李波, 菅美英, 刘天阳. 基于 SIFT 与特征点相对位置关系的双目测距方法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(6):32-40.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24101006

# 基于 SIFT 与特征点相对位置关系的双目测距方法

李 波[1], 菅美英[1,2], 刘天阳[1]
(1 内蒙古大学 交通学院, 呼和浩特 010070; 2 内蒙古城市交通数据科学及应用工程技术研究中心, 呼和浩特 010070)

**摘 要**: 为提高双目测距的精度与速度,提出了一种基于尺度不变特征变化(SIFT)与随机抽样一致性(RANSAC)的双目测距方法。首先, 基于 YOLOv8(Ultralytics YOLOv8)进行目标跟踪,确定感兴趣区域并使用 SIFT 算法进行特征点匹配;其次, 基于匹配点对的横坐标、纵坐标以及位置特点设置图像矫正约束、视差约束、目标跟踪约束,进行第 1 次筛选;然后,基于匹配点对间相对位置关系不变的特点,通过余弦相似度以及向量模的比值设置相对位置约束,进行第 2 次筛选;最后,通过 RANSAC 算法进行第 3 次筛选并计算距离。实验结果表明,与传统的双目测距方法相比,提出的方法具有良好的稳定性及较快的运行速度。在 20 m 的距离范围内,特征点匹配平均精确度为 95.73%,测距平均误差为 3.81%。

**关键词**: 双目测距; 尺度不变特征变换; 随机抽样一致性; 目标跟踪; 相对位置
**中图分类号**: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)06-0032-09

# Binocular ranging method based on the relationship between SIFT and relative positions of feature points

LI Bo[1], JIAN Meiying [1,2], LIU Tianyang[1]
(1 Institute of Transportation, Inner Mongolia University, Hohhot 010070, China;
2 Inner Mongolia Urban Traffic Data Science and Application Engineering Technology Research Center, Hohhot 010070, China)

**Abstract**: In order to improve the accuracy and speed of binocular ranging, a binocular ranging method based on Scale Invariant Feature Transform(SIFT) and RANdom SAmpling Consensus (RANSAC) is proposed. Firstly, target tracking is performed based on YOLOv8(Ultralytics YOLOv8), and the region of interest is determined and feature point matching is performed using the SIFT algorithm; secondly, image correction constraints, parallax constraints, and target tracking constraints are set based on the horizontal and vertical coordinates and positional characteristics of the matched point pairs to carry out the first filtering; and then, based on the invariance of relative positional relations between matched point pairs, the relative positional constraints are set based on the cosine similarity and the ratio of vector modes to carry out the second screening; finally, the third screening is performed and the distance is calculated by the RANSAC algorithm. The experimental results show that compared with the traditional binocular ranging method, the proposed method has good stability and faster operation speed. In the distance range of 20 m, the average accuracy of feature point matching is 95.73%, and the average error of distance measurement is 3.81%.

**Key words**: binocular ranging; scale-invariant feature transform; RANdom SAmpling Consensus; target tracking; relative position

## 0 引 言

随着人工智能和车联网研究的不断深入,智能驾驶技术已经成为学界关注的重点。目前,智能驾驶技术主要包括自动驾驶、半自动驾驶和辅助驾驶三类。而无论对于哪一类的智能驾驶技术,车距均是一个重要的参数。因此,精准高效地确定车距对于推动汽车智能驾驶技术的落地、智能驾驶汽车行业的发展具有重要的意义。

现阶段常用的测距方法包括毫米波雷达测距、激光雷达测距、超声波雷达测距、红外传感器测距以及视觉传感器测距[1]。随着科技的飞速进步,视觉传感器像素在不断提升,所获得的道路信息更加丰富,同时价格也下降到较低的水平,应用前景越来越广阔[2]。在视觉传感器测距中,双目测距与单目测距相比,精确度更高,鲁棒性更强,因此使用双目摄

**基金项目**: 国家自然科学基金(72161032)。
**作者简介**: 李 波(1999—),男,硕士研究生。主要研究方向:智能交通; 刘天阳(1999—),男,硕士研究生。主要研究方向:驾驶行为与交通安全。
**通信作者**: 菅美英(1981—),女,博士,副教授,硕士生导师。主要研究方向:交通安全与交通流仿真建模。Email:jianmy@imu.edu.cn。
**收稿日期**: 2024-10-10

像头进行数据采集并测距，成为了当下的热门研究方向之一。

双目测距的步骤包括相机标定、图像矫正、立体匹配以及距离计算[3]。其中，立体匹配是双目测距最关键的步骤[4]。立体匹配主要是通过匹配左右 2 幅图中的像素点得到像素点对应的视差[5]。该步骤的精确度与速度直接影响测距的精确度以及速度。立体匹配可以分为区域匹配和特征匹配[6]。其中特征匹配是对图像进行特征点提取，生成描述子并进行匹配，常用算法为尺度不变特征变换[7]（Scale-Invariant Feature Transform，SIFT）、加速稳健特征[8]（Speeded-Up Robust Feature，SURF）以及 ORB[9]（Oriented FAST and Rotated BRIEF）。

相较于 SURF 算法以及 ORB 算法，SIFT 算法在牺牲了一定的速度的情况下，可以获得更多的匹配点对，具有更好的鲁棒性，更加适合不同光照、环境情况下的双目测距[10]。因此，SIFT 算法应用较为广泛。但该算法初步匹配后，依旧存在较多的错误匹配点对，进而影响测距的精确度。为了提高精确度，学者们开展了大量关于特征点筛选的研究。张喜民等学者[11]根据几何约束改进了 SIFT 算法，并利用随机一致性采样[12]（RANdom SAmple Consensus，RANSAC）算法进行特征点剔除。李奇敏等学者[13]提出了一种改进 SIFT 算法，使用曼哈顿距离代替欧式距离对特征点进行相似性度量，简化了尺度构造空间，然后使用 RANSAC 算法剔除误匹配点对。

但 RANSAC 算法将所有匹配点对输入进行筛选，不仅耗时长，且复杂度高[14]。同时，该算法受阈值影响较大。当阈值较小时，正确率较高，但点的数量非常稀少，甚至无匹配点，计算时间变长；当阈值较大时，得到的匹配点对数量增加，但存在较多的错误。为此，学者们开始关注起匹配点对的预先筛选，据此剔除输入 RANSAC 算法的错误点，从而提高运算效率和精度。唐忠智等学者[15]通过一种自适应三位多峰直方图投票的方法进行预筛选，然后将剩余点输入 RANSAC 算法进行进一步筛选。杨永刚等学者[16]通过对匹配点进行距离计算，剔除误差较大的点，构成内点集，使用内点集进行 RANSAC 模型的迭代。

现有研究对于匹配点的筛选较少考虑点与点之间相对位置的关系。实际上，当空间中的两点投影到左右图像平面中时，点与点之间的相对位置是不会发生变化的。而现有研究并未考虑该相对位置关系，容易造成过多的误匹配。

为此，本研究结合特征点匹配方式以及特征点之间相对位置关系，提出了基于 SIFT 与特征点相对位置关系的双目测距方法。首先，使用 YOLOv8 进行目标跟踪，确定感兴趣区域；其次，对感兴趣区域使用 SIFT 算法进行特征点提取与匹配；再次，基于点与点之间的相对位置关系进行多条件约束，筛选出合适的内点集合；然后，将内点集合使用 RANSAC 算法进行进一步筛选，最后使用特征点视差进行目标距离计算。

## 1　特征点匹配

### 1.1　SIFT 算法

SIFT 算法由 Lowe 于 1999 年提出、2004 年完善总结的图像处理技术[17]。该算法检测图像中的关键点，并提取其局部特征描述符，主要步骤如下[18]：

**步骤 1**　检测尺度空间极值。所谓尺度空间 $L(x,y,\sigma)$，是由一个变化尺度的高斯函数 $G(x,y,\sigma)$ 与原图像卷积所得，即：

$$L(x,y,\sigma)=G(x,y,\sigma)*I(x,y) \tag{1}$$

$$G(x,y,\sigma)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp[-(x^2+y^2)/2\sigma^2] \tag{2}$$

其中，“$*$”表示卷积；$x,y$ 表示像素点位置；$\sigma$ 表示图像尺度参数，即模糊系数。

为了在尺度空间内有效检测到稳定的特征点，利用不同尺度的高斯差分核与图像卷积生成高斯差分尺度空间 $\mathrm{DOG}(x,y,\sigma)$，即：

$$D(x,y,\sigma)=[G(x,y,k\sigma)-G(x,y,\sigma)]*I(x,y)=L(x,y,k\sigma)-L(x,y,\sigma) \tag{3}$$

其中，$k$ 表示相邻 2 个尺度空间的比例因子。

将高斯差分尺度空间中每个像素点与其同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度的 9 个领域点进行比较，判断其是否为极值点。

**步骤 2**　特征点精确定位。上述得到的特征点为局部极值点，对 DOG 函数进行拟合确定特征点的精确位置和尺度，同时去除对比度低的特征点和不稳定的边缘响应点，提高匹配的稳定性。

**步骤 3**　特征点主方向分配。为展开进一步分析，需要计算特征点的方向参数。计算特征点领域内像素的梯度和方向分布特征，并使用直方图进行统计，以直方图中最大值作为特征点主方向。像素梯度的幅值 $m$ 和方向 $\theta$ 计算公式如下：

$$m(x,y)=[(L(x+1,y)-L(x-1,y))^2+(L(x,y+1)-L(x,y-1))^2]^{\frac{1}{2}} \tag{4}$$

$$\theta(x,y)=\tan^{-1}\left\{\frac{L(x,y+1)-L(x,y-1)}{L(x+1,y)-L(x-1,y)}\right\} \quad (5)$$

**步骤 4** 特征点的特征描述。通过上述操作后,每个特征点拥有位置、尺度以及方向三个信息,对特征点周围进行分区处理,求一个梯度方向直方图,即可得到特征点的一个 128 维的描述子。

### 1.2 基于 YOLOv8 与 SIFT 算法的特征点匹配

在进行测距时,如果将整幅图作为输入进行特征点匹配,由于相机拍摄角度大、目标所处环境复杂,进行特征点匹配时会产生较多的无用点以及错误匹配点,同时匹配时间也会变长。因此,在匹配前使用 YOLOv8 对矫正后的图像进行目标跟踪,确定目标位置,只对部分图像进行特征点匹配,不仅可以有效地提高运算效率,而且在一定程度上还可避免错误匹配点对。

感兴趣区域如图 1 所示。图 1 为某一行驶时刻由车载相机所拍摄的图像,以该图为例,说明感兴趣区域的选取规则。首先,对该图进行目标跟踪,可以得到 4 个大小不一的矩形框,如图 1 中实线框所示;然后,选择可以将所有检测框都包含在内的最小矩形作为感兴趣目标区域,同时为避免目标处于感兴趣区域边缘的点无法被识别,将感兴趣区域略微放大,如图 1 中虚线框所示。最后,对虚线框内的图形进行特征点匹配,极大地减少了运算量,提高了运算速度。

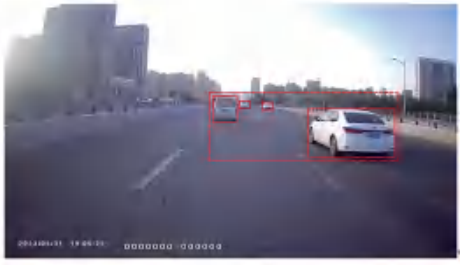


**图 1 感兴趣区域示意图**

**Fig. 1 Map of Regions of Interest**

YOLOv8 与 SIFT 结合进行特征匹配步骤如图 2 所示。后续特征点筛选都将基于该匹配结果来展开探讨。由于仅对目标区域进行特征点匹配,因此在计算视差时,需将匹配点对坐标点依靠感兴趣区域左上角坐标还原至原图坐标进行计算。




**图 2 基于 YOLOv8 与 SIFT 的特征点匹配**

**Fig. 2 Feature point matching based on YOLOv8 with SIFT**

## 2 基于匹配点对相对位置关系的筛选方法

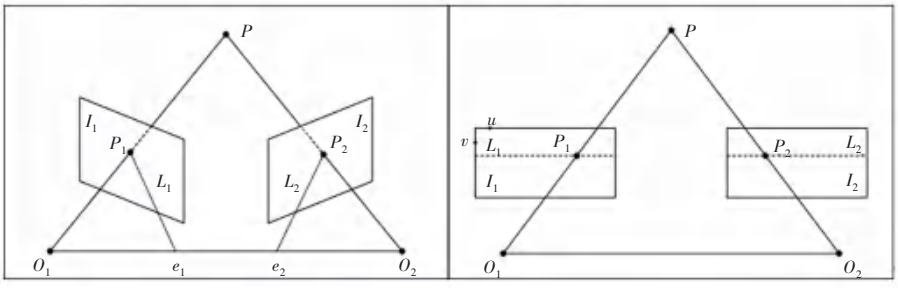
针对 SIFT 算法得到的特征点进行匹配,匹配后会存在许多错误的匹配点对,因此需做进一步筛除。定义图像矫正约束、视差约束以及目标跟踪约束,对匹配点对进行第 1 次筛选。此外,在感兴趣区域内,SIFT 算法提取的特征点大多集中在车辆尾部的车灯和车牌附近,车辆尾部虽然有起伏,但差距不大,可以看作一个平面。当平面上的点投影到左、右摄像机图像平面时,左图与右图中相同的点与点之间的相对位置不会发生变化。由此定义相对位置关系约束,进行第 2 次筛选。最后,将 2 次筛选后的点作为内点集合使用 RANSAC 算法进行第 3 次筛选。

### 2.1 图像矫正约束、视差约束、目标跟踪约束

一般情况下,正确的匹配点对在左右图像坐标系中的坐标在 $v$ 方向相差不应太大,视差应该大于零,且位于对应的目标上。基于此,构造图像矫正约束、视差约束以及目标跟踪约束,去除错误匹配点对。

#### 2.1.1 图像矫正约束

图像矫正是双目测距的关键步骤之一。图像矫正将汇聚型结构(见图 3(a))转换为平行结构(见图 3(b)),使极线对共线且平行于图像平面的水平坐标轴,同时消除图像的畸变,便于后续的立体匹配。图像矫正前后图像对比如图 4 所示。




(a) 汇聚结构 (b) 平行结构

**图 3 极线矫正**

**Fig. 3 Polar correction**



(a) 矫正前



(b) 矫正后

**图 4　极线矫正对比图**

**Fig. 4　Comparison diagrams of polar alignment correction**

图像矫正后，正确的匹配点对在图像坐标系 $v$ 方向的坐标差值应该小于一定的阈值。坐标差的计算公式为：

$$C_V = | P_{LV} - P_{RV} | \tag{6}$$

其中，$P_{LV}$ 为匹配点对左点 $P_L$ 像素坐标 $v$ 值，$P_{RV}$ 为匹配点对右点 $P_R$ 像素坐标 $v$ 值。

设置阈值 $T_{CV}$，当 $C_V > T_{CV}$ 时，认为该匹配点对有误。

2.1.2　视差约束

视差约束指所有匹配正确的特征点视差应该都大于零。当空间中一点 $P$ 投影到左摄像机图像与右摄像机图像上后，由于两相机有一定的基线距离，相比于右图、左图除去两摄像头拍摄的公共区域外，在其左侧会有一部分相对于右图的盲区，图像坐标系起点位于图像左上角，以向右向下为正。因此，匹配点对的左点图像坐标 $u$ 方向的值一定大于右点。

2.1.3　目标跟踪约束

目标跟踪约束指匹配点对的左、右点必须都处于目标检测框内。1.2 节所设置的感兴趣区域是包含所有目标检测框的最小矩形，必然会包括一部分目标外的环境，而本节与 1.2 节不同，则将范围进一步缩小，只保留所有目标检测框内的点。在进行测距时，只需要关注目标范围内的特征点，将区域外的点筛除可以有效提升运算效率，如陈冬冬等学者[19]通过 YOLOv5s(You Only Look Once v5s，YOLOv5s)识别车辆，使用识别的检测框作为约束条件，对特征点进行进一步筛选，实现对目标车辆的高效测距。

因此本节基于 1.2 节所跟踪结果继续进行筛选，只保留目标检测框内的点，同时以左图为基准，按照其所在检测框进行归类，将同处于一个检测框的点归为一组。当目标距离较近，检测框出现小部分重叠，重叠区域内若有匹配点对，则将其归于跟踪 ID 数字较小的检测框内。目标跟踪约束将匹配点对归入相应的检测框，后续操作都以单独的检测框为基础。

## 2.2　相对位置关系约束

按照跟踪结果构建检测点集合，求左、右图对应集合中原点与每一个检测点构成的向量的余弦相似度以及向量的模的比值，从方向和模长 2 个角度对比向量的差异，小于所设定阈值则表明构成向量的两个点在左、右图中位置存在差异，记录为错误得分。计算每一个匹配点对的总得分以及错误得分，将错误得分在总得分中的占比作为相对位置关系约束，进行第 2 次筛选。

2.2.1　构建检测点集合

按目标跟踪结果中 ID 的数字的大小，由小到大依次处理左图的目标。按像素坐标 $u$ 值从小到大依次取出目标检测框内的点作为原点。设定检测点与原点最大距离为 $T_{ED}$，筛选与原点距离不大于 $T_{ED}$ 的点构成检测点集合。

为减少集合的重复运算，且集合间不出现重叠，设定不重复检测原则，即当有两点 $P_1$ 与 $P_2$，若 $P_1$ 作为原点时，$P_2$ 被纳入其集合；而若 $P_2$ 作为原点，则不会将 $P_1$ 纳入其集合。

检测点集合可能会出现为空的情况,这是由 2 种原因导致:一是该原点已经作为检测点被纳入其阈值范围内任意点的集合当中,因不重复检验原则,该检测集合为空。二是当该检测框内的点距离原点的欧式距离均大于 $T_{ED}$ 时,也会出现集合为空的情况。当出现这种情况时,该匹配点对会被直接视为错误而去除。

此外,为扩大不同点之间的检测,增强对错误点的检测能力,集合的长度不能过小,应尽可能使更多的点之间相互检验;同时,从跟踪框第一个点开始顺序构建集合后,再从最后一个点开始倒序构建集合,由于点与点之间不重复检测原则,顺序与倒序集合并不是完全相同。

2.2.2 计算对应向量的余弦相似度以及向量模的比值

左图中每一个集合原点与检测点构成左向量 $\overrightarrow{P_LP_L'}$,右图中每一个集合原点与检测点构成右向量 $\overrightarrow{P_RP_R'}$。用左、右两向量的余弦相似度来衡量二者在方向上的差异。余弦相似度的计算公式为:

$$COS_s = \frac{(u_L' - u_L) \times (u_R' - u_R) + (v_L' - v_L) \times (v_R' - v_R)}{\sqrt{(u_L' - u_L)^2 + (v_L' - v_L)^2} \times \sqrt{(u_R' - u_R)^2 + (v_R' - v_R)^2}} \tag{7}$$

其中,$u_L, v_L$ 表示左图原点坐标;$u_R, v_R$ 表示右图原点坐标;$u_L', v_L'$ 表示左图检测点坐标;$u_R', v_R'$ 表示右图检测点坐标。

用左、右向量的模的比值来衡量二者在大小上的差异。计算公式为:

$$R_{LR} = \frac{\min(M_{DL}, M_{DR})}{\max(M_{DL}, M_{DR})} \tag{8}$$

其中,$M_{DL}$、$M_{DR}$ 分别表示左右向量的模长,具体公式为:

$$M_{DL} = \sqrt{(u_L' - u_L)^2 + (v_L' - v_L)^2} \tag{9}$$

$$M_{DR} = \sqrt{(u_R' - u_R)^2 + (v_R' - v_R)^2} \tag{10}$$

2.2.3 得分策略

对于车尾部不同的 2 个点 $P$ 与 $P'$,在左图中的投影点为 $P_L$ 与 $P_L'$,在右图中的投影为 $P_R$ 与 $P_R'$,则向量 $\overrightarrow{P_LP_L'}$ 和 $\overrightarrow{P_RP_R'}$ 在大小和方向上应该十分相似。设定余弦相似度阈值为 $T_{COSS}$,当 $COS_S < T_{COSS}$ 时,原点与检测点各加一分;设定向量的模的比例阈值为 $T_{RLR}$,当 $R_{LR} < T_{RLR}$ 时,原点与检测点各加一分。将顺序集合与倒序集合均按上述规则进行得分计算,并记录每一个匹配点对在顺序与倒序集合中分别与多少点进行相互验证,最后将顺序集合与倒序集合每个点的验证次数与得分情况分别相加,得到每个点的验证次数 $P_{VN}$ 与总得分 $S_E$。对于向量的验证包括余弦相似度以及向量模的比值两部分,在理想状态下,错误点会被每一个与其验证的点都检验出来,即一个错误点的总得分为验证次数的 2 倍。计算每一个匹配点对总得分与该点对验证次数的比值 $S_{ER}$,计算公式如下:

$$S_{ER} = \frac{S_E}{P_{VN} \times 2} \tag{11}$$

通过错误得分占验证次数的比重判断该匹配点对是否正确,设定阈值 $T_{SER}$,当 $S_{ER} < T_{SER}$ 时,认定该匹配点对为错误匹配点对。

### 2.3 基于 RANSAC 的特征点筛选

本研究采用 RANSAC 算法进行匹配点对的第 3 次筛选。RANSAC 算法是不断尝试不同的目标参数、使得目标函数最大化的过程。RANSAC 算法首先从数据集中随机抽取不共线的 4 个样本计算变化矩阵 $\boldsymbol{H}$;然后,计算数据集中的所有数据与变换矩阵 $\boldsymbol{H}$ 的投影误差,将误差小于设定阈值的点定为内点。重复上述步骤,直到内点数量最大且不再改变为止。该方法随机选择样本点,需要大量的迭代才可以得到最优模型[20]。迭代次数 $k$ 与内点比例存在如下关系:

$$k = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^n)} \tag{12}$$

其中,$p$ 表示置信度;$w$ 表示“内点”所占比重;$n$ 表示计算模型所需的最小样本数。

## 3 实验结果分析

### 3.1 相机参数标定及矫正

本研究使用 2 个相同的执法记录仪组成双目相机,基线距离为 90 cm,采用 Matlab2016b 自带工具包 Stereo Camera Calibrator 进行标定,该工具包使用张正友标定法进行参数计算。标定板黑白方格尺寸为 27 mm×27 mm,共采集 17 组不同位置、角度的标记版图片,图片宽 2 304 像素,高 1 296 像素。由于使用的相机畸变较小,因此选择旋转矩阵为 2 个参数,标定结果的重投影误差为 0.32,标定结果包括左、右摄像头的内参矩阵、旋转矩阵、平移矩阵、两相机的旋转矩阵、平移矩阵,见表 1。

参数矫正使用 Python 语言 OpenCV 数据库实现[21]。使用 cv2.stereoRectify() 函数计算得到左、右摄像头的矫正旋转矩阵以及投影矩阵,使用 cv2.

initUndistortRectifyMap( ) 函数可计算查找映射表，使用 cv2. remap( ) 进行重投影，得到消除畸变以及极线校正后的图像，矫正前后对比见图 4。

**表 1　双目相机标定结果**

**Table 1　Binocular camera calibration results**

| 参数 | 左相机 | 右相机 |
|---|---|---|
| 内参矩阵 | $\begin{bmatrix} 1\,664.10 & 0 & 1\,090.54 \\ 0 & 1\,559.65 & 700.18 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 1\,746.00 & 0 & 1\,109.77 \\ 0 & 1\,637.27 & 561.76 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ |
| 旋转矩阵 | [ -0. 428 3　0. 226 8　0] | [ -0. 448 6　0. 256 6　0] |
| 平移矩阵 | [ -0. 009 1　0. 008 1] | [0. 008 5　0. 000 6] |
| 相对旋转矩阵 | $\begin{bmatrix} 0.996\,3 & -0.045\,5 & -0.073\,5 \\ 0.049\,7 & 0.997\,2 & 0.056\,2 \\ 0.070\,7 & -0.059\,7 & 0.995\,7 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 0.996\,3 & -0.045\,5 & -0.073\,5 \\ 0.049\,7 & 0.997\,2 & 0.056\,2 \\ 0.070\,7 & -0.059\,7 & 0.995\,7 \end{bmatrix}$ |
| 相对平移矩阵 | [ -783. 78　21. 22　31. 51] | [ -783. 78　21. 22　31. 51] |

### 3. 2　特征匹配对比试验

为验证本文所提出的匹配方法的优势，选取不同距离下的车辆目标进行测距研究。实验车辆从距摄像机约 5 m 处出发，向前行驶至约 20 m 处，最后倒车至距相机约 5 m 处，在此过程中随机采集 10 组数据，距离由得力激光测距仪所得，精度为 mm 级。在进行特征点筛选时，所选择参数为：图像矫正约束阈值为左图跟踪框高度的五分之一；集合内原点与检测点的最大距离阈值为跟踪框高度的二分之一；集合长度为 5；余弦相似度阈值为 0. 97；向量的模的比值为 0. 9；得分与验证次数的比值为 0. 3；RANSAC 算法阈值为 3。

本研究提出的方法使用 YOLOv8 结合 SIFT 算法进行特征点的初步匹配，基于该结果进行匹配点对筛选。为了验证其有效性，将本研究提出的方法与仅使用 SIFT 进行特征点匹配和使用 SIFT 算法进行匹配并使用不同阈值的 RANSAC 算法对特征点筛选进行了对比。为了简化，将仅使用 SIFT 算法记为方法 1，将使用 SIFT 算法结合阈值为 50 的 RANSAC 算法记为方法 2；将 SIFT 算法结合阈值为 30 的 RANSAC 算法记为方法 3；将 SIFT 算法结合阈值为 3 的 RANSAC 算法记为方法 4。

图 5 给出了车辆距离为 1 004. 3 cm 时，不同方法匹配的结果。为了更清晰地看出差别，对图形进行了裁剪。图 5(a)为方法 1 匹配结果，可以看出具有较多明显的错误匹配点对；图 5(b)为方法 2 匹配结果，去除了绝大部分的错误匹配点对，但依旧存在明显的错误，如图 5(b)中车辆靠近底部位置所框选的匹配点对；图 5(c)为方法 3 匹配结果，可以看出，筛选后的匹配点对数量较少，同时由于该方法没有对左、右图进行感兴趣区域约束，筛选出目标区域外的匹配点对，见车辆右上角所框出区域；而使用方法 4 则不存在任何匹配点对，所以并未列图；图 5(d)为本研究方法得到的匹配结果，并未存在任何错误匹配点对。由此可以看出，本研究方法通过预先筛选，去除较为明显的错误点，将剩余点作为内点集合带入 RANSAC 进行进一步筛选，增加了匹配的精确度以及稳定性。

为了深入探究所提出方法的优势，进一步将各算法的运算效率、匹配精确度等进行对比。表 2 给出了各算法在不同测量距离下的特征点筛选的平均运行速度。由表 2 以及 RANSAC 算法原理可知，当 RANSAC 阈值较大时，会有更多的错误点被识别为内点，提高了内点比例，因此降低了迭代次数，提高了代码的运行效率。本研究方法所选阈值为 3，通过预先筛选，提高了内点所占比例，在相同阈值的情况下，本研究方法较传统的 RANSAC 速度方面有较大的提升。

**表 2　不同距离下不同方法筛选平均速度对比**

**Table 2　Comparison of screening average speed of different methods at different distances**

| 方法 | 2 | 3 | 4 | 本研究 |
|---|---|---|---|---|
| 平均速度/(s·张$^{-1}$) | 0. 008 69 | 0. 009 87 | 0. 053 30 | 0. 016 93 |

表 3 给出了不同距离下不同方法从图片输入到输出测速结果的整体测速流程的平均速度。可以看出，本研究方法通过提前设定感兴趣区域，降低了对目标区域外的特征点的识别及匹配，降低了 SIFT 算法的运算量，极大地提升了整体流程的运算效率。

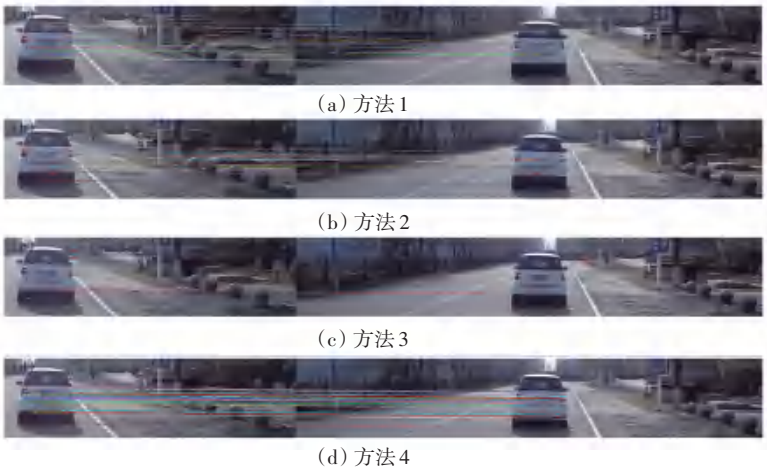



**图 5 不同方法匹配结果**

**Fig. 5 Matching results of different methods**

**表 3 不同距离下不同方法测速平均速度对比**

**Table 3 Comparison of average speed of different methods of speed measurement at different distances**

| 方法 | 2 | 3 | 4 | 本研究 |
|---|---|---|---|---|
| 平均速度/(s·张$^{-1}$) | 16.058 5 | 15.832 3 | 15.698 7 | 7.349 1 |

图 6 进一步给出了不同距离下不同方法得到的匹配点对总数以及匹配准确度。得到的实验距离分别是:573.9 cm, 1 004.3 cm, 1 274.7 cm, 1 710.8 cm, 1 889.2 cm, 2 035.5 cm,1 551.4 cm, 1 374.2 cm, 1 005.8 cm, 554.3 cm。由图 6 匹配点对总数对比可知,随着距离的增加,不同方法的匹配点对数量均有所下降。进行匹配点对筛选时,受 RANSAC 算法阈值影响较大。随着阈值的减小,匹配点对的数量下降较大。甚至没有匹配点对,如方法 3,在距离为 1 005.8 cm 时无匹配点对,而方法 4 则在距离为 1 004.3、1 274.7、1 551.4、1 005.8 以及 554.3 cm 时,均无匹配点对;本研究方法在距离较近时,匹配点对的数量上较方法 1、2、3 均有所下降,但在距离较远的情况下检测特征点的数量差别不大;与方法 4 相比,在相同阈值情况下,本研究方法不仅匹配点对数量多,且具有极高的稳定性,即使 RANSAC 算法阈值极小的情况下,也可能筛选出一定数量的匹配点。由图 6 匹配精确度对比可以看出,在不同距离下,对比不同的方法,本研究方法的准确度均取得较好的效果。方法 4 的精度也较高,但其稳定性较差,多个实验距离下无任何匹配点对。

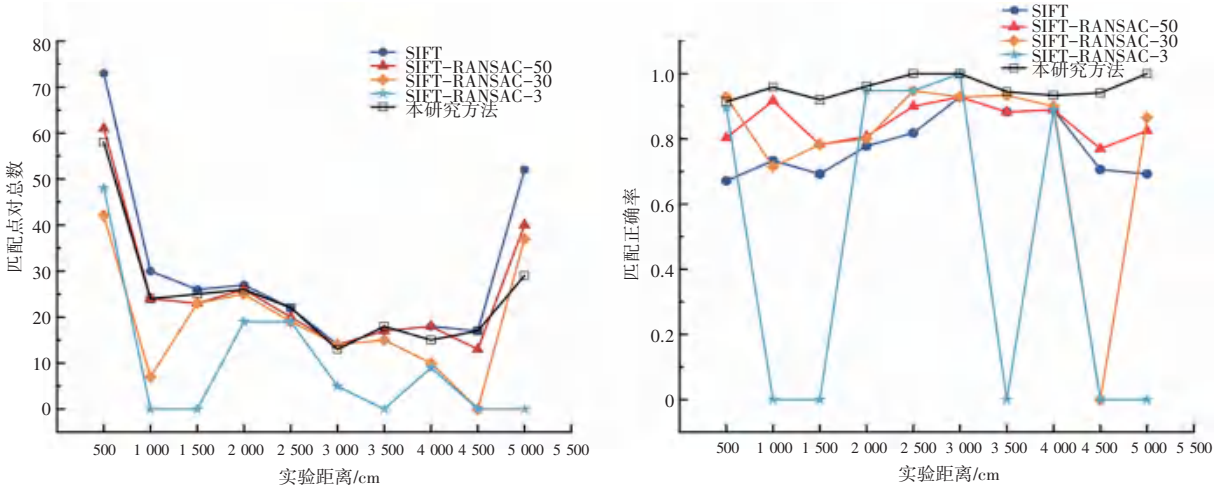



**图 6 不同距离下不同方法匹配点对总数与匹配精确度对比**

**Fig. 6 Comparison of the total number of matched pairs and matching accuracy of different methods at different distances**

表 4 为不同方法在不同距离下匹配精确度的平均值。由表 4 可以看出,本研究方法相较于方法 1 提升了 17.82%,相较于方法 2 提升了 10.69%,相较于方法 3 提升了 9.07%,相较于方法 4 提升了 2.14%。本研究方法在保证了算法稳定性的情况下,提升了算法的精确度。

表 4　不同方法匹配精度平均值

Table 4　Mean value of matching accuracy for different methods　%

| 方法 | 1 | 2 | 3 | 4 | 本研究 |
|---|---|---|---|---|---|
| 平均精确度 | 77.91 | 85.04 | 86.66 | 93.59 | 95.73 |

### 3.3　双目测距对比试验

影响双目测距的精度的因素包括相机内外参、特征点匹配精度、图像像素、相机焦距以及基线长度等[22]。本研究旨在通过提升特征点匹配精度来提高双目测距的准确性，为进一步验证本方法在双目测距中的精确度与优势，使用相同的相机、标定图像、基线距离，采集距离不同的图像。由于目标区域内有多个匹配点对，所测距离均不相同，因此选择最短距离作为测距结果。经过进一步筛选后有部分图像使用不同方法输出的最短距离相同（具体见表 5），测量距离为空则表明该方法未检测到任何匹配点对。表 6 表示最短距离误差的平均值。由表 5 与表 6 可以看出，随着 RANSAC 算法阈值的降低，测距的误差也在不断降低；相较于不同阈值下的传统方法，本研究提出的方法对于不同距离下的测距而言，均有较低的平均误差。

表 5　不同距离下不同方法测距结果表

Table 5　Table of ranging results of different methods at different distances

| 实际距离/cm | 方法 | 测量距离/cm | 误差 |
|---|---|---|---|
| 573.9 | 2 | 611.8 | 0.066 0 |
| | 3,4,本研究 | 612.3 | 0.066 9 |
| 1 004.3 | 2 | 770.9 | 0.232 4 |
| | 3,本研究 | 1 040.7 | 0.036 2 |
| | 4 | | |
| 1 274.7 | 2,3 | 1 315.6 | 0.032 1 |
| | 4 | | |
| | 本研究 | 1 314.5 | 0.031 3 |
| 1 710.8 | 2,3 | 1 604.3 | 0.062 3 |
| | 4 | 1 692.2 | 0.010 9 |
| | 本研究 | 1 710.3 | 0.000 3 |
| 1 899.2 | 2,3,4 | 1 807.4 | 0.048 3 |
| | 本研究 | 1 781.6 | 0.061 8 |
| 2 035.5 | 2,3,4 | 1 909.1 | 0.062 1 |
| | 本研究 | 1 908.0 | 0.062 7 |
| 1 374.2 | 2,3 | 1 345.3 | 0.021 0 |
| | 4 | 1 387.0 | 0.009 3 |
| | 本研究 | 1 344.0 | 0.022 0 |
| 1 551.4 | 2,3,本研究 | 1 518.6 | 0.021 1 |
| | 4 | | |
| 1 005.8 | 2,本研究 | 1 019.0 | 0.013 1 |
| | 3,4 | | |
| 554.3 | 2,3 | 546.3 | 0.014 4 |
| | 4 | | |
| | 本研究 | 5 590.6 | 0.065 5 |

表 6　不同方法的测距平均误差表（最短距离）

Table 6　Table of average errors in ranging for different methods (shortest distances)　%

| 方法 | 2 | 3 | 4 | 本研究 |
|---|---|---|---|---|
| 平均误差 | 5.73 | 4.05 | 3.95 | 3.81 |

与表 6 不同，表 7 以目标区域内所有匹配点对的平均距离作为测距结果，然后求得不同距离下的误差的平均值。由表 7 可知，本研究方法相较于方法 2、方法 3 具有一定的提升。相较于方法 4，本研究方法平均误差略大，是因为方法 4 检测到的特征点数量少，且精度高，累计误差较小，所以平均值较小。同时发现，使用目标区域内匹配点对的距离的最小值作为实际距离相较于使用平均值作为最小距离误差更小，更为合理。

表 7　不同方法的测距平均误差表（平均距离）

Table 7　Table of average errors in ranging for different methods (average distances)　%

| 方法 | 2 | 3 | 4 | 本研究 |
|---|---|---|---|---|
| 平均误差 | 6.74 | 16.69 | 4.45 | 5.21 |

## 4　结束语

本文提出了一种基于 SIFT 与特征点相对位置关系的双目测距方法。首先目标跟踪确定感兴趣区域，并只对区域内的图像进行特征点匹配，然后通过点与点的相对位置关系，设定多条件约束进行内点筛选，将筛选的内点带入 RANSAC 进行进一步精匹配，输出匹配点对，最终输出视差，计算目标距离。本研究旨在通过将 YOLOv8 与 SIFT 算法进行结合，提高 SIFT 算法运行速度，同时通过点与点之间的相对位置关系对特征点进行筛选，提高匹配点对的准确性从而提高双目测距的精度。通过实验证明，本研究方法相较于传统的使用 SIFT 算法进行特征点匹配，使用 RANSAC 算法进行特征点筛选，速度有较大的提升；本研究方法提升了传统方法的特征点筛选的稳定性，对于特征点筛选的精度也有较大的提升。在测距方面，本研究方法的平均误差相比于传统方法有所降低。本方法也仍有不足之处，即当一个正确点周围有较多错误点，该点会被多次纳入不同集合，在投票时会得到较高的分数，进而被错误删除，减少匹配点对的数量。

## 参考文献

[1] 杨慧闻，张嘉琪. 基于 LabVIEW 的双目视觉测距系统设计[J]. 计算机应用与软件，2023，40（2）：124-129.

[2] 杨敬辉，刘德康，杜万和，等. 基于图像特征的双目测距系统的

研究[J]. 系统仿真学报,2022,34(3):624-632.
[3] 黄及远,李敏,谢兵兵,等. 双目视觉关键技术研究综述[J]. 制造业自动化,2023,45(5):166-171.
[4] 王子铭,孙永俣,郑智康,等. 智能咽拭子采样机器人系统的设计与开发[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8):184-190.
[5] 夏颖,盖绍彦,达飞鹏. 双目视觉下基于区域生长的三维人脸重建算法[J]. 计算机应用研究,2021,38(3):932-936.
[6] 化春键,潘瑞,陈莹. 基于改进 ORB-RANSAC 的双目测距方法[J]. 激光与光电子学进展,2021,58(22):366-373.
[7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.
[8] BAY H, ESS A, TUTTELAARS T, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008,110(3):346-359.
[9] RUBLEE E,RABAUD V,KONOLIGE K,et al. ORB:an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2011:2564-2571.
[10] 史素霞,杨会君,杨茜,等. 基于最大似然估计准则的特征匹配点提纯算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(12):3885-3888.
[11] 张喜民,詹海生,余奇颖. 几何特征约束的 SIFT 特征匹配改进算法[J]. 计量学报, 2023, 44(8):1182-1187.
[12] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6):726- 740.
[13] 李奇敏,李扬宇. 基于改进 SIFT 算法的双目视觉距离测量[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(11):119-122.
[14] 万琴,颜金娥,李智,等. 基于改进 RANSAC 算法的全景图像拼接技术[J]. 光电子·激光, 2021, 32(12):1253-1261.
[15] 唐忠智,闫兵,黄燕,等. 一种基于双预筛选改进的 SIFT 图像立体匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22):190-199.
[16] 杨永刚,武楚健,杨正全. 基于融合改进 RANSAC 光流法的无人机视觉 SLAM 研究[J]. 半导体光电, 2023, 44(2):277-283.
[17] 宁小娟,李春旭,王嘉豪,等. 基于关键点精确配对的点云曲面匹配方法[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(6):1169-1182.
[18] 夏晓华,赵倩,向华涛,等. 多聚焦图像离焦模糊区域的 SIFT 特征提取[J]. 光学精密工程, 2023, 31(24):3630-3639.
[19] 陈冬冬,任晓明,李登攀,等. 基于改进的 YOLOv5s 的双目视觉车辆检测与测距方法研究[J]. 光电子·激光, 2024, 35(3):311-319.
[20] 杨琼楠,马天力,杨聪锟,等. 基于优化采样的 RANSAC 图像匹配算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10):259-266.
[21] 刘型定,张欣,任志强,等. 基于改进立体视觉算法的无人驾驶测距技术[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(9):123-127.
[22] 刘胜道,邢成聪,周国华. 远距离三维坐标测量中双目视觉系统的测量精度分析[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14):439-445.