

# 基于改进 ORB-RANSAC 的双目测距方法

化春健<sup>1,2\*</sup>, 潘瑞<sup>1,2</sup>, 陈莹<sup>3</sup>

<sup>1</sup>江南大学机械工程学院, 江苏 无锡 214122;

<sup>2</sup>江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122;

<sup>3</sup>江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

**摘要** 针对基于传统特征点匹配的双目视觉测量方法误匹配率高和测量精度低的问题, 提出了一种基于 ORB (Oriented Fast and Rotated Brief) 特征与随机抽样一致性 (RANSAC) 的双目测距方法。首先, 基于双目位置信息的极线约束与基于汉明距离的特征匹配方法删除误匹配点, 得到初步筛选的正确匹配点对。然后, 基于  $k$  维树的近邻点顺序一致性约束方法筛选出初始内点集合, 并采用迭代预检验方法提高 RANSAC 的匹配速度。最后, 为了提升测量精度, 采用二次曲面拟合得到亚像素点视差并计算实际距离。实验结果表明, 本方法可以有效提高特征的匹配速度及测量精度, 满足实时测量的要求。

**关键词** 机器视觉; 随机抽样一致性; 极线约束;  $k$  维树; 顺序一致性约束; 亚像素点

中图分类号 P391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2215002

## Binocular Ranging Method Based on Improved ORB-RANSAC

Hua Chunjian<sup>1,2\*</sup>, Pan Rui<sup>1,2</sup>, Chen Ying<sup>3</sup>

<sup>1</sup> School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

<sup>2</sup> Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, Wuxi, Jiangsu 214122, China;

<sup>3</sup> School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

**Abstract** Aiming at the problems of high mismatch rate and low measurement accuracy of the traditional binocular vision measurement method based on feature point matching, a binocular ranging method based on ORB (Oriented Fast and Rotated Brief) feature and random sample consensus (RANSAC) is proposed in this paper. First, the method of combining epipolar constraint based on binocular position information and feature matching based on Hamming distance is used to delete mismatched points, get the correct matching point pair initially screened. Then, the sequential consistency constraint method of nearest neighbors based on  $k$ -dimension tree is used to screen out the initial interior point set, and the iterative pre-check method is used to improve the matching speed of RANSAC. Finally, in order to improve measurement accuracy, the sub-pixel point disparity is obtained by quadric surface fitting, and calculated actual distance. Experiments show that the method can effectively improve the matching speed and measurement accuracy of features, and meet the requirements of real-time measurement.

**Key words** machine vision; random sample consensus; epipolar constraint;  $k$ -dimension tree; sequential consistency constraint; sub-pixel

**OCIS codes** 150.1135; 100.2000; 100.2960

## 1 引言

随着汽车技术的发展, 智能驾驶系统和汽车安

全辅助驾驶理念愈发深入人心, 人们也在不断寻求更智能、更安全的方式协助驾驶员驾驶汽车。无论是高级驾驶辅助系统, 还是完全意义上的无人驾驶,

收稿日期: 2020-12-08; 修回日期: 2020-12-30; 录用日期: 2021-01-21

基金项目: 国家自然科学基金(61573168)

通信作者: \*cjhua@jiangnan.edu.cn

汽车与前方障碍物的距离都是必须获取的信息。常用的测距方法包括激光测距、毫米波测距、超声波测距和机器视觉测距等,其中,机器视觉测距具有抗干扰能力强和成本低的优点,且相比单目测距<sup>[1]</sup>,双目测距<sup>[2]</sup>的精度更高,适应的场景也更多。

立体匹配方法是双目视觉技术的重点,根据匹配单元可分为区域匹配<sup>[3-5]</sup>和特征匹配<sup>[6-8]</sup>两种方法。基于区域的匹配方法需要求解每个像素点的视差,进而得到稠密视差图,三维(3D)重建效果好,但计算量大,实时性不强。基于特征的特征匹配方法,如尺度不变特征变换(SIFT)、加速稳健特征(SURF)和 ORB(Oriented Fast and Rotated Brief)特征,通过计算特征点的位置视差得到对应的实际坐标,计算量小,实时性强。杨宇等<sup>[9]</sup>通过改进 ORB 方法,采用灰度值加权方法优化特征点主方向的提取,并采用字符串描述子代替传统描述子,提高了匹配精度,但计算量较大,实时性较差。邹斌等<sup>[10]</sup>结合光流法与随机抽样一致性(RANSAC)方法去除误匹配点,降低特征点匹配的误匹配率。Cai 等<sup>[11]</sup>使用二进制鲁棒不变可扩展关键点(BRISK)描述特征点,并将仿射变换的数学方法引入 ORB 特征的提取中,提高了同步定位与地图构建(SLAM)的定位精度。杨琼楠等<sup>[12]</sup>基于多层次加速分割测试特征(FAST)和优化的 RANSAC 方法,利用改进的  $k$  最近邻分类方法剔除误匹配点,提高了立体匹配的精度。

上述立体匹配方法通过提取特征点描述特征的距离匹配相似度,往往忽视了特征点在图像平面的空间关系,容易造成特征点错误匹配。因此,本文结合特征点匹配方式及双目图像匹配点位置关系,提出了一种改进的 ORB-RANSAC 双目测距方法。首先,基于双目图像极线约束与描述子的汉明距离进行 ORB 特征点匹配;然后,根据匹配点与其 8 个近邻点的位置关系建立 8 维特征矩阵,筛选可靠的 RANSAC 内点,从而降低迭代处理的计算量;最后,采用二次曲面拟合方法计算匹配点对的亚像素视差,得到前方障碍物与汽车的距离。

## 2 特征点匹配

### 2.1 ORB 方法

ORB 方法是一种快速特征点提取和描述方法,相比 SIFT 和 SURF 方法,具有更快的检测速度。ORB 方法基于 FAST 算子在图像中依次检测特征

点,然后计算特征点的 Harris 响应值,并选择响应值最大的多个 FAST 点作为检测到的特征点。FAST 特征点不具有方向属性,为使 ORB 方法具有旋转不变性,采用灰度质心法提取特征点方向,特征点方向的偏转角可表示为

$$\theta = \arctan(m_{01}/m_{10}), \quad (1)$$

$$m_{pq} = \sum_{x,y \in r} x^p y^q I(x,y), \quad (2)$$

式中,  $I(x,y)$  为邻域  $r$  内坐标  $(x,y)$  处的灰度值,  $\theta$  为该特征点的偏转角,  $p$  和  $q$  为指数,取值为 0 或 1,  $m$  为图像的矩。ORB 采用 Brief 描述子对检测到的特征点进行描述,选取特征点附近  $m$  个点,并定义一个  $2 \times m$  的矩阵,然后根据特征点方向  $\theta$  进行旋转变换。描述子函数  $f$  可表示为

$$f_m(u) = \sum_{1 \leq i \leq m} 2^{i-1} \tau(u; x_w, y_w), \quad (3)$$

$$\tau(u; x_w, y_w) = \begin{cases} 1, I(x_w) < I(y_w) \\ 0, I(x_w) \geq I(y_w) \end{cases}, \quad (4)$$

式中,  $I(x_w)$ 、 $I(y_w)$  为点  $x_w$ 、 $y_w$  处的图像灰度值,  $\tau$  为对比函数,  $u$  为特征点的邻域。通过描述子函数得到一个  $m$  位的二进制矢量后,将汉明距离作为相似性度量函数,若最近邻距离和次近邻距离之比小于 0.8,表明该组点对匹配成功。

### 2.2 极线约束

极线约束<sup>[13]</sup>描述的是当一个点投影到两张不同视角的图像上时,点在两图像上的投影满足一定的空间位置约束。如图 1(a)所示,点  $P$  在左图像上的投影点  $P_1$  在极线  $l_1$  上,在右图像上的投影点  $P_2$  在极线  $l_2$  上。极线约束关系可表示为

$$P_2^T F P_1 = 0, \quad (5)$$

式中,  $F$  为立体标定得到的基础矩阵,满足  $l_2 = F P_1$ 。设  $l'_2$  为实际右图像匹配点的极线,则极线的相似性度量可表示为

$$C_a = \frac{|l_2 - l'_2|}{1 + |l_2 l'_2|}. \quad (6)$$

采用极线校正方法简化相似性度量,将图 1(a)中的汇聚结构转化成图 1(b)中的平行结构,此时点  $P$  对应的投影点  $P_1$ 、 $P_2$  处于图像的同一行。极线校正后的重叠区域如图 2 所示,此时,极线相似性度量可表示为

$$C_a = |P'_{2x} - P_{1x}|, \quad (7)$$

式中,  $P_{1x}$  为左投影点的横坐标,  $P'_{2x}$  为实际右匹配点的横坐标。设定阈值  $T_c$ ,当  $C_a > T_c$  时,定义该匹配点对为误匹配点并删除。多次实验结果表明,  $T_c = 10$  时,可以较好地删除误匹配点。

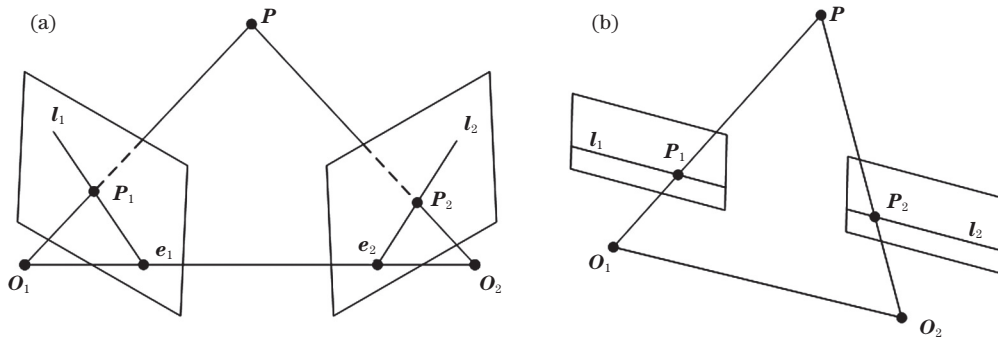


图 1 极线约束的结构。(a)汇聚结构;(b)平行结构

Fig. 1 Structure of the epipolar constraint. (a) Convergent structure; (b) parallel structure

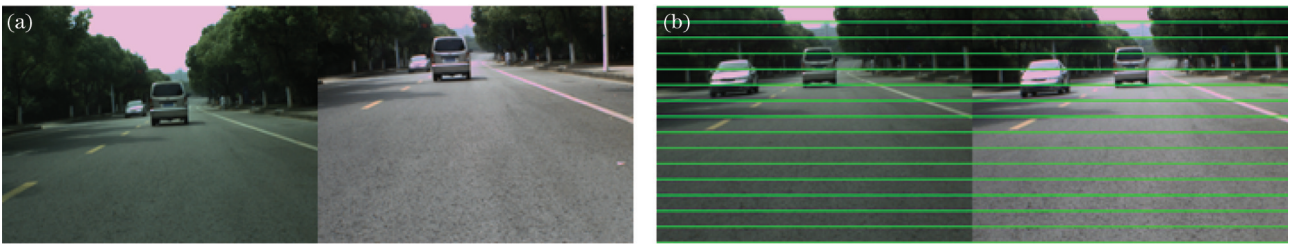


图 2 极线校正的结果。(a)原始图像;(b)校正后的图像

Fig. 2 Results of the epipolar correction. (a) Original image; (b) corrected image

### 3 基于顺序性约束的 RANSAC 测距方法

#### 3.1 $k$ 维树近邻点检测

$k$  维树<sup>[14]</sup>是对数据点在  $k$  维空间中实现划分的一种数据结构,主要应用于多维空间关键数据的搜索。 $k$  维树方法由构建和查询两部分组成,其中,构建是对所有数据建立二叉树结构的过程,如图 3 所示,从 root 层开始,逐层统计每个维度的数据方差,并选择方差最大的维度作为区分维度。以中位数据点为界将该维度分成左右子空间,直至区分完所有数据点集。 $k$  维树的查询是从  $k$  维树结构中查询近邻点的过程,因此,将  $k$  维树查询距离特征点最近的 8 个点的位置顺序作为顺序一致性约束条件。由于数据集中的图像为二维图像像素点坐标,维度较低,因此,基于  $k$  维树的近邻点搜索效率较高。

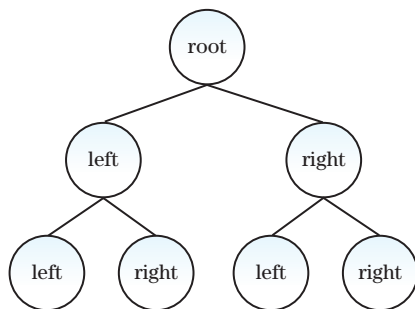


图 3  $k$  维树的结构

Fig. 3 Structure of  $k$ -dimensional tree

#### 3.2 顺序一致性约束

由不透明物体表面投影的几何原理可知,三维空间中点的位置信息映射到不同图像上后的顺序不会发生变化。双目相机左右图像经过极线校正后,遵循简单的行顺序一致性和列顺序一致性原则。如左图像中  $A$  点位于  $B$  点左侧,则在右图像中,  $A$  点的匹配点应该在  $B$  点匹配点的左侧。将点与点的位置关系分为右上、右下、左下、左上 4 种,分别对应数字 1、2、3、4,则位置描述函数可表示为

$$\rho(x_j, y_j) = \begin{cases} 1, (x_j \leq x_0, y_j \geq y_0) \\ 2, (x_j > x_0, y_j \geq y_0) \\ 3, (x_j > x_0, y_j < y_0) \\ 4, (x_j \leq x_0, y_j < y_0) \end{cases}, \quad (8)$$

式中,  $x_0$  和  $y_0$  为中心点的横纵坐标,  $x_j$  和  $y_j$  为近邻点的横纵坐标。对于左图像中的匹配特征点  $P$ , 利用  $k$  维树方法搜索与其距离最近的 8 个匹配特征点  $P_k (k=1, \dots, 8)$  并按(8)式得到一个 8 维的位置向量  $T_l$ 。按相同方法通过该特征点在右图像中的投影点  $P'$  计算 8 个对应匹配点  $P'_k$  的 8 维位置向量  $T_r$ 。若所有匹配点对都是正确匹配,则  $T_l = T_r$ , 通过异或运算计算两向量的差异性,可表示为

$$D_{\text{diff}} = \sum_k T_l(k) \oplus T_r(k). \quad (9)$$

#### 3.3 改进的 RANSAC

RANSAC 是一种鲁棒性较强的参数估计方法, 可从一组包含错误匹配的匹配点对中区分出内点、

外点,并通过迭代方式求解出最佳的模型参数。传统 RANSAC 方法的计算步骤:1)在数据集中随机选择  $m$  (满足模型计算最少的数据数量)个数据,计算出模型的参数;2)估计剩余数据集,将数据根据误差阈值区分成内点集和外点集;3)重复步骤 1)~步骤 2),当迭代次数达到预设值后,将保存最多内点个数  $N_{best}$  的模型作为最终的结果。可以发现,传统 RANSAC 方法随机选择数据点估计模型参数,得到可信模型的概率随迭代次数的增加逐渐变大。但对于未知的数据集,很难选择合适的迭代次数;且随着数据数量的增多及误匹配率的增加,往往需要很大的迭代次数才能得到可信的模型。针对传统 RANSAC 方法的缺点,采用顺序一致性约束原则剔除误匹配外点,并将数据集分成可靠性高的训练集以及待检测的测试集。在预检验训练集满足要求后再检测测试集,从而节省迭代时间,改进 RANSAC 方法的流程如图 4 所示。

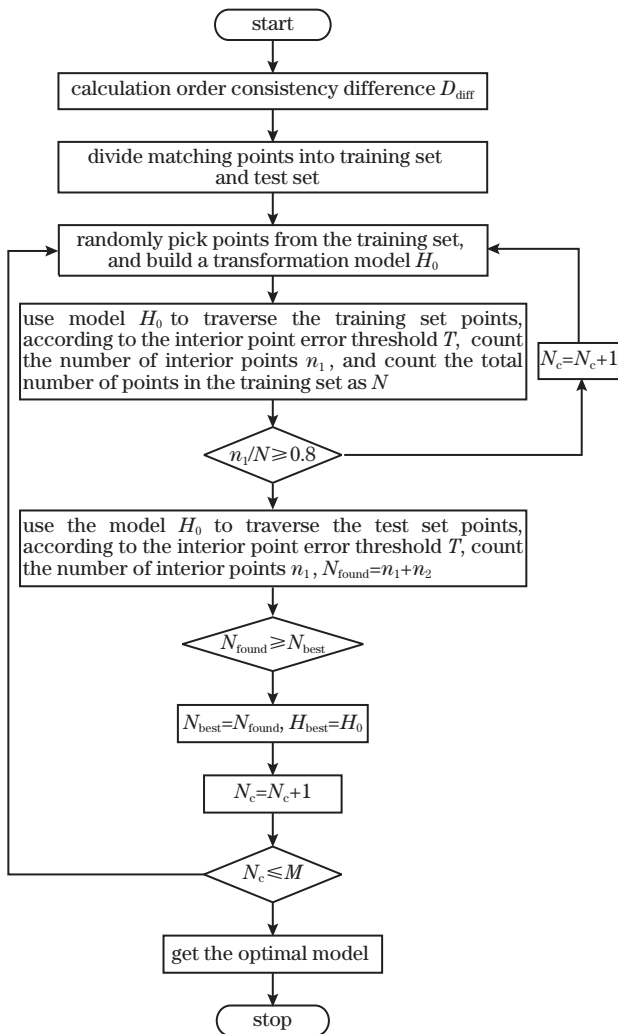


图 4 改进 RANSAC 方法的流程图

Fig. 4 Flow chart of the improve RANSAC method

改进 RANSAC 方法的具体步骤如下。

1) 计算每组匹配点顺序一致性差异  $D_{diff}$ , 当  $D_{diff} > T_{dmax}$  时, 将其定义为误匹配点; 当  $D_{diff} < T_{dmin}$  时, 将其定义为大概率为内点的训练集; 将其余匹配点定义为待测试的训练集。一般取  $T_{dmax}$  为 5,  $T_{dmin}$  为 3。

2) 从训练集中随机抽取数据估计模型  $H_0$ , 并估计训练集中的其余点, 将误差在设定阈值  $T$  内的点定义为内点; 反之, 则将其定义为外点。计算内点  $n_1$  占总数据量  $N$  的比例, 若小于阈值 0.8, 则迭代次数  $N_c$  加 1, 并重复步骤 2); 反之, 则执行步骤 3)。

3) 利用估计的模型计算测试集, 记录测试集中所有内点的数量  $n_2$ , 计算所有内点的数量  $N_{found} = 2n_1 + n_2$ 。然后, 将迭代次数  $N_c$  加 1 并跳转至步骤 2), 进行下一轮迭代, 直至迭代次数达到预设值  $M$ 。

4) 迭代完成后, 保存内点数最多的模型参数  $H_{best}$  作为最终结果。

### 3.4 亚像素测距

数字相机成像通常被离散化为像素形式, 每个像素对应一个整数坐标形式。为了达到更高的测距精度, 在双目测距中将特征点坐标根据周围点特征拟合浮点坐标形式, 从而得到亚像素<sup>[15]</sup> 视差。为了满足实时性要求, 采用二维二次曲面拟合方法计算亚像素坐标点。二次曲面拟合法的思路是以特征点为中心的  $3 \times 3$  邻域拟合曲面, 然后取极值获得亚像素的匹配点。设特征点的坐标为  $(0, 0)$ , 则其与周围邻域点的坐标为  $(-1, -1)$ 、 $(-1, 0)$ 、 $(-1, 1)$ 、 $(0, -1)$ 、 $(0, 0)$ 、 $(0, 1)$ 、 $(1, -1)$ 、 $(1, 0)$ 、 $(1, 1)$ , 对应的邻域点灰度值为  $z_1 \sim z_9$ 。定义二维二次函数为

$$z = a_1x^2 + a_2y^2 + a_3x + a_4y + a_5xy + a_6, \tag{10}$$

式中,  $x, y$  为邻域点的横、纵坐标,  $z$  为邻域点的灰度值。若  $z$  存在极值, 则

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x} = 2a_1x + a_5y + a_3 = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial y} = 2a_2y + a_5x + a_4 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} x = -\frac{2a_2a_3 - a_4a_5}{4a_1a_2 - a_5^2} \\ y = -\frac{2a_1a_4 - a_3a_5}{4a_1a_2 - a_5^2} \end{cases} \tag{11}$$

可以发现, 当  $4a_1a_2 - a_5^2 \neq 0$  时,  $z$  存在极值, 极值处坐标  $(x, y)$  为亚像素点相对特征点的偏移量。在实际求解极值过程中, 二次曲面拟合方法容易受噪点影响得到错误的极值点坐标, 因此, 需要制定判定策略。当  $|x| > 1, |y| > 1$  时, 特征点坐标保持不变; 反之, 特征点坐标偏移至  $(x, y)$ 。结合特征点坐

标可得到亚像素点坐标,进而得出亚像素视差。双目图像立体校正后的重投影矩阵可表示为

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -c_x \\ 0 & 1 & 0 & c_y \\ 0 & 0 & 0 & f \\ 0 & 0 & \frac{-1}{T_x} & \frac{c_x - c'_x}{T_x} \end{bmatrix},$$

$$Q \begin{bmatrix} x \\ y \\ d \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x - c_x \\ y - c_y \\ f \\ \frac{-d + c_x - c'_x}{T_x} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中,  $c_x, c_y$  为左相机主点在图像中的坐标,  $f$  为焦距,  $T_x$  为两台相机投影中心间的平移量,  $c'_x$  为右相机主点在图像中的坐标,  $X/W, Y/W, Z/W$  为特征

点对应真实空间坐标的横、纵、竖坐标。

### 4 实验结果及分析

为验证本方法的性能,采用的验证环境: Intel (R) Core(TM)i7-8750H, PC 机的内存为 8 G, 操作系统为 Window 10, VS2015 配置 OpenCV2. 4. 13. 6。

#### 4.1 双目标定及参数设置

采用张正友提出的标定方法结合 Matlab 中 Stereo Camera Calibrator 工具包进行标定, 标定板方格的尺寸为 20 mm×20 mm, 相机采集 24 组分辨率为 964 pixel×1292 pixel 的标定板照片。实验设置的极线约束阈值  $T_c=10$ , 顺序一致性约束上下阈值  $T_{dmax}=5, T_{dmin}=3$ 。标定结果包括相机内参、畸变系数、两相机旋转矩阵、平移矩阵, 如表 1 所示。

表 1 双目标定结果

Table 1 Binocular calibration results

Parameter	Left camera	Right camera
Internal parameter	$\begin{bmatrix} 2178.27 & 0 & 610.96 \\ 0 & 2175.49 & 506.77 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2181.22 & 0 & 640.74 \\ 0 & 2186.80 & 546.99 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
Distortion	$[-0.134 \ 0.821 \ 0.002 \ 0.0009 \ -4.576]$	$[-0.219 \ 1.475 \ 0.004 \ 0.007 \ -6.443]$
Rotation matrix	$\begin{bmatrix} 0.9976 & -0.0084 & -0.0687 \\ 0.0014 & 0.9949 & -0.1007 \\ 0.0692 & 0.1003 & 0.9925 \end{bmatrix}$	
Translation matrix	$[-187.6791 \ 1.3603 \ -12.5848]^T$	

标定结果的平均重投影误差为 0.32 pixel, 采用 OpenCV 中的 stereoRectify 函数计算的重投影矩阵  $Q$  为

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -546.00550842 \\ 0 & 1 & 0 & -528.96468735 \\ 0 & 0 & 0 & 2763.13856587 \\ 0 & 0 & 0.00531616 & 0 \end{bmatrix} \circ \quad (13)$$

#### 4.2 特征匹配对比实验

为了验证改进 ORB-RANSAC 方法匹配的精度、鲁棒性, 选取车辆障碍检测与路人障碍检测两种图像, 分别探究该方法的特征点匹配数量、正确匹配概率及检测时间。将本方法与 ORB、ORB-RANSAC 方法的匹配效果进行对比, 结果如图 5 所示。可以发现, 特征点主要集中在图像的纹理丰富区域, 即车辆周围车辆、路人等障碍区域, 因此特征点聚集区域可表示为障碍物所处位置。对比发现, ORB 暴力匹配方法得到的匹配点对中出现大量的误匹配, 从而

影响匹配精度, 而基于 RANSAC 筛选的方法与本方法可剔除大量误匹配点, 匹配效果有显著提高。原因是本方法通过极线约束、顺序一致性约束、改进 RANSAC 筛选方式从众多匹配点中筛选出正确的匹配点。表 2 为本方法中各步骤的筛选结果, 可以发现, 本方法在每个步骤都会删除一部分误匹配点或误差较大的匹配点, 最终得到约 65%~75% 的高精度匹配点。

表 2 本方法中各步骤匹配点的筛选结果

Table 2 Screening results of matching points in each step of our method

Image	Original number	After epipolar constraint	After order constraint	After RANSAC
Vehicle	232	217	189	169
Human	193	181	145	126

不同方法的匹配精度与时间如表 3 和表 4 所示。可以发现, 相比 ORB 暴力匹配方法, 本方法的匹配正确率有明显提升, 车辆障碍匹配正确率从 79.7% 提升至 98.8%, 路人障碍匹配正确率从 82.4% 提升至

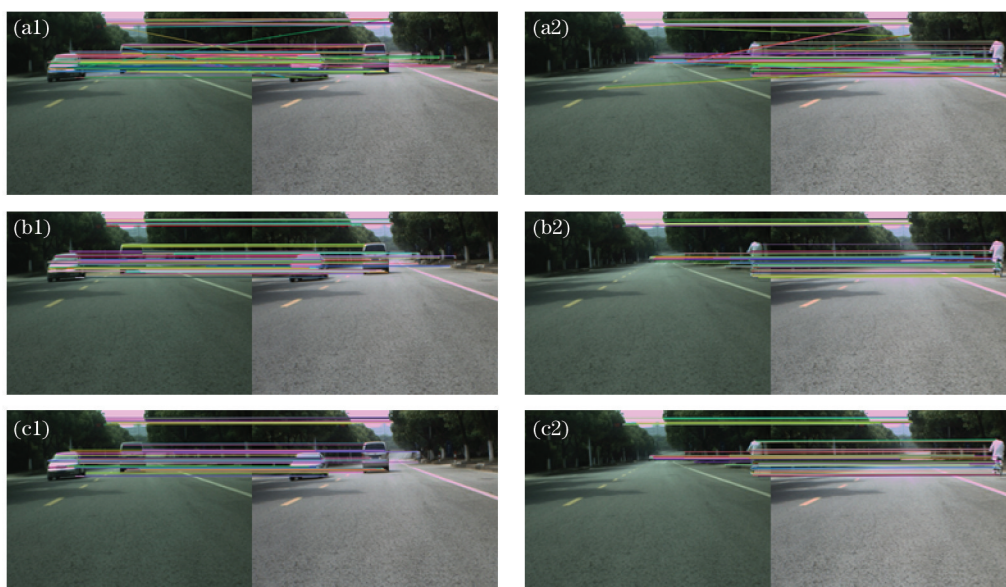


图 5 不同方法的特征匹配结果。(a)ORB;(b)ORB-RANSAC;(c)本方法

Fig. 5 Feature matching results of different methods. (a) ORB; (b) ORB-RANSAC; (c) our method

98.4%。相比 RANSAC 方法,本方法对车辆障碍的匹配正确率提高了 1.5 个百分点,路人障碍的匹配正确率提高了 0.6 个百分点。此外,本方法提出的极线约束与顺序一致性筛选策略精简了匹配点对,得到更少且误差更小的匹配点对,使匹配点对在测距实验上拥有更高的测量精度。匹配时间方面,本方法虽然在剔除误匹配点上增加了计算量,但同时采用了高效的预检测策略,总匹配时间较短。

表 3 不同方法对车辆障碍图像的匹配结果

Table 3 Matching results of different methods on vehicle obstacle images

Method	Matched pair	Correct match	Correct rate / %	Time / ms
ORB	232	185	79.7	70.2
ORB-RANSAC	189	184	97.3	77.8
Ours	169	167	98.8	76.3

表 5 亚像素坐标实验

Table 5 Sub-pixel coordinate experiment

Number	Left image coordinate	Right image coordinate	Actual coordinates / m
1	(296.507, 321.013)	(296.285, 300.480)	(2.2855, 1.9014, -25.3138)
2	(300.761, 261.101)	(300.409, 240.930)	(2.2877, 2.4962, -25.7667)
3	(296.948, 368.129)	(296.460, 347.887)	(2.3194, 1.4921, -25.6768)
4	(216.032, 719.462)	(216.366, 701.969)	(3.5133, -2.0448, -29.7122)
5	(250.254, 641.423)	(250.399, 624.064)	(3.2014, -1.2149, -29.9411)
6	(320.500, 732.100)	(315.594, 714.438)	(2.4056, -2.1744, 29.5954)

影响测距精度<sup>[16]</sup>的因素有很多,如相机内外参数、标定精度、图像分辨率。为了验证本方法的准确性、实时性,用相同标定参数、相同相机采集分辨率相同但距离不同的图像,对比本方法与文献[17]、文

表 4 不同方法对路人障碍图像的匹配结果

Table 4 Matching results of different methods on passerby obstacle images

Method	Matched pair	Correct match	Correct rate / %	Time / ms
ORB	193	159	82.4	69.6
ORB-RANSAC	140	137	97.8	72.2
Ours	126	124	98.4	71.2

### 4.3 测距实验

对图 5(c)中的匹配点对进行二次曲面拟合,得到亚像素视差,进而获得特征点的实际空间坐标。表 5 为从点密集区域取样得到的左右图像亚像素坐标及其实际空间位置数据,图像中的特征点密集区域即为两个车辆障碍物的位置,根据三维空间坐标的 Z 分量可知,两个车辆障碍物与车辆的距离约为 25.3 m 和 29.5 m。

献[18]的检测结果,如表 6~表 8 所示。可以发现,图像像素的空间分辨率随测量距离的增加而降低,测距误差也会随之增加。文献[18]可提高 ORB 的尺度不变性,且检测特征点分布均匀,平均耗时较

短,为 80.8 ms,但匹配精度不高,在不同测量距离中的绝对误差为 0.214~1.626 m,在距离 20 m 位置处存在 1.626 m 的测量误差,平均相对误差达到 6.16%。文献[17]在改进匹配方法后测距精度有所提高,在不同测量距离中的绝对误差值为 0.192~1.226 m,在距离 20 m 位置处存在 1.226 m 的测量误差,平均相对误差为 4.96%,但该匹配方法的参数优化过程降低了特征匹配的速度。本方法在特征

点匹配阶段采用改进的匹配策略,降低了特征点匹配的误匹配率,在测量阶段对精确特征点进行拟合,将测量精度提高到了亚像素级。相比文献[17]和文献[18]中的方法,本方法的平均相对误差分别降低了 1.44 和 2.54 个百分点。在测距时间上,本方法的平均耗时为 89.2 ms,与文献[18]的方法相比存在一定差距,但比文献[17]的方法提高了 18.1%。

表 6 文献[17]的测距结果

Table 6 Ranging results of Ref. [17]

Ref. [17]	Actual distance /m	Measuring distance /m	Error /m	Relative error /%	Time /s
1	5	4.808	0.192	3.84	0.10825
2	10	9.689	0.311	3.11	0.11358
3	15	16.085	1.015	6.76	0.10433
4	20	21.226	1.226	6.13	0.10957
Average	—	—	0.686	4.96	0.10893

表 7 文献[18]的测距结果

Table 7 Ranging results of Ref. [18]

Ref. [18]	Actual distance /m	Measuring distance /m	Error /m	Relative error /%	Time /s
1	5	4.786	0.214	4.28	0.08125
2	10	9.568	0.432	4.32	0.08756
3	15	16.124	1.124	7.49	0.07812
4	20	21.626	1.626	8.13	0.07628
Average	—	—	0.849	6.06	0.08080

表 8 本方法的测距结果

Table 8 Ranging results of our method

Ours	Actual distance /m	Measuring distance /m	Error /m	Relative error /%	Time /s
1	5	4.874	0.126	2.52	0.09097
2	10	9.781	0.219	2.19	0.09228
3	15	15.659	0.659	4.39	0.08814
4	20	20.998	0.998	4.99	0.08557
Average	—	—	0.5005	3.52	0.08924

## 5 结 论

提出了一种基于改进 ORB-RANSAC 的双目测距方法。首先,结合极线约束位置信息与 ORB 特征的汉明距离信息,降低了匹配点的误匹配率;然后,采用基于  $k$  维树的顺序一致性约束筛选匹配点对,并通过预检测方式减少匹配计算量;最后,采用二次曲面拟合,计算亚像素视差,得到精确的距离。实验结果表明,本方法的特征点匹配精度比传统 ORB 暴力匹配方法提高了 19.1 个百分点,比 ORB-RANSAC 方法提高了 1.5 个百分点,且精简了匹配点对,得到误差更小的匹配点对。本方法对远距离的测量平均精度可达到 3.52%,平均耗时为

89.2 ms,这表明本方法具有较好的实效性和精度,满足实际场景中的应用需求。

## 参 考 文 献

- [1] Brown J, Sukkarieh S. Improving monocular depth prediction in ambiguous scenes using a single range measurement [J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(30): 355-360.
  - [2] Zhang Z Q, Shi W H. Research and implementation of binocular distance measurement system based on improved scale-invariant feature transform algorithm with parallel acceleration [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(14): 141502.
- 张志强, 施文华. 改进的尺度不变特征变换算法并行

- 加速双目测距系统及其实现[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 141502.
- [3] Stefano L D, Marchionni M, Mattocchia S. A fast area-based stereo matching algorithm[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(12): 983-1005.
- [4] Zeglazi O, Rziza M, Amine A, et al. A hierarchical stereo matching algorithm based on adaptive support region aggregation method[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 112: 205-211.
- [5] Zhu S Q, Wang Z, Zhang X Q, et al. Edge-preserving guided filtering based cost aggregation for stereo matching[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2016, 39: 107-119.
- [6] Lowe D. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 20: 91-110.
- [7] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [9] Yang Y, Xu S X, Fang J Z, et al. Location and measurement method of binocular vision based on improved ORB algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(11): 1694-1699.  
杨宇, 许四祥, 方建中, 等. 基于改进 ORB 算法的双目视觉定位测量方法[J]. 传感技术学报, 2019, 32(11): 1694-1699.
- [10] Zou B, Zhao X H, Yin Z S. Image feature matching algorithm based on improved ORB [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0210006.  
邹斌, 赵小虎, 尹智帅. 基于改进 ORB 的图像特征匹配算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0210006.
- [11] Cai L C, Ye Y L, Gao X, et al. An improved visual SLAM based on affine transformation for ORB feature extraction[J]. Optik, 2021, 227: 165421.
- [12] Yang Q N, Ma T L, Yang C K, et al. RANSAC image matching algorithm based on optimized sampling [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101104.  
杨琼楠, 马天力, 杨聪锐, 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): 101104.
- [13] Zhang Q Z, Wang Y. Binocular stereo vision calibration accuracy evaluation using epipolar constraint [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(23): 231504.  
张青哲, 王勇. 基于对极约束的双目立体视觉标定精度评价方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(23): 231504.
- [14] Hu L J, Nooshabadi S. High-dimensional image descriptor matching using highly parallel KD-tree construction and approximate nearest neighbor search [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2019, 132: 127-140.
- [15] Duan Z Y, Wang N, Zhao W Z, et al. Sub-pixel edge location algorithm based on Gauss integral curved surface fitting [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(1): 219-225.  
段振云, 王宁, 赵文珍, 等. 基于高斯积分曲面拟合的亚像素边缘定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 219-225.
- [16] Liu S D, Xing C C, Zhou G H. Measurement accuracy analysis of binocular vision system in long-distance three-dimensional coordinate measurement [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1415007.  
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测量精度分析[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1415007.
- [17] Fan Y G, Chai J L, Xu M M, et al. Improved fast image registration algorithm based on ORB and RANSAC fusion [J]. Optics and Precision Engineering, 2019, 27(3): 702-717.  
樊彦国, 柴江龙, 许明明, 等. 基于 ORB 与 RANSAC 融合改进的图像配准[J]. 光学精密工程, 2019, 27(3): 702-717.
- [18] Sun H, Wang P. An improved ORB algorithm based on region division [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(9): 1763-1769.  
孙浩, 王朋. 一种基于区域划分的改进 ORB 算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(9): 1763-1769.