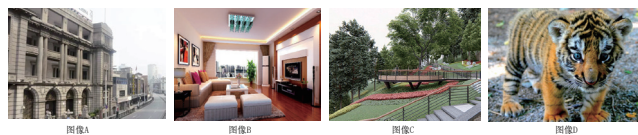


图 1 实验测试图像

在图 1 中,所展示的每一张图像均具备 $1\,200\text{ px} \times 800\text{ px}$ 的高分辨率,且图像内容丰富,包含了多样的纹理和显著的特征点。为进一步优化图像质量,减少噪声和不必要的细节对实验结果的影响,对图像进行了高斯模糊处理。在处理过程中,设置模糊参数 σ 为 1.0,以达到平滑图像、提升匹配精度的目的。

2.2 实验配置

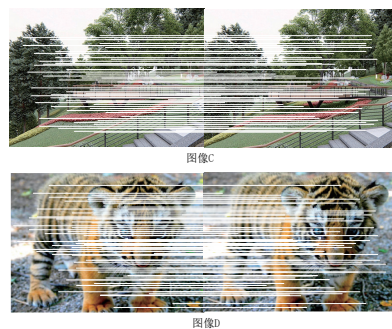
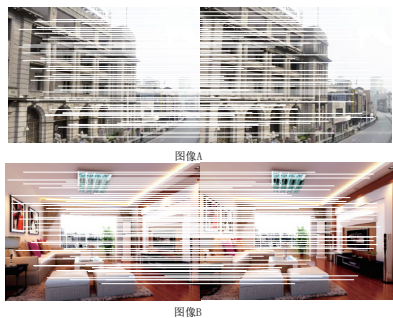
本实验在搭载 Intel Core i7 处理器,拥有 16 GB 的 RAM 以及 NVIDIA GTX 1060 显卡的计算机上进行,其硬件配置为实验的顺利进行提供了有力的保障。选用 OpenCV 计算机视觉库来进行图像处理与特征匹配,其版本号为 4.5.2,该版本具备丰富的功能和优化的性能,能够满足实验的需求。

为确保能够提取到足够数量的特征点进行匹配,设置最大特征点数量为 1 000。基于匹配点聚集的策略,设置匹配阈值为 0.75,即当两个特征点的描述子相似度大于 0.75 时,被视为一对匹配的特征点对。

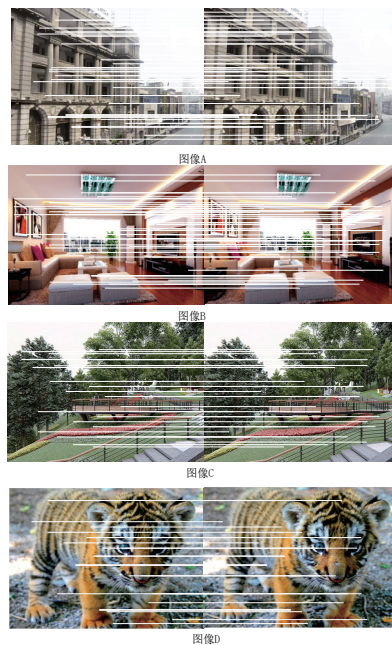
通过上述实验设置,能够有效地评估所提出的基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法的性能。

2.3 匹配结果

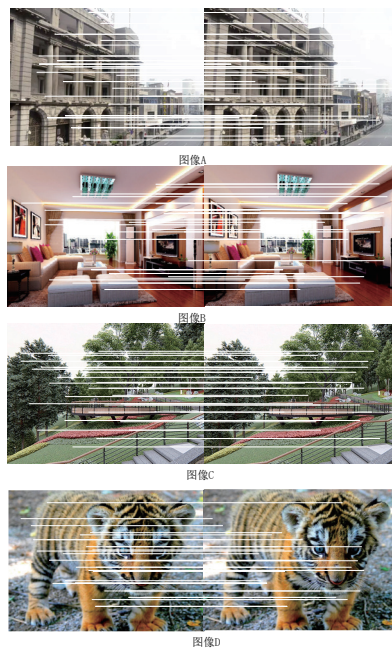
将本文提出的基于匹配点聚集的大视角图像目标特征匹配方法与文献 [2]、文献 [3] 提出的两种传统匹配方法在 4 组图像上进行目标特征匹配实验。匹配效果的直观对比展示在图 2 中,图中白色连线代表着图像目标特征之间的正确匹配。



(a) 本文方法



(b) 文献 [2] 方法



(c) 文献 [3] 方法

图 2 图像目标特征匹配结果

通过观察图 2 的对比结果清晰地看到, 在应用本文提出的匹配方法后, 4 组测试图像中的目标特征匹配正确数量明显多于文献 [2] 和文献 [3] 中的传统匹配方法。这一结果有力证明了本文提出的匹配方法在实际应用中具有更高的可行性和优越性。其优势主要归功于匹配点聚集策略的有效运用, 使得特征点在匹配过程中能够更加准确地找到对应的匹配点, 从而提高了匹配的精度和可靠性。

为更深入地了解 3 种方法的性能差异, 设定目标特征匹配点数为 200, 进一步测试了 3 种方法完成图像目标匹配所需的耗时, 并统计了各组图像目标特征的误匹配数。具体结果如表 1 所示。

表 1 匹配耗时与误匹配数对比

图像	本文方法		文献 [2] 方法		文献 [3] 方法	
	耗时 /s	误匹配数 / 个	耗时 /s	误匹配数 / 个	耗时 /s	误匹配数 / 个
A	1.3	1	4.2	9	4.5	12
B	1.5	1	3.8	11	3.9	16
C	1.2	2	4.6	13	3.7	19
D	1.8	3	5.2	20	4.4	22

从表中数据可以看出, 相较于文献 [2] 和文献 [3] 的方法, 本文提出的方法在耗时方面具有明显的优势, 能够更快地完成图像目标的匹配任务。同时, 在误匹配数方面, 本文方法也表现出了更低的误匹配率 (0.87%), 明显高于文献 [2]、[3] 方法的 6.62% 和 8.63%, 进一步验证了其匹配的准确性和稳定性。

3 结语

在计算机视觉领域, 图像特征匹配技术作为连接底层视觉感知与高层语义理解的核心纽带, 始终是三维重建、目标识别、同步定位与建图等应用的关键支撑。随着成像设备与场景复杂度的提升, 大视角图像匹配面临几何畸变显著、特征分布稀疏等挑战, 传统方法在鲁棒性与计算效率间的矛盾愈发突出。为解决这一问题, 本研究聚焦于在图像特征空间中有效识别并聚集匹配点, 以此为基础设计图像目标特征匹配方法。深入剖析了匹配点聚集的策略, 通过整合和优化众多匹配点信息, 不仅提高了匹配点的可靠性, 还显著降低了误匹配率, 为图像目标特征的精确匹配奠定了坚实基础。

针对当前方法在复杂场景下的局限性, 未来研究可从理论创新、技术融合与应用拓展三个维度展开, 重点关注以下方向:

(1) 理论创新: 构建更具鲁棒性的几何约束模型

现有方法在实际场景中目标可能存在非刚性形变 (如人体运动、柔性物体)。未来可结合可变形配准理论, 如基于物理形变模型或深度生成模型的动态几何约束, 提升对复杂

形变的适应能力。

(2) 技术融合: 深度学习与传统方法的协同优化

现有深度学习方法虽具备强特征学习能力, 但缺乏显式几何约束。未来可设计混合神经网络架构, 将传统几何约束嵌入神经网络训练过程, 实现特征学习与匹配优化的联合优化。

(3) 应用拓展: 面向新兴场景的定制化匹配方法

在跨模态或跨分辨率图像匹配中, 现有方法因特征分布差异大而性能下降。未来可研究域自适应特征匹配, 通过域不变特征学习或风格迁移技术缩小域间差异。

参考文献:

- [1] 王伟杰, 魏若岩, 朱晓庆. 基于同模型匹配点聚集的图像多匹配模型估计算法 [J]. 计算机应用研究, 2024, 41(10): 3173-3182.
- [2] 苏文博, 房群忠, 徐保树, 等. 基于 SE-Hardnet 网络的无人机图像目标匹配算法 [J]. 沈阳工业大学学报, 2024, 46(5): 693-701.
- [3] 栗博, 何红艳, 王钰, 等. 面向弱纹理空间目标的特征点匹配方法 [J]. 航天返回与遥感, 2024, 45(1): 99-110.
- [4] 冯书庆, 王志勇, 湛志新, 等. 基于图像特征的模板匹配成鱼多目标识别算法研究与程序设计 [J]. 渔业现代化, 2023, 50(2): 74-84.
- [5] 张永显, 马国锐, 崔志祥, 等. 面向大视角差的无人机影像序列学习型特征匹配 [J]. 测绘学报, 2023, 52(2): 230-243.
- [6] 章昕烨, 童卫青, 李海晟. 平面壁画高分辨率图像的快速特征匹配方法 [J]. 华东师范大学学报 (自然科学版), 2021(6): 65-80.
- [7] 马晓蕊, 郑昌文, 梁毅. 基于显著轮廓特征的 SAR 图像轮廓匹配新方法 [J]. 电子与信息学报, 2021, 43(11): 3174-3184.
- [8] 徐颖慧, 晋国卿. 多特征级联图像数据库目标人工智能匹配仿真 [J]. 计算机仿真, 2021, 38(3): 437-441.
- [9] 周光宇, 钟汉生, 章晓敏. 基于一致空间映射的改进 ORB 特征匹配算法 [J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(9): 176-182.
- [10] 聂瑶瑶, 胡立华, 张继福, 等. 基于网格多密度的古建筑图像特征匹配方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(3): 437-444.
- [11] 王炎, 刘根旺, 张晰, 等. 多时相 SAR 船只目标的特征点匹配方法对比分析 [J]. 计算机应用, 2023, 43(2): 186-190.

【作者简介】

山笑珂 (1981—), 通信作者 (email: 471187287@qq.com), 女, 河南偃师人, 硕士, 副教授, 研究方向: 计算机图形图像。

(收稿日期: 2024-12-20 修回日期: 2025-05-07)