

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210703

融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略研究*

徐哲壮, 黄平, 陈丹, 吴开田, 李建坤
(福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108)

摘要: 由于工业现场设备存在外观相似和部署密集等特点,使得巡检机器人仅依靠机器视觉难以对工业现场的相似设备进行识别,进而影响了自主巡检的准确性和效率。针对上述问题,基于工业物联网的无线信号特征,提出了融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略。该策略首先通过机器视觉和高效透视 N 点投影算法估计巡检机器人的初始位姿,进而采用邻近度估计算法实现巡检机器人对邻近工业设备目标的识别。另一方面,该策略还包括了机器人角度校正与位置调整算法,以此保证邻近度估计的精度。实验结果表明,相比于基于机器视觉的传统识别方法,该策略能够在不同设备密度的场景下,提升2%~49%的相似工业设备识别精度,有效地解决巡检机器人对工业现场相似设备的识别问题。

关键词: 邻近度估计; 机器视觉; 相似工业设备识别; 位姿估计; 巡检机器人; 工业物联网

中图分类号: TP242.2 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Research on similar industrial devices recognition strategy based on machine vision and proximity estimation

Xu Zhezhuang, Huang Ping, Chen Dan, Wu Kaitian, Li Jiankun

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Due to the characteristics of similar appearance and dense deployment of devices in industrial field, it is difficult for the inspection robot to recognize similar devices in industrial field only by machine vision, which affects the accuracy and efficiency of autonomous inspection. To solve the above problems, this article proposes a similar industrial devices recognition strategy by using machine vision and proximity estimation based on the wireless signal characteristics of industrial internet of things. Firstly, the initial pose of the inspection robot is estimated by machine vision and the efficient perspective- N -point algorithm. Then, the proximity estimation algorithm is used to realize the recognition of proximal industrial devices targets by inspection robot. On the other hand, the strategy also includes robot angle correction and position adjustment algorithm to ensure the accuracy of proximity estimation. Compared with the traditional recognition method based on machine vision, experimental results show that the designed strategy can improve the recognition accuracy of similar industrial devices by 2%~49% in different devices density scenarios, which effectively solves the problem of similar devices recognition of inspection robots in industrial field.

Keywords: proximity estimation; machine vision; similar industrial devices recognition; pose estimation; inspection robot; industrial Internet of things

0 引言

随着工业物联网和人工智能等技术的不断发展,基于机器人的自主巡检技术已逐步在工业现场中应用^[1-6]。

巡检机器人可以通过机器视觉、红外测温等传感技术获取到工业设备外部运行状态信息,同时通过工业物联网技术^[7]获取到工业设备的内部工况数据。但由于工业现场设备具有外观相似且部署密集等特点,使得巡检机器人仅依靠机器视觉难以精确识别工业现场中的相似设

收稿日期:2022-11-12 Received Date: 2022-11-12

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(61973085)、系统控制与信息处理教育部重点实验室开放课题(Scip202008)项目资助

备,从而导致机器视觉所识别的工业设备与其编号难以匹配的问题。因此,巡检机器人如何对密集部署的相似工业设备进行精确识别,成为工业现场自主巡检研究的重要挑战。

近年来,机器人系统的目标检测技术在深度卷积神经网络和 GPU 的高算力下得到快速的发展^[8]。Redmon 等^[9]提出你只需看一次(you only look once, YOLO)网络模型,能够以极快的速度检测目标对象,但是对于小物体和拥挤场景的识别率不高。Ren 等^[10]提出高速区域卷积神经网络(faster region-convolutional neural networks, faster R-CNN)网络,使用区域建议网络对任意大小的图像进行有效检测,但对于连续检测会存在计算冗余。张堃等^[11]提出了在深度学习网络中引入具有空间感知的自注意力,提高网络学习全局信息能力,使用焦点损失函数代替交叉熵改善网络的欠拟合问题。

虽然针对不同类型目标的识别,现有的机器视觉算法已逐步成熟,但是对于相似工业设备的识别仍存在挑战。由于相似工业设备在图像特征上几乎没有差别,导致难以提取有效的特征信息用于目标识别。当巡检机器人在面对工业设备时,其视野范围内往往存在多个相似工业设备,同时由于导航和定位误差^[12]的存在,使得巡检机器人仅依靠机器视觉难以在密集部署的相似工业设备中精确地找到巡检目标。通过扫描二维码^[13]来获取工业设备编号是目前较为成熟的解决方案,但这类方法也存在局限性。工业现场环境亮度对二维码的识别精度存在较大影响,同时扫描二维码需要在较短距离内完成,难以适用于存在大型设备或需要保持安全距离的工业现场。

针对现有方案存在的问题,本文对工业现场巡检的特点进行了分析,发现工业现场相似设备识别的问题与邻近度估计具有高度的相似性。邻近度估计算法是通过无线通信的信号强度来估计节点间的相对距离,进而通过比较预先定义的邻近距离判断节点间是否邻近。Xu 等^[14]根据工业现场人机交互的需求设计了面对机器的邻近度估计(face-to-machine proximity estimation, FaceME)算法,通过收集工业物联网设备的无线信号强度(received signal strength indicator, RSSI)并分析信号特征,从而能够在众多工业设备中筛选出工作人员所面对的工业设备。

基于以上思想,本文提出了融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略。该策略首先通过机器视觉和 EPNP 算法估计巡检机器人的初始位姿,进而采用 FaceME 邻近度估计算法实现巡检机器人对邻近工业设备目标的识别。另一方面,该策略还包括了机器人角度校正与位置调整算法,以此保证邻近度估计的精度。实验结果表明,相比于基于机器视觉的传统识别方法,本文

所设计的策略能够在不同设备密度的场景下,提升相似工业设备识别精度,从而有效地解决巡检机器人对工业现场相似设备的识别问题。

1 相似工业设备识别策略框架设计

工业现场经常存在着外观相似且部署密集的设备,如图 1 所示,这给巡检机器人识别目标设备带来了挑战。针对这个问题,本文提出了融合机器视觉与邻近度估计算法的相似工业设备识别策略,其特点在于基于工业物联网中蓝牙设备的信号数据分析进行邻近度估计,从而识别邻近设备的编号信息。该策略无需对工业设备进行特定的标识制作,也无需对工业现场环境亮度等提出要求。



图 1 工业现场的相似工业设备

Fig. 1 Similar industrial devices in industrial field

本文所设计的相似设备识别策略主要由机器人位姿估计和邻近度估计两个部分组成,融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略框架如图 2 所示。由于巡检机器人是否正对工业设备对于邻近度估计和机器视觉具有重要影响,所以机器人角度校正与位置调整将影响工业现场相似设备识别的结果。基于此,本文将机器人位姿估计作为邻近度估计的基础。机器人位姿估计首先通过将相机所拍摄的工业设备视频流切割为图片,利用 YOLOv4 算法^[15]快速获取最大预测盒坐标,并将坐标输入到 EPNP 算法^[16-17]计算巡检机器人位姿信息,进而完成巡检机器人的角度校正。

在保证巡检机器人正对工业设备所在平面后,进入邻近度估计。巡检机器人启动蓝牙数据信息的采集与处理工作,随后通过运行 FaceME 邻近度估计算法对机器人邻近的工业设备进行识别,获取其设备的编号信息,并且通过机器人位置调整算法来保证机器人得到最近工业设备的编号。

2 机器人位姿估计和校正算法

当巡检机器人导航至工业设备前方时,巡检机器人通常因为导航偏差等因素而无法正对设备。机器人导航后的角度偏差示意图如图 3 所示,框内机器人 \vec{y} 所指方

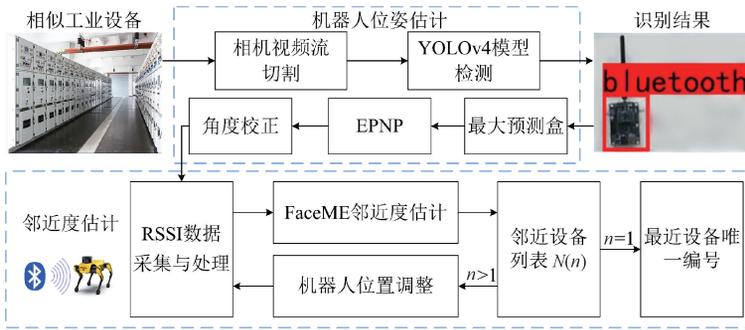


图 2 融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略框架

Fig. 2 Strategy framework for similar industrial devices recognition based on machine vision and proximity estimation

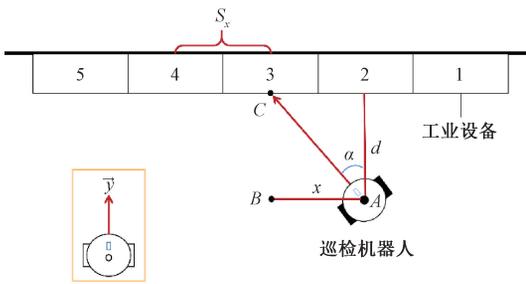


图 3 机器人导航后的角度偏差

Fig. 3 Angle deviation after robot navigation

向为机器人正方向。为保证邻近度估计算法的精度,以及后续机器视觉所需要感知的工业设备数据的精确性,机器人首先要正面对工业设备,而这要求机器人需先进行位姿估计,通过机器视觉和 EPnP 算法进行位姿信息的快速求解,进而完成后续机器人角度校正和位置调整工作。本节首先介绍目标检测算法与位姿估计算法,接着提出用于保证邻近度估计精度的机器人角度校正算法。

2.1 基于机器视觉的目标检测算法

本文所采用位姿估计算法的输入量包含目标设备关键点的二维坐标,为了得到该坐标,巡检机器人需要通过机器视觉来获取目标设备的最大预测盒。机器人将相机所拍摄的设备图像信息送入目标检测模型中,获取到设备中的最大预测盒信息,由其预测盒的长、宽以及中心坐标来计算出设备的二维坐标,由此作为后续位姿计算的输入量。考虑到机器人硬件平台资源与图像处理算力有限,同时节省处理器计算资源损耗,提高目标检测实时性,本文选择使用 YOLOv4 算法进行目标检测。

2.2 基于 EPnP 的位姿估计算法

本文在获取到工业设备最大预测盒坐标信息后,使用 EPnP 算法进行机器人的位姿信息计算。EPnP 算法

作为一种非迭代的 PnP 算法^[18-19],其输入量包含了每一个特征点的世界坐标 $p_i^w(x_i^w, y_i^w, z_i^w)$ 、世界坐标系的 4 个控制点坐标 $c_j^w(x_j^w, y_j^w, z_j^w)$ 、 p_i^w 在图像像素坐标系所对应的二维坐标 $p_i^u(x_i^u, y_i^u)$ 、 p_i^u 由机器视觉获取,间接得到加权和参数 α_{ij} 、4 个控制点在相机坐标系坐标为 $c_j^c(x_j^c, y_j^c, z_j^c)$ 、特征点的相机坐标 $p_i^c(x_i^c, y_i^c, z_i^c)$,最后得到相机的位姿参数 R 和 T 。

p_i^w 和 p_i^c 用控制点加权和来表示的形式为:

$$\begin{cases} p_i^w = \sum_{j=1}^4 \alpha_{ij} c_j^w, & i = 1, 2, 3, \dots, n \\ p_i^c = \sum_{j=1}^4 \alpha_{ij} c_j^c, & i = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{且 } \sum_{j=1}^4 \alpha_{ij} = 1$$

第 1 个控制点 c_j^w 是所有特征点 p_i^w 的重心,其他 3 个世界坐标系控制点选择在所有 p_i^w 的主方向上,所以基于式(1)的世界坐标系公式可以求出参数 α_{ij} 。

相机的投影模型为:

$$\begin{aligned} w_i \begin{pmatrix} x_i^u \\ y_i^u \\ 1 \end{pmatrix} &= M_1 p_i^c = M_1 \sum_{j=1}^4 \alpha_{ij} c_j^c = \\ &= \begin{pmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \sum_{j=1}^4 \alpha_{ij} \begin{pmatrix} x_j^c \\ y_j^c \\ z_j^c \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, M_1 是相机内参矩阵,内参矩阵由张氏标定法^[20]标定, (u_0, v_0) 是图像像素坐标系的中心坐标,展开式(2)并消去最后一行得到:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^4 (\alpha_{ij} f_x x_j^c + \alpha_{ij} (u_0 - x_i^u) z_j^c) = 0 \\ \sum_{j=1}^4 (\alpha_{ij} f_y y_j^c + \alpha_{ij} (v_0 - y_i^u) z_j^c) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(3)可以改写为:

$$M\mathbf{x} = 0 \quad (4)$$

式(4)的未知数 $\mathbf{x} = [c_1^{c^T}, c_2^{c^T}, c_3^{c^T}, c_4^{c^T}]$ 是4个相机坐标系控制点,即12个坐标未知数,通过相应的化简可以求得 c_j^c 的坐标。

此时可由式(1)的相机坐标系控制点加权和方程求解特征点的相机坐标系坐标 p_i^c ,再由上述的已知量来求解相机的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移矩阵 \mathbf{T} ,最后根据所求解矩阵即可确定机器人的位姿信息。

2.3 基于 EPNP 的角度校正算法

在进行邻近度估计前,机器人是否正对工业设备,将直接影响到邻近度估计算法的精确率。为了保证 FaceME 邻近度估计算法的估计精度,需要通过角度校正算法来调整机器人位姿。图3中设备间距用 S_x 表示,机器人与工业设备之间的垂直距离用 d 表示。由 EPNP 算法计算得到机器人相机的平移矩阵 $\mathbf{T} = [T_x, T_y, T_z]^T$,可导出偏离角 α 计算公式为:

$$\alpha = \arctan \frac{T_x}{T_z} \quad (5)$$

图3中机器人因角度偏差而面对设备3,为了可以正确校正机器人的角度偏差,在机器人初始位置处,先由机器视觉获取所有工业设备的最大预测盒坐标,然后进行 EPNP 算法计算位姿信息,得到相机的平移矩阵 \mathbf{T} 。最后由式(5)计算出角度 α ,通过调整角度 α 使机器人正对邻近的工业设备。

3 基于邻近度估计的相似工业设备识别

为精确辨识相似工业设备,巡检机器人经过位姿估计正对工业设备后,采用 FaceME 邻近度估计算法用于最近工业设备编号识别,进而对相似设备做出区分。

3.1 FaceME 邻近度估计算法

FaceME 邻近度估计算法通过巡检机器人收集工业物联网中设备的蓝牙无线信号强度并进行数据分析,结

合线下估计与线上估计方式来筛选出距离最近的工业设备编号信息。机器人所面对的任意一个工业现场设备的 RSSI 数据 $R(i)$,其波动范围为:

$$R(i) \in [L(R(i)), U(R(i))] \quad (6)$$

式中: $L(R(i))$ 表示工业设备的 RSSI 数据波动范围的下限; $U(R(i))$ 表示工业设备的 RSSI 数据波动范围的上限。

机器人最近的工业设备(编号 k) 的 RSSI 数据 $R(k)$ 与其余的工业设备集合 M^- 的 RSSI 数据的差为:

$$\Delta\delta = L(R(k)) - U(R(M^-)) \quad (7)$$

式中: $L(R(k))$ 为最近工业设备的 RSSI 数据的下限; $U(R(M^-))$ 为 M^- 中的所有 RSSI 数据的上限; $\Delta\delta$ 为 $R(k)$ 中最小值和集合 M^- 的 RSSI 数据最大值之间的差值。两种 RSSI 差异情况如图4所示。

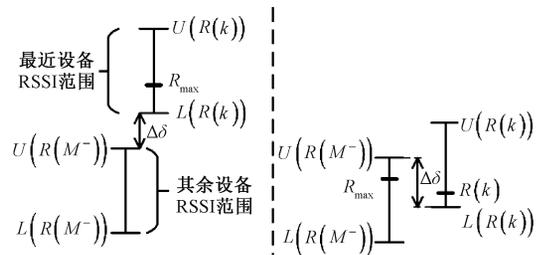


图4 两种 RSSI 差异情况

Fig. 4 Two cases of RSSI difference

FaceME 算法主要由线下估计、初次估计和二次估计3部分组成,算法框架如图5所示。 $L(R_1(k))$ 表示线下估计阶段最近设备原始 RSSI 最小值, $U(R_1(M^-))$ 表示线下估计阶段非最近设备集中原始 RSSI 最大值, $L(R_f(k))$ 表示线下估计阶段最近设备 RSSI 滤波后最小值, $U(R_f(M^-))$ 表示线下估计阶段非最近设备 RSSI 滤波后最大值, R_{fmax} 表示线上估计阶段初次采集 RSSI 的最大值, R_{jmax} 表示线上估计阶段再次采集 RSSI 且经过滤波后的最大值, R_{max} 表示收集的 RSSI 最大值。

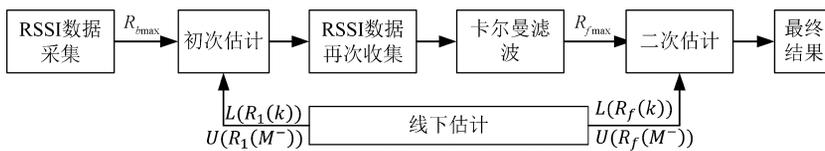


图5 FaceME 算法框架

Fig. 5 FaceME algorithm framework

当 $\Delta\delta \geq 0$ 时,机器人当前最近设备编号即为编号 k ; 当 $\Delta\delta < 0$ 时,机器人无法得到唯一的最近设备编号,此时选择 $R(i) \in [L(R_1(k)), R_{max}]$ 的设备,剔除其他设

备,可以得到一个近点候选列表,将候选列表的设备重新采集一次并经过卡尔曼滤波^[21]后,与线下测量得到的 $L(R_f(k))$ 和 $U(R_f(M^-))$ 进行二次估计,最后得到一个

邻近设备列表 $N(n)$ 。如果该列表仅有一个结果,则该编号结果为当前巡检机器人所面对最近的工业设备,即编号为 k 。

3.2 面向邻近度估计的机器人位置调整算法

当工业设备部署密集,或机器人远离工业设备时,由于机器人接收到多个设备的无线信号强度相似,导致运行 FaceME 算法所得到的邻近设备列表 $N(n)$ 中存在 $n > 1$ 的情况,即列表出现一个以上的工业设备。此时巡检机器人无法直接从列表中确定最近的工业设备。针对上述问题,本文分析了工业设备间的邻居关系,设计了机器人位置调整算法,通过分析机器人位置调整后设备之间的信号强度变化关系,来保证执行 FaceME 邻近度估计算法后邻近设备列表结果的唯一性。机器人位置调整算法流程如图 6 所示。

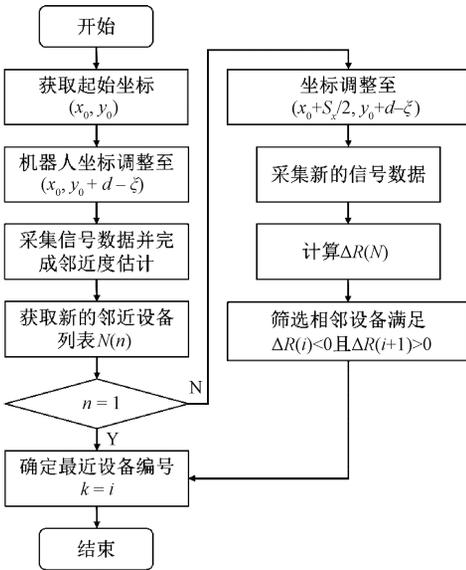


图 6 机器人位置调整算法流程

Fig. 6 Flowchart of the robot position adjustment algorithm

当巡检机器人首次在邻近设备列表中得到多个工业设备时,以此刻机器人所在位置为起始点 (x_0, y_0) ,将控制机器人从坐标 (x_0, y_0) 移动至坐标 $(x_0, y_0 + d - \xi)$ 处,其中 ξ 为机器人和设备之间应保持的安全距离,使得机器人靠近工业设备后进行蓝牙信号强度的采集和 FaceME 邻近度估计,若最终列表的结果中仅有一个工业设备,则结束位置调整流程。否则,继续控制机器人平行于工业设备所在平面移动,该阶段仅针对邻近设备列表 $N(n)$ 中的各个工业设备,分析其位置调整后的信号强度变化,进而判断最近的工业设备编号。当 $n > 1$ 时,邻近设备列表为:

$$N(n) = [i - 1, i, \dots, i + n - 2] \quad (8)$$

在邻近度估计算法得出多个结果的情况下,控制机器人朝着设备编号增加的方向移动。如图 3 所示,控制

机器人向左移动,即将此刻位置坐标 $(x_0, y_0 + d - \xi)$,调整至坐标 $(x_0 + S_x/2, y_0 + d - \xi)$ 处,随后采集新一轮的蓝牙信号强度 $R(i)$,计算机器人位置调整前后的信号强度变化 $\Delta R(i)$,构成邻近设备列表中各设备信号强度变化值的数组:

$$\Delta R(N) = [\Delta R(i - 1), \Delta R(i), \dots, \Delta R(i + n - 2)] \quad (9)$$

以机器人初始面对的工业设备是编号 i 为例,机器人离开初始的最近工业设备靠近相邻的工业设备过程中,接收到编号 i 的工业设备蓝牙信号强度减小,即 $\Delta R(i) < 0$;同时接收到编号 $i + 1$ 的工业设备蓝牙信号强度增大,即 $\Delta R(i + 1) > 0$ 。此时即可判断巡检机器人在初始位置所面对的最近工业设备编号 $k = i$ 。

4 实验与结果分析

4.1 实验平台

本文基于四足机器人构建了工业巡检实验平台。四足机器人的仿生学特点使其能够适应工业现场的管道、楼梯等障碍地形,是工业自主巡检的前沿解决方案。本实验平台的四足机器人配置有激光雷达、广角相机等传感器,其导航模块可以实现自主建图、实时定位和路径规划等功能。

为了模拟工业现场设备部署情况,实验平台的所有工业物联网模块按 40~80 cm 进行等距部署。工业物联网模块与巡检机器人组成无线通信系统,且每个网络物理地址与工业设备编号配对。工业巡检实验平台实物如图 7 所示。

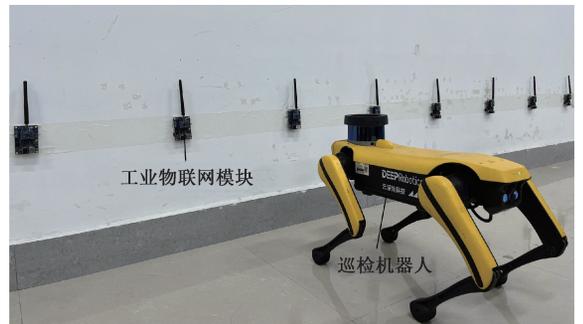


图 7 工业巡检实验平台实物

Fig. 7 Industrial inspection experimental platform

4.2 导航误差分析

本文在指定工业设备正前方设定导航点,机器人将在模拟工业现场场景下依靠 SLAM 移动至导航点,表 1 是机器人在 $d \in [0.15 \text{ m}, 0.5 \text{ m}]$ 分别进行 20 次实验,测量机器人经过导航后在 x 方向所产生的绝对误差。

表1 机器人导航误差分析

Table 1 Analysis of robot navigation error m

d	最大值	最小值	平均值
0.15	0.257	0.120	0.177
0.20	0.283	0.120	0.185
0.25	0.292	0.121	0.177
0.30	0.286	0.122	0.201
0.35	0.283	0.122	0.210
0.40	0.264	0.123	0.177
0.45	0.271	0.121	0.180
0.50	0.295	0.120	0.187

根据表1可知,机器人在 x 方向上导航绝对误差 ε_x 最大值、最小值和平均值,其中机器人的最大导航误差为0.295 m,最小导航误差为0.120 m。导航误差的存在将使得机器人无法准确识别相似工业设备。

4.3 机器视觉目标检测算法精度分析

本文通过实验平台采集了7 478张的设备图片数据集,数据集包含了不同拍摄角度、不同清晰度和不同光照的图片。将此数据集输入到YOLOv4网络中进行30次迭代训练得到网络模型,每代网络模型的真阳性(true positives, TP)、假阳性(false positives, FP)和均值平均精度(mAP)如图8所示。mAP表示检测目标时平均精度的平均值,该数值越高表明检测结果越好。

实验过程中发现,训练集的损失值和验证集的损失值相近且波动小,训练集中最小损失值出现在第18代,损失值为1.141 0,此时测试集在第18代模型的mAP为97.41%;验证集中最小损失值出现在第25代,损失值为0.821 9,测试集在第25代模型的mAP为94.19%。说明YOLOv4算法可适用于获取目标设备的最大预测盒坐标信息,来完成后续的角度校正工作。

4.4 角度校正分析

为分析角度校正前后对机器人执行FaceME邻近度估计算法进行设备编号识别的影响,本文在工业巡检实验平台进行了实验。根据工业设备宽度的不同,本文将设备的间距设定为0.4、0.6和0.8 m,机器人到工业设备所在平面的垂直距离 $d=0.5$ m,最近的工业设备编号为2,在角度校正前后使用FaceME邻近度估计算法进行100次实验,实验结果如表2所示。表2的精度表示在100次邻近度估计实验过程中,机器人正确识别出最近工业设备的次数占比。

从表2可以看出,在机器人角度校正前,邻近度估计算法的识别结果精度分别仅有12%、52%和75%,精度远无法满足识别要求。机器人完成角度校正后,邻近度估

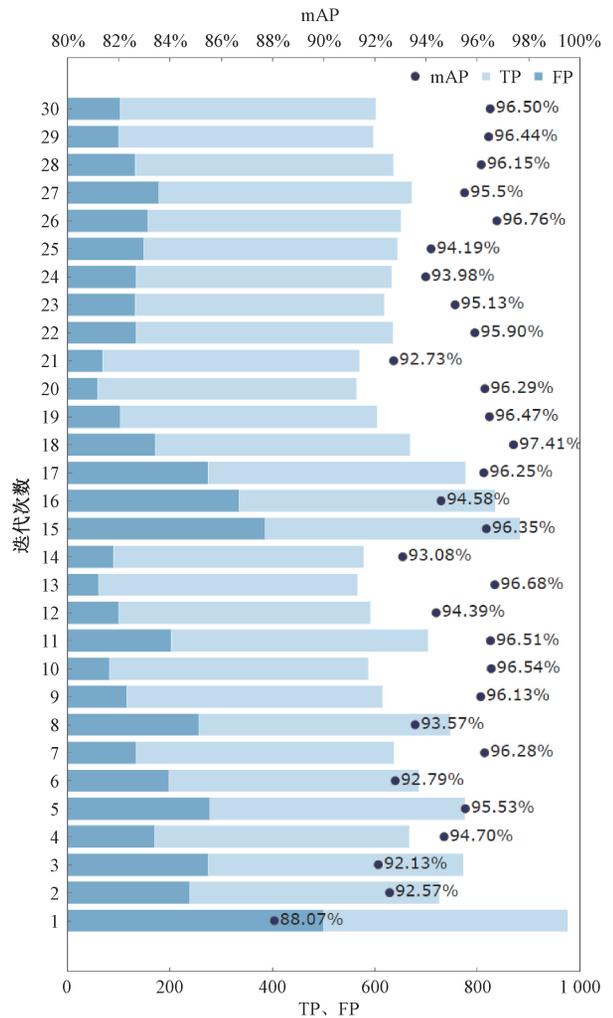


图8 机器视觉的目标检测精度分析

Fig. 8 Analysis of target detection accuracy in machine vision

表2 角度校正对邻近度估计精度的影响分析

Table 2 Analysis of the influence of angle correction on the accuracy of proximity estimation

S_x/m	校正前精度/%	校正后精度/%
0.4	12	94
0.6	52	98
0.8	75	100

计精度得到了明显提升,证明了角度校正算法对于邻近度估计精度具有重要提升作用。另一方面,当工业设备部署间距为0.6和0.4 m时,校正后的邻近度估计精度为98%和94%。这是因为随着设备部署间距的减小,FaceME邻近度估计算法所产生的邻近设备列表中出现了工业设备不唯一的情况,导致机器人无法准确识别出最近工业设备。证明了本文所设计的机器人位置调整算法的必要性。

4.5 相似工业设备识别策略实验对比分析

对相似工业设备识别策略的识别精度进行对比分析,对比对象为基于机器视觉的传统识别策略。实验将编号为 2 的工业设备作为目标设备,在 $S_x \leq 0.8$ m 的情况下,设定机器人到工业设备所在平面的距离 $d=0.5$ m,在完成机器人角度校正的前提下进行 100 次测试。实验结果如表 3 所示。

表 3 相似工业设备识别精度对比

Table 3 Comparison of identification accuracy of similar industrial devices

S_x/m	机器视觉精度/%	融合机器视觉与邻近度估计精度/%
0.4	51	100
0.5	89	100
0.6	94	100
0.7	98	100
0.8	100	100

由表 3 可知,在 $S_x < 0.8$ m 的工业现场环境下,机器人依靠传统的机器视觉识别策略无法确保完成目标工业设备的精确辨识,随着工业设备间距部署越来越密集,识别精度从 98% 下降到 51%,这是因为导航误差的存在,导致基于机器视觉的识别策略难以区分外形相似的工业设备。

本文提出的融合机器视觉与邻近度估计的识别策略则可以在不同的设备间距情况下,保证 100% 的识别精度。这是因为该策略能够在邻近度估计的基础上,通过控制机器人的位置移动来改变无线信号强度,从而使机器人能够正确地识别出目标工业设备。

5 结 论

本文提出了一种融合机器视觉与邻近度估计的相似工业设备识别策略。首先由机器视觉与 EPNP 算法计算机器人的位姿信息,进而基于工业物联网中的无线信号数据进行 FaceME 邻近度估计,实现了机器人对最近工业设备的识别。同时该策略通过机器人的角度校正与位置调整算法,保证了邻近度估计的精度。实验表明,对比传统的机器视觉识别方法,该策略提高了巡检机器人对相似工业设备识别的准确性,对于基于机器人的工业自主巡检具有重要意义。

参考文献

[1] 关新平,吕玲,杨博. 智能工厂的感知、通信与控制[J]. 中兴通讯技术, 2017, 23(5): 61-66.

GUAN X P, LYU L, YANG B. Perception, communication and control in smart factories [J]. ZTE Communications, 2017, 23(5): 61-66.

[2] XU Z Z, CHEN L Q, CHEN C L, et al. Joint clustering and routing design for reliable and efficient data collection in large-scale wireless sensor networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(4): 520-532.

[3] 訾玲玲,丛鑫. 区块链技术研究与应用[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 43-53.

ZI L L, CONG X. Research and application of blockchain technology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 43-53.

[4] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.

[5] 夏浩宇,索双富,王洋,等. 基于 Keypoint RCNN 改进模型的物体抓取检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 236-246.

XIA H Y, SUO SH F, WANG Y, et al. Object capture detection algorithm based on keypoint RCNN improved model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 236-246.

[6] 蓝金辉,王迪,申小盼. 卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 167-182.

LAN J H, WANG D, SHEN X P. Research progress of convolutional neural network in visual image detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 167-182.

[7] RONDON R, GIDLUND M, LANDERNAS K. Evaluating bluetooth low energy suitability for time-critical industrial IoT applications [J]. International Journal of Wireless Information Networks, 2017, 24(3): 278-290.

[8] 赵永强,饶元,董世鹏,等. 深度学习目标检测方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4): 629-654.

ZHAO Y Q, RAO Y, DONG SH P, et al. A survey of deep learning object detection methods [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(4): 629-654.

[9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[10] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.

- [11] 张堃, 姜朋朋, 华亮, 等. 大视场大规模目标精确检测算法应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 191-199.
ZHANG K, JIANG P P, HUA L, et al. Application of accurate detection algorithm for large scale targets with large field of view [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 191-199.
- [12] 周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 13-27.
ZHOU ZH G, CAO J W, DI SH F. Survey of 3D laser radar SLAM algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(9): 13-27.
- [13] NOWICKI M, ROSTKOWSKA M, SKRZYPCZYNSKI P. Indoor navigation using QR codes and WiFi signals with an implementation on mobile platform[C]. 2016 Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), 2016: 156-161.
- [14] XU Z Z, WANG R K, YUE X, et al. FaceMe: Face-to-machine proximity estimation based on RSSI difference for mobile industrial human-machine interaction[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2018, 14(8): 3547-3558.
- [15] WANG C H, LUO Q, CHEN X, et al. Citrus recognition based on YOLOv4 neural network [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, DOI: 10.1088/1742-6596/1820/1/012163.
- [16] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPnP: An accurate $O(n)$ solution to the PnP problem [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 81(2): 155-166.
- [17] 汪佳宝, 张世荣, 周清雅. 基于视觉 EPnP 加权迭代算法的三维位移实时测量[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 166-175.
WANG J B, ZHANG SH R, ZHOU Q Y. Real-time 3D displacement measurement based on visual EPnP weighted iterative algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 166-175.
- [18] HARALICK B M, LEE C N, OTTENBERG K, et al. Review and analysis of solutions of the three point perspective pose estimation problem [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(3): 331-356.
- [19] 王平, 周雪峰, 安爱民, 等. 一种鲁棒且线性的 PnP 问题求解方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 271-280.

WANG P, ZHOU X F, AN AI M, et al. Robust and linear solving method for Perspective-n-Point problem[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 271-280.

- [20] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [21] ZHANG K B, ZHANG Y C, WAN S B. Research of RSSI indoor ranging algorithm based on gaussian—Kalman linear filtering [C]. 2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), 2016: 1628-1632.

作者简介



徐哲壮, 2005 年于厦门大学获得学士学位, 2008 年于江苏大学获得硕士学位, 2012 年于上海交通大学获得博士学位, 现为福州大学教授, 主要研究方向为工业物联网与大数据。

E-mail: zzxu@fzu.edu.cn

Xu Zhezhong received his B.Sc. degree from Xiamen University in 2005, M.Sc. degree from Jiangsu University in 2008, and Ph.D. degree from Shanghai Jiaotong University in 2012. He is currently a professor at Fuzhou University. His main research interests include industrial internet of things and big data.



陈丹(通信作者), 2000 年于福州大学获得学士学位, 2003 年于福州大学获得硕士学位, 2011 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 现为福州大学副教授, 主要研究方向为基于网络的机器人操作系统, 机器人视觉伺服控制、预测控制、机器视觉。

E-mail: fzuchd@163.com

Chen Dan (Corresponding author) received her B.Sc. degree and M.Sc. degree both from Fuzhou University in 2000 and 2003, and Ph.D. degree from Shenyang Institute of Automation in 2011. She is currently an associate professor at Fuzhou University. Her main research interests include robot teleoperation system based on network, robot visual servo control, predictive control and machine vision.