

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104667

视觉与二维激光雷达的目标检测方法

张浩^{1,2} 左杭^{1,2} 刘宝华^{1,2}

(1.燕山大学机械工程学院 秦皇岛 066004;2.燕山大学河北省并联机器人与机电系统重点实验室 秦皇岛 066004)

摘要:为了改进单一传感器对目标物体的检测范围小、检测特征少以及检测准确率较低的问题,提出一种视觉与二维激光雷达的目标检测方法。在视觉检测方面提出一种改进的 GoogLeNet 算法实现视觉对目标物体的识别,该方法相比 GoogLeNet 算法在对 6 种目标物体的识别准确率上提高了 0.7%。在二维激光雷达检测方面采用欧氏聚类算法对二维激光雷达的点云数据聚类,接着使用 RANSAC 算法对聚类簇中的数据点进行筛选,最后使用卡尔曼滤波算法对目标物体的位置进行预测,实现二维激光雷达在特定平面上 360°对目标物体进行跟踪检测和定位。实验结果表明,该方法使得移动机器人扩大了检测范围、增加了检测特征并提高了识别准确率。

关键词:视觉;二维激光雷达;移动机器人;目标检测

中图分类号: TP391.4; TN247 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Target detection method for visual and 2D laser radar

Zhang Hao^{1,2} Zuo Hang^{1,2} Liu Baohua^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Hebei Provincial Key Laboratory of Parallel Robots and Electromechanical Systems, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In order to improve that the detection range of a single sensor is small, the detection features are few and the detection accuracy is low, a target detection method for visual and 2D laser radar is proposed. In terms of visual detection, an improved GoogLeNet algorithm is proposed to realize the visual recognition of target objects. Compared with GoogLeNet algorithm, this method has improved the recognition accuracy of 6 target objects by 0.7%. In 2D laser radar detection using European clustering algorithm for 2D laser radar point cloud data clustering, and then use RANSAC algorithm for clustering data point in the cluster to filter, finally using Kalman filter algorithm to estimate the location of the target object, and realize the 2D laser radar in a particular plane 360° to detect and locate the target object tracking. Experimental results show that this method can enlarge the detection range, increase the detection features and improve the recognition accuracy of mobile robot.

Keywords: vision; 2D laser radar; mobile robot; target detection

0 引言

近年来,目标检测是移动机器人等领域中的研究热点^[1-9],目标检测能够使移动机器人实现目标跟踪^[10-11]、目标抓取^[12-13]等复杂的控制运动。目前对于目标检测的研究方法根据传感器可以分为基于视觉检测、基于激光雷达检测、基于视觉与激光雷达融合的检测方法。基于视觉检测的方法存在视觉传感器所检测的范围小、易受

环境光影响等缺点。基于激光雷达的检测方法存在激光雷达只能根据物体的形态进行检测而无法根据物体的颜色等信息进行检测,因此,激光雷达存在检测特征少的缺点。文献[14]中基于视觉与二维激光雷达结合的检测方法是将深度图像的点云信息与二维激光雷达的点云信息进行融合测得目标物体的位置信息,但该方法中缺少视觉对于目标物体的识别。

由于单一传感器对目标物体的检测范围小、检测特征少以及检测准确率较低,因此提出一种视觉与二维激

光雷达的目标检测方法。本文的研究目的是使用视觉传感器对目标物体识别,使用二维激光雷达传感器对目标物体进行跟踪检测和定位。

在视觉检测方面提出一种改进的 GoogLeNet 算法实现视觉对目标物体的识别,在二维激光雷达检测方面采用欧氏聚类算法对二维激光雷达的点云数据聚类,接着使用 RANSAC 算法对聚类簇中的数据点进行筛选,最后使用卡尔曼滤波算法对目标物体的位置进行预测,实现二维激光雷达在特定平面上 360°对目标物体进行跟踪检测和定位。

该方法解决了单一传感器对目标物体的检测范围和检测特征所存在的局限性问题,扩大了移动机器人对目标物体的检测范围,本文对 GoogLeNet 算法进行改进,在对 6 种目标物体进行分类时,提高了移动机器人对于目标物体的识别准确率。

1 整体系统框架

本文的研究平台如图 1 所示,在 RIKIBOT ROS 机器人平台上安装一个 Astra Pro 深度相机,并在其上方安装一台 RPLIDAR A1 二维激光雷达。

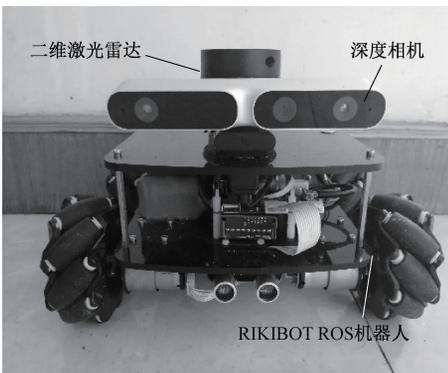


图 1 系统工作平台
Fig. 1 System working platform

Astra Pro 深度相机可以获得环境中的颜色信息和深度信息,该相机的 RGB 摄像头的水平视角为 66.1°,垂直视角为 40.2°。RPLIDAR A1 二维激光雷达,采用激光三角测距技术,测量半径为 0.15~12 m,测距分辨率为实际测量距离的 1%,角度分辨率为 1°,扫描范围为 360°,最大扫描频率为 10 Hz。

将上面的二维激光雷达与深度相机的测量范围参数进行对比分析,得到二维激光雷达在特定平面上的测量范围比深度相机在该平面上的测量范围大。如图 2 所示为二维激光雷达的直角坐标系。

深度相机可以测得环境中目标物体的颜色信息,而二维激光雷达只能测量环境中特定平面上的物体形状或

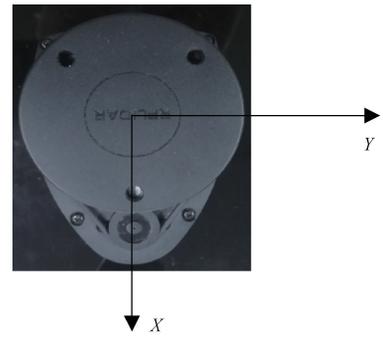


图 2 二维激光雷达的直角坐标系

Fig. 2 Rectangular coordinate system for 2D laser radar

者位置信息。本文将两者的检测优势结合起来,使得移动机器人扩大了检测范围和增加了检测特征。

RIKIBOT ROS 机器人使用 Jetson Nano 嵌入式开发板为主控制器,操作系统采用 Ubuntu18.04,在 ROS 机器人操作系统上对深度摄像头和二维激光雷达传感器进行驱动和数据处理,实现视觉对目标物体的识别和二维激光雷达对于目标物体的跟踪检测和定位。

2 基于视觉的目标识别

本文在 GoogLeNet 算法^[15]的基础上做出改进,对 GoogLeNet 算法的网络层、网络参数和 Inception 结构进行改变,由此提出一种改进的 GoogLeNet 算法。

为了提高 GoogLeNet 算法对目标物体的识别准确率,本文在原算法的 Inception 结构中添加 3×3 的平均值池化层并在其后面串联一个 1×1 卷积层,改进的 Inception 结构如图 3 所示。根据张振洲等^[16]对 GoogLeNet 算法中参数的改进,本文对 GoogLeNet 算法中的所有 dropout 层的参数均设置为 0.5。本文所提出的改进的 GoogLeNet 算法的网络结构如图 4 所示。

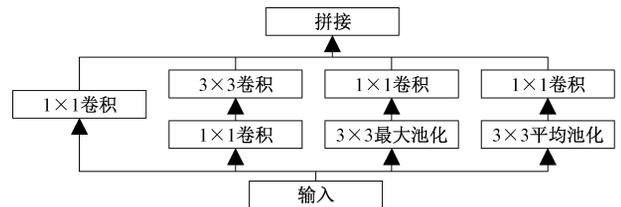


图 3 改进的 Inception 结构

Fig. 3 Improved Inception structure

图 4 中附加分类网络 1 和附加分类网络 2 都只是参与神经网络的训练过程,不参与视觉对目标物体的识别过程。附加分类网络 1 和附加分类网络 2 的结构均如图 5 所示。

附加分类网络 1 的损失率以 0.1 的权重添加到改进

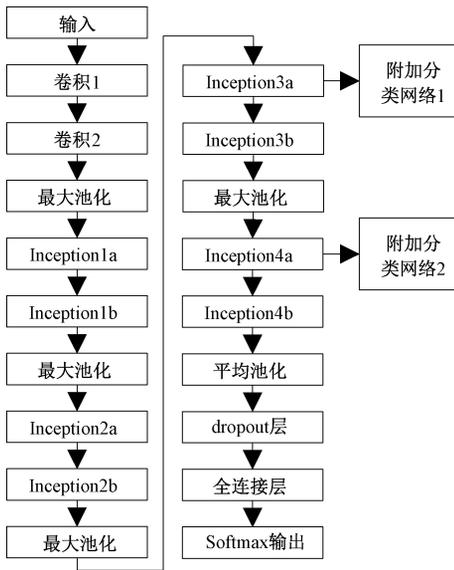


图 4 改进的 GoogLeNet 算法的网络结构

Fig. 4 Improved GoogLeNet algorithm for network structure

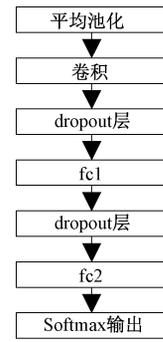


图 5 附加分类网络的结构

Fig. 5 The structure of the additional classification network

权重添加到改进网络的总损失率中。

附加分类网络的参数设置如下：

- 1、平均池化层采用 5×5 大小的卷积核，步长为 3。
- 2、卷积层采用 128 个 1×1 大小的卷积核。
- 3、全连接层采用 1 024 个单元。
- 4、dropout 层的参数设置为 50%。

改进的 GoogLeNet 算法的网络参数如表 1 所示。

网络的总损失率中，附加分类网络 2 的损失率以 0.4 的

表 1 改进的 GoogLeNet 算法的网络参数

Table 1 Network parameters of improved GoogLeNet algorithm

类型	核尺寸/步长	输出特征图维度	#1×1	#3×3 降维	#3×3	最大池化降维	平均池化降维
卷积 1	7×7/2	112×112×84					
卷积 2	1×1/1	112×112×168					
最大池化	3×3/2	56×56×168					
Inception1a		56×56×474	158	230	172	72	72
Inception1b		56×56×524	184	340	196	72	72
最大池化	3×3/2	28×28×524					
Inception2a		28×28×662	198	420	208	128	128
Inception2b		28×28×662	198	480	208	128	128
最大池化	3×3/2	14×14×662					
Inception3a		14×14×662	198	480	208	128	128
Inception3b		14×14×872	212	540	324	168	168
最大池化	3×3/2	7×7×872					
Inception4a		7×7×872	212	540	324	168	168
Inception4b		7×7×1 024	220	680	412	196	196
全局平均池化	7×7/1	1×1×1 024					
dropout(50%)		1×1×1024					
linear		1×1×6					
Softmax		1×1×6					

3 基于二维激光雷达的目标检测

首先,借助开源点云数据处理库 PCL^[17]对二维激光雷达的点云数据处理,采用欧氏聚类算法^[18]对点云数据聚类完成目标分割,然后建立数学模型使用 RANSAC 算

法^[19]对聚类结果进行筛选,得到目标物体所在的聚类簇,最后使用卡尔曼滤波算法^[20]对目标物体的位置进行预测,实现二维激光雷达对目标物体的检测。使用二维激光雷达对目标物体检测的具体流程如图 6 所示。

3.1 二维激光雷达数据坐标系转换

由于二维激光雷达所检测到的数据点的坐标系为极

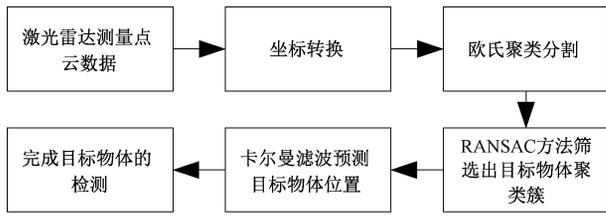


图 6 二维激光雷达目标检测流程

Fig. 6 Flow chart of 2D laser radar target detection

坐标系,因此需要对数据点的坐标系进行转换,将极坐标系转换为直角坐标系。假设第 i 个数据点的极坐标为 (d_i, θ_i) , 将极坐标转换为直角坐标的公式为:

$$\begin{cases} x_i = d_i \cos \theta_i \\ y_i = d_i \sin \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_i, y_i 分别为第 i 个数据点在直角坐标系下的 x 轴坐标, y 轴坐标。

3.2 欧氏聚类

激光雷达在直角坐标系下的数据点 z_i 到 z_j 之间的距离为:

$$D_{ij} = \sqrt{(z_{ix} - z_{jx})^2 + (z_{iy} - z_{jy})^2} \quad (2)$$

式中: z_{ix}, z_{iy} 分别为第 i 个数据点 z_i 的 x 轴坐标, y 轴坐标, z_{jx}, z_{jy} 分别为第 j 个数据点 z_j 的 x 轴坐标, y 轴坐标。

欧氏聚类算法的具体步骤如下:

1) 在点云数据中随机选择 1 个点 z_{10} , 使用 KD-tree 算法^[21] 对该点进行邻近域搜索, 找到距离该点最近的 n 个点, 并根据式(2)判断这 n 个点点到点 z_{10} 的距离。将距离小于阈值 r 的点 $z_{11}, z_{12}, z_{13}, z_{14}$, 等其他点均放在集合 M 中。

2) 在 $(M \setminus z_{10} \dots)$ 里找到一点 z_{20} , 重复步骤 1)。

3) 在 $(M \setminus z_{10} \dots z_{20} \dots)$ 里找到一点, 重复步骤 1), 找到 $z_{21}, z_{22}, z_{23}, \dots$ 全部放进 M 里。

4) 当 M 中不再有新点加入, 则完成搜索。

3.3 RANSAC 算法

通过欧氏聚类算法将数据分为 7 个聚类簇后, 接着使用 RANSAC 算法对各个聚类簇中的点云数据进行处理, 保留各个聚类簇中符合数学模型的数据点, 并清除不符合数学模型的数据点。具体计算步骤如下:

1) 建立与目标物体的表面轮廓相符合的数学模型, 并且数学模型中的所有未知参数均能从单个聚类簇的数据点中计算得出。

2) 使用步骤 1) 中建立的数学模型, 在单个聚类簇中随机选取数据点求出数学模型中的未知参数, 得到该聚类簇的数学模型。将得到的数学模型对该聚类簇中的数据点进行测试, 计算数据点到数学模型的距离, 如果距离小于设定的阈值, 则认为该点为局内点, 否则认为该点为

局外点。

3) 在各个聚类簇中都执行步骤 2)。设置步骤 2) 在各个聚类簇中的最大重复执行次数为 50 次。在单个聚类簇中选择具有局内点数目最多的数学模型, 作为该聚类簇中的最终的数学模型。

4) 根据各个聚类簇中的最终的数学模型, 求取出各个聚类簇的局内点并保留, 同时清除局外点。接着根据聚类簇中的局内点数目对聚类簇进行筛选, 当单个聚类簇中的局内点数目小于设定的阈值时, 则将该聚类簇中的数据点全部清除, 当单个聚类簇中的局内点数目大于设定的阈值时, 则保留该聚类簇中的数据点。

经过以上步骤, 能够得到包含目标物体的聚类簇。

3.4 卡尔曼滤波

使用 RANSAC 算法对聚类簇筛选后, 得到最终保留的聚类簇。由于最终保留的聚类簇中的物体均有可能表示的是所检测的目标物体, 因此使用卡尔曼滤波算法对各个聚类簇中物体的位置进行预测, 实现二维激光雷达对各个聚类簇中的物体进行跟踪检测。计算出各个聚类簇中局内点的坐标平均值。在单个聚类簇中, 将该平均值作为该聚类簇中目标物体的位置坐标。

对目标物体的状态预测方程为:

$$\mathbf{X}'_{t+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}'_t \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}'_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的状态预测向量, \mathbf{F} 为系统状态转移矩阵, \mathbf{X}'_t 为 t 时刻的状态估计向量。 $\mathbf{X}'_{t+1}, \mathbf{X}'_t$ 分别对目标物体的 x 轴坐标, y 轴坐标, x 轴方向上的运动速度, y 轴方向上的运动速度进行预测, 估计。其中, 状态估计向量 \mathbf{X}'_t 表示为:

$$\mathbf{X}'_t = \begin{bmatrix} \hat{x}_t \\ \hat{y}_t \\ v\hat{x}_t \\ v\hat{y}_t \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: \hat{x}_t 为目标物体的 x 轴坐标估计值, \hat{y}_t 为目标物体的 y 轴坐标估计值, $v\hat{x}_t$ 为 x 轴上对目标物体的估计速度, $v\hat{y}_t$ 为 y 轴上对目标物体的估计速度。连续两帧的同一个目标物体的估计位置的差除以二维激光雷达的扫描周期, 可以得到目标物体的估计速度。

$$\begin{cases} v\hat{x}_t = \frac{\hat{x}_{t+1} - \hat{x}_t}{T} \\ v\hat{y}_t = \frac{\hat{y}_{t+1} - \hat{y}_t}{T} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\hat{x}_{t+1}, \hat{y}_{t+1}$ 分别为 $t+1$ 时刻目标物体在直角坐标系下的 x 轴坐标, y 轴坐标的估计值。 \hat{x}_t, \hat{y}_t 分别为 t 时刻目标物体在直角坐标系下的 x 轴坐标, y 轴坐标的估计值。 $v\hat{x}_t, v\hat{y}_t$ 分别为 t 时刻目标物体在 x 轴方向上的运动速度

的估计值, y 轴方向上的运动速度的估计值。 T 为二维激光雷达的扫描周期, T 取 0.1 s。预测误差协方差方程为:

$$\mathbf{P}'_{t+1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_t\mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (6)$$

式中: \mathbf{P}'_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的误差协方差预测矩阵, \mathbf{P}_t 为 t 时刻的误差协方差估计矩阵, \mathbf{Q} 为过程噪声协方差矩阵。

卡尔曼增益方程为:

$$\mathbf{K}_{t+1} = \mathbf{P}'_{t+1}\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}'_{t+1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (7)$$

式中: \mathbf{K}_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的卡尔曼增益, \mathbf{H} 为观测矩阵, \mathbf{R} 为测量噪声协方差矩阵。

状态更新方程为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{t+1} = \mathbf{X}'_{t+1} + \mathbf{K}_{t+1}[\mathbf{G}_{t+1} - \mathbf{H}\mathbf{X}'_{t+1}] \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_{t+1}$ 为 $t+1$ 时刻的状态估计向量, \mathbf{G}_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的测量向量。其中 \mathbf{G}_{t+1} 为:

$$\mathbf{G}_{t+1} = \begin{bmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: x_{t+1} 为 $t+1$ 时刻目标物体的 x 轴坐标测量值, y_{t+1} 为 $t+1$ 时刻目标物体的 y 轴坐标测量值。估计误差协方差方程为:

$$\hat{\mathbf{P}}_{t+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{t+1}\mathbf{H})\mathbf{P}'_{t+1} \quad (10)$$

式中: $\hat{\mathbf{P}}_{t+1}$ 为 $t+1$ 时刻的误差协方差估计矩阵, \mathbf{I} 为单位矩阵。

状态转移矩阵 \mathbf{F} 表示为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0.1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

观测矩阵 \mathbf{H} 表示为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} 表示为:

$$\mathbf{Q} = 10^{-4} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

测量噪声协方差矩阵 \mathbf{R} 表示为:

$$\mathbf{R} = 10^{-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

初始时刻的误差协方差估计矩阵 \mathbf{P}_0 表示为:

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

4 实验结果

4.1 算法对比实验

使用操作系统为 Ubuntu 18.04 的计算机,在基于 PyTorch 1.8.1 深度学习的框架中使用 Python 作为编程语言,搭建神经网络模型,完成模型训练实验。CPU 为 Intel Xeon Platinum 8157,内存为 86 G, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090。

本文使用 ImageNet 的 ILSVRC2012 数据集中的纸盒、咖啡杯、垃圾桶、啤酒瓶、桶、箱子的图片各 1 300 张,总共 7 800 张,作为数据集。每个种类的图片均按照 9 : 1 的比例随机划分为训练集和测试集,分别让改进的 GoogLeNet 算法和 GoogLeNet 算法使用相同的训练集进行训练,使用相同的测试集进行测试。

采用批量训练的方式对数据集进行训练, batchsize 的大小设置为 32,改进的 GoogLeNet 算法和 GoogLeNet 算法的初始学习率均设置为 0.000 5,均采用随机梯度下降法进行训练,其中动量参数为 0.9,权重衰减参数为 0.000 5。改进的 GoogLeNet 算法的学习率衰减策略是使用动态调整学习率方法对学习率进行更新,在迭代的过程中,如果识别准确率在迭代中有 2 次没有增加则对学习率进行调整,其中,学习率衰减参数为 0.9,冷却次数为 8,学习率下限为 0,学习率的最小变化值为 10^{-8} ,阈值为 0.001,阈值模式选择 rel。

本文采用改进的 GoogLeNet 算法与 GoogLeNet 算法分别对相同的数据集训练,迭代次数为 200 次。如图 7 所示为两种算法的测试集识别准确率对比图,如图 8 所示为两种算法的训练集损失率对比图。

改进的 GoogLeNet 算法模型在训练集上的训练损失率下降较快,使用改进的 GoogLeNet 算法模型得到的最大测试集识别准确率为 82.2%,使用 GoogLeNet 算法模型得到的最大测试集识别准确率为 81.5%。

综上所述在对 6 种目标物体进行识别分类时,改进的 GoogLeNet 算法模型的分类效果优于 GoogLeNet 算法模型的分类效果。

4.2 视觉识别结果

本文使用自己拍摄和网上搜集的关于行李箱、热水瓶、垃圾桶的图片各 1 300 张,总共 3 900 张,作为数据集。每个种类的图片均按照 9 : 1 的比例随机划分为训练集和测试集,让改进的 GoogLeNet 算法对数据集进行

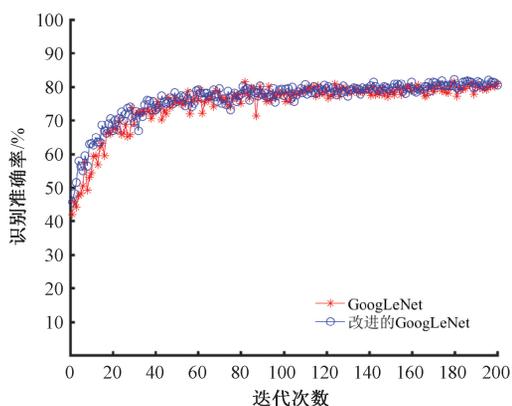


图 7 识别准确率对比

Fig. 7 Recognition accuracy comparison chart

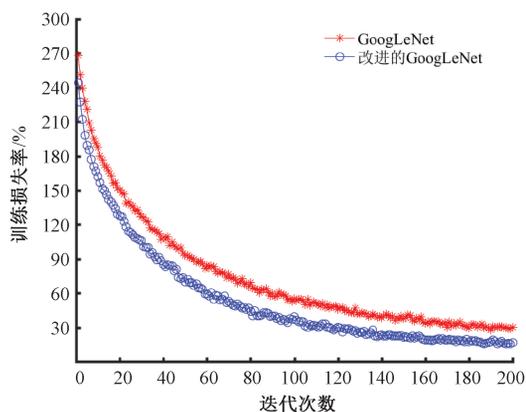


图 8 训练损失率对比

Fig. 8 Training loss rates comparison chart

训练,得到测试集准确率为 96.7%的预测模型,使用该预测模型实现视觉对目标物体的识别。本文以行李箱为例,使用视觉对行李箱进行识别,使用二维激光雷达对行李箱进行跟踪检测和定位。如图 9 所示,移动机器人通过视觉实现对行李箱的识别。

class: suitcase prob: 1.0



图 9 视觉对行李箱的识别

Fig. 9 Visual recognition of suitcase

4.3 二维激光雷达检测结果

如图 10(a) 所示为二维激光雷达的实验现场图,在移动机器人的周围分别放置行李箱、热水瓶和垃圾桶。如图 10(b) 所示为二维激光雷达对实验现场的环境扫描图。



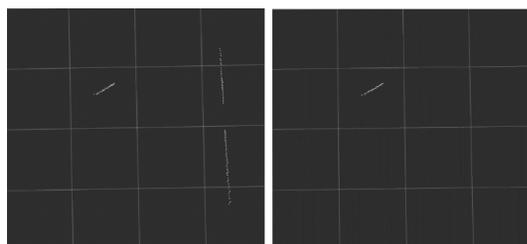
(a) 实验现场 (b) 环境扫描
(a) The experiment site (b) Environmental scan

图 10 二维激光雷达环境检测

Fig. 10 2D laser radar environmental detection

在该实验现场中使用二维激光雷达对行李箱进行跟踪检测和定位。由于行李箱的外部轮廓为直线形状,而热水瓶和垃圾桶的外部轮廓为圆形,因此,可以根据目标物体的外部轮廓形状对聚类簇进行筛选。

使用 RANSAC 聚类算法对各个聚类簇中的点云数据进行直线检测,将形状为直线特征的物体数据点保留,而将形状不为直线特征的物体数据点删除,如图 11(a) 所示。通过选择行李箱所在的聚类簇,可使得二维激光雷达单独对行李箱进行跟踪检测和定位,如图 11(b) 所示,此时行李箱的位置为(-0.458 m,0.654 m)。



(a) 直线检测 (b) 单独检测
(a) Straight line detection (b) A separate test

图 11 二维激光雷达对行李箱的检测

Fig. 11 Detection of suitcase by 2D laser radar

当对行李箱的位置进行移动时,行李箱的位置改变后的实验现场图如图 12(a) 所示,二维激光雷达对行李箱的跟踪检测结果如图 12(b) 所示,此时行李箱的位置为(0.643 m,0.888 m)。

综上所述,二维激光雷达可以实现对于行李箱的跟踪检测和定位。同样,根据以上原理,视觉可以对目标物体进行识别,二维激光雷达可以对目标物体进行跟踪检测和定位。



(a) 改变行李箱位置
(a) Change the location of the suitcase

(b) 跟踪检测
(b) Trace detection

图 12 二维激光雷达对行李箱的跟踪检测

Fig. 12 Tracking and detection of suitcase by 2D laser radar

5 结 论

本文针对移动机器人对于目标物体的检测问题,提出一种基于视觉与二维激光雷达的目标检测方法,该方法使得移动机器人扩大了对目标物体的检测范围、增加了对目标物体的检测特征。本文提出了一种改进的GoogLeNet算法,该算法与GoogLeNet算法通过实验进行对比分析,结果表明该算法在对6种目标物体进行识别分类时,提高了移动机器人对于目标物体的识别准确率。由于二维激光雷达只能检测特定平面上的目标物体,检测范围有限,因此将来还会采用三维激光雷达对目标物体进行跟踪检测和定位。

参考文献

- [1] 高春艳,唐佳强,吕晓玲,等. 移动机器人目标检测技术及其安保场合应用[J]. 机械设计, 2020, 37(6): 58-64.
GAO CH Y, TANG J Q, LYU X L, et al. Target-detection technology for mobile robots and its security application [J]. Journal of Machine Design, 2020, 37(6): 58-64.
- [2] 曹红燕,沈小林,刘长明,等. 改进的YOLOv3的红外目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 188-194.
CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3 [J]. Chinese Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(8): 188-194.
- [3] 包本刚. 融合多特征的目标检测与跟踪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 93-99.
BAO B G. Target detection and tracking based on multi-feature fusion [J]. Chinese Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33 (9): 93-99.
- [4] 李晖晖,周康鹏,韩太初. 基于CReLU和FPN改进的SSD舰船目标检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 183-190.
LI H H, ZHOU K P, HAN T CH. Ship object detection based on SSD improved with CReLU and FPN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 183-190.
- [5] 李智伟,杨亚莉,钟卫军,等. 基于改进的SSD模型手机违规使用目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1): 120-127.
LI ZH W, YANG Y L, ZHONG W J, et al. Target detection of illegal use of mobile phone based on improved SSD model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (1): 120-127.
- [6] 吴天成,王晓荃,蔡艺军,等. 基于特征融合的轻量级SSD目标检测方法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1437-1444.
WU T CH, WANG X Q, CAI Y J, et al. Lightweight SSD object detection method based on feature fusion [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2021, 36(10): 1437-1444.
- [7] 余铎,王耀南,毛建旭,等. 基于视觉的移动机器人目标跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 227-235.
YU D, WANG Y N, MAO J X, et al. Vision-based object tracking method of mobile robot [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40 (1): 227-235.
- [8] 陈辉东,丁小燕,刘艳霞. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. 北京联合大学学报, 2021, 35(3): 39-46.
CHEN H D, DING X Y, LIU Y X. Review of target detection algorithm based on deep learning [J]. Journal of Beijing Union University, 2021, 35(3): 39-46.
- [9] 李星辰,柳晓鸣,成晓男. 融合YOLO检测的多目标跟踪算法[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(4): 665-672.
LI X CH, LIU X M, CHENG X N. A multi-target tracking algorithm based on YOLO detection [J]. Computer Engineering & Science, 2020, 42 (4): 665-672.
- [10] 王福建,张俊,卢国权,等. 基于YOLO的车辆信息检测和跟踪系统[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(7): 89-91.
WANG F J, ZHANG J, LU G Q, et al. YOLO-based vehicle information detection and tracking system [J]. Industrial Control Computer, 2018, 31(7): 89-91.
- [11] 周启晨,李云栋. 基于深度学习的目标跟踪方法及其实现[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(2): 89-90.
ZHOU Q CH, LI Y D. Object tracking method based on

- deep learning and its implementation [J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(2): 89-90.
- [12] 李秀智, 李家豪, 张祥银, 等. 基于深度学习的机器人最优抓取姿态检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(5): 108-117.
LI X ZH, LI J H, ZHANG X Y, et al. Detection method of robot optimal grasp posture based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(5): 108-117.
- [13] 杨傲雷, 曹裕, 徐昱琳, 等. 基于深度卷积网络的多目标动态三维抓取位姿检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 135-142.
YANG AO L, CAO Y, XU Y L, et al. Dynamic multi-target 3D grasp posture detection approach based on deep convolutional network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 135-142.
- [14] 肖宇峰, 黄鹤, 郑杰, 等. Kinect 与二维激光雷达结合的机器人障碍检测[J]. 电子科技大学学报, 2018, 47(3): 337-342.
XIAO Y F, HUANG H, ZHENG J, et al. Obstacle detection for robot based on kinect and 2D lidar [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2018, 47(3): 337-342.
- [15] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.
- [16] 张振洲, 熊凌, 李克波, 等. 基于改进 GoogLeNet 的锌渣识别算法 [J]. 武汉科技大学学报, 2021, 44(3): 182-187.
ZHANG ZH ZH, XIONG L, LI K B, et al. Zinc slag recognition algorithm based on improved GoogLeNet [J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2021, 44(3): 182-187.
- [17] 李朋超, 王金涛, 宋吉来. 基于 PCL 的 3D 点云视觉数据预处理 [J]. 计算机应用, 2019, 39 (S2): 227-230.
LI P CH, WANG J T, SONG J L. PCL-based preprocessing for point cloud data of 3D vision [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39 (S2): 227-230.
- [18] 宗长富, 文龙, 何磊. 基于欧几里得聚类算法的三维激光雷达障碍物检测技术 [J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 107-113.
ZONG CH F, WEN L, HE L. Object detection based on Euclidean clustering algorithm with 3D laser scanner [J]. Journal of Jilin University (Engineering Edition), 2020, 50(1): 107-113.
- [19] GHAREMANI M, WILLIAMS K, CORKE F, et al. Direct and accurate feature extraction from 3D point clouds of plants using RANSAC [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106240.
- [20] 段淇超, 袁天夫, 王宇倩, 等. 基于卡尔曼滤波的无人机目标跟踪系统 [J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(10): 92-94.
DUAN Q CH, YUAN T F, WANG Y Q, et al. Target tracking system of UAV based on Kalman filter [J]. Intelligent Computer and Applications, 2020, 10(10): 92-94.
- [21] ANZOLA J, PASCUAL J, TARAZONA G, et al. A clustering WSN routing protocol based on kd tree algorithm [J]. Sensors, 2018, 18(9): 2899.

作者简介



张浩, 2019 年于安徽理工大学获得学士学位, 现为燕山大学硕士研究生, 主要研究方向为深度学习与机器人感知。

E-mail: 2953600293@qq.com

Zhang Hao received his B. Sc. degree in 2019 from Anhui University of Science and Technology. Now he is a M. Sc. candidate in Yanshan University. His main research interests include deep learning and robot perception.



刘宝华 (通信作者), 1990 年于东北重型机械学院获得学士学位, 1996 年于东北重型机械学院获得硕士学位, 2005 年于燕山大学获得博士学位, 现为燕山大学教授, 主要研究方向为计算机检测、计算机控制、机械电产品设计。

E-mail: liubaohua@ysu.edu.cn

Liu Baohua (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 1990 from Northeast Heavy Machinery Institute, received his M. Sc. degree in 1996 from Northeast Heavy Machinery Institute, received his Ph. D. degree in 2005 from Yanshan University. Now he is a professor in Yanshan University. His main research interests include computer detection, computer control and mechanical and electrical product design.