

基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统设计

赵增辉, 唐明

(西安培华学院 智能科学与工程学院, 西安 610125)

摘要: 移动机器人在跟随运动目标时, 容易受到周围环境的影响, 导致目标识别准确性降低, 从而影响自动跟随控制效果; 为此, 设计了基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统; 系统框架设计为感知层、处理和执行层以及控制层; 利用感知层中的视觉传感器、超声波传感器、MEMS 传感器, 采集信息并传输到处理和执行层, 单片机处理器运行两个程序, 前一个程序利用深度学习中的残差学习网络、深度卷积网络、长短记忆神经网络进行图像处理和目标识别, 后一个程序结合超声波传感器测距信息计算目标坐标; PLC 微控制器承载控制程序, 结合 MEMS 传感器采集到的角度信息, 基于 PID 设计双环控制器, 在其控制下实现移动机器人目标自动跟随控制; 实验结果表明, 所设计系统仅在昏暗环境下误识别一个图像, 目标识别功能较强, 在不同环境下控制角度跟随平均误差和跟随距离平均误差始终在 1.22° 和 0.074 m 以下, 具有较高的抗环境干扰能力。

关键词: 深度学习; 移动机器人; 目标自动跟随; PID 控制系统

Design of Automatic Target Following Control System for Mobile Robots Based on Deep Learning

ZHAO Zenghui, TANG Ming

(School of Intelligent Science and Engineering, Xi'an Peihua University, Xi'an 610125, China)

Abstract: Mobile robots are easily affected by surrounding environments when following moving targets, resulting in a decrease in target recognition accuracy and thus affecting the effectiveness of automatic following control. For this purpose, a deep learning based automatic target following control system for mobile robots is designed. The system framework is composed of a perception layer, processing and control layer, and execution layer. The visual sensor, ultrasonic sensor and MEMS sensor in the perception layer are used to collect the information and transmit it to the processing and control layer. The MCU processor runs two programs, the former program processes the images and recognizes the targets by using the residual learning network, depth convolution network and Long short-term memory neural network in the depth learning, the latter program uses the ranging information of the ultrasonic sensor to calculate the target coordinates. The PLC microcontroller carries the control program, combines the angle information collected by MEMS sensors, and designs a dual loop controller based on PID to achieve automatic target following control of the mobile robot. Experimental results show that, the designed system only mistakenly recognizes one image in a dim environment, with strong target recognition function. The average following error of angle and distance in different environments is always below 1.22° and 0.074 m, and it has high anti environmental interference ability.

Keywords: deep learning; mobile robots; target automatic following; PID control system

0 引言

移动机器人是一种能够在空间中自主移动和执行任务的机器人, 通常配备有感知系统、导航系统和控制系统, 可以通过传感器来感知周围环境, 使用算法和技术进行路径规划和避障, 从而实现自主移动和任务执行^[1]。移动机器人广泛应用于工业、军事、医疗、服务和家庭等领域, 用于执行各种任务, 如物流运输、巡逻安保、灾害救援、探索勘查等。移动机器人对目标自动跟随需要发现视觉范围内的运动目标, 然后经过计算, 决策出自身的移动角度

和速度等参数, 最后在控制下, 使机器人的行动装置执行跟踪操作, 以达到运动目标处在机器人视场之内^[2-3]。基于此, 关于移动机器人目标自动跟随控制问题成为当下移动机器人研究的重点。

文献 [4] 以室内空旷环境作为机器人移动范围, 通过测距罗盘来感知周围的环境信息, 测量机器人与运动目标之间的距离和偏航角, 实现对运动的目标定位, 计算二者之间的相对距离和相对角度, 在 PD 控制器控制下, 控制机器人对运动目标进行跟踪。这种跟踪方法较为稳定, 但是一旦进入非空旷的复杂环境中, 该方法的跟踪效果较差,

收稿日期: 2023-09-05; 修回日期: 2023-10-16。

作者简介: 赵增辉(1977-), 男, 硕士, 副教授。

唐明(1982-), 男, 博士, 副教授。

引用格式: 赵增辉, 唐明. 基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 111-117.

抗干扰性较低。文献 [5] 以四足机器人为研究对象, 采用广角相机采集环境图像, 利用 YOLOv3 算法进行环境图像中目标识别, 通过 PID 控制算法完成机器人跟踪运动。该方法的鲁棒性和实时性较好, 但是在视觉处理时, 容易受到动态场景变化的干扰。文献 [6] 利用超声波传感器对运动场内的运动目标进行定位, 确定机器人与运动目标之间的距离, 在脉冲宽度调制控制下, 实现自主移动跟踪。这种跟踪控制系统运行稳定, 跟随效果良好, 适用于序列图像中运动目标的实时性操作。

针对上述问题, 设计基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统。通过深度学习中的相关方法, 以期进一步提高系统跟随能力, 为移动机器人目标跟随控制研究提供参考。

1 目标跟随控制系统框架设计

系统框架设计是设计目标跟随控制系统的第一步。框架的搭建能够为后期详细设计提供有效的指导和参考^[7]。本系统框架主要分为 3 层, 即感知层、处理和执行层, 如图 1 所示。

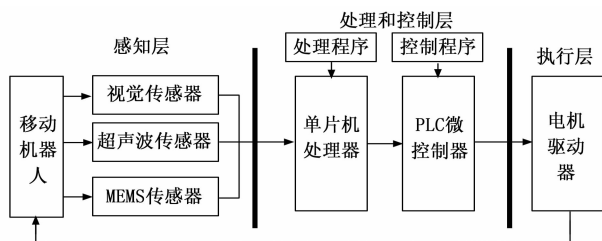


图 1 系统框架结构图

感知层由各种传感部件组成, 传感部件主要分布于移动机器人前端的视觉系统中, 负责感知外界的环境信息。然后进入处理和执行层, 它是目标跟随控制系统的核心单元, 其处理单元中负责对传感部件采集到的环境信息进行处理, 识别运动目标, 确定运动目标位置等, 通过单片机微控制器发送指令给 PLC 控制器。最后进入控制单元, 基于处理单元的处理结果, 计算控制参数^[8]。执行层中包括了移动机器人各种用于行动的设备, 在控制单元的控制下, 使移动机器人行动, 实现对目标的跟踪。

2 目标跟随控制系统硬件设计

基于系统框架结构, 针对系统硬件进行分析, 其中, 感知层的主要硬件包括视觉传感器、超声波传感器和 MEMS 传感器; 处理和执行层的硬件主要包括图像处理器和 PLC 微控制器; 执行层的硬件主要包括电机驱动器。下面针对这些硬件组成系统进行具体分析。

2.1 传感器设备

移动机器人目标自动跟随控制是以各种传感器采集到的信息作为依据, 因此传感器设备是该系统设计中不可缺少的硬件^[9]。移动机器人目标自动跟随控制的实现主要需要 3 种传感器采集到的信息, 即视觉传感器、超声波传感器和 MEMS 传感器, 分别用于目标识别、目标距离测算以

及目标方位确定。

2.1.1 视觉传感器

实现目标自动跟随的前提是移动机器人能够识别出运动目标。视觉传感器的作用就是目标识别服务的^[10]。本系统视觉传感器为 XM10-IR 红外广角 CCD 摄像头。与其他类型的视觉传感器相比, 该型号的传感器是一款采用制冷型 140 万像素 CCD 的高灵敏度单色相机, 拥有从可见光到 1 050 nm 的光谱灵敏度, 因此可在低强度照明条件下采集到更为高清的环境图像, 具有灵敏度高, 噪声小, 信噪比大等优势。此外, 该型号的视觉传感器还拥有较为宽广的视角, 能够最大程度地发现移动机器人视场内的运动目标, 避免了目标遗漏问题。

2.1.2 超声波传感器

运动目标相对于移动机器人的位置坐标是控制移动机器人跟随的重要参数之一, 而要想获取运动目标的位置坐标, 必须先确定二者之间的相对距离, 这就需要超声波传感器来进行测距^[11]。本系统中超声波传感器型号为 HC-SR04, 该型号的传感器优点是抗干扰性强, 能够在复杂环境中准确测量距离参数。另外, 超声波传感器的接收端接收范围是有限的, 难以满足大角度范围接收超声波信号的需求, 尤其在复杂环境中, 可能存在障碍物遮挡问题, 接收端接收范围的限制下更难以准确实现测距^[12]。为避免这一问题, 通过设计超声波传感器的阵列方式来扩大超声波所覆盖的范围, 在该阵列中设置了 3 个接收端, 保证了跟随目标始终位于超声波信号覆盖范围内, 避免了跟踪丢失的现象。此外, 该传感器的量程范围较大, 能够实现 10~80 cm 远距离目标的测距且误差小。

2.1.3 MEMS 传感器

MEMS 传感器, 也叫 MEMS 陀螺仪, 是为了测量运动目标方位和角速度所设置的^[13-14]。该传感器测得的数据主要用于调整移动机器人的跟踪角度。本系统当中的 MEMS 传感器型号为 STIM202, 具有重量轻、启动时间短、零偏稳定性高, 支持外触发输入、数据时间戳和采样率高等优势。将其应用到本系统中, 可以提高目标方位的定位准确度, 保证跟踪的目标一直处在移动机器人视觉正前方的位置上, 使得跟踪实时性更高。

2.2 单片机处理器

单片机处理器, 顾名思义, 就是对图像处理硬件设施, 该硬件以 SWM190/S 单片机为核心, 与 PLC 微控制器和传感器相连, 主要的外围电路包括晶振电路、复位电路、电源模块等^[15]。

SWM190/S 内嵌 ARM®CortexTM-M0 内核, 具有高可靠性、低功耗、代码密度大等突出特点。配合先进制程有效提升整体效能达 240 MHz 的运算速度, 通常情况下, 运行速度比传统的芯片快 10 倍, 性能更加优越。内建的单精度浮点运算单元 (FPU)、数字信号处理器 (DSP) 和 131/2-4/32K Flash 程序存储器, 为处理程序的编辑提供有利的条件, 负责了处理传感器采集到的数据。

2.3 PLC 微控制器

PLC 微控制器的作用是对移动机器人进行控制, 在控制下实现对目标的跟踪^[16]。PLC 微控制器是本系统的大脑和核心, 主要应用于控制和配置各个子系统。该控制器以 PLC S7-1200 为核心, 与单片机处理器相连。根据单片机处理结果, 在软件算法的计算下, 得到控制参数, 根据控制参数下达控制指令, 控制移动机器人实现目标跟踪。PLC 微控制器结构组成如图 2 所示。

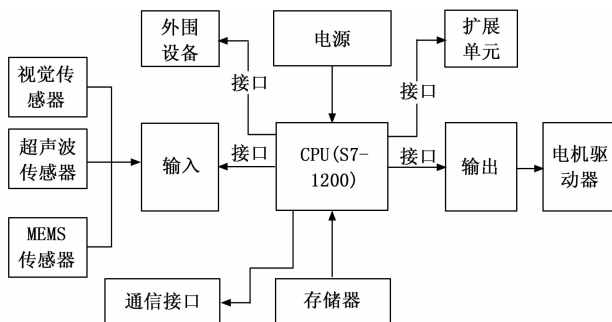


图 2 PLC 微控制器结构组成图

2.4 电机驱动器

电机驱动器是跟随控制系统的执行机构, 上与 PLC 微控制器相连, 下与移动机器人的电机相连, PLC 微控制器会将控制参数以脉冲信号的形式发出, 当电机驱动器接收到脉冲信号后, 通过控制脉冲的个数来控制移动机器人电机的角位移量, 通过控制脉冲频率来控制电机转动的速度和加速度, 从而达到调控机器人移动方位和移动速度的目的^[17]。本系统当中的电机驱动器型号为 SDC915, 具有脉冲宽度调制 (PWM) 功能, 其峰值输出电流为 ± 3.5 A, 工作电压上限为 40 V。拥有独立的上下两个驱动通道, 同时可以实现移动机器人电机的速度和方向的控制。

3 系统软件设计

系统软件也就是系统的运行程序。在设计系统硬件后, 需要配合运行程序实现移动机器人目标自动跟随控制。本系统的软件设计主要包括目标识别模块、基于深度学习结果的目标定位模块以及目标跟随控制模块。

3.1 基于深度学习的目标识别模块

深度学习是机器学习的分支, 它是神经网络的深入和发展, 其下包括很多算法, 在本功能模块设计中就以深度学习的 3 种算法 (残差学习网络、深度卷积网络、长短期记忆神经网络) 为基础, 设计目标识别程序。具体过程包含两个阶段, 前一阶段为深度学习前处理, 后一阶段为深度学习后处理。这两个处理程序主要编辑在单片机处理器上, 以单片机处理器为硬件载体, 实现目标识别。下面进行具体分析。

3.1.1 深度学习前处理

深度学习前处理主要是为后处理服务的, 目的是使 CCD 传感器采集到的图像能够符合后期目标识别的要求。深度学习前处理包括 3 个部分: 图像灰度化、图像去噪以

及图像增强。

1) 图像灰度化。CCD 传感器采集到的原始图像为红外图像, 包含的信息量较多^[18]。为实现降维, 通过灰度化处理, 能够将图像像素值统一转换到 0~255 区间内, 图像灰度化处理常用的方法为加权平均法, 即:

$$Q_{(x,y)} = 0.30R_{(x,y)} + 0.59G_{(x,y)} + 0.11B_{(x,y)} \quad (1)$$

式中, $Q_{(x,y)}$ 为灰度化后的图像; $R_{(x,y)}$ 、 $G_{(x,y)}$ 、 $B_{(x,y)}$ 分别为 3 个分量的值。

2) 基于残差学习网络的图像去噪。采集到的图像中可能会存在噪声点, 造成图中细节信息丢失^[19]。基于此, 利用深度学习中的残差学习网络进行去噪, 具体过程如下: 首先输入训练用的待去噪的图像 $\hat{Q}_{(x,y)}$, 然后利用小波变换法对其进行分解, 分解为 1 个低频分量和 3 个高频分量, 即:

$$(L, W, E, R) = swt(\hat{Q}_{(x,y)}, N, haar) \quad (2)$$

式中, L 为低频分量; W 、 E 、 R 为高频分量; $\hat{Q}_{(x,y)}$ 为包含噪声的训练图像; N 为小波分解尺度; $haar$ 为小波基函数。然后将 L 、 W 、 E 、 R 输入到残差学习网络中进行训练, 它主要经过包含 4 个运算单元: 每个单元都是一个残差块结构, 其运算如下:

$$F[(L, W, E, R), V_i] = V_2 f[V_1, (L, W, E, R)] \quad (3)$$

式中, $F[\]$ 为残差映射函数, V_i 为第 i 层卷积层的权重矩阵, V_1 、 V_2 为有参卷积层的权重, $f[\]$ 为 ReLU 函数。经过残差运算后得到了去噪后的图像, 计算残差学习网络去噪图像与真实不含噪声图像之间的峰值信噪比的差值。当差值小于设定阈值时, 去噪结束; 否则继续训练。利用训练好的残差学习网络, 输入测试待去噪的图像 $Q_{(x,y)}$, 得到去噪后的 4 个分量 L 、 W 、 E 、 R , 对这 4 个分量进行重构, 即可实现图像去噪。

3) 基于深度卷积网络的图像增强。当移动机器人处在复杂环境中时, 拍摄到的图像很容易出现非均匀光照的问题, 图像过亮或者过暗, 导致图像中细节信息难以获取^[20]。针对这一点, 需要对图像进行增强处理。在这里选取深度学习中的卷积网络进行非均匀光照调节。首先确定深度卷积网络参数, 然后输入非均匀光照图像。对非均匀光照图像进行颜色空间转换, 即从 RGB 转换到 HSI。转换公式如下:

$$H = \frac{90 - \arctan \frac{q}{\sqrt{3}} + (0, G > B; 180, G < B)}{30} \quad (4)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R, G, B)}{I} \quad (5)$$

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad (6)$$

其中:

$$q = \frac{2R - G - B}{G - B} \quad (7)$$

式中, H 、 S 、 I 分别为色调、饱和度、亮度。然后使前两个参数保持不变, 通过对亮度 I 的调整来实现非均匀光照图像均匀化。输入图像的亮度 I 到卷积层, 利用卷积核函数提取的特征, 即:

$$J_1(I) = F[(L,W,E,R),V_1]f(\hat{V}_1 \cdot I + b_1) \quad (8)$$

式中, $J_1(I)$ 为卷积层提取的特征向量, \hat{V}_1 为卷积核, b_1 为卷积层偏置, $f(\cdot)$ 为 ReLU 函数。接着进入到非线性映射, 该层负责将卷积层提取的特征向量 $J_1(I)$ 映射到高维空间中, 以达到提升特征向量 $J_1(I)$ 抽象程度的目的。非线性映射结果记为 $J_{m-1}(I)$, 其中 m 为网络深度。引入专注力机制, 获取到两个专注力图, 即通道专注力图 $J_{u_c}(I)$ 和空间专注力图 $J_{u_s}(I)$ 。最后进入输出层, 根据 $J_{u_c}(I)$ 和 $J_{u_s}(I)$ 进行图像重建。结合色调、饱和度两个数据, 再转换回 RGB 空间, 就是调整后的均匀光照图像。

3.1.2 深度学习后处理

深度学习后处理是利用深度学习算法来识别出图像中存在的运动目标。在这里利用其中的 LSTM 算法 (长短期记忆神经网络) 来实现。具体过程如下: 首先设置 LSTM 算法的初始参数, 然后输入训练样本, 也就是按照上述处理好的步骤用于训练的图像, 训练样本为已知每幅图像对应的目标类型, 训练的目的是调整 LSTM 算法的参数。对于训练样本, 提取样本图像中的目标特征^[21]。目标呈现在图像中, 会表现出与环境背景不同的特征, 在这里利用灰度共生矩阵提取纹理特征并以此作为诊断依据。然后使提取到的特征首先进入遗忘门, 进行遗忘门操作。

$$\mu(t) = \varphi[\lambda\tau(t)] + \varphi r \quad (9)$$

式中, $\mu(t)$ 为遗忘门操作结果, φ 为 sigmoid 激活函数, λ 为遗忘门的递归权重, r 为遗忘门的偏置矢量, $\tau(t)$ 为当前 t 时刻输入的图像纹理特征。然后以 $\mu(t)$ 遗忘门操作结果作为输入门的输入量, 输入门计算如下:

$$\sigma(t) = \varphi[\gamma\mu(t)] + \varphi r' \quad (10)$$

式中, $\sigma(t)$ 为输入门输出结果, γ 为遗忘门的递归权重, r' 为遗忘门的偏置矢量。最后进入输出门, 经过输出门运算, 得出目标识别结果, 即:

$$\zeta(t) = \varphi[v\sigma(t)] + \varphi r'' \quad (11)$$

式中, $\zeta(t)$ 为输出门输出结果, v 为输出门的递归权重, r'' 为输出门的偏置矢量。然后需要计算 LSTM 算法的输出结果与实际结果之间的误差项值, 即 LSTM 模型实际输出值与训练样本给出的预期输出之间的差值。判断差值是否小于等于设定的误差阈值, 当小于时, 意味着 LSTM 训练结束, 否则意味着需要对 LSTM 算法参数进行调整。该调整过程就是将误差进行反向传播, 直至达到最大的训练次数, LSTM 算法完成训练; 否则, 重复上述步骤, 直至满足结束条件。将训练好的 LSTM 算法直接用于实际目标识别工作中, 实现运动目标识别, 完成移动机器人视野内是否存在运动目标的判断^[22]。

3.2 基于深度学习识别结果的目标定位模块

在利用深度学习完成运动目标检测后, 需要在单片机处理器上完成。要确定该目标的位置坐标, 为最后跟踪参数的计算提供基础数据。当深度学习识别出目标后, 超声波传感器向着四周发射超声波, 当超声波接触到运动目标后会反射回来, 这时就需要接收端阵列来进行接收, 然后

将接收到的超声波信号传输到单片机处理器上, 单片机处理器结合接收端阵列接收到的超声波反射信号的时间计算出移动机器人与运动目标之间的距离, 计算公式如下:

$$D = \frac{\Delta t \cdot d}{2} \zeta(t) \quad (12)$$

式中, D 为移动机器人接收端与运动目标之间的距离, d 为超声波在空气中的传播速度, Δt 为超声波从发出到被接收所花费的时间。再利用三边定位算法原理来计算运动目标的坐标。由于布置在移动机器人上的 3 个超声波反射信号接收端的位置坐标是已知的, 即 $\alpha(x_1, y_1, z_1)$ 、 $\beta(x_2, y_2, z_2)$ 、 $\gamma(x_3, y_3, z_3)$, 运动目标的坐标为 $g(x_0, y_0, z_0)$ 。在已知移动机器人接收端与运动目标之间的距离的 D_1 、 D_2 、 D_3 的情况下, 建立如下方程:

$$\begin{cases} (x_0 - x_1)^2 + (y_0 - y_1)^2 + (z_0 - z_1)^2 = D_1^2 \\ (x_0 - x_2)^2 + (y_0 - y_2)^2 + (z_0 - z_2)^2 = D_2^2 \\ (x_0 - x_3)^2 + (y_0 - y_3)^2 + (z_0 - z_3)^2 = D_3^2 \end{cases} \quad (13)$$

由于在本研究中, 移动机器人和运动目标都设定为只在地面活动, 因此可以忽略垂直坐标, 由此可以将上述公式转换为下式:

$$\begin{bmatrix} -x_0 \\ y_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2(x_1 - x_3)2(y_1 - y_3) \\ 2(x_2 - x_3)2(y_2 - y_3) \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + D_3^2 - D_1^2 \\ x_2^2 - x_3^2 + y_2^2 - y_3^2 + D_3^2 - D_2^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

3.3 目标跟随控制模块

在单片机处理器完成运算后, 其运算结果会传递给 PLC 微控制器。PLC 微控制器运行基于深度学习的目标跟随控制模块, 通过控制移动机器人的电机, 实现运动跟踪。该模块的软件控制模型如图 3 所示。

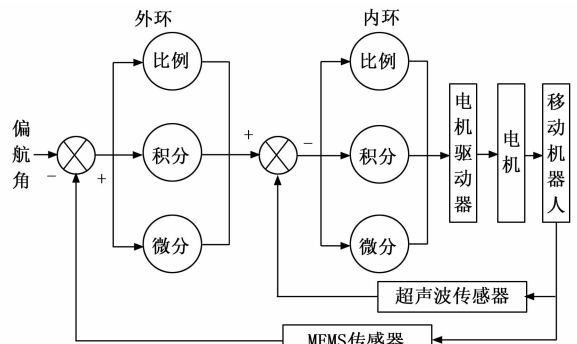


图 3 目标跟随控制模块的软件控制模型

从图 3 中可以看出, 该软件控制模型是以 PID 控制为核心建立的, 主要包含了内外环两个部分, 其中外环用于控制机器人跟随角度, 内环用于控制机器人跟随距离。当移动机器人识别到视场内出现运动目标后, MEMS 传感器会立刻进行角度感知, 通过感知自身与目标之间的角度来判断目标是否在移动机器人市场的正前方, 若在, 则直接进行内环控制, 机器人与目标之间相隔一定的距离直线前进的。然而, 现实中大部分情况都是目标都是偏离移动机器人正前方的, 因此都需要先调整移动机器人的角度, 使

机器人正面对着目标, 这就是需要进行外环的控制机器人跟随角度调控, 例如目标在移动机器人在左前方时, 通过控制机器人左转一定的角度, 使二者面对面, 然后再跟随。外环跟随角度的控制, 首先利用布设在移动机器人上的 MEMS 传感器进行获取角度, 然后基于上一模块计算出来的目标位置计算偏航角, 计算公式如下:

$$\theta(t) = \frac{\pi}{2} - \arctan \frac{x_0(t)}{y_0(t)} \quad (15)$$

式中, $\theta(t)$ 为 t 时刻的偏航角; $x_0(t)$, $y_0(t)$ 为 t 时刻运动目标的位置坐标。然后计算 MEMS 传感器采集到的角度与 $\theta(t)$ 之间的差值, 即:

$$\Delta\epsilon(t) = \theta(t) - \vartheta(t) \quad (16)$$

式中, $\Delta\epsilon(t)$ 为角度差, $\vartheta(t)$ 为 t 时刻的 MEMS 传感器采集到的角度。

然后借助 PID 的 3 个参数的组合运算, 即积分、微分和比例, 计算角度控制量, 即:

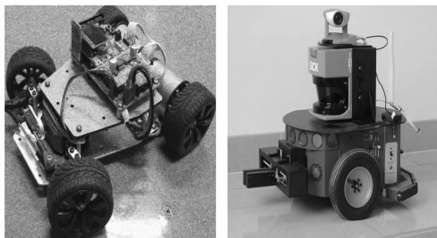
$$\psi(t) = K_p \left[\Delta\epsilon(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t \Delta\epsilon(t) dt + \frac{T_d}{dt} \Delta\epsilon(t) \right] \psi(t) = K_p \left[\Delta\epsilon(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t \Delta\epsilon(t) dt + \frac{T_d}{dt} \Delta\epsilon(t) \right] \quad (17)$$

式中, $\psi(t)$ 为移动机器人角度控制量, K_p 为比例系数, T_i 为积分时间常数, T_d 为微分时间常数。求出的角度控制量就是脉冲个数, PLC 微控制器将其发送给电机驱动器, 电机驱动器驱动机器人电机进行角位移量调整, 将机器人进行方位转动, 使其正前方面对着目标。角度调整后, 进入内环, 在其控制下使机器人与目标之间始终保持在一定距离进行跟随。超声波传感器确定 t 时刻与目标之间的实际距离 D , 然后计算与设定的期望距离之间差值 $\Delta D(t)$, 然后参考公式 (17) 计算距离控制量 $l(t)$ 。该控制量 $l(t)$ 就是脉冲频率, PLC 微控制器将其发送给电机驱动器, 电机驱动器驱动机器人电机进行移动速度调整, 使机器人跟随过程中始终与目标之间始终保持一定距离。

4 系统实现与测试

4.1 系统实现环境

为验证设计的基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统的有效性, 以一个 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 范围为测试环境, 在该环境中放置两个移动机器人, 其中, 运动目标如图 4 (a) 所示, 由实验人员远程操作, 本研究中跟随目标移动的移动机器人如图 4 (b) 所示。



(a) 运动目标

(b) 移动机器人

图 4 实验设施示意图

移动机器人搭载所设计系统的传感器、控制器、处理器、驱动器等各种硬件设备。其中:

1) 传感器主要包含视觉传感器、红外传感器和超声波传感器。视觉传感器分辨率为 $1\,920 \times 1\,080$, 帧率为 30 帧/秒; 红外传感器的测量范围为 $0 \sim 5 \text{ m}$, 测量精度为 $\pm 1 \text{ cm}$; 超声波传感器的最大检测距离为 5 米, 检测精度为 $\pm 2 \text{ cm}$ 。

2) 控制器中, 单片机微控制器的主频为 100 MHz, 输入输出点数量为 20 个; PLC 控制器的输入输出点数量分别为 20 个输入和 16 个输出, 通信接口为 RS485。

3) 处理器中 CPU 和 GPU 的主频都为 2.5 GHz, 缓存容量分别为 12 MB、6 GB。

4) 驱动器为电机驱动器, 最大输出电流和电压分别为 5 A、30 V, 控制精度为 0.01° 。所设计系统的重点是能够在不良环境的影响下能够实现良好的跟随, 因此, 为模拟不良环境, 移动机器人的跟随环境设置为 3 种, 即昏暗环境、明亮环境以及正常环境。

4.2 运动目标移动路径设置

为方便进行后续的对比较分析, 在本测试中, 已知图 4 (a) 运动目标的移动路径, 也就是在实验人员远程操作使其按照设置的轨迹进行运动。设置的运动目标移动路径如图 5 所示。

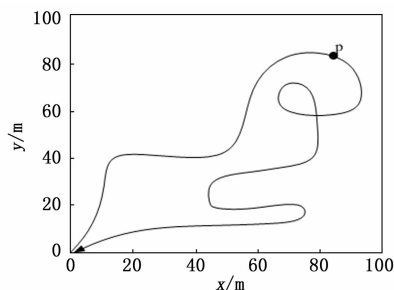


图 5 运动目标移动路径

在现实中, 运动目标极有可能存在途中改变移动速度的情况。为了模拟这种情况, 在图 5 中 p 点前半段设置运动目标的移动速度为 0.8 m/s , p 点后半段设置运动目标的移动速度为 1.5 m/s 。

4.3 基于深度学习的目标识别功能测试

本次研究主要通过残差学习网络、深度卷积网络、长短期记忆神经网络 3 个网络分别实现图像去噪、图像增强和目标识别的任务。其中:

1) 在深度学习前处理阶段的图像去噪任务中, 输入待去噪图像, 将图像进行小波变换分解, 然后利用残差学习网络的训练来进行图像去噪操作;

2) 在深度学习前处理阶段的图像增强任务中, 使用深度卷积网络可以对拍摄到的图像进行非均匀光照调节, 主要包括图像的颜色空间转换、卷积层特征提取、非线性映射和重建等操作;

3) 在深度学习后处理阶段的目标识别任务中, 利用 LSTM 算法可以对图像进行目标识别和分类, 主要利用灰

度共生矩阵提取纹理特征并作为诊断依据，将特征输入到 LSTM 中进行训练和参数调整，直到达到预设的误差阈值。

在所选的硬件平台上，将单片机处理器作为硬件载体，通过编程实现残差学习网络、深度卷积网络和 LSTM 算法的计算和控制操作，以实现目标识别系统中的图像去噪、图像增强和目标识别任务。单片机处理器承担图像处理和算法执行的任务，提高整个目标识别系统的控制有效性。

假设移动机器人在移动过程中共采集 352 幅未出现运动目标的图像（其中，昏暗环境图像 150 幅，明亮环境图像 100 幅，正常环境图像 52 幅），采集到 412 幅存在运动目标的图像（其中，昏暗环境图像 100 幅，明亮环境图像 120 幅，正常环境图像 192 幅）。利用基于深度学习的目标识别模块进行运动目标检测，其中，残差学习网络去噪和深度卷积网络图像增强效果如图 6 和图 7 所示。

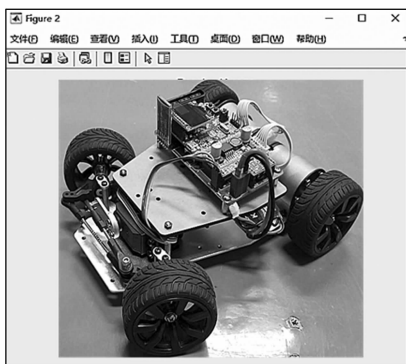


图 6 残差学习网络去噪结果

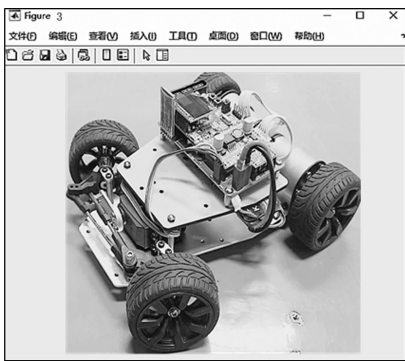


图 7 深度卷积网络图像增强结果

利用长短期记忆神经网络对处理后的图像进行运动目标识别，识别结果如图 8 所示。

针对识别结果统计误识别以及未识别的图像数量并与文献 [4] 系统、文献 [5] 系统、文献 [6] 系统识别结果进行对比，结果如表 1 所示。

从表 1 中可以看出，无论在何种环境下，与其他 3 个系统相比，所设计系统的图像误识别和未识别数量较少，仅在昏暗环境下误识别一个图像，由此说明，所设计系统具有较好的目标识别功能。

4.4 跟随控制性能分析

由于运动目标移动路径在本实验测试中是已知的，因



图 8 目标识别结果显示

表 1 误识别以及未识别统计结果表 幅

不同系统	昏暗环境		明亮环境		正常环境	
	误识别	未识别	误识别	未识别	误识别	未识别
所设计系统	1	0	0	0	0	0
文献[4]系统	2	1	1	3	0	0
文献[5]系统	2	2	4	0	0	1
文献[6]系统	1	3	2	1	0	0

此不需要再进行目标定位，利用目标跟随控制模块进行控制参数计算，通过 PLC 微控制器和电机驱动器控制图 4 (b) 中的移动机器人对测试环境中的运动目标进行跟随，设置固定跟随距离为 1 m，跟随过程中，移动机器人移动控制参数变化曲线如图 9 和图 10 所示。

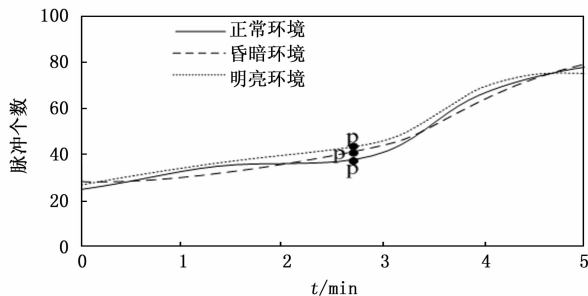


图 9 脉冲个数（角度控制量）变化曲线

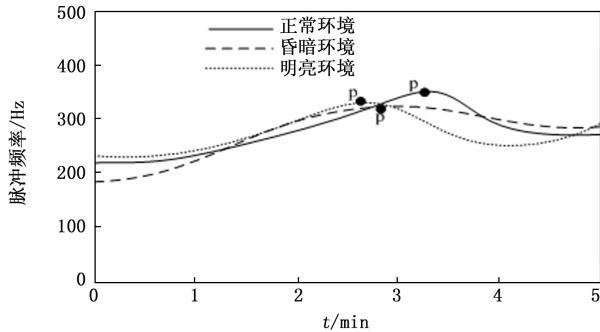


图 10 脉冲频率（距离控制量）变化曲线

在图 9 和图 10 移动控制参数控制下，移动机器人的移动路径如图 11 所示。

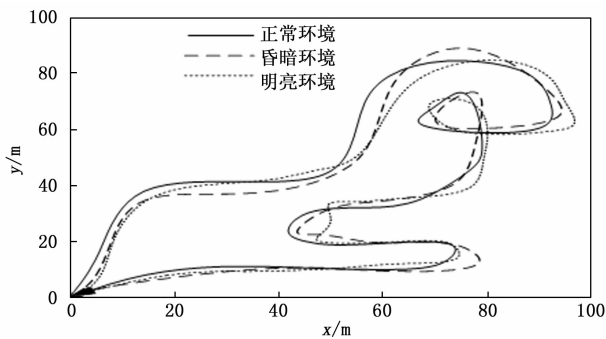


图 11 移动机器人移动路径

对比图 11 和图 5, 移动机器人移动路径与运动目标移动路径走向大致相同。说明实现了跟随功能。为进一步验证跟随控制效果, 计算跟随过程中的角度跟随平均误差和跟随距离平均误差, 并与文献 [4] 系统、文献 [5] 系统、文献 [6] 系统跟随控制结果进行对比, 结果如表 2 所示。

表 2 跟随控制误差表

不同系统	昏暗环境		明亮环境		正常环境	
	角度跟随平均误差/ $^{\circ}$	跟随距离平均误差/m	角度跟随平均误差/ $^{\circ}$	跟随距离平均误差/m	角度跟随平均误差/ $^{\circ}$	跟随距离平均误差/m
所设计系统	1.22	0.045	0.89	0.074	0.56	0.012
文献[4]系统	3.68	0.154	2.63	0.212	0.78	0.177
文献[5]系统	4.25	0.120	3.52	0.145	0.56	0.201
文献[6]系统	2.84	0.98	3.47	0.183	0.84	0.152

从表 2 中可以看出, 无论在何种环境下, 与其他 3 个系统相比, 所设计系统的角度跟随平均误差和跟随距离平均误差均相对较小, 且始终在 1.22° 和 0.074 m 以下; 而其他 3 个系统在昏暗环境和明亮环境中的跟随控制效果均较差。由此说明, 所设计系统抗环境干扰能力更强, 更适用于多种环境, 跟随控制效果较好。

5 结束语

移动机器人运动目标跟随是当下机器人研究领域的重点, 由于在视觉识别中受到环境的影响, 无法确保跟随控制效果。针对上述问题, 设计一种基于深度学习的移动机器人目标自动跟随控制系统。该系统中借助深度学习的多个算法, 不仅实现了图像的预处理, 而且还准确地识别出运动目标, 为后期跟随控制提供了有利的前提和基础。最后对所设计的系统进行实验测试, 不仅证明了该系统的视觉识别功能, 而且还验证了该系统的跟随控制效果, 证明了系统的可用性。然而, 本研究依然存在许多问题和不足, 后续的研究还有许多工作要做, 其中重点是假如在跟随过程中存在障碍, 如何在有效避障的同时保证跟随控制效果。

参考文献:

[1] 尹海斌, 余 艺. 面向大型设备的协作机器人跟随与建图

[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44 (3): 872-879.

- [2] 陈宏鑫, 张 北, 王春香, 等. 基于自适应随动机构的机器人目标跟随 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2022, 56 (6): 1071-1078.
- [3] 邓小豪, 侯 进, 谭光鸿, 等. 基于强化学习的多目标车辆跟随决策算法 [J]. 控制与决策, 2021, 36 (10): 2497-2503.
- [4] 徐 胜, 邢 强, 王 浩. 基于环形红外阵列的移动机器人自动跟随系统 [J]. 工程设计学报, 2022, 29 (2): 247-253.
- [5] 陈瑾龙, 徐哲壮, 黄 平, 等. 基于机器视觉的四足机器人目标识别与跟随系统设计 [J]. 实验技术与管理, 2022, 39 (10): 135-139.
- [6] 王 毅, 王 恺, 张艺谭, 等. 基于超声波传感器的智能跟随系统设计 [J]. 传感器与微系统, 2021, 40 (8): 92-95.
- [7] 李 艳, 唐达明, 周莹亮, 等. 基于计算机视觉的轮椅跟随系统设计 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (10): 163-172.
- [8] 谢国坤, 张培培, 王宁宁. 基于点云分割的移动机器人运动目标跟踪方法 [J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43 (11): 225-230.
- [9] 周方波, 赵怀林, 刘华平. 基于场景图谱的室内移动机器人目标搜索 [J]. 智能系统学报, 2022, 17 (5): 1032-1038.
- [10] 揭吁菡, 熊丽婷. 机器人视觉导航传感器光栅投射误差校正仿真 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (9): 381-385.
- [11] 张 浩, 左 杭, 刘宝华. 视觉与二维激光雷达的目标检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36 (3): 79-86.
- [12] 刘文汇, 巢 渊, 唐寒冰, 等. 移动机器人视觉目标检测与跟踪方法研究综述 [J]. 光电与控制, 2022, 29 (4): 59-67.
- [13] 李秀智, 赫亚磊, 孙炎珺, 等. 基于复合式协同策略的移动机器人自主探索 [J]. 机器人, 2021, 43 (1): 44-53.
- [14] 吴亚辉, 刘春阳, 谢赛宝, 等. 基于视觉深度学习的机器人环境感知及自主避障 [J]. 电子测量技术, 2021, 44 (20): 99-106.
- [15] 姚迎乐, 赵 娟. 基于深度学习的红外过采样扫描图像小目标跟踪算法 [J]. 国外电子测量技术, 2023, 42 (1): 35-40.
- [16] 伍 瀚, 聂佳浩, 张照妮, 等. 基于深度学习的视觉多目标跟踪研究综述 [J]. 计算机科学, 2023, 50 (4): 77-87.
- [17] 张玉涛, 张梦凡, 史学强, 等. 基于深度学习的井下运动目标跟踪算法研究 [J]. 煤炭工程, 2022, 54 (10): 151-155.
- [18] 孙炯宁, 吕太之, 张 娟, 等. 融合深度学习与时空预测的目标跟踪方法 [J]. 无线电工程, 2021, 51 (9): 909-914.
- [19] 黄智慧, 赵慧民, 詹 瑾, 等. 基于距离交并比回归的孪生网络目标跟踪算法 [J]. 扬州大学学报 (自然科学版), 2021, 24 (3): 48-54.
- [20] 邵江南, 葛洪伟. 一种基于深度学习目标检测的长时目标跟踪算法 [J]. 智能系统学报, 2021, 16 (3): 433-441.
- [21] 薛俊韬, 马若寒, 胡超芳. 基于 MobileNet 的多目标跟踪深度学习算法 [J]. 控制与决策, 2021, 36 (8): 1991-1996.
- [22] 张 瑶, 卢焕章, 张路平, 等. 基于深度学习的视觉多目标跟踪算法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (13): 55-66.