

基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统设计

黄海松, 韦福兴, 刘大卫, 全志昭, 邢予权
(广西中烟工业有限责任公司 柳州卷烟厂, 广西 柳州 545001)

摘要: 烟厂制丝车间通常存在各种设备、管道等复杂的环境条件, 智能巡检机器人难以准确辨别和识别这些复杂的场景, 导致避障精度下降; 为了提高智能巡检机器人的避障精度, 提出了基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统设计; 通过电源模块的设计为系统提供电能, 结合射频模块和基带信号处理模块的设计, 完成巡检机器人导航系统的硬件设计; 在系统的软件设计中, 根据导航路径标记图像的角点在视觉差异、距离和颜色等维度的特性, 识别智能巡检机器人导航路径标记, 通过计算发生碰撞的预警距离, 得到碰撞概率的估计值, 利用深度学习的卷积神经网络模型, 规划巡检机器人避障路径, 实现智能巡检机器人的自主导航; 测试结果表明, 文中系统可以使巡检机器人成功绕过障碍物, 将避障精度提高到 95.5%, 为提高车间巡检效率和安全性提供了一种新的解决方案。

关键词: 深度学习; 导航系统; 巡检机器人; 路径标记; 制丝车间; 概率估计

Design of Autonomous Navigation System for an Intelligent Inspection Robot in the Tobacco Factory's Silk Production Workshop Based on Deep Learning

HUANG Haisong, WEI Fuxing, LIU Dawei, QUAN Zhizhao, XING Yuquan
(Liuzhou Cigarette Factory of GuangXi China Tobacco Industry Co., Ltd., Liuzhou 545001, China)

Abstract: There are usually complex environmental conditions such as various equipment and pipelines in a tobacco factory's tobacco production workshop, it is difficult for an intelligent inspection robot to accurately identify and recognize these complex scenes, resulting in a decrease in obstacle avoidance accuracy. In order to improve the obstacle avoidance accuracy of the intelligent inspection robot, a deep learning based autonomous navigation system design for the intelligent inspection robot in the tobacco factory's tobacco production workshop is proposed. The power module provides a power to the system and the RF module is combined with the base-band signal processing module to complete the hardware design of the inspection robot navigation system. In the software design of the system, according to the characteristics of the corners of the navigation path marking image in the dimensions of visual difference, distance and color, the navigation path marking of the intelligent patrol robot is recognized. By calculating the warning distance of collision, the estimated value of the collision probability is obtained. The convolutional neural network model based on deep learning is used to plan the collision avoidance path of the patrol robot, and achieve the autonomous navigation of the intelligent patrol robot. Experimental results show that this system can enable inspection robots to successfully bypass obstacles, improving the obstacle avoidance accuracy to 95.5%. It provides a new solution for improving the efficiency and safety of workshop inspection.

Keywords: deep learning; navigation system; inspection robot; path marking; silk-making workshop; probability estimation;

0 引言

随着人工智能技术的快速发展, 智能机器人在工业领域中的应用越来越广泛。如今, 现代制造业的自动化水平越来越高, 特别是在流程型和混合型企业中, 自动化生产线已经逐渐普及。但是, 对于整个制造业的产品生产流程来说, 最重要的一个问题就是如何对车间生产进行管理与控制, 即优化和改进车间生产进行管理与控制, 以实现生产流程与信息更好的交互。该问题是目前国际上普遍关注的焦点, 也是当今制造型企业是否能够在市场上获得成功

的重要因素。烟厂制丝车间作为一个复杂且危险的生产环境, 对巡检工作的要求十分严格^[1]。当前, 我国大部分的烟草公司都已初步建立了信息系统, 能够利用中央控制中心的计算机进行生产流程的管理, 但是在管理过程中也存在很多需要改进的地方^[2]。在计算机终端的工作中, 操作人员要保持在自己的工作位置, 如果有什么特别的事情发生, 会导致工作时间推迟, 从而影响到工作的正常进行。对于出现的问题, 一般都是以书面形式进行记录, 不能用图片和视频等多媒体方式对问题进行细致表述, 而且纸张上的信息极易丢失, 造成了维护工作的难度。根据纸张的

收稿日期: 2023-08-10; 修回日期: 2023-11-30。

作者简介: 黄海松(1978-), 男, 大学本科。

引用格式: 黄海松, 韦福兴, 刘大卫, 等. 基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(11): 161-168.

信息反馈进行巡检机器人的导航,可能会出现信息传递不及时、不准确等问题,影响导航系统的效率和精度^[3]。为此,迫切需要开发一套可用于烟厂制丝车间的巡检机器人自主导航系统,以达到可视化的目的,为烟厂制丝车间的可视化工作提供便利。

当前已有相关领域研究学者对烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统作出设计,并取得了一定成果。文献[4]针对目前我国城市地下管道巡检中存在的主要问题,提出了一种新型的基于 STM32 的巡检机器人监控方法,并对其进行了实验研究。以 STM32F407ZGT6 单片机为核心,利用 AD 采集、光学耦合和 RS485 通讯等技术实现对测速仪的数据处理。在此基础上,提出了一种基于模糊控制的转速-位置双模态匹配的控制策略,以改善系统的定位准确度和反应速率。并在 QT 开发架构下,设计了监控界面,实现了对移动机器人的控制。文献[5]提出基于双目视觉的导航系统,针对当前芭蕉园巡视作业中存在的问题,采用双目视觉技术,对芭蕉园巡视作业路线进行了检测与识别。首先,利用安装在机器人身上的双目摄像机,采集机器人前部的点云数据,经过对点云数据的预处理,将目标区域进行 2D 投影,并将其转化为网格图。利用修正的 K-means 方法,对公路两边的芭蕉树进行分割,并利用一、二阶高斯方法对其进行了初步的分割。利用一个最小围距的方块,对公路两边的栅格进行围护,并在被围护的方块中,选出一条直线作为所需的导航路线。文献[6]提出基于模型预测控制的导航系统,面向户外巡检、清洁、智慧农业等户外应用场合,研究一种实时性高、稳定性强的户外运动机器人导航新方法。首先,利用 LiDAR 对室外 GPS 轨迹点云进行采集,建立区域网格图;然后,利用 A-star 方法对区域网格进行优化,确定区域网格图中的躲避路线;最终,利用模型预测控制对躲避路线进行追踪。通过模拟与室外环境的比较,证明提出的导航方案是可行的,通过模拟与室外环境的比较,得出的路径是平稳的,并且可以有效地避开障碍物,同时利用模型预测控制器具有跟踪精度高且耗时短的优势,从而达到室外移动机器人高效、平稳的导航效果。

基于以上研究背景,本文以烟厂制丝车间的智能巡检机器人为研究对象,设计一种自主导航系统,从而实现对烟厂制丝车间的实时监控。

1 智能巡检机器人自主导航系统硬件设计

基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统的硬件设计包括以下几个关键部分:电源模块、射频模块、基带信号处理模块。电源模块是整个系统的基础,它负责为所有其他模块提供稳定、高效的电力。射频模块负责无线通信,包括与机器人和其他设备进行通信。基带信号处理模块负责处理和解析从射频模块接收到的信号,以及处理机器人的各种传感器数据。这个模块包括 FPGA 与射频模块的连接设计、FPGA 与 JTAG 接口的连接设计。智能巡检机器人自主导航系统硬件整体框图如图 1 所示。

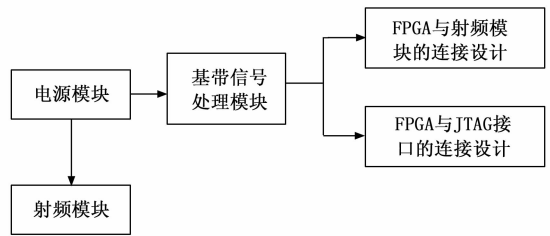


图 1 智能巡检机器人自主导航系统硬件整体框图

硬件设计能够满足基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统的需求,为其提供了稳定、高效的硬件支持。选择了能够支持高性能计算的 FPGA 作为核心处理器,使得系统能够有效地实现各种复杂的导航和控制任务。

1.1 设计电源模块

在烟厂制丝车间中,巡检机器人导航系统采用 12 伏特的单电池作为驱动电源。机器人在烟厂制丝车间的巡检工作采用双直流电动机为其提供电能。若没有将导航系统与 DC 马达供电相分离,将会在台 DC 马达运转时引起扰动,导致巡检机器人导航系统无法工作,严重时会导致其失效^[7]。为了消除系统中的干扰,保证系统各部分的工作状态,必须对系统中使用的电源进行有效隔离^[8]。考虑到射频模块得到价格相对较高,通常采用步进电机来驱动超声传感器的转动,实现巡检路径的射频测量。为了避免在步进电机旋转过程中影响到导航系统的其他部件,还需要把步进电机的驱动部件与导航系统的其他部件分开^[9]。自主导航系统的电源模块设计图如图 2 所示。

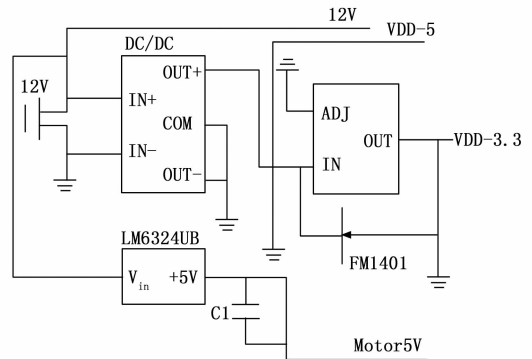


图 2 自主导航系统的电源模块设计图

图 2 中的 +12 V 供电属于蓄电池供电,通过一种保护线路,将该供电方式输出到导航设备中,而 12 V 的电源为数据输入接口。通过 LM6324UB 将 12 V 供电转化为 5 V 供电,供给到步进电机的驱动模块。考虑到步进电机的驱动模块对 DC 电动机的扰动并不敏感,因此两个电动机的供电都是同地的,并不需要进行绝缘。通过 DC/DC 组件的隔断功能,能够将供电端向外界传送的扰动进行有效隔离。

1.2 设计射频模块

在智能巡检机器人的自主导航系统中,射频模块可以

对巡检机器人内部卫星天线接收到的障碍物信号进行放大处理^[10], 并经过滤波处理、变频处理和模数转换处理, 得到可以使用的中频数字信号。

射频电路实物图如图 3 所示。

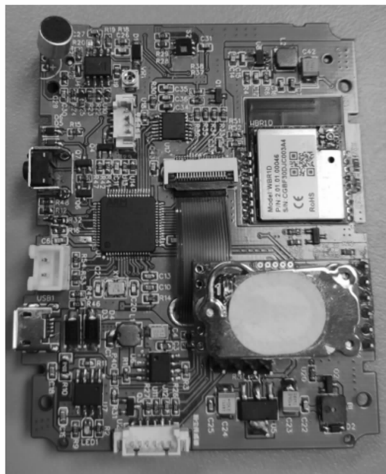


图 3 射频电路实物图

用于延长制丝车间的射频模块需要具有图 4 的功能。

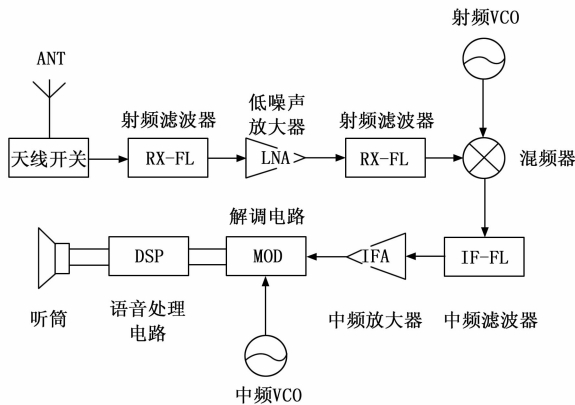


图 4 射频电路的内部工作流程图

早期的射频电路基本上是以多种单片式的半导体晶体管组成, 但是由于 IC 技术的进步, 目前射频电路大多采用特殊的集成半导体晶片进行设计。

本文选择 Maxim Integrated 公司生产的 MAX5768 型号芯片作为巡检机器人导航系统的射频芯片, 该型号芯片可以应用在各种卫星导航系统中, 并且使用了功耗较低的工艺技术, 具有集成度高、尺寸小的优势, 可以满足巡检机器人导航系统的性能要求。在射频芯片的内部, 包括可以调节输出位数的 ADC、可以对镜频起到干扰作用的混频器、低噪声放大器、晶体振荡器以及可以调节参数的基带滤波器等硬件, 共同构成一个完整的无线电信号接收链路。巡检机器人导航系统射频模块的原理图如图 5 所示。

在导航系统的射频模块中, 通常需要使用不同类型的电路来接收和处理射频信号。这些电路包括限幅电路、可变增益放大器以及用于解析射频信号的数字信号处理器

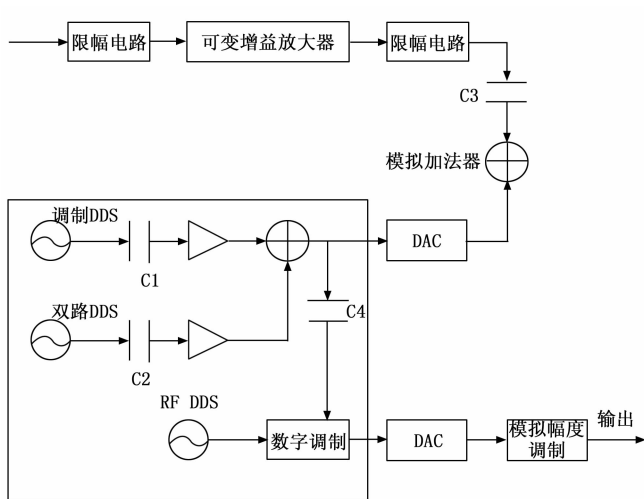


图 5 导航系统射频模块的原理图

等^[11]。限幅电路是一种能够将输入信号的电平值限制在一定范围内的电路。在射频模块中, 通过将限幅电路接入不同的电平值, 可以调整信号的幅度和频率等参数。可变增益放大器是一种能够根据输入信号的幅度自动调整其增益的放大器。在射频模块中, 使用可变增益放大器可以有效地解析射频信号, 并将其转换为数字信号进行处理。数字信号处理器是用于处理数字信号的处理器, 通常用于对数字信号进行滤波、傅里叶变换、数值运算等处理。在射频模块中, 数字信号处理器可以用于处理由可变增益放大器输出的数字信号, 从而提取出有用的信息。

在 MAX5768 型号的射频芯片中, SPI 配置模式是一种可以通过程序来解析卫星信号的模式。通过将 MAX5768 型号射频芯片的对应引脚与 SPI 接口连接, 可以利用 SPI 配置模式实现卫星信号的接收和处理。模拟幅度调制是一种用于将数字信号转换为模拟信号的技术。在射频模块中, 通过模拟幅度调制技术, 可以将数字信号转换为模拟信号并输出射频信号。通过上述功能可以有效地实现卫星信号的接收和处理, 从而实现智能巡检机器人的自主导航功能。

导航系统射频模块中的电容器在选择的时候, 按照 MAX5768 型号射频芯片的官方手册^[12], 给出每一个电容器的容值及功能, 如表 1 所示。

表 1 MAX5768 型号射频芯片外围电路的电容值

名称	电容/阻值	功能
C1	36 pF	环路滤波电容
C2	146 pF	电压旁路电容
C3	0.3 pF	电压旁路电容
C4	430 pF	交流耦合电容

依据射频电路的内部流程, 选择 MAX5768 型号芯片作为巡检机器人导航系统的射频芯片, 设计了导航系统的射频模块。

1.3 设计基带信号处理模块

本文选择了 Altera 公司生产的 EP4CE115F23I7N 芯片作为基带信号处理模块的 FPGA，并以 BGA 为核心进行封装。本芯片具有 114 480 个逻辑单元，最大的工作频率可以达到 200 MHz^[13]，价格适中，功耗低，性能优良，满足了导航系统的需求。

基带信号处理模块的 FPGA 在设计过程中，包括 FPGA 与射频模块连接设计和 FPGA 与 JTAG 接口的连接设计。

1.3.1 FPGA 与射频模块连接设计

对 FPGA 与射频模块的连接进行设计时，先使用 SPI 接口识别射频模块中的 MAX5768 型号芯片，并对芯片进行相应的编程配置。接着将射频芯片与数字输出接口连接在一起，来接收射频模块处理完成的中频信号。在射频模块提供的时钟信号下，将 FPGA 与射频模块连接。

1.3.2 FPGA 与 JTAG 接口的连接设计

目前，JTAG 在应用过程中可以调试射频芯片内部的程序，或者将编写好的程序写入到射频芯片中。本文选择 10 引脚的 JTAG 接口与 FPGA 连接，具体的接线原理如图 6 所示。

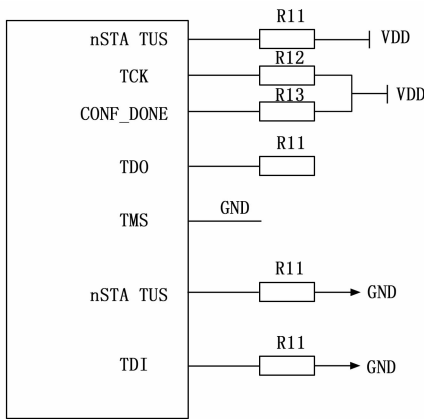


图 6 FPGA 与 JTAG 接口的连接原理

在图 6 的连接原理中，VCC 引脚和 GND 引脚分别表示供电端和电源地，TDI 引脚和 TDO 引脚表示巡检机器人导航数据的输入端和输出端，TMS 表示测试模式下的引脚，通常可以将 JTAG 接口置于某一种测试模式下，TCK 为基带信号处理的时钟引脚。

通过 FPGA 与射频模块和 JTAG 接口的连接设计，可以实现信息的交互^[14]，进而完成基带信号的处理。

以上通过电源模块的设计、射频模块的设计以及基带信号处理模块的设计，实现了巡检机器人导航系统的硬件设计。

2 智能巡检机器人自主导航系统软件设计

2.1 识别智能巡检机器人导航路径标记

由于在不同的场景下，巡检机器人导航路径标记的位置、尺寸和形状都是未知的，因此无法通过已有的先验信

息，获取导航路径标记的特征。采用特征相似的角点聚类方法描述巡检机器人导航路径的标记特征，并利用局部特征来表达导航路径的标记信息。根据导航路径标记图像中角点的视觉差异、距离和颜色等特性^[15]，来实现对导航路径标记信息的聚类，并通过下面的相似性测度表达出导航路径标记信息。

在巡检机器人的导航路径标记图像中，角点的视觉差异性可以利用下式进行度量，即：

$$S(x, y) = \exp\left\{-\frac{(x-y)^2}{2\epsilon_s^2}\right\} \quad (1)$$

式中， (x, y) 表示导航路径标记图像的角点坐标， ϵ_s 表示视觉差异相似性系数。

导航路径标记图像角点之间的距离相似性可以利用公式 (2) 进行度量，即：

$$L(x, y) = \exp\left\{-\frac{(x-y)^2}{2\epsilon_l^2}\right\} \quad (2)$$

其中： ϵ_l 表示角点之间的距离相似性系数。

导航路径标记图像的颜色相似性度量公式为：

$$Y(x, y) = \exp\left\{-\frac{(x-y)^2}{2\epsilon_y^2}\right\} \quad (3)$$

式中， ϵ_y 表示颜色相似性系数。

对于导航路径标记图像中的不同角点而言，构建巡检机器人导航路径标记识别的目标函数，表示为：

$$\chi = \sum_{i=1}^n (|\ln S_i| + |\ln L_i| + |\ln Y_i|) \quad (4)$$

式中， n 表示导航路径标记图像中圆心为角点半径为 r 的角点数量， $\max(\chi)$ 即为计算得到的角点。利用数据结构的方式表征巡检机器人导航路径标记图像中的角点信息^[16]，表示为：

$$d_i = \{\zeta_j \mid j \in (1, Y_{n-1}^2)\} \quad (5)$$

式中， ζ_j 表示第 j 个角点与周围角点形成的夹角，为了降低智能巡检机器人导航路径标记在识别过程中的复杂程度，通常情况下，忽略小于 5° 的夹角，那么巡检机器人在烟厂制丝车间中导航路径标记的局部特征模板为：

$$U = \{d_i \mid i \in (1, (m+1))\} \quad (6)$$

其中： $m+1$ 表示巡检机器人导航路径标记局部特征模板中的角点数量。

将公式 (6) 的局部特征模板与候选导航路径标记角点进行匹配，给出匹配函数，表示为：

$$\lambda_i = \begin{cases} 1, & \text{if } |d_p - d_q| < \lambda_f \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

$$f = \sum \lambda_i \quad (8)$$

如果局部特征模板与候选导航路径标记角点匹配结束时的 f 小于 λ_i ，说明匹配失败，保存 f 之后重新匹配，直到 f 大于 λ_i 时可以成功匹配，获取导航路径标记的局部特征。

根据巡检机器人导航路径标记的局部特征，识别出智能巡检机器人导航路径标记。

2.2 碰撞概率估计

通过识别导航路径标记仍然会导致巡检机器人在导航过程中发生碰撞, 需要对碰撞概率进行估计, 提高导航的效率。

智能巡检机器人在烟厂制丝车间导航时, 深度学习主要是依靠不断地与周围的环境进行交互完成学习, 其中碰撞信息是最常见的学习信息。本文提出的碰撞指的是巡检机器人与烟厂制丝车间中障碍物的碰撞行为^[17], 巡检机器人在导航过程中, 通过内部激光雷达返回的测距结果 d_i , 来判断巡检机器人是否与障碍物发生碰撞, 也就是当测距结果 d_i 小于预先设定的阈值时, 就可以认为机器人与障碍物发生了碰撞。

首先, 根据事先设定好的巡检机器人动作空间范围和碰撞阈值, 计算出发生碰撞的预警距离, 公式为:

$$d_y = |V_{\max}| \times \Delta t + \xi \quad (9)$$

上式中, $|V_{\max}|$ 表示巡检机器人在烟厂制丝车间最大运动速度的绝对值, ξ 表示碰撞预警阈值, Δt 表示巡检机器人的运行时间。

以碰撞预警距离为半径, 构成一个碰撞预警圈, 如图 7 所示。

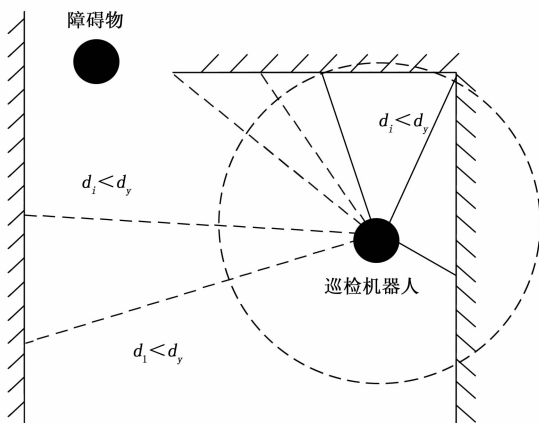


图 7 碰撞预警圈

图 7 中, 虚线圆圈为巡检机器人与障碍物发生碰撞的预警圈, 虚直线表示当前的导航方向属于安全距离, 实直线表示小于碰撞预警距离的安全距离。

将激光雷达返回的测距结果与碰撞预警距离进行对比, 得到碰撞概率的估计值, 即:

$$\zeta = \frac{\sum_{i=1}^H Q(d_i < d_y)}{H} \quad (10)$$

其中: H 表示导航路径标记的局部特征维度。

根据激光雷达返回的测距结果与碰撞阈值的对比, 判断巡检机器人是否与障碍物发生碰撞, 通过计算发生碰撞的预警距离, 将其与激光雷达返回的测距结果对比, 得到碰撞概率的估计值。

2.3 基于深度学习规划巡检机器人避障路径

根据智能巡检机器人在导航过程中发生碰撞的概率估

计结果, 确定巡检机器人与障碍物发生碰撞的概率, 利用深度学习, 学习巡检机器人与障碍物发生碰撞的路径, 规划巡检机器人的导航路径。

在机器学习领域中, 深度学习是一个全新的发展领域^[18], 深度学习能够让机器模拟人类的思维活动和视听活动, 从而解决了许多非常复杂的识别问题, 这也让与人工智能相关的技术有了很大的发展。其中, 卷积神经网络和深度置信网络都属于深度学习的范畴。

由于局部感受野、权重共享和降采样等 3 种策略会降低卷积神经网络模型的复杂程度, 加上其在尺度不变性方面的优势, 本文采用深度学习中的卷积神经网络模型对智能巡检机器人在烟厂制丝车间规划的避障路径。在规划巡检机器人导航路径的过程中, 通过构建避障路径长度模型和障碍物模型, 建立等效代价函数, 达到避障路径长度最短的目的。

卷积神经网络模型具有强大的特征学习能力, 能够自动地学习和提取输入数据的特征, 尤其是对于图像或类似制丝车间的复杂环境数据, CNN 能够自动学习和识别障碍物、地形等特征, 而不需要人工设计和指定。通过深度学习的训练, 卷积神经网络可以处理各种复杂的输入数据, 并且可以有效地减小噪声和异常值的影响。此外, 训练好的模型可以推广到类似的环境中, 而不需要重新训练。卷积神经网络可以并行计算, 从而大大提高了训练和推理的速度。此外, CNN 还可以灵活地适应各种环境和任务, 可以轻松地扩展和修改模型结构。

制丝车间环境复杂多变, 包括各种障碍物、机器设备、运输工具等。通过卷积神经网络, 可以自动地学习和感知这些环境特征, 建立更准确的环境模型。在制丝车间中, 机器人需要高效的导航和避障规划算法, 以实现实时导航和避障。通过卷积神经网络的快速计算和并行处理能力, 可以实现更实时和高效的避障路径规划。随着制丝车间的环境和任务的变化, 机器人需要自适应和扩展其导航和避障规划算法。通过卷积神经网络的灵活性和可扩展性, 可以实现更自适应和扩展的避障路径规划。

卷积神经网络的主要构成包括卷积层、激活函数、池化层和全连接层。以下是具体的结构和训练方法。

1) 卷积层: 卷积层是 CNN 的核心组成部分, 它通过卷积操作检测输入图像的局部特征。在卷积过程中, 人工神经元只对覆盖范围内的一部分单元产生响应, 能够自动学习图像的局部特征。

2) 池化层: 池化层又称为下采样层或降采样层, 它的作用是减少特征维度, 增加模型的鲁棒性。通过将输入特征映射到较小的特征图上, 池化层可以有效地减少计算复杂度和过拟合的风险。

3) 全连接层: 全连接层在 CNN 的最后部分使用, 它的作用是进行分类或回归。在全连接层之前, CNN 通过卷积层和池化层的组合来提取图像的特征, 并将这些特征送到全连接层进行最后的决策。

在离线训练深度学习模型时，数据集为手动采集的巡检机器人导航信息，首先需要将数据集加载到内存中。然后，根据模型的架构和训练目标，选择适当的损失函数和优化器。接下来，模型将根据优化器提供的梯度更新其权重。这个过程将反复进行，直到模型收敛或达到预设的训练轮数。

设置 R 、 A 、 Y 、 C 和 Q 分别代表模型的输入层、卷积层、池化层、输出层和全连接层。

首先，初始化深度学习中卷积神经网络的权值 W_i ，并将其作为巡检机器人导航的参考信息，按照卷积层到下采样层再到全连接层的传播顺序，得到卷积神经网络的输出信号^[19]。通过计算输出信号与理想信号之间的误差，与理想结果进行对比，如果误差大于理想结果，将输出信号和误差计算结果一起反馈给卷积神经网络，按照全连接层到下采样层再到卷积层的顺序，计算出每一层的误差值，通过累计相加，得到网络训练的总误差。如果计算结果小于理想结果，停止对卷积神经网络的训练，根据误差计算结果更新卷积神经网络的权值，得到卷积神经网络池化层和输出层的输出结果。在训练 CNN 时，使用梯度下降算法来优化网络参数。具体地，梯度下降算法通过迭代更新参数来最小化损失函数，从而使得 CNN 在训练数据上能够更好地进行分类或回归。在训练过程中，通常使用反向传播算法来计算梯度，并使用学习率来控制参数更新的步长。

设置动量因子 η ，采用梯度下降算法根据误差 e 修改卷积神经网络的权值，获得修改量 U_i^k ，此时存在下式：

$$\frac{\partial e}{\partial W_i} = \frac{\partial e_k}{\partial U_i^k} \frac{\partial U_i^k}{\partial W_i} \quad (11)$$

式中， e_k 表示第 k 次训练过程中卷积神经网络的避障路径误差。

通过下式确定修改后的网络权值 ΔW_i ：

$$\Delta W_i = \eta(\omega - g_n)U_i^k \quad (12)$$

ω 表示输入层与输出层之间的障碍物向量， g_n 表示映射处理的中心函数。

完成卷积神经网络的训练之后，将障碍物在烟厂制丝车间的位置输入到卷积神经网络的输入层，在卷积核下进行卷积计算，得到障碍物位置从输入层到卷积层的非线性映射结果，即：

$$y_i = \varphi(\|\omega - g_n\|), 1 \leq n \leq L \quad (13)$$

公式 (13) 中， $\varphi(\cdot)$ 表示障碍物位置信息在卷积层传输的传递函数， n 表示卷积计算中径向基函数的数量， $\|\cdot\|$ 表示距离测量长度。

假设径向基的宽度为 k ，通过深度学习，得到障碍物位置从卷积层到输出层的线性映射结果，即：

$$f(x) = \exp\left(-y_i \frac{\omega^2}{2k^2}\right) \quad (14)$$

如果障碍物位置信息从卷积层传输到输出层之间产生的连接权值为 \bar{w}_{yc} ，巡检机器人在导航过程中的实际避障路径为 J ，那么最佳避障路径为：

$$C_{best} = f(x) (\bar{w}_{yc}r + \bar{w}_{yc}s + \bar{w}_{yc}\zeta) \quad (15)$$

式中， r 表示输入层的规划系数， s 表示卷积层的规划系数， ζ 表示输出层的规划系数。

将公式 (13) 的非线性映射和公式 (14) 的线性映射看作巡检机器人避障路径规划的激励函数^[20]，利用公式 (13) 的非线性映射，可以判断烟厂制丝车间的障碍物是否满足卷积层限制输入层的作用条件。如果满足这一限制条件，就可以在卷积层输出巡检机器人的最佳避障路径；如果不满足限定条件，那么卷积层的输出为 0。当线性映射结果小于非映射结果，公式 (15) 得到的巡检机器人避障路径就是最优的避障路径，从而实现巡检机器人避障路径的规划。

综上，所设计烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统软件界面图如图 8 所示。



图 8 烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统软件界面图

3 测试分析

为了验证文中系统在智能巡检机器人自主导航中的可行性，将自主导航程序编写进 Android5.0 版本的平台中，按照实验场地的状况，对导航的性能、通信功能、语音播报功能和导航功能进行调试。选择 RW100 型智能巡检机器人，其爬坡为 20 度，速度为 1.5 m/s，涉水深度为 100 mm，越障高度为 50 mm。RW100 型智能巡检机器人示意图如图 9 所示。



图 9 RW100 型智能巡检机器人示意图

通过 500 次深度学习模型训练实验，验证实验结果的正确性，并按照实验顺序，将实验中得到的障碍物移动速

度与声音识别结果绘制出曲线图。

3.1 巡检机器人避障路径测试

在智能巡检机器人避障路径测试中, 以实验平台的位置为原点, 建立二维坐标系, X 轴方向为实验平台的正右方向, Y 轴方向为实验平台的正上方向, 忽略实验平台的大小。将某一烟厂制丝车间输入到实验平台中, 将其初始位置设置为 A_0 , 目标位置设置为 A , 在该段巡检路径上分别设置障碍物和速度为 3 m/s 自上向下的运动障碍物, 利用文献 [5] 提出的基于双目视觉的导航系统、文献 [6] 提出的基于模型预测控制的导航系统与基于深度学习的导航系统对巡检机器人的最优避障路线进行规划, 得到如图 10 所示的结果。

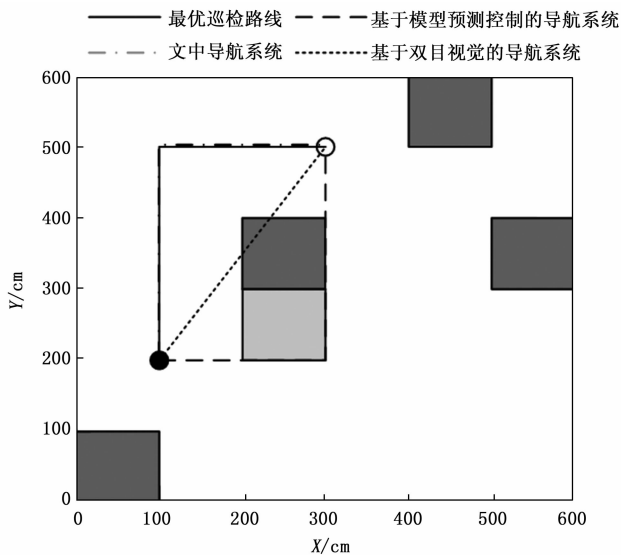


图 10 巡检机器人最优避障路线规划结果

图 10 中, 黑色实心圆为导航的初始位置, 空心圆为导航的目的地, 深灰色方框为烟厂制丝车间的静止障碍物, 浅灰色方框为 3 m/s 的运动障碍物。根据图 1 的结果可知, 采用基于双目视觉的导航系统时, 最优避障路线规划结果与静止障碍物出现了碰撞, 规划结果出现了错误。采用基于模型预测控制的导航系统时, 虽然有效避开了静止障碍物, 但是与运动障碍物的运动方向出现了冲突, 无法得到最优规划线路。采用文中系统时, 规划结果与最优巡检路径基本一致, 不仅可以避开静止障碍物, 还可以将运动障碍物的运动路径成功绕过, 说明文中系统能够有效规划巡检机器人的最优避障路线。

3.2 障碍物移动速度测试

选择一个长、宽、高分别为 30 cm、30 cm、150 cm 的长方体积木作为烟厂制丝车间智能巡检机器人的障碍物, 利用基于双目视觉的导航系统、基于模型预测控制的导航系统与基于深度学习的导航系统, 分别检测障碍物的移动速度。障碍物的运动由人工推动实现, 在匀速直线运动下朝向实验平台移动, 并且使用秒表记录障碍物移动的时间情况。障碍物移动的起始位置为 (400, 500), 移动的终止位置为 (100, 200), 具体如图 11 所示。

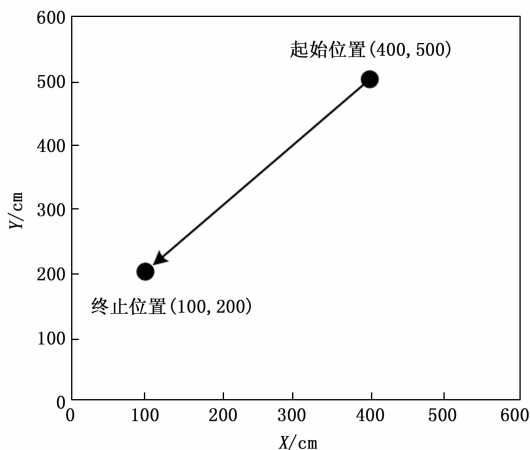


图 11 障碍物移动的起始位置和终止位置

使用秒表记录图 11 中障碍物的移动时间为 8.7 秒, 障碍物移动的实际速度为 30.5 cm/s, 不同系统的障碍物移动速度测试结果如表 2 所示。

表 2 不同系统的障碍物移动速度测试结果

系统名称	X 轴速度 / (cm/s)	Y 轴速度 / (cm/s)	合成速度 / (cm/s)
基于双目视觉的导航系统	19	14	23.1
	18	16	23.8
	12	17	20.3
基于模型预测控制的导航系统	17	15	22.6
	16	16	22.4
	16	17	23.1
基于深度学习的导航系统	22	22	30.8
	22	21	30.6
	21	22	30.4

从表 2 的结果可以看出, 采用文中基于深度学习的导航系统时, 对障碍物在 X 轴和 Y 轴移动速度的检测结果非常接近, 对障碍物移动方向和移动方向上速度的跟踪具有实时性, 而且文中系统检测到障碍物的合成速度与实际移动速度的一致性较高, 误差在 0.1~0.3 cm/s 之间。采用基于模型预测控制的导航系统时, 对障碍物在 X 轴和 Y 轴移动速度的检测结果虽然比较接近, 能够对障碍物的移动方向进行实时跟踪, 但是检测到障碍物的合成速度与实际移动速度之间的偏差比较大, 说明对障碍物移动速度的检测效果较差。采用基于双目视觉的导航系统时, 对障碍物在 X 轴和 Y 轴移动速度的检测结果具有比较大的偏差, 而且检测到障碍物的合成速度与实际移动速度之间仍然存在很大偏差。由此可以得出, 基于双目视觉的导航系统、基于模型预测控制的导航系统与基于深度学习的导航系统对障碍物移动的跟踪都具有较高的实时性, 能够准确监测到障碍物的移动速度, 说明基于深度学习的导航系统可以满足巡检机器人对避障路径的需求。

3.3 避障精度测试

在避障精度测试中, 引入基于 STM32 的导航系统、基

于双目视觉的导航系统和基于模型预测控制的导航系统作对比,在不同的测试时间下,测试了 4 个导航系统的避障精度,结果如图 12 所示。

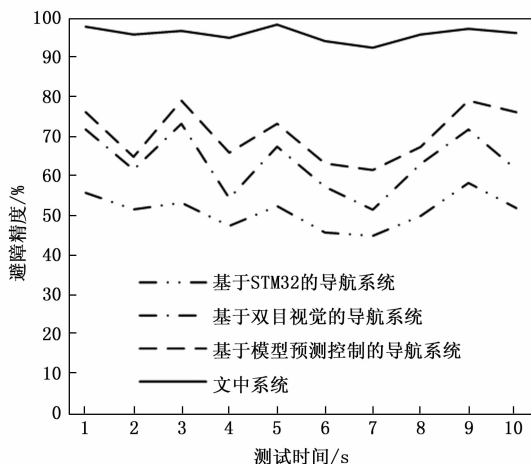


图 12 避障精度测试结果

图 12 的结果显示,采用基于 STM32 的导航系统时,智能巡检机器人在导航过程中的避障精度低于 60%,说明 STM32 单片机对巡检机器人的路径规划具有一定偏差,降低了系统的避障精度。采用基于双目视觉的导航系统和基于模型预测控制的导航系统时,虽然避障精度稍高于基于 STM32 的导航系统,但是仍然低于 80%。然而采用文中基于深度学习的导航系统时,可以将巡检机器人的避障精度为 95.5%,说明文中系统在烟厂制丝车间的导航效果最好,可以有效避免智能巡检机器人在烟厂制丝车间中与障碍物发生碰撞。

4 结束语

本文提出了基于深度学习的烟厂制丝车间智能巡检机器人自主导航系统设计研究,通过系统的硬件设计和软件设计,实现了智能巡检机器人在烟厂制丝车间的导航,实验结果表明,该系统在烟厂制丝车间的巡检任务中表现出了良好的性能和稳定性。系统可以提高巡检机器人的导航精度,避免巡检过程中与障碍物发生碰撞。本文研究虽然取得一定成果,但是还存在很多不足,当烟厂制丝车间的环境比较复杂时,缺少对巡检机器人避障路径的识别,在今后的研究中,希望可以考虑到烟厂制丝车间的环境因素,以提升导航系统的适应性。

参考文献:

[1] 徐伟锋. 煤矿巡检机器人自主导航轨迹纠偏控制研究 [J]. 煤炭技术, 2021, 40 (5): 170-173.
 [2] 朱将勇, 李鹏, 李翔, 等. 城市轨道交通车辆智能巡检机器人定位系统 [J]. 铁道运输与经济, 2023, 45 (1): 130-136.
 [3] 董翔宇, 张中, 朱俊, 等. 一种基于深度神经网络的变电站巡检机器人路面识别方法 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37

(S2): 389-391.

[4] 张申毅, 樊绍胜, 程嘉翊, 等. 基于 STM32 的轨道式巡检机器人控制系统的设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2020, (9): 93-97.
 [5] 张振乾, 李世超, 李晨阳, 等. 基于双目视觉的香蕉园巡检机器人导航路径提取方法 [J]. 农业工程学报, 2021, 37 (21): 9-15.
 [6] 郭明阳, 刘爽. 基于模型预测控制的移动机器人户外导航方法 [J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2022, 48 (2): 273-280.
 [7] HUANG L, WU G, TANG W, et al. Obstacle distance measurement under varying illumination conditions based on monocular vision using a cable inspection robot [J]. IEEE Access, 2021 (99): 1-1.
 [8] 邱硕涵, 谭章禄, 蔡晓梅. 基于 D_Star 算法的巡检机器人路径规划优化研究 [J]. 中国矿业大学学报, 2021, 50 (5): 1011-1018.
 [9] 董诗绘, 牛彩雯, 戴琨. 基于深度强化学习的变电站巡检机器人自动化控制方法研究 [J]. 高压电器, 2021, 57 (2): 172-177.
 [10] 路浩, 陈洋, 吴怀宇, 等. 受路网和测量约束的变电站巡检机器人路径规划 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (16): 1972-1982.
 [11] 范亚南, 苏冠明, 王增光, 等. 具有升降云台的轨道式巡检机器人控制系统设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2022, (4): 69-74.
 [12] 陈浩敏, 姚森敬, 席禹, 等. 基于数据驱动的变电站巡检机器人自抗扰控制 [J]. 信息与控制, 2021, 50 (4): 385-394.
 [13] 李荣, 栾贻青, 王海鹏, 等. 全向四驱变电站巡检机器人运动控制系统设计 [J]. 机床与液压, 2020, 48 (8): 112-116.
 [14] 郑亚红, 于雪庭, 马少华, 等. 变电站故障预警巡检机器人自主运动规划 [J]. 沈阳工业大学学报, 2021, 43 (1): 6-11.
 [15] 焦峰, 梁文科, 张奎景, 等. 基于 MPC 的煤矿巡检机器人轨迹跟踪技术研究 [J]. 煤炭技术, 2022, 41 (5): 212-215.
 [16] 童泉军, 陈洋, 路浩, 等. 面向表计读数的变电站巡检机器人路径规划 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36 (8): 167-177.
 [17] 殷齐林, 李建祥, 黄振, 等. 信通机房机器人高相似度空间定位导航技术 [J]. 机械设计与制造, 2022, (6): 214-217.
 [18] 崔坤坤, 樊绍胜. 基于动态双窗口的机器人视觉导航与特征识别方法 [J]. 计算机工程, 2020, 46 (9): 313-320.
 [19] 程健. 煤矿巷道机器人管线视觉辅助定位与导航方法研究 [J]. 煤炭科学技术, 2020, 48 (7): 226-232.
 [20] 王吉岱, 郭帅, 孙爱芹, 等. 基于双目视觉技术的高压输电线路巡检机器人在线测距 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20 (15): 6130-6134.