

文章编号:1001-5078(2024)10-1547-07

· 激光应用技术 ·

基于激光雷达与深度相机融合的行人检测方法

李立凡¹, 曹鹏彬¹, 杜兵², 沈琼霞³

(1. 武汉工程大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430205; 2. 武汉市烽视威科技有限公司, 湖北 武汉 430000;
3. 烽火通信科技股份有限公司, 湖北 武汉 430205)

摘要:针对二维激光雷达在检测行人位置时,因缺少高度信息导致对行人特征识别不准确,易产生误判的问题,提出一种基于二维激光雷达与深度相机联合检测的行人识别方法。使用支持向量机(SVM)筛选出激光雷达点云数据中属于行人腿部曲线的点云段并以此确定行人位置;视觉图像中引入人体识别算法框选行人,利用人体外边框中心点处图像坐标和深度值解算行人位置。将雷达与相机获得的行人位置信息加权融合得出行人实际位置。实验结果表明,所提方法在继承激光雷达测量精度的同时,极大地减小了误判率,证明该方法的有效性。

关键词:激光雷达;点云处理;联合标定;行人检测

中图分类号:TN958.98;TP212 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2024.10.007

Pedestrian detection method based on fusion of LiDAR and depth camera

LI Li-fan¹, CAO Peng-bin¹, DU Bing², SHEN Qiong-xia³

(1. School of Mechanical & Electrical Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China;
2. Wuhan Fonsview Technologies Co., Ltd., Wuhan 430000, China;
3. Fiberhome Communication Technology Co., Ltd., Wuhan 430205, China)

Abstract: In response to the inaccuracy of pedestrian feature recognition and the potential for misjudgment due to the lack of height information in detecting pedestrian positions using 2D LiDAR, a method for pedestrian identification based on the joint detection of 2D LiDAR and depth camera is proposed in this paper. Firstly, a Support Vector Machine (SVM) is used to filter out point cloud segments belonging to the pedestrian's leg curve in the LiDAR point cloud data, and determine the pedestrian's position. Additionally, a human body recognition algorithm is applied to the visual images to delineate pedestrians, utilizing the image coordinates of the center point of the outer body box and depth values to calculate pedestrian positions. Finally, the actual pedestrian position is derived through weighted fusion of the pedestrian position information obtained from both LiDAR and the camera. The experimental results demonstrate that the proposed method greatly reduces the false judgement rate while inheriting the measurement accuracy of LiDAR, which proves the effectiveness of the method.

Keywords: LiDAR; point cloud processing; joint calibration; pedestrian detection

基金项目:武汉市重点研发计划项目(No. 2022012202015069)资助。

作者简介:李立凡(1998-),男,硕士研究生,研究方向为多传感器融合,机器学习技术。E-mail:22102010023@stu.wit.edu.cn

通讯作者:曹鹏彬(1974-),女,教授,硕士研究生导师,主要研究方向为机电控制、智能机器人技术等。E-mail:caopengbin@wit.edu.cn

收稿日期:2024-01-06

1 引言

行人检测是行人轨迹跟踪流程中的重要一环^[1]。随着智能机器人技术的不断发展,为了提升工作效率以及减少运维人力成本,越来越多的巡检机器人被应用于服务器机房的巡检工作中^[2]。虽然服务器机房相对封闭且严格控制人员进入,但考虑到安全性和监控方面的一些需求,机器人的行人轨迹追踪功能可能有助于提升机房的安全水平和工作效率。

目前,机器人上常见的环境感知传感器主要是激光雷达^[3]和相机^[4]。其中,二维激光雷达可以快速地获取周围较为准确的平面信息,而且抗干扰能力强,不容易受外界环境影响^[5],相较于三维激光雷达来说还具有成本低、易部署、数据采集速率高等优点^[6],因此在行人检测上有较为广泛的应用。张等人针对点云信息的无序稀疏性,提出一种点云与图像的转换模型,将点云数据图像化,并使用YOLOX提升网络对行人特征的表达能力,提高了行人检测的精度,增强了鲁棒性^[7]。Jung等人提出了一种基于激光测距仪的马拉松运动员服务机器人的人体检测算法和避障算法^[8]。但是二维激光雷达只能反映目标在雷达检测平面的信息,无法反映目标的高度信息,当检测平面内出现与待检测目标存在类似特征的其他目标,二维激光雷达很可能产生误判^[9]。而深度相机不仅可以获得环境中的图像信息,还能获得图像中的深度信息,在需要识别特征的场合应用广泛。总的来说,二维激光雷达在某些场景下可以提供较为实用和经济的轨迹跟踪方案,但在需要更多高级场景感知能力的情况下,可能需要结合其他传感器来获得更全面的数据支持^[10-12]。

针对目前二维激光雷达行人检测系统存在的技术困难,本文提出了一种融合激光雷达与深度相机数据的联合检测算法,通过将激光雷达与深度相机各自获取的行人位置加权融合得到行人的实际位置。实验结果表明,相较于单激光雷达检测,该联合检测算法极大提高了行人检测的准确性。

2 激光雷达与深度相机数据融合

2.1 激光雷达与深度相机联合标定

激光雷达和相机探测到的点云数据是基于自身坐标系,二者在工作时有不同的安装位置,需要通过联合标定的方式获取外参并以此建立坐标变化关

系,实现两传感器点云数据空间上的同步。为获取激光雷达与相机之间的外参,本文参考了文献^[13]的标定方法,标定原理示意图如图1所示。

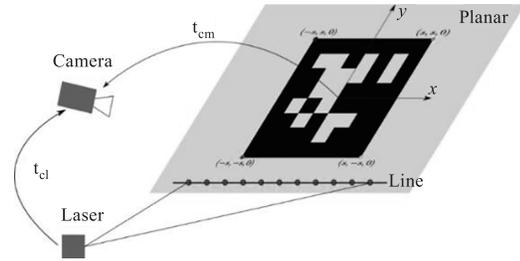


图1 深度相机与激光雷达联合标定

Fig. 1 Joint calibration of depth camera and LiDAR

相机通过标定板平面的二维码或棋盘格来计算标定板平面在相机坐标系下的位置。同时,激光发出的光束落在标定板平面上(图中圆点),利用激光点在激光坐标系下的坐标和平面方程在相机坐标系下的坐标,构建点在平面上的约束从而求解外参。外参一般表示为一个旋转矩阵 R_{cl} 和一个位移矩阵 t_{cl} 。点在平面上的约束可以表示为:

$$N \cdot R_{cl}^T \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 & -t_{cl} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \hat{P}^i = |N|^2 \quad (1)$$

式中,参数 N 为一个用于表示标定板平面的三维向量,其平行于标定板平面的法向量,同时该向量的长度等于平面到相机坐标系原点的距离。再令 $H =$

$$R_{cl}^T \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 & -t_{cl} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} P, \text{ 则公式(1)可以写为更紧凑的}$$

形式:

$$N \cdot H \hat{P}^i = |N|^2 \quad (2)$$

式中,矩阵 H 有九个元素,将其当作新的未知数进行估计,那么上述约束问题就可看作一个线性最小二乘问题。直线上两个点在一个平面上即可确定该直线在平面上,一帧激光可以提供两个点即两个有效约束,所以超过五帧激光就可以提供十个以上有效约束直接求得 H 。一旦 H 确定了,就可以通过下式反解出激光雷达与相机之间的外参 R_{cl}, t_{cl} 。

$$R_{cl} = [H_1, H_2, H_1 \times H_2]^T \quad (3)$$

$$t_{cl} = -[H_1, H_2, H_1 \times H_2] H_3^T \quad (4)$$

公式(3),(4)中 H_i 表示矩阵 H 中第 i 列元素组成的三维列向量。

2.2 构建坐标转换关系

在进行数据融合处理前,先对深度相机采集到的数据进行坐标系转换,将相机坐标系下的点云数据转换成雷达坐标系下的表示形式。设转换前的相机点云坐标为 $P^c(X_c, Y_c, Z_c)$, 转换后的相机点云坐标为 $\widehat{P}^c(\widehat{X}_c, \widehat{Y}_c, \widehat{Z}_c)$, 坐标系之间的关系如图 2 所示, 根据联合标定获得的外参 R_{cl}, t_{cl} , 二者的关系可以表示为:

$$\begin{bmatrix} \widehat{X}_c \\ \widehat{Y}_c \\ \widehat{Z}_c \end{bmatrix} = R_{cl} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + t_{cl} \quad (5)$$

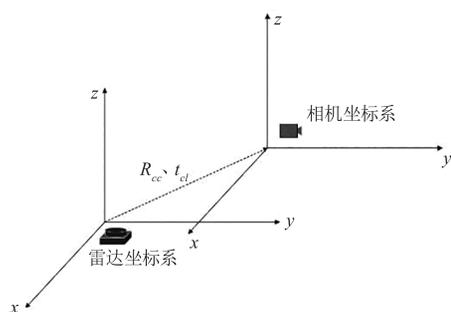


图 2 雷达与相机坐标系关系

Fig. 2 Relationship between radar coordinates and camera coordinates

相机获得的是三维点云, 而激光雷达获得的是二维点云, 二者无法直接进行融合, 因此需要对相机点云进行筛选并向水平面投影, 再将相机点云数据转换成激光雷达点云数量类似的形式。点云投影原理如图 3 所示, 点 O 为相机的光心, 像素平面为物理成像平面, 在相机坐标系下, 空间中一点 $P_c(X_c, Y_c, Z_c)$ 对应成像平面上的一个点 $P(X, Y, Z)$, 假设点 P 对应的像素坐标为 $[u, v]^T$, 对应的深度值为 D , 则点 P_c 可以表示为:

$$\begin{cases} X_c = \frac{(u - c_x)D}{f_x} \\ Y_c = \frac{(v - c_y)D}{f_y} \\ Z_c = D \end{cases} \quad (6)$$

式中, f_x, f_y 表示相机的焦距在水平方向和竖直方向上的分量; c_x, c_y 表示相机的像素坐标系相对于光心在水平以及竖直方向上的偏移量, 这些均为相机内参, 可由相机的标定获取。

二维激光雷达的点云数据格式一般用极坐标的形式表示为 $\{(d_i, \theta_i) \mid i = 1, 2, 3, \dots\}$ 。其中, d_i 为测量点距激光雷达的直线距离; θ_i 为对应时刻激光雷达旋转角度。处理后的深度点云数据需要转换成类似的格式, 设转换后的深度点云数据格式为 (d_c, θ_c) 。则 d_c 和 θ_c 的求解方式如式:

$$d_c = \sqrt{Z_c^2 + X_c^2} = \sqrt{\frac{(u - c_x)^2 + f_x^2}{f_x^2}} \cdot D \quad (7)$$

$$\theta_c = \arctan \frac{X_c}{Z_c} = \arctan \frac{(u - c_x)}{f_x} \quad (8)$$

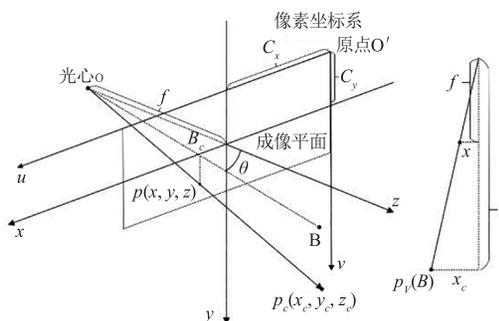


图 3 点云投影原理

Fig. 3 Principle of point cloud projection

3 激光雷达与深度相机联合检测

3.1 基于 SVM 算法的点云段分类

巡检机器人使用二维激光雷达定位导航时, 激光雷达的安装高度会尽可能降低, 因此本文选择在不影响导航功能下扫描行人小腿高度平面, 通过识别腿部曲线特征, 辨识出属于行人腿部点云段, 以此确认行人的位置。而服务器机房内部存在诸如立柱、消防器材等与人腿有类似特征的柱状物体, 需要将其与人腿进行区分, 以免误检。

为了能够获取所需的数据样本, 参考文献 [11], 根据相邻点的跳变距离, 将激光雷达采集到的点云数据分割成不同的点云段。如果一个点与上一个相邻点之间的距离小于某阈值, 则该点视为与上一个点属于同一个点云段, 如果距离大于某阈值, 则视为属于下一个点云段; 遍历完所有点云数据, 再剔除过短与过长的点云段之后, 得到若干个可提取特征的特征点集 $S(P_1, P_2, P_3, \dots, P_N)$ 。其中, 每个点包含距离参数 d 和角度参数 θ 。图 4 表示收集样本时扫描人腿数据的实例, 图 5 显示了图 4 中扫描的人腿点云数据。

以人腿为例, 图 5 中定义了四个基本特征以描述曲线段的形状。其中, L (length) 表示点云段的长

度,定义为所有相邻点之间的欧氏距离之和,可以表示为:



图 4 激光雷达扫描人腿曲线

Fig. 4 LiDAR scanning of human leg curves

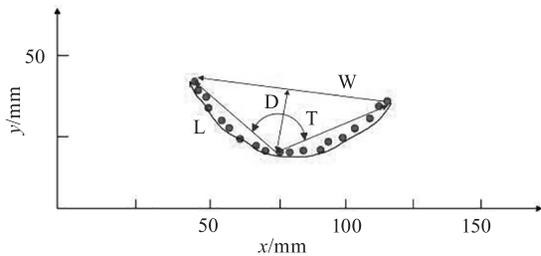


图 5 人腿点云数据

Fig. 5 Human leg point cloud data

$$T = \arccos \left[\frac{(y_m - y_1)(y_n - y_n) + (x_1 - x_m)(x_n - x_m)}{\sqrt{(y_m - y_1)^2 + (x_1 - x_m)^2} + \sqrt{(y_m - y_n)^2 + (x_n - x_m)^2}} \right] \quad (12)$$

式(11)、(12)中, $x_i = d_i \cos \theta_i$, $y_i = d_i \sin \theta_i$, x_m 、 y_m 表示 D 取最大时对应的点,即点云段中距离首尾两点连线最远的点对应的坐标。

依照上述特征的定义方式,计算样本中所有点云段的特征值。将这些特征随机组合,利用支持向量机 SVM(support Vector Mac)找到人腿与其他柱状物体间的最大边距超平面。以宽度 W 与深度 D 的组合为例,图 6 表示特征组合 WD 的分类结果。图中正方形、圆形、三角形分别表示行人腿部、立柱、消防器材的映射。可以看出,在该特征组合下,人腿与立柱存在重叠部分,难以找到合适的最大边距超平面,因此需要尝试其他特征组合以获得最佳分类效果。在多次尝试后,特征组合 LDW/L ,即长度 L 、深度 D 和长宽比 L/W 的分类效果最佳。依照此特征组合筛选符合条件的点云段并将每个点云段所有电的参数平均值作为行人的位置记录下来,记为 $P_l(d_l, \theta_l)$ 。

检测值的结果存在两种情况:第一种情况是检测到一条腿,一般出现在行人前后腿交替的时候,此时雷达检测到的位置处于行人正下方,可以用来代表此刻行人的位置;第二种情况是检测到两条腿,而一名

$$L = \sum_{i=1}^{N-1} \sqrt{(d_{i+1} \cos \theta_{i+1} - d_i \cos \theta_i)^2 + (d_{i+1} \sin \theta_{i+1} - d_i \sin \theta_i)^2} \quad (9)$$

W (width)表示点云段的宽度,定义为第一个点与最后一个点间的欧氏距离,可以表示为:

$$W = \sqrt{(d_N \cos \theta_N - d_1 \cos \theta_1)^2 + (d_N \sin \theta_1 - d_N \sin \theta_1)^2} \quad (10)$$

式(8)、(9)中, d_i 、 θ_i 分别表示点云段中第 i 个点的距离值和角度值。

D (depth)表示点云段的深度,定义为点云段中距离首尾两点连线最远的点到首尾两点连线间的距离,可以表示为:

$$D = \max \left[\frac{|(y_1 - y_n)x_i + (x_n - x_1)y_i + x_1 y_n - x_n y_1|}{\sqrt{(y_1 - y_n)^2 + (x_n - x_1)^2}} \mid i = 2, 3, 4, \dots, N - 1 \right] \quad (11)$$

$T(\theta)$ 表示点云段的展角,定义为最远的点分别与两端点连线间的夹角的大小。除了这四个初始特征,可以表示为:

正常行走的成年人步长不超过 80 cm,所以当两个返回值的距离 Dis 小于 80 cm 时,则将这两个检测值的平均值作为此刻行人的位置。 Dis 可以表示为:

$$Dis = \sqrt{(d_l \cos \theta_l - d_c \cos \theta_c)^2 + (d_l \sin \theta_l - d_c \sin \theta_c)^2} \quad (13)$$

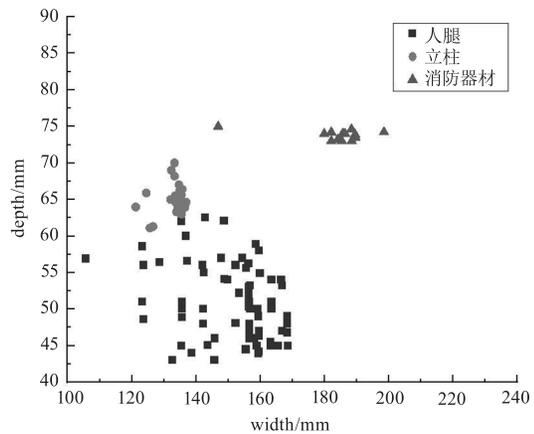


图 6 特征组合 WD 的分类结果

Fig. 6 The classification results of feature combination WD

3.2 基于 YOLOv5 的人体识别

考虑到激光雷达测距的误差以及场景中的遮挡,存在某一时刻人腿被漏检或其他柱状物体被激光雷达

判定为人腿的情况。为了进一步提高行人识别的准确性,本文通过降低 SVM 算法中的参数 C(惩罚力度),适当放宽判定范围以容纳更多符合人腿特征的点云段。对与因此方法而增加的误判案例,引入视觉图像与深度信息作为辅助判定条件。通过深度相机检测视野内的行人,使用卷积神经网络 YOLOv5 识别采集到的行人图像,消除因激光雷达误检产生的影响。

在实际检测中,为了应对环境中光照条件的变化,使用 HDR(High Dynamic Range)算法增强图像的视觉特征,使其在光照条件复杂的场景中表现更好。图 7 中(a)、(b)、(c)、(d)分别为低曝光、正常曝光、高曝光、更高曝光的原始图片,使用 HDR 算法合成的(e)图片相比于原始图片,整体亮度得到提升的同时,亮部与暗部的对比也不会特别强烈。

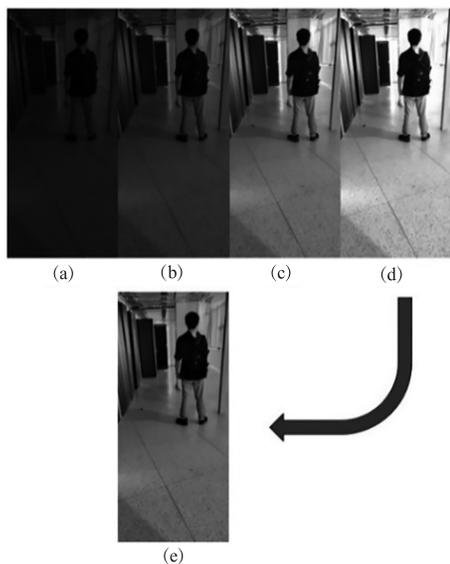


图7 增强图像视觉特征

Fig.7 Enhance visual features of images

人体识别结果如图 8 所示,系统在识别完成后会框选人体,根据人体外边框中心像素点对应的图像坐标与深度值,利用相机内参得到此时行人在相机坐标系下的位置,再利用前文提出的坐标变换关系得到激光雷达坐标系下行人的位置坐标 $P_c(d_c, \theta_c)$ 。

3.3 联合检测数据融合

激光雷达和深度相机完成行人检测后,需要将两者的数据融合以得到跟准确的位置信息。由于深度相机对行人的位置的角度值是利用图像解算获得的,因此随着距离的增加,准确度逐渐下降。所以,应减小在测量远处时深度相机部分的权重。设激光雷达数据权重为 α ,深度相机数据权重为 β ,则最终检测结果可以表示为:

$$P_p = \alpha P_l + \beta P_c \quad (14)$$

式中, $d_a = (d_l + d_c)/2$, $\alpha = k_1 d_a / (k_1 d_a + k_2)$, $\beta = k_2 / (k_1 d_a + k_2)$, $k_1 \geq 0, k_2 \geq 0$; k_1, k_2 为比例系数,根据环境及试验结果调整至合适数值。从上式可以看出,随着距离的增加,深度相机的权重 β 逐渐减少,满足实际需求。



图8 人体识别结果

Fig.8 Results of human body recognition

4 实验验证

实验测试平台采用英特尔 NUC11PHi7C, 操作系统配置为 Ubuntu 18.04 (Melodic 版本), 配置为 Intel (R) Core (TM) i7-1165G7、RAM 32 G、NVIDIA GeForce RTX 2060 GPU。激光雷达采用思岚 RPLIDAR S2。深度相机采用 RealSense D435i。

4.1 联合检测距离测量实验

在检测设备正前方,距离检测设备 0.5 m、2 m、5 m 的三种距离依次设置实验人员站立,使用激光雷达检测、深度相机检测、文中联合检测三种方式测量并输出检测结果。实验结果对比如图 9 所示。

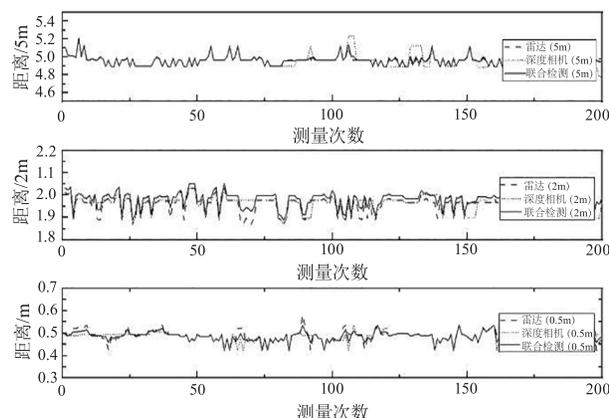


图9 测距实验结果对比

Fig.9 Comparison of ranging experiment results

图中横坐标表示测量次数,纵坐标表示输出的检测距离结果。可以看出,实验所使用的激光雷达

在三个距离的误差波动基本一致,深度相机的误差波动随距离增大而增大。文中联合检测算法很好的继承了激光雷达的优势,在三种距离下都具有稳定的输出。

4.2 联合检测角度测量实验

在检测设备前方近、中、远三个不同位置安排实验人员站立,使用上述三种方式测量角度并输出检测结果。实验结果如表1所示。

表1 角度测量结果

Tab. 1 Angle measurement results

距离/m	角度/(°)	雷达测量值/(°)	误差/(°)	相机测量值/(°)	误差/(°)	联合检测测量值/(°)	误差/(°)
0.5	33.58	32.97	0.61	35.21	1.63	34.07	0.49
2	42.65	41.88	0.77	43.89	1.24	42.72	0.07
5	-5.37	-5.12	0.25	-3.04	2.33	-4.87	0.50

表1中,从上往下依次为0.5 m、2 m、5 m三个位置的角度测量结果。激光雷达测量角度误差较小,最低为0.25°。从表中可知,深度相机在5 m的位置以及产生较大的测量误差,达到2.33°。联合检测算法在继承激光雷达测量精度的同时,减小了远距离测量时深度相机的影响。

4.3 联合检测行人辨别实验

为了验证本文联合检测算法在面对环境中存在与行人腿部特征类似的其他目标时的准确性,在某服务器机房内部采集了283组包含行人的正样本类型数据(如图10所示)和165组无行人的负样本类型数据(如图11所示),对这些数据依次使用单激光雷达检测和文中联合检测算法检测行人位置,评估标准为两组环境数据中输出位置信息的样本数据数量,实验结果对比如表2所示。

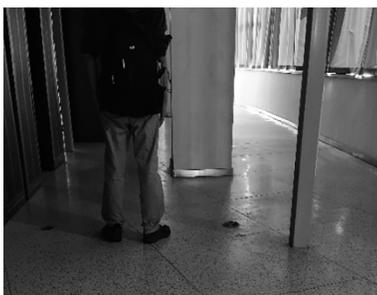


图10 正样本类型

Fig. 10 Positive sample type

从表2中可以看出,在283组正样本中,单激光雷达检测成功的样本数量为239组,联合检测方法检测成功的样本数量为251组,准确率相比单一激光雷达略有提高。在165组不含行人的负样本中,单一激光雷达检测输出了23组位置坐标,即有23组数据被误认为是人腿曲线,说明面对与人腿具有类似特征曲线的柱状物体,单一激光雷达会产生一

定程度的误判,而文中提出的联合检测算法则不会产生误判。由此可以看出,所提联合检测算法对服务器机房内部行人检测取得了可观的效果,证明了该方法的准确性和有效性。



图11 负样本类型

Fig. 11 Negative sample type

表2 两种算法在自建数据集中的准确率比较

Tab. 2 Comparison of accuracy between two algorithms in self built datasets

检测方法	正样本输出位置信息/组	正样本准确率/%	负样本输出位置信息/组	负样本误判率/%
单雷达检测	239	84.45	23	13.94
联合检测	251	88.69	0	0

5 结语

巡检机器人在服务器机房执行巡检任务离不开对周围环境的准确识别,针对单一激光雷达对行人识别不正确,以及识别精度低的问题,本文提出一种基于二维激光雷达与深度相机联合检测的行人检测方法。通过激光雷达扫描识别属于行人腿部曲线的点云段,并引入视觉图像信息,结合人体识别算法,将激光雷达与深度相机检测到的行人位置坐标加权

融合最终确定行人实际位置。联合检测方法在继承激光雷达精度的同时,避免了因检测平面内出现与待检测目标存在类似特征的其他目标而导致的对行人的误判。实验表明,该方法极大提高了行人检测的准确率,能够为后续行人轨迹跟踪以及巡检机器人动态避障的实现提供有效的数据支持。

参考文献:

- [1] Ren Kefei, Zhang Li. Pedestrian detection based on LiDAR data[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(4): 1200 - 1203. (in Chinese)
任科飞, 张利. 基于激光雷达数据的行人检测[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4): 1200 - 1203.
- [2] Gao Lili. Analysis of the current situation and development trends of intelligent inspection robots[J]. Agricultural Mechanization Using & Maintenance, 2023, (10): 63 - 66. (in Chinese)
高莉莉. 智能巡检机器人现状及发展趋势分析[J]. 农机使用与维修, 2023, (10): 63 - 66.
- [3] Liu Mingzhe, Xu Guanghui, Tang Tang, et al. A review of SLAM based on lidar[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(1): 1 - 14. (in Chinese)
刘铭哲, 徐光辉, 唐堂, 等. 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1): 1 - 14.
- [4] Wang Shuai, Yang Jianxi. Parking robot obstacle detection system based on binocular vision[J]. Intelligent Computer and Applications, 2019, 9(4): 79 - 81, 86. (in Chinese)
王帅, 杨建玺. 基于双目视觉的泊车机器人障碍物检测系统[J]. 智能计算机与应用, 2019, 9(4): 79 - 81, 86.
- [5] Wang Zhu, Wang Zhi, Zhang Xu, et al. Adaptive threshold clustering segmentation method based on two-dimensional lidar[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(16): 182 - 189. (in Chinese)
王祝, 王智, 张旭, 等. 基于二维激光雷达的自适应阈值聚类分割方法[J]. 中国激光, 2021, 48(16): 182 - 189.
- [6] Luo Liang, Tan Libin, Yu Xiaoliu, et al. Research on a mobile robot mapping method based on the fusion of 2D LIDAR and RGB - D camera[J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(4): 137 - 140, 190. (in Chinese)
罗亮, 谈莉斌, 余晓流, 等. 一种融合二维激光雷达和 RGB - D 相机的移动机器人建图方法研究[J]. 制造业自动化, 2023, 45(4): 137 - 140, 190.
- [7] Zhang Lufeng, Lü Qing, Zhang Qiuju. Research on 2D lidar pedestrian detection technology based on improved YOLOX[J]. Applied Laser, 2023, 43(8): 112 - 121. (in Chinese)
张陆峰, 吕青, 张秋菊. 基于改进 YOLOX 的 2D 激光雷达行人检测技术研究[J]. 应用激光, 2023, 43(8): 112 - 121.
- [8] Jung E J, Lee J H, Yi B J, et al. Development of a laser-range-finder-based human tracking and control algorithm for a marathoner service robot[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2014, 19(6): 1963 - 1976.
- [9] Yü Xiang, Zhoubo. Research on indoor human tracking technology based on multi-modal fusion [J]. Computer Technology and Development, 2023, 33(2): 38 - 43. (in Chinese)
于翔, 周波. 基于多模态融合的室内人体跟踪技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2023, 33(2): 38 - 43.
- [10] Che Li, Lü Lianhui, Jiang Liubing. AF-centerNet: object detection with fusion of millimeter-wave radar and camera using cross-attention mechanism [J]. Application Research of Computers, 2024, 41(4): 1258 - 1263. (in Chinese)
车俐, 吕连辉, 蒋留兵. AF-CenterNet: 基于交叉注意力机制的毫米波雷达和相机融合的目标检测[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(4): 1258 - 1263.
- [11] Zhou Weichao, Huang Jun. Adaptive tightly coupled lidar-visual simultaneous localization and mapping framework [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(20): 243 - 250. (in Chinese)
周维超, 黄俊. 激光雷达与相机自适应紧耦合的同时定位与建图算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(20): 243 - 250.
- [12] Zhang Pu, Liu Jinqing, Xiao jinchao, et al. Target localization and tracking method based on camera and lidar fusion [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(8): 315 - 323. (in Chinese)
张普, 刘金清, 肖金超, 等. 基于相机与激光雷达融合的目标定位与跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(8): 315 - 323.
- [13] Zhang Q, Pless R. Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration) [C]// 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2005.