

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0124-06

# 基于视觉的配电房巡检机器人避障方法

何干祥<sup>1</sup>, 马 骋<sup>1</sup>, 郑文磊<sup>1</sup>, 刘懿辉<sup>1</sup>, 黄承曦<sup>2,3</sup>(1. 国能神福(石狮)发电有限公司, 福建 石狮 362712; 2. 福建(泉州)先进制造技术研究院, 福建 泉州 362000;  
3. 福建省智能运维机器人技术重点实验室, 福建 泉州 362000)

**摘要:**针对配电房巡检机器人在复杂动态环境中实现高效自主导航与实时避障的需求,提出一种基于机器视觉的动态避障方法。该方法首先融合改进的YOLO-v8目标检测算法,对环境中的静态与动态障碍物进行实时识别与位置估计,从而克服传统移动机器人避障算法在复杂场景下识别精度低、响应迟滞等问题。其次,结合动态窗口法(dynamic window approach, DWA)进行局部路径规划优化,将YOLO-v8检测得到的障碍物空间坐标及运动参数动态映射到DWA速度空间中,实现速度与方向的实时调整,增强机器人在动态环境中的避障与路径稳定性。最后,在仿真环境中对算法进行测试与验证。实验结果表明,该方法能够在复杂动态场景下准确识别并避让多种障碍物,提升了巡检机器人的自主导航安全性与智能化水平。

**关键词:**机器视觉;目标检测;YOLO-v8;动态窗口方法;局部路径规划;动态避障

中图分类号: TP183;TP242

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0124-06

## Obstacle avoidance method of power distribution room inspection robot based on vision

He Ganxiang<sup>1</sup>, Ma Cheng<sup>1</sup>, Zheng Wenlei<sup>1</sup>, Liu Yihui<sup>1</sup>, Huang Chengxi<sup>2,3</sup>(1. Guoneng Shenfu ( Shishi ) Power Generation Co., Ltd., Shishi 362712, Fujian, China;  
2. Fujian (Quanzhou) Institute of Advanced Manufacturing Technology, Quanzhou 362000, Fujian, China;  
3. Fujian Key Laboratory of Intelligent Operation and Maintenance Robot Technology, Quanzhou 362000, Fujian, China)

**Abstract:** To meet the demand for efficient autonomous navigation and real-time obstacle avoidance of inspection robots in complex dynamic power distribution rooms, this paper proposes a vision-based dynamic obstacle avoidance method. Firstly, an improved YOLO-v8 algorithm is applied for real-time detection and localization of static and dynamic obstacles, addressing the limitations of traditional mobile robot avoidance algorithms in accuracy and responsiveness. Secondly, the dynamic window approach (DWA) is integrated for local path planning optimization, where obstacle position and motion parameters obtained from YOLO-v8 are mapped to the DWA velocity space in real time, enabling adaptive speed and direction control. Finally, simulation experiments are conducted to verify the proposed method. Results show that the algorithm can accurately detect and avoid various obstacles in dynamic environments, improving the safety and intelligence of inspection robots' autonomous navigation.

**Keywords:** machine vision; object detection; YOLO-v8; dynamic window approach; local path planning; dynamic obstacle avoidance

电力系统的稳定运行对现代社会至关重要,配电房作为其中的关键环节,其设备的安全监测尤为关键<sup>[1-3]</sup>。因此,自动化巡检机器人的应用成为提升电力系统智能化的关键<sup>[4-5]</sup>。在此背景下,避障技术成为巡检机器人执行任务的核心之一,国内外学者都对此展开了广泛研究。

文献[6]提出一种轻量级目标检测算法,提升了网络模型在电力巡检场景下的检测性能。文献[7]提出一种基于网格地图环境的蚁群算法,成功用于无人机巡检路径优化。文献[8]提出一种基于蚁群算法的变电站巡检机

器人路径规划方法,可实现复杂环境下的路径自动寻优规划。文献[9]利用小波神经网络,构建了变电站巡检机器人越障视觉伺服路径规划模型。文献[10]提出一种基于快速搜索随机树算法的带电作业机器人避障路径规划方法,实现了采样点的动态调整。文献[11]提出一种改进型海洋捕食者算法,有利于提高机器人的自主避障能力和作业效率。文献[12]通过A\*(A Star)算法进行路径规划并对算法优化,提高无人车避障和路径搜索能力;文献[13]构思了一套依托现场可编程门阵列(field-

收稿日期:2025-04-30;录用日期:2025-06-30

基金项目:福建省自然科学基金项目(2022J05107)

作者简介:何干祥(1972—),男,高级工程师,研究方向:电力技术与发电。

通信作者:黄承曦(1987—),男,博士,研究方向:机器人智能作业技术。

引用本文:何干祥,马骋,郑文磊,等. 基于视觉的配电房巡检机器人避障方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 124-129. (He Ganxiang, Ma Cheng, Zheng Wenlei, et al. Obstacle avoidance method of power distribution room inspection robot based on vision[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 124-129.)

programmable gate array, FPGA) 以及支持向量机 (support vector machine, SVM) 二分类模式的实时双目视觉检测体系, 文献[14]则打造并落地了基于激光传感器和即时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 算法的自动导航方案, 其能够在精准测定机器人自身位置之际同步构筑起环境地图。时下已有的避障技术, 依据对周围信息环境的掌控程度以及环境变化情况, 可划分为静态避障和动态避障两种类型。由于后者需要实时建模场景并进行大量计算, 因此需要强大的硬件处理能力。鉴于此, 如何在这种情况下结合机器视觉, 使机器人避开动态障碍物, 是提高配电房巡检机器人在动态环境中的导航能力的关键因素。

本文研究了一种基于视觉的避障算法, 该算法通过改进的 YOLO-v8 进行实时障碍物检测, 并结合动态窗口方法 DWA 优化路径规划, 以提高机器人在配电房中的避障效率和安全性。这项研究旨在为配电房巡检机器人提供一种高效的避障解决方案, 推动电力巡检的自动化进程。

## 1 视觉检测算法

本文利用可视化检测网络, 对 YOLO-v8 网络进行改进, 提供一个更快、更强大的神经网络, 以提高识别精度和性能。

该框架由四个主要部分组成: 输入、主干、颈部和头网络。具体来说, 对于 YOLOv8 框架的主干网络, 本文采用了一种新的卷积方法 GSCConv 来取代一些传统的卷积层 (Conv)。在传统的 CNN 骨干网络中, 输入图像经过一个转换过程, 空间信息逐渐转换为信道信息。然而, 随着特征图的每次空间压缩和通道扩展, 这一过程会导致语义信息的部分丢失。传统 CNN 中标准卷积 (SC) 的计算过程复杂, 模型参数的增加导致模型预测计算速度较慢。DSC 即深度可分离卷积层, 它依据对每个输入特征图通道独立施行卷积操作的原理, 达成了轻量化模型架构。然而, 与 SC 相比, DSC 在特征提取与融合效能方面较差。而同时实现了轻量级的模型 GSCConv 卷积方法集成了 SC 和 DSC, 旨在尽可能保持低时间复杂度的同时, 平衡模型的准确性和速度。GSCConv 的结构如图 1 所示。

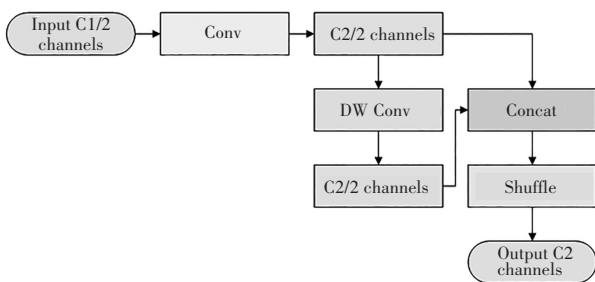


图 1 GSCConv 网络结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the GSCConv network structure

特征映射首先通过一个标准的卷积层, 从而得到一个 C2/2 的输出通道。然后, 对输出特征映射的每个通道进

行独立卷积。随后, 使用串联模块 (Concat) 将 Conv 层和 DW Conv 层的输出进行组合, 最后在输出前打乱串联的特征映射, 旨在重新排列特征通道, 改善特征之间的信息流。用 GSCConv 替换 SC 可以表示为

$$\text{YOLOv8}(x) = \text{GSCConv}(\text{SC}(x)) = \text{Shuffle}\left(\sum_{i=1}^n \text{Conv}(\text{SC}(x_i))\right) \quad (1)$$

式中,  $\text{YOLOv8}(x)$  表示 YOLOv8 模型的输出, 其中  $x$  表示输入特征映射。GSCConv 结合了 SC 和 DSC 的优点, 平衡了模型的准确性和复杂性。

## 2 全局路径规划算法

在网格地图环境中, 全局路径规划算法如 Dijkstra<sup>[15]</sup>、A\*<sup>[16]</sup>、D-star 及跳跃点搜索 (jump point search, JPS)<sup>[17]</sup> 扮演着重要角色。其中 Dijkstra 算法采取了一种逐步扩展的方式, 通过评估每个相邻节点的成本来不断拓宽搜索边界, 而 A\* 算法在此基础上引入了启发式信息, 优先考虑那些更接近目标节点的路径, 并计算其累积成本。这种启发式策略显著提升了路径搜索的效率, 尤其适用于具有离散路径结构的场景。

在 A\* 算法中, 节点的代价函数设计至关重要<sup>[18]</sup>, A\* 算法中每个节点的代价函数定义为

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (2)$$

式中,  $g(n)$  表示从起点到当前节点  $n$  的实际生成值;  $h(n)$  则表示从当前节点到目标节点的启发式估计成本, 这两个值共同构成了 A\* 算法中的评估函数, 用于指导搜索过程。

设起始点的坐标为  $(x_s, y_s)$ , 当前节点的坐标为  $(x_n, y_n)$ , 结束点的坐标为  $(x_e, y_e)$ , 其中,  $s, n, e$  分别表示起始点, 当前节点, 结束点。节点到端点的启发式评估代价可以用这两个节点之间的曼哈顿距离表示为

$$h(n) = |x_e - x_n| + |y_e - y_n| \quad (3)$$

## 3 局部路径避障算法

移动机器人于任务执行期间, 常规避障策略包含可见性图算法<sup>[19]</sup>、模糊逻辑控制<sup>[20]</sup>、人工势场方法<sup>[21]</sup>、向量场直方图分析<sup>[22]</sup>以及动态窗口法 (DWA)<sup>[23]</sup>等多种技术手段, 各方法依场景与任务特性呈现不同效能。

在本文中, 选定 DWA 作为局部路径规划的主要避障策略。具体而言, 通过整合机器视觉技术, 实现了对移动障碍物的实时检测与追踪。这一举措显著增强了局部避障的灵活性与精确性, 使得系统能够更加智能地应对复杂多变的障碍物环境。优化后的算法依据机器人运动学模型, 在速度域内对多种速度组合实施采样, 并模拟这些组合下的未来运动轨迹。通过机器视觉的辅助, 系统能够即时探测预测轨迹上潜在的动态障碍物, 依据障碍物信息对轨迹集进行精细筛选。最终, 系统对这些筛选后的轨迹进行综合评估, 选定最优路径予以执行。

### 3.1 机器人运动学模型

在本文的机器人操作系统(robot operating system, ROS)仿真环境中,所采用的移动机器人是基于两轮差速驱动的非全向驱动控制系统。该系统设计中,上层负责发送速度控制指令,而下层则负责更新机器人的里程表信息<sup>[24]</sup>。本文使用的移动机器人的运动学状态模型如式(4)所示。

$$\begin{aligned} x(t_n) &= x(t_0) + \int_{t_0}^{t_n} v(t) \cdot \cos \theta(t) dt \\ y(t_n) &= y(t_0) + \int_{t_0}^{t_n} v(t) \cdot \sin \theta(t) dt \\ \theta_i &= \theta_i + \omega \cdot \Delta t \end{aligned} \quad (4)$$

当前节点  $n$  的机器人坐标  $x(t_n), y(t_n)$  可通过  $t_0$  时刻的机器人坐标  $x(t_0), y(t_0)$  计算获得,  $\theta, \omega, v$  分别表示机器人的航向角,角速度,速度。在计算机器人的移动轨迹时,首先考虑两个相邻的时间点(或称为力矩)之间的运动情况。如图2所示,将这两个时间点之间的轨迹近似看作一条直线,并假设该直线沿着机器人的本地坐标系移动。

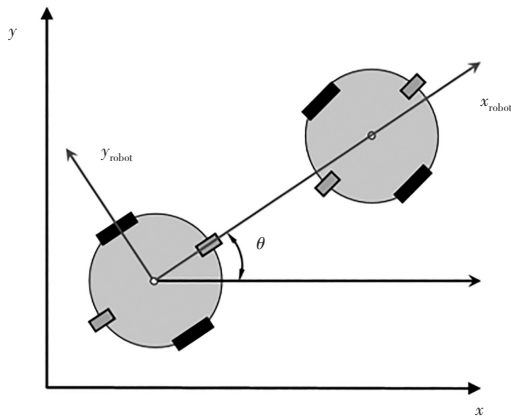


图2 机器人运动学模型

Fig.2 Kinematic model of the robot

### 3.2 机器人速度采样

在DWA算法框架中,速度采样是其中一个重要步骤。此步骤依据移动机器人的速度限制条件,对其可能的运动轨迹进行预估,并在速度空间内执行多组离散速度值的采样。鉴于本文所讨论的移动机器人由两轮差动驱动系统操控,因此只需要对线速度  $v$  和角速度  $\omega$  进行采样。如图3所示,不同的线速度  $v$  和角速度  $\omega$  的组合,可以得到不同的采样结果。

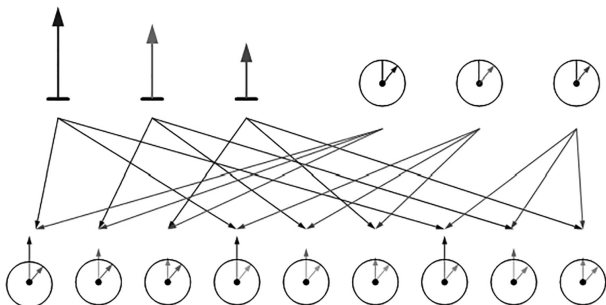


图3 机器人速度采样

Fig.3 Robot velocity sampling

移动机器人在接收到每一组速度指令后,会模拟在未来某一时段内的行进路径。同时,借助视觉传感器的辅助,机器人能够对这些模拟的运动轨迹进行即时的监测与校验。如果视觉在轨迹上检测到一个移动的障碍物,或者在模拟过程中轨迹中出现了一个新的固定障碍物,则该轨迹将被丢弃。采样轨迹如图4所示。

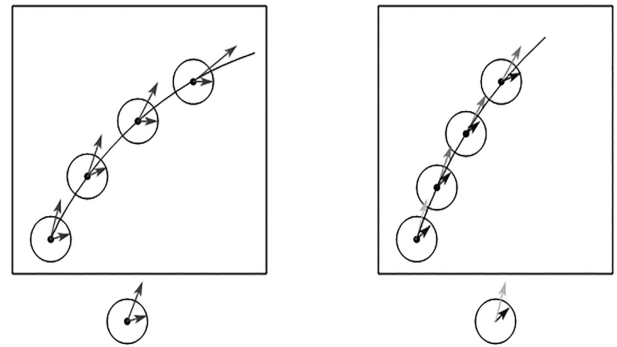


图4 机器人采样模型

Fig.4 Robot sampling model

在局部避障过程中,机器人会从已生成的轨迹集合中挑选出一条最优路径,以此作为执行避障动作的依据,并向其底盘控制系统发送相应的速度指令,从而驱动差分运动机构完成避障操作<sup>[25]</sup>。对于轨迹的优选,采用一套综合评价指标,该体系全面考量以下几个关键因素。一是确保机器人末端朝向与目标方向的角度误差最小化,从而引导机器人准确地向目标前进;二是障碍物检测后,轨迹与最近障碍物之间的安全距离,以保证避障的可靠性;三是执行轨迹所需的速度,以平衡效率与安全性;四是轨迹与全局规划路径的匹配程度,以确保机器人能够沿预定路线持续行进。通过这些指标的综合评估,机器人能够智能地选择出最优的局部避障路径。

移动机器人会持续地检测自身是否已到达预设的目标位置,一旦确认到达,便会立即停止运动。若尚未抵达,机器人则会返回到步骤2,继续执行之前的流程,这一连串的步骤会不断地重复进行,直至机器人最终成功抵达目标点为止。

根据该机器人在移动过程中速度变化的上下限,可以将线速度  $v$  和角速度  $\omega$  的范围设为

$$V_m = \{v \in [v_{min}, v_{max}], \omega \in [\omega_{min}, \omega_{max}]\} \quad (5)$$

机器人的加速度范围受限于其电机的性能特性,这直接决定了机器人在移动过程中速度变化的上下限。在DWA实际应用场景中,速度被严格限制于一个特定的时间窗口之内。这个时间窗口内的速度值集合,准确地反映了机器人在预设的模拟时间段内所能实际达成的速度范围。具体地,动态窗口内的速度集合起始于机器人当前的速度值,并依据其最大加速与减速能力,通过计算推导得到

$$V_d = \left\{ \begin{aligned} &((v, \omega) \mid v \in [v_c - \dot{v}_b \cdot \Delta t, v_c + \dot{v}_a \cdot \Delta t] \wedge \\ &v \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \cdot \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \cdot \Delta t] \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

线速度  $v$  的可行区间由当前线速度  $v_c$ 、最大线减速度  $\dot{v}_b$ 、最大线加速度  $\dot{v}_a$  和时间步长  $\Delta t$  共同决定,角速度  $\omega$  的可行区间由当前角速度  $\omega_c$ 、最大角减速度  $\dot{\omega}_b$ 、最大角加速度  $\dot{\omega}_a$  和时间步长  $\Delta t$  共同决定。在考虑到最大减速能力的约束时,机器人必须确保能够在探测到障碍物之前安全地减速至停止,以避免碰撞。这要求机器人的速度必须满足一个特定的范围,该范围由式(7)给出。式(7)中,  $\text{dist}(v, \omega)$  为机器人与预测轨迹上最近障碍物之间的最小距离。如果根据模拟结果显示,机器人能够在与障碍物发生实际接触之前成功减速至停,则相应的速度组合被视为有效并保留;反之,若无法满足这一安全条件,则该速度组合将被舍弃,不再作为潜在的避障路径选择。

$$V_{\text{safe}} = \left\{ (v, \omega) \left| \begin{array}{l} v < \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, \omega) \cdot \dot{v}_a} \wedge \\ \omega \leq \sqrt{2 \cdot \text{dist}(v, \omega) \cdot \dot{\omega}_a} \end{array} \right. \right\} \quad (7)$$

### 3.3 轨迹评估优化

在动态窗口内完成轨迹采样后,需对筛选出的所有轨迹逐一进行评估。依据评估结果,得分最高的轨迹将被选定为机器人在下一个控制周期内的最优行进路径。经过改进后,对每个轨迹进行评分的评价函数为

$$G_{(v, \omega)} = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{vel}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{det}(v, \omega)) \quad (8)$$

式中,  $\alpha, \beta, \gamma$  为每个评价函数的权重系数,该权重系数通过仿真实验单变量调整后迭代优化;  $\text{heading}(v, \omega)$  是角度评价函数,它衡量的是在当前速度组合下,机器人运动轨迹末端与目标点之间的角度差异。具体地,角度差越小,意味着机器人的朝向与目标方向越一致,因此得分越高。 $\text{vel}(v, \omega)$  为速度评价函数,依据速度曲率的变化对轨迹进行评分。速度曲率变化反映了轨迹的平滑程度,变化越小意味着轨迹越平稳,因此得分越高;  $\text{det}(v, \omega)$  是本文特别引入的与机器视觉集成的评估功能,专门用于评估在当前速度组合所对应的轨迹上是否检测到了移动障碍物并给出评分。若在该轨迹上检测到障碍物,则出于安全考虑,该轨迹将被直接丢弃。相反,如果未检测到障碍物,  $\text{det}(v, \omega)$  将赋予一个预设的常数高分,表示该轨迹在障碍物检测方面是安全的。

最后,将轨迹进行归一化,结果为式(9):

$$\begin{aligned} \text{normal\_heading}(i) &= \frac{\text{heading}(i)}{\sum_{i=1}^n \text{heading}(i)} \\ \text{normal\_vel}(i) &= \frac{\text{vel}(i)}{\sum_{i=1}^n \text{vel}(i)} \\ \text{normal\_det}(i) &= \frac{\text{det}(i)}{\sum_{i=1}^n \text{det}(i)} \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $n$  为所有的采样轨迹,  $i$  为当前的采样轨迹。

算法框架流程如图 5 所示。

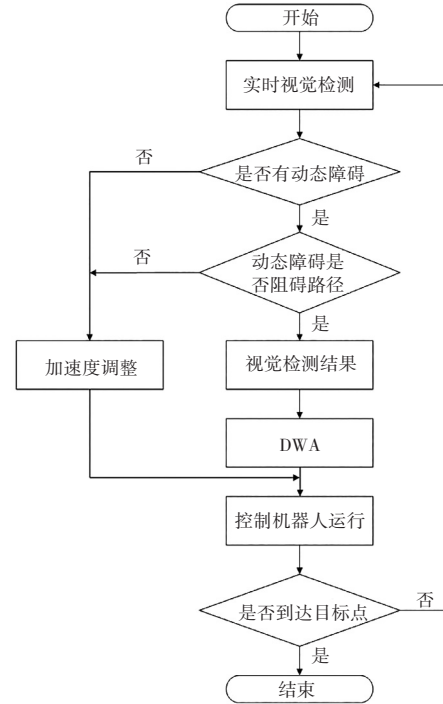


图 5 改进 DWA 算法框架示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the improved DWA algorithm framework

## 4 实验结果与分析

为了验证本文中改进的视觉检测网络性能,在 Linux 系统中使用 Python 3.11 和 PyTorch 工具搭建仿真平台,选择 Coco 数据集对基线模型和改进网络进行训练,训练参数如表 1 所示。

表 1 训练参数设置

Tab. 1 Training parameter settings

超参数	参数设置
图片大小/像素	640×640
训练轮次	100
批处理大小/个	4
lr0	0.01
lrf	0.01
iou	0.7
保存权重周期	10

本实验以平均精度均值 (mAP)、参数量 (Params)、平均准确率 (AP) 及检测时间作为评估指标,实验结果如表 2 所示。

表 2 基于 COCO 数据集的网络性能对比

Tab. 2 Comparison of network performance based on the COCO dataset

model	mAP/%	AP/%	Params/M	time/ms
YOLOv8	86.6	78.17	3.05	0.45
YOLOv8+CA	91.8	81.46	12.06	0.44
YOLOv8+DCN	91.3	80.18	14.10	0.44
本文模型	94.9	86.27	2.78	0.36

表 2 显示,优化后的模型较基础模型参数量降低 8.85%,每张图片平均检测时间缩减 20%。

根据实验数据,众多轻量化检测网络中,本文设计网络的 mAP 表现最优。在参数精简的前提下,仍维持了较快检测速度与较高平均准确率。

为评估本文改进 DWA 算法智能规划方法的效能,设计并实施了一系列实验。实验环境通过构建配电房三维模型,包含变压器柜、电缆沟等典型设备,并设置静态障碍物(检修梯、工具箱等)及动态障碍物(模拟速度 0.5~1.5 m/s 的移动推车)。为增强实验可信度,特别引入环境干扰补偿模块:在视觉感知层添加高斯噪声( $\sigma=0.03$ )模拟实际光照不均导致的图像退化,同时在地面动力学模型中设置摩擦系数随机扰动( $\pm 15\%$ )以复现油渍、积水等工况。为确保实验结果具备可比性,本文提出的方法与常

规插补轨迹路径规划方法、传统视觉融合路径规划方法将在不同场景中开展测试。

为验证所提智能路径规划方法的避让效果,本文设计了一个机器人避障实验。实验布置了3种典型道路场景:场景一中障碍物位于路径左侧,对应机器人右向避让动作;场景二中障碍物位于路径右侧,对应机器人左向避让动作;场景三中障碍物完全阻断前进方向,对应机器人停机动作。测试过程中,将机器人根据所搭载的不同路径规划方法分为3组,每组机器人分别在3个不同场景进行实验,并由记录人员记录机器人在该场景下根据障碍物作出反应以及完全输出结果所需时间。测试结果如表3所示。

表3 不同场景下导航所需时间对比

Tab. 3 Comparison of navigation time required in different scenarios

方法	偏转方向			所需时间/s		
	场景一	场景二	场景三	场景一	场景二	场景三
传统插补轨迹路径规划方法	右偏	左偏	停止	1.43	1.45	1.15
传统视觉融合路径规划方法	右偏	左偏	停止	1.40	1.41	1.09
本文所提方法	右偏	左偏	停止	1.25	1.20	1.0

通过分析多组机器人在不同场景中的避障输出结果可知:本文提出的路径规划方案不仅能精准预判机器人后续的偏转轨迹,而且具备更高效的时间响应机制,可针对多样的障碍情境迅速作出应激反应,从而充分契合机器人自主避障导航的功能需求。

为进一步评估本文方法在机器人导航避障任务中的性能,本文设计了一个避障实验。具体为在某一段相同巡检道路上设置一定数量的障碍物,并对比了搭载不同路径规划方法的机器人在不同避障物数量下通过道路所消耗的时间,结果见表4。

表4 不同障碍物数量下导航所需时间对比

Tab. 4 Comparison of navigation time required under different numbers of obstacles

障碍物数量/个	耗时/s		
	传统插补轨迹路径规划方法	传统视觉融合路径规划方法	本文所提方法
0	10.53	10.50	10.52
5	12.82	12.45	12.06
10	15.55	14.92	14.10
15	18.63	17.84	16.90

结果表明,当应对道路没有障碍物的情况时,机器人无需考虑避障,故各方法通过道路所用时间相近;当出现障碍物时,搭载了传统插补轨迹路径规划方法与传统视觉融合路径规划方的巡检机器人避障虽然也能达到避障,但由于在躲避障碍物时偏转角度过大、机器人行驶方向调整过于频繁,避障过程耗时过长。而本文所提方法通过分析环境中的障碍物信息,经过少量的逻辑判断来对机器人行驶路径进行设计,能够更精确、更智能地指导机器人实现

导航障碍。

上述仿真实验虽验证了算法在结构化场景下的避障效能,但实际配电房环境的复杂性对系统提出了更高要求。真实场景中,动态障碍物的突发行为、多源环境干扰及设备物理特性的非线性变化,使得仿真环境下的优化策略面临适应性挑战。仿真中采用的理想化感知模型难以复现实际场景中光照变化、设备反光等干扰,导致视觉检测稳定性显著下降。动态障碍物的预设轨迹无法模拟人员随机移动、急停等行为,使得轨迹预测与实际需求存在偏差。此外,仿真忽略地面摩擦系数变化及电磁干扰等物理因素,导致机器人转向控制、定位精度等性能评估过于乐观。实际部署中,算法面临动态障碍物协同避障效率不足、边缘计算资源受限、多传感器时空对齐偏差等问题,尤其在非结构化环境中,传统检测方法对不规则障碍物的识别能力较弱。同时,电磁干扰与机械响应延迟进一步影响系统可靠性,需通过算法架构优化与多模态冗余设计提升整体适应性。

## 5 结论

针对配电房巡检机器人在避障路径智能规划方面所面临的挑战与不足,本文提出了一种基于改进 YOLOv8 算法的视觉避障技术,通过融合动态窗口法实现障碍物轨迹预测与路径优化。与传统的机器人避障路径模式相对比,本文所提方法允许巡检机器人在预定的工作区域内,有效地避开动态和静态障碍物,综合多方面因素,规划出既短又安全的全局路径。当环境发生变动时,所提方法能够结合运动障碍物的轨迹进行二次分析,并应用动态窗口法对路径进行优化调整,从而增强机器人对环境变化的适应能

力,满足避障需求,提高巡检工作的质量和效率。但本研究仍存在三方面局限性,1)未考虑多障碍物交互形成的复杂运动场景,可能导致局部路径震荡;2)对动态障碍物的速度突变情况缺乏自适应调整机制;3)视觉传感器在低照度配电房环境中的检测稳定性仍需提升。未来研究将围绕三个方向展开:首先构建多障碍物协同运动预测模型,通过图神经网络量化障碍物间的相互作用力;其次开发速度自适应避障算法,融合卡尔曼滤波实现动态目标运动状态预估;最后建立多模态感知系统,集成毫米波雷达与红外传感器以增强复杂环境感知鲁棒性。本研究为智能巡检机器人提供了可行的技术路径,后续将通过半物理仿真平台验证算法在真实工业场景中的泛化能力。

## 参考文献

- [1]张健,柯春根,戎瑜,等.基于人工智能技术的电力巡检机器人自动化控制系统[J].自动化与仪表,2024,39(4):65-68,73.
- [2]刘广.基于巡检机器人的变电站安全运维系统设计研究[J].灯与照明,2025,49(1):142-145.
- [3]黄松涛.基于机器视觉的电力巡检机器人自动化系统设计[J].自动化技术与应用,2024,43(1):35-38,43.
- [4]毛建旭,贺振宇,王耀南,等.电力巡检机器人路径规划技术及应用综述[J].控制与决策,2023,38(11):3009-3024.
- [5]徐欧珺,吕佳芮.智能巡检机器人在配电网故障检测中的应用分析[J].中国机械,2024(36):20-23.
- [6]周子纯,袁逸凡,张铖,等.一种基于目标检测模型的轻量化电力巡检方法[J].信息技术,2023(12):87-93.
- [7]张驰,任焰辉,张立,等.基于蚁群算法优化的无人机巡检路径规划[J].信息技术,2024(7):180-186.
- [8]黄文琦,曾群生,周锐焯,等.基于蚁群算法的变电站巡检机器人复杂环境路径规划[J].自动化技术与应用,2025,44(4):147-150.
- [9]李葳挺.变电站巡检机器人越障视觉伺服路径规划[J].自动化技术与应用,2024,43(6):10-14.
- [10]史宇航,花国祥,闫纪源,等.基于改进RRT的带电作业机器人机械臂的避障路径规划研究[J].自动化与仪表,2024,39(10):66-71.
- [11]张伟刚,周红生.基于改进海洋捕食者算法的电力巡检机器人避障技术研究[J].现代制造工程,2024,(10):60-66.
- [12]宋志强,邹佳佳.基于ROS的无人车控制系统设计与实现[J].信息技术,2024(10):37-43.
- [13]樊民革,吴珈灏.基于FPGA与SVM实时双目视觉巡检机器人避障研究[J].机械工程与自动化,2024(6):56-57,61.
- [14]侯英勇,陈嘉茹,王树臣,等.基于激光SLAM的巡检机器人自动导航与避障技术研究[J].数字农业与智能农机,2024(9):33-35.
- [15]郭建,杨朋,曾志豪,等.融合改进Dijkstra算法和动态窗口法的移动机器人路径规划[J].组合机床与自动化加工技术,2024(3):36-40.
- [16]武延涛,张震,刘伟良,等.基于改进A\*算法的全局路径规划[J].自动化技术与应用,2025,44(3):12-16.
- [17]任祥瑞,王正刚,汤俊杨.改进JPS算法融合DWA的多机器人路径规划[J].计算机应用研究,2024,41(11):3251-3257.
- [18]赵涛,张翼,赵贤文,等.基于视觉的巡检机器人环境感知和导航避障研究[J].无线电工程,2023,53(8):1883-1890.
- [19]Lacasa L, Luque B, Ballesteros F, et al. From time series to complex networks: the visibility graph[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2008, 105(13): 4972-4975.
- [20]Wang M. Fuzzy logic based robot path planning in unknown environment[C]//2005 International conference on machine learning and cybernetics. Guangzhou, China; IEEE, 2005(2):813-818.
- [21]Lee M C, Park M G. Artificial potential field based path planning for mobile robots using a virtual obstacle concept[C]// Proceedings 2003 IEEE/ASME international conference on advanced intelligent mechatronics. Kobe, Japan; IEEE, 2003(2):735-740.
- [22]Borenstein J. The vector field histogram-fast obstacle avoidance for mobile robots[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989(19):1179-1187.
- [23]熊冬杪,宁勇强,王嘉炜,等.基于改进DWA的移动机器人局部路径规划[J].工业控制计算机,2024,37(8):102-104.
- [24]迟兴江,潘金虎,耿军伟.基于深度学习的架空输电线附属障碍物识别研究[J].电测与仪表,2026,63(1):160-167.
- [25]肖扬帆,李彦明,刘子翔,等.四轮电驱水田除草机器人运动建模与路径跟踪控制[J].农机化研究,2026,48(2):165-172,182.