

基于改进 PRRT 算法的智能巡检 机器人自主越障控制

刘锋华, 袁黎晖, 龚文辉

(江西农业大学南昌商学院 计算机系, 江西 共青城市 332020)

摘要: 在巡检机器人的越障控制过程中, 将离散化节律信号转化为三角波振荡信号时, 生成的三角波信号与期望的步态适应性存在偏差, 导致机器人难以高效完成巡检任务; 为提高巡检机器人的越障控制能力, 对智能巡检机器人自主越障控制方法进行了研究; 利用智能巡检机器人上安装的传感器感知巡检区域环境中障碍物分布情况, 并绘制出区域栅格地图, 引入 0 阶马尔科夫场计算栅格被障碍物占据的概率, 完成正常栅格和障碍栅格的有效区分; 面向环境栅格地图, 以路径长度最短、地面危险等级最小为目标, 构造自主越障控制路径规划数学模型; 引入改进分阶段快速随机搜索树算法对数学模型进行求解, 通过最优路径搜索、路径平滑处理两个操作步骤, 生成最佳机器人自主越障控制路径规划结果; 将越障路径输入到运动控制框架中, 在自适应神经混沌控制、CPG 后处理等模块的共同作用下, 将离散化节律信号转化为具有步态适应性的三角波振荡信号, 补偿信号转换过程中的误差, 提高信号的准确性, 以此对机器人自主越障运动进行有效控制; 实验结果表明: 在 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的空间内放置 90 个障碍物, 应用该方法生成的自主越障控制路径总长度仅为 37.8 m, 证明其可以辅助机器人高效完成巡检任务。

关键词: 改进 PRRT 算法; 智能巡检机器人; 自主越障; 栅格地图; 马尔科夫

Autonomous Obstacle Crossing Control of Intelligent Inspection Robots Based on Improved PRRT Algorithm

LIU Fenghua, YUAN Lihui, GONG Wenhui

(Department of Computing, Nanchang Business College of JXAU, Gongqingcheng 332020, China)

Abstract: During the obstacle crossing control process of the inspection robot, there is a deviation between the generated triangular wave signal deviates and the expected gait adaptability when converting the discretized rhythm signal into a triangular wave oscillation signal, making it difficult for the robot to efficiently complete the inspection task. To improve the obstacle crossing control capability of inspection robots, an autonomous obstacle crossing control method for intelligent inspection robots is studied. Using sensors installed on intelligent inspection robots to sense the distribution of obstacles in the inspection area environment, drawing a grid map of the area, introducing a zero order Markov field to calculate the probability with the grid being occupied by obstacles, thus effectively distinguishing between normal grids and obstacle grids. Construct a mathematical model for autonomous obstacle crossing control path planning based on an environmental grid map, with the goal of minimizing path length and ground danger level. Introduce an improved staged fast random search tree algorithm to solve the mathematical model, and generate the optimal robot autonomous obstacle crossing control path planning result through two operation steps: optimal path search and path smoothing processing. Input the obstacle crossing path into the motion control framework, and based on the joint action of adaptive neural chaos control, center pattern generation (CPG) post-processing and other modules, convert the discretized rhythm signal into a triangular wave oscillation signal with gait adaptability, compensate for errors in signal conversion process, improve the accuracy of the signal, and effectively control the autonomous obstacle crossing motion of the robot. Experimental results show that with 90 obstacles in a $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ space,

收稿日期:2025-02-08; 修回日期:2025-03-19。

基金项目:江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ218201)。

作者简介:刘锋华(1980-),男,硕士,讲师。

龚文辉(1983-),男,硕士,副教授。

引用格式:刘锋华,袁黎晖,龚文辉. 基于改进 PRRT 算法的智能巡检机器人自主越障控制[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(7):163-170, 218.

the total length of the autonomous obstacle crossing control path generated by this method is only 37.8 m, proving that it can assist the robot in efficiently completing inspection tasks.

Keywords: improved rapidly-exploring random tree (PRRT) algorithm; intelligent inspection robot; autonomous obstacle crossing; grid map; Markov

0 引言

基于工业巡检、电力巡检、安防监控等领域的实际需求以及机器人技术的快速发展^[1],集成了 AI 视频图像分析、环境感知、远程操控等多种技术的智能巡检机器人被研发出来^[2],其能够在危险或难以到达的环境中执行巡检任务,大大提高了巡检效率和安全性^[3]。然而,面对复杂的巡检环境时,机器人会遇到各种障碍物,如台阶、管道、墙壁等^[4],如何使智能巡检机器人具备自主越障能力,成为当前研究的热点和难点问题。

从现有研究成果来看,廖哲霖等^[5]提出基于导纳控制的越障控制方法,运用人机交互空间理论,建立交互力模型,确保机器人越障过程中避开人类规定的目标区域。再结合导纳控制模型和行为动力学模型,生成柔顺度较高的避障运动控制方案。通过测试可知,该控制方法的应用极大提高了避障安全性,但出于对安全距离的考虑,其最终呈现出的避障路径相对较长。Pandey K K 等^[6]提出面向动态复杂地形的越障控制方法,考虑路径长度、轨迹规划时间等方面的要求,提出机器人越障控制轨迹规划模型,并采用自适应引力搜索算法完成模型优化求解,生成一个可以穿越所有障碍物的平滑路径,指导避障控制工作的顺利开展。研究表明,该方法表现出较强的环境适应性,但在多个机器人智能体协同作业的情况下,为了避免冲突和碰撞,规划的路径相对较长。董星宇等^[7]提出基于渐进式神经网络的避障控制策略,以渐进式神经网络为基础,配合双重深度强化学习网络,搭建基于迁移学习的避障控制目标函数。通过对现场环境数据进行不断学习,自动生成从源任务到目标任务的避障策略。应用结果显示,该控制方法能够满足实时性要求,但在复杂多变的环境下,为了平衡不同路径的可行性和安全性,会选择相对较长的避障路径。张鹏鑫等^[8]提出基于自适应 RRT 与积分滑模的越障控制方法,将自适应采样概率、自适应步长概念,引入到快速扩展随机树算法中,形成改进 RRT 算法,通过随机树生长求出适用于现场环境的机器人越障控制路径。再采用积分滑模算法,构造视觉伺服控制器,将规划路径作用于控制器上,实现对机器人避障运动的有效控制。研究表明,该避障控制方法灵活性较好,但在路径平滑处理过程中会添加额外节点,增加路径的长度。

在解决智能巡检机器人自主越障问题时,提出基于分阶段快速随机搜索树算法的越障控制方法。通过建立机器人巡检区域栅格地图区分正常栅格和障碍栅格,缩

短避障路径。求解全局最优路径、排除多余节点、平滑路径等操作,生成一条从起点到终点的最短越障控制路径。再配合混沌 CPG (中心模式生成) 运动控制方法,实现巡检机器人自主越障。

1 设计基于改进 PRRT 算法的智能巡检机器人自主越障控制方法

1.1 建立机器人巡检区域栅格地图

通过智能巡检机器人上安装的传感器,感知巡检区域环境中障碍物分布情况^[9],并绘制出区域栅格地图,是机器人实现自主越障控制的基础环节。栅格图建立的重点,是根据实时感知数据估计每一个栅格的状态,完成正常栅格和障碍栅格的有效区分^[10]。在这一过程中,引入 0 阶马尔科夫场,计算出栅格被障碍物占据的概率,如公式 (1) 所示:

$$P[B(\epsilon_{o,u}) = C | \{R\}_{t+1}] = \frac{P[R_{t+1} | B(\epsilon_{o,u}) = C] \times P[B(\epsilon_{o,u}) = C | \{R\}_t]}{\sum_{B(\epsilon_{o,u})=1}^{\varphi} P[R_{t+1} | B(\epsilon_{o,u})] \times P[B(\epsilon_{o,u}) | \{R\}_t]} \quad (1)$$

式中, P 表示栅格被障碍物占据概率, B 表示栅格状态, φ 表示栅格状态类别数量, ϵ 表示栅格, o, u 分别表示横坐标和列坐标, C 表示栅格处于被占据状态, R 表示巡检环境感知数据, t 表示时刻。将公式 (1) 计算结果代入到公式 (2) 给出的判断条件中,即可确定栅格是否属于障碍栅格:

$$\begin{cases} P[B(\epsilon_{o,u}) = C] \geq P[B(\epsilon_{o,u}) = E] & 1 \\ P[B(\epsilon_{o,u}) = C] < P[B(\epsilon_{o,u}) = E] & 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, E 表示栅格处于自由状态。按照公式 (2) 输出结果,为栅格赋予具体颜色标注,输出值为 1 代表当前栅格被障碍物占据,需要标注为黑色,输出值为 0 则表示栅格中不存在障碍物,需要将其标注为白色,最终得到一个智能机器人巡检区域栅格图。

考虑到传感器感知范围是固定的,根据实时感知数据建立的栅格图只能反映局部区域的障碍物分布情况,为了规划出更加科学的越障路径,需要考虑连续两帧栅格图之间的刚体变换特点^[11],将连续多帧栅格图投影到同一个坐标系中,实现局部栅格图的拼接^[12]。其中,坐标转换过程如图 1 所示。

图 1 中, OXY 表示位姿坐标系, $O'X'Y'$ 表示栅格地图局部坐标系, $O''X''Y''$ 表示机器人坐标系, α_1, α_2 表示旋转角。按照图 1 所示的坐标转换原理,将机器人坐标系中目标点映射到栅格地图局部坐标系中,即可得到:

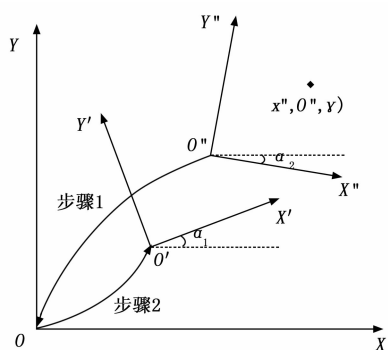


图1 坐标转换示意图

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha_1) & \sin(\alpha_1) & 0 \\ -\sin(\alpha_1) & \cos(\alpha_1) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x - \bar{x} \\ y - \bar{y} \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos(\alpha_2) & -\sin(\alpha_2) & 0 \\ \sin(\alpha_2) & \cos(\alpha_2) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x'' \\ y'' \\ \gamma \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, (x, y) 表示位姿坐标系内目标点坐标, (x', y') 、 (x'', y'') 分别表示目标点在栅格地图局部坐标系、机器人坐标系中的坐标, γ 表示固定值, $\cos$ 、 $\sin$ 分别表示正弦函数和余弦函数, $(\hat{x}, \hat{y})$ 表示机器人坐标系原点在位姿坐标系中的坐标, $(\bar{x}, \bar{y})$ 表示栅格地图局部坐标系原点在位姿坐标系中的坐标。

借助公式 (3) 和公式 (4) 对每个局部区域环境栅格地图进行坐标转换, 再将转换后的栅格图拼接起来, 即可形成一幅完整的巡检区域栅格图。具体步骤如下。

1) 初始化: 设定地图参数, 包括地图的高度、宽度、起始点、栅格尺寸、lofree (空闲栅格的对数几率) 和 looccu (占据栅格的对数几率) 等;

2) 读取传感器数据: 从机器人上安装的传感器读取实时感知数据, 包括激光雷达扫描数据和机器人位姿数据;

3) 栅格状态更新: 根据传感器数据和栅格状态判断条件, 更新每个栅格的状态。这通常涉及计算栅格的占据概率, 并将其与预设的阈值进行比较;

4) 地图拼接: 将连续多帧栅格图进行拼接, 以形成完整的巡检区域栅格图。这涉及坐标转换和栅格图之间的对齐;

5) 输出栅格地图: 将更新后的栅格地图输出为可视化图像, 以便进行路径规划和自主越障控制。

1.2 构造自主越障控制路径规划数学模型

基于完整的机器人巡检区域环境栅格图, 从路径长度、地面危险等级两方面进行考虑^[13], 建立智能巡检机器人越障控制路径规划数学模型为:

$$F = \gamma \min\{x''\omega_1 G + y''\omega_2 L\} \quad (5)$$

式中, F 表示机器人自主越障路径规划目标函数, $\min$ 表

示最小值取值函数, ω_1 、 ω_2 表示常数, G 表示越障路径地面危险等级, L 表示越障路径长度。其中, 地面危险等级的推导公式为:

$$G(x', y') = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{v=1}^N \left(\eta_1 \frac{S_v}{\bar{S}} + \eta_2 \frac{Q_v}{\bar{Q}} + \eta_3 \frac{H_v}{\bar{H}} \right)}}{D} \quad (6)$$

$$\begin{cases} H = \max\{e_v - e_0\} \\ \kappa = \arctan\left(\frac{S'}{S''}\right) \\ Q = \frac{1}{N} \sum_{v=1}^N |e_v - e_0| \end{cases} \quad (7)$$

式中, N 表示栅格数量, v 表示栅格编号, η_1 、 η_2 、 η_3 表示权重系数, S 表示坡度, $\bar{S}$ 表示坡度安全阈值, Q 、 $\bar{Q}$ 分别表示粗糙度和粗糙度安全阈值, H 、 $\bar{H}$ 分别表示起伏度和起伏度安全阈值, D 表示危险等级值, $\max$ 表示最大值取值函数, $\arctan$ 表示反正切函数, e 表示高度差, e_0 表示初始高度差, κ 表示坡度比, S' 、 S'' 分别表示栅格东西方向坡度值和南北方向坡度值。另一方面, 机器人越障路径规划涉及的长度因子, 可以通过公式 (8) 计算出来:

$$L = \frac{\sqrt{(x'_i - x'_j)^2 + (y'_i - y'_j)^2 + (z'_i - z'_j)^2}}{\partial} \quad (8)$$

式中, ∂ 表示距离上限, i, j 表示智能巡检机器人起始点和终点, (x'_i, y'_i, z'_i) 表示起始点三维坐标, (x'_j, y'_j, z'_j) 表示终点三维坐标。

1.3 基于改进 PRRT 算法的最优越障控制路径规划方法

本小节提出一种基于改进快速随机搜索树 (PRRT) 算法的最优越障控制路径规划方法, 旨在解决智能巡检机器人在复杂环境中自主越障时的路径规划问题。运用分阶段快速随机搜索树算法, 求解公式 (5) 给出的数学模型。通过笛卡尔空间采样获取最优越障控制路径, 再结合改进 3 次 B 样条插值算法对路径进行平滑处理^[14], 即可得到平滑的无碰撞自主越障控制路径。

为了提升最优越障控制路径求解质量, 将图 2 (a) 所示的曼哈顿距离概念应用到 PRRT 算法中, 代替图 2 (b) 所示的欧式距离, 改进 PRRT 算法运算过程中消除平方和根号运算环节, 极大提升了最优越障规划路径求解效率^[15]。

从环境栅格图上的起始点入手, 建立一棵随机树, 并使得随机树向着目标点不断生长^[16], 这一过程就是生成最优自主越障路径的过程。其中, 随机树按照动态步长生长产生的新节点结果为:

$$A = A' + \frac{U_1(A'' - A')U_2(A''' - A')}{\|A'' - A'\| \times \|A''' - A'\|} \quad (9)$$

式中, A 表示新节点, A' 表示初始节点, A'' 、 A''' 表示随机节点和目标节点, U_1 、 U_2 表示概率值。通过公式 (9)

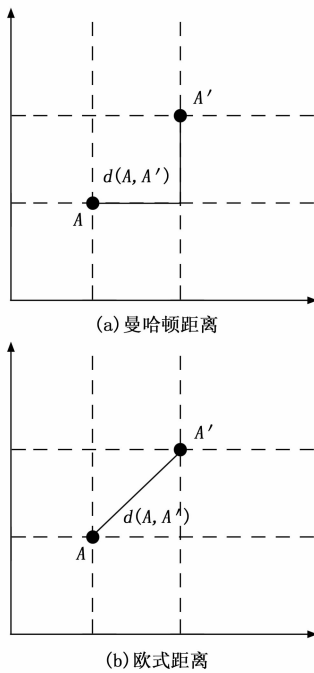


图 2 曼哈顿距离和欧式距离示意图

不断更新随机树节点时,每次确定新节点都需要进行碰撞检测。为了降低该环节的计算耗时,提出一种结合 V-REP 软件的碰撞检测策略^[17],V-REP 软件是一款功能强大的机器人仿真软件,支持物理引擎,可以模拟各种机器人和环境之间的交互,包括碰撞检测。在基于 PRRT 的路径规划方法中,V-REP 用于模拟智能巡检机器人与障碍物之间的碰撞情况,确保规划出的路径在实际环境中是可行的。其工作原理主要为利用 V-REP 的物理引擎,模拟机器人在环境中的运动,并实时检测机器人与障碍物之间的碰撞。与算法结合的具体实现步骤如下:

- 1) 初始化 V-REP 环境,在 V-REP 中创建与规划环境一致的模型,包括机器人、障碍物等;
- 2) 集成 V-REP 与 PRRT 算法,通过 V-REP 的 API 与 PRRT 算法进行通信;
- 3) 在 PRRT 算法中,对于每个新生成的节点,将其位置信息传递给 V-REP,V-REP 利用物理引擎检查该位置是否发生碰撞,并返回结果;
- 4) 在路径规划完成后,使用改进三次 B 样条插值函数对路径进行平滑处理;
- 5) 平滑处理后的路径再次通过 V-REP 进行验证,确保在实际环境中仍然是可行的。

并基于上述内容定义公式 (10) 所示的碰撞检测条件:

$$d(A, \beta) = \forall_{A=1,2,\dots,I, \beta=1,2,\dots,J} \sqrt{(x'_A - x'_\beta)^2 + (y'_A - y'_\beta)^2 + (z'_A - z'_\beta)^2} \leq \vartheta \quad (10)$$

式中, β 表示障碍物元素, I, J 表示随机树节点数量和栅格地图中障碍物元素数量, d 表示间隔距离, ϑ 表示碰撞判断阈值。通过判断是否满足公式 (10) 所示的条件,确定三维空间内巡检机器人末端和障碍物之间的碰撞情况。当随机树新产生节点与障碍物之间的距离满足该条件,代表此时不存在碰撞问题,可以保留该节点,反之则需要重新生成随机树节点。

随机树拓展结束后,生成一条满足规划要求的最优越障控制路径,但该路径中存在转折点,无法适用于智能巡检机器人避障要求^[18]。对此,引入改进 3 次 B 样条插值函数,进行越障路径平滑处理:

$$\lambda_n(\mu) = \sum_{k=1}^m \rho_k \lambda_{k,n}(\mu) \quad (11)$$

式中, λ 表示改进 B 样条插值函数, n 表示阶数, μ 表示最优越障控制路径中节点数量, m 表示控制顶点(即转折点)数量, ρ 表示特征多边形的顶点。其中,控制顶点对应的 B 样条插值函数,可以通过 DeBoor-cox 递推公式推导出来^[19]:

$$\lambda_{k,n}(\mu) = \begin{cases} 1 & \mu_k \leq \mu \leq \mu_{k+1} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad n = 1$$

$$\lambda_{k,n}(\mu) = \begin{cases} \frac{\mu - \mu_k}{\mu_{k+n-1} - \mu_k} \lambda_{k,n-1}(\mu) + \frac{\mu_{k+1} - \mu}{\mu_{k+1} - \mu_{k+n}} \lambda_{k+1,n-1}(\mu) & n \geq 2 \end{cases} \quad (12)$$

通过公式 (11) 和公式 (12),可以为包含多个控制顶点的最优机器人越障规划路径添加虚拟控制点,并确保拟合曲线不偏离原始控制点,最终产生一条平滑的自主越障规划路径。

1.4 生成机器人自主越障运动控制方案

本小节通过引入自适应神经混沌控制和 CPG 后处理模块,将基于改进 PRRT 算法规划出的最优越障控制路径应用到机器人巡检过程中,这一步骤不仅可以提高机器人的自主越障能力,还可以优化了其行走步态。在自适应神经混沌控制模块和 CPG 后处理模块的共同作用下^[20],生成智能巡检机器人各个关节的运动控制指令,由此实现机器人自主越障控制^[21]。机器人越障运动控制具体框架,如图 3 所示。

从图 3 可以看出,智能巡检机器人自主越障运动控制的核心模块,是自适应运动控制神经单元,其主要包括神经预处理、自适应神经混沌控制、CPG 后处理、电机控制神经 4 个模块。神经预处理模块负责对规划路径进行预处理,将其转换为信号传递给后续模块,自适应神经混沌控制模块接收到信号,会选择合适的控制目标周期,并利用内置的 CPG(中央模式发生器)模型,生成周期性自主越障运动控制信号^[22],该信号传递给电机控制神经模块后,可以对巡检机器人行走步态进行

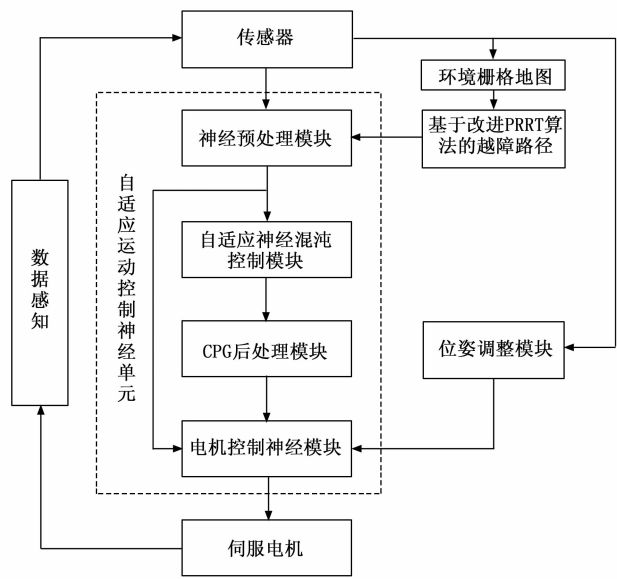


图 3 机器人越障运动控制框架

灵活改变^[23]。其中，CPG 控制器作为机器人自主越障运动控制的重要模块，其结构如图 4 所示。

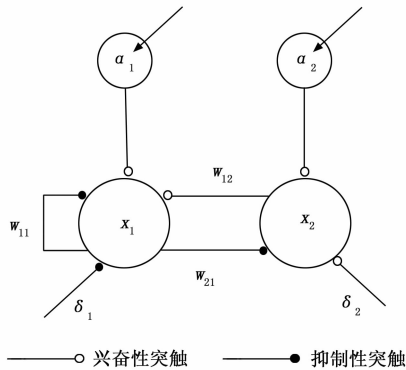


图 4 CPG 控制器

图 4 中， a_1 、 a_2 表示控制信号， χ_1 、 χ_2 表示神经元离散输出， w_{11} 、 w_{12} 、 w_{21} 、 δ_1 、 δ_2 表示突触权重。

CPG 控制器可以简单看作一个神经网络，该网络中存在两个互相耦合的神经元^[24]，每个神经元的离散输出可以表示为：

$$\chi_r(T+1) = \sigma\left(\delta_r + \sum_{q=1}^2 w_{rq} \chi_q(T) + a_r^{(p)}(T)\right) \quad (13)$$

式中， r 、 q 表示神经元编号， T 表示控制时间， σ 表示 sigmoid 激活函数， p 表示控制参数。而控制信号对应的数学方程为：

$$a_r^{(p)}(T) = \tau^{(p)}(T) \sum_{q=1}^2 w_{rq} \Delta_q(T) \quad (14)$$

式中， τ 表示控制强度， Δ_q 表示神经元数据差值。

将控制信号和神经元离散输出信号输入 CPG 后处

理模块，在偏置单元、滞回单元等多个单元的辅助下，将离散化节律信号转化为具有步态适应性的三角波振荡信号。其中，偏置单元主要负责调整信号的基线水平，时间窗单元用来规范控制持续时间和周期，在滞回单元内引入非线性特性以保持信号的稳定性，积分单元则通过累积效果实现了信号的平滑过渡和三角波形的生成。三角波信号经过延迟处理作用到电机控制模块上，在信号输出时间差的作用下，智能选件机器人各腿之间存在相位差^[25]，从而实现协调的步态运动。

电机控制神经模块的主要任务是将 CPG 后处理模块输出的三角波振荡信号映射到机器人各腿足端的规划轨迹上，并据此求出对应的运动学逆解，从而生成各个关节的运动控制指令。这一过程中涉及的映射函数是关于时间的，如公式（15）所示：

$$T = \begin{cases} \frac{lT}{2}\phi + \frac{lT}{2} & \text{摆动相} \\ \frac{(l-1)T}{2}\phi + \frac{(l-1)T}{2} & \text{支撑相} \end{cases} \quad (15)$$

式中， l 表示变换增益， ϕ 表示 CPG 后处理模块输出信号。电机控制神经模块输出结果作用到智能巡检机器人伺服电机上，即可实现机器人自主越障运动控制。

2 实验分析

以改进 PRRT 算法为基础，设计出新型智能巡检机器人自主越障控制方法后，为了验证该方法在自主越障控制方面的性能与可靠性，特展开实验分析。

相较于传统算法，改进 PRRT 算法通过引入启发式搜索策略和优化节点扩展机制，旨在提升机器人在未知或动态变化环境中的适应性和决策速度，确保其在面对障碍物时能迅速规划出最优或次优的越障路径。其中，启发式搜索策略旨在通过引入一种评估函数，指导搜索过程向最有希望的方向进行，从而提高搜索效率和找到最优解的可能性。在改进 PRRT 算法中，启发式搜索策略的核心在于评估每个随机节点的潜在价值，并优先扩展那些最有可能通向目标节点的节点。节点扩展机制是 PRRT 算法的核心组成部分，其决定了如何生成新节点以及何时停止搜索。在改进 PRRT 算法中，采用动态步长调整策略，根据当前环境密度和启发式值动态调整步长，加快搜索速度。因此，实验测试过程中第一个主要目的，就是深入评估改进 PRRT 算法在复杂环境下的路径规划效率与准确性。

另一实验重点，是考察智能巡检机器人在执行自主越障任务时的稳定性和鲁棒性。通过模拟不同类型的障碍（如台阶、沟渠、斜坡等），观察并记录机器人在识别障碍、调整姿态、执行越障动作过程中的表现，验证其在运动控制方面的性能。

2.1 实验环境部署

在实验准备阶段，选择 ElSpider 机器人作为研究对象，该机器人采用六足设计，这种结构赋予了它出色的地形适应能力和稳定性，其足部设计精巧，能够灵活应对各种复杂地形，确保机器人在不同环境下的稳定行走和越障能力，可以在后续实验过程中充当智能巡检机器人。ElSpider 机器人的主要参数如表 1 所示。

表 1 智能巡检机器人参数

参数名称	参数值
基体半径	400 mm
基体重量	121.9 kg
基节长度	180 mm
基节重量	3.6 kg
大腿长度	500 mm
大腿重量	22 kg
小腿长度	500 mm
小腿重量	7.2 kg
足端缓冲机构长度	25 mm
步态周期	2 s
步长	250 mm
足端抬起最大高度	150 mm
支撑宽度	440 mm
足端到躯干的垂直距离	170 mm

在六足机器人前端安装外部传感器，以便不断感知巡检环境数据，再添加运动控制器、驱动器、足底六维力传感器等设备，保证机器人自主越障控制工作的顺利开展。同时，准备一处 20 m×20 m 的实验区域，在该区域内仿照杂草、石子、围栏等，放置多种类型的障碍物，搭建贴合智能巡检机器人日常工作环境的实验场景。

在上述实验环境中，将基于改进 PRRT 算法的自主越障控制方法看作实验组，文献 [7] 提出的基于渐进式神经网络的方法、文献 [8] 提出的基于自适应 RRT 与积分滑模的方法看作对照组，应用 3 种方法依次完成机器人自主越障控制，对不同方法呈现出的控制成果，体现创新研究方法的应用优势。

2.2 建立栅格地图

面向实验区域获取大量环境感知数据，通过局部地图构建和连续地图拼接，生成完整的机器人巡检环境栅格地图，如图 5 所示。

图 5 中，左下角第一个栅格是机器人巡检的起始点，右上角第一个栅格则是巡检终点，二者之间存在黑色栅格，反映了不同尺寸、不同形状的障碍物在实验环境中的具体分布情况。如何在避开障碍物的情况下，规划出一条连接起点和终点的自主越障控制路径，是基于改进 PRRT 算法的控制方法应用前提。

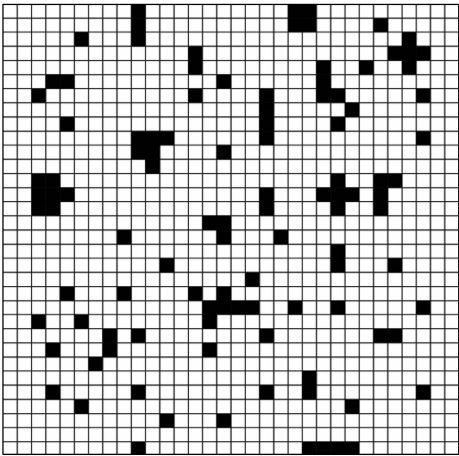


图 5 巡检环境栅格地图

2.3 避障路径规划结果

以图 5 给出的栅格地图为依据，利用改进 PRRT 算法求解越障控制路径规划数学模型，可以得到最优越障控制路径。通过随机树搜索生成最优路径后，采用改进 3 次 B 样条插值算法进行路径平滑处理是一个不可或缺的环节，为了体现该环节的应用价值，实验过程中引入插值拟合 3 次 B 样条算法、近似拟合 3 次 B 样条算法，同样完成路径平滑操作，最终形成的平滑路径对比结果如图 6 所示。

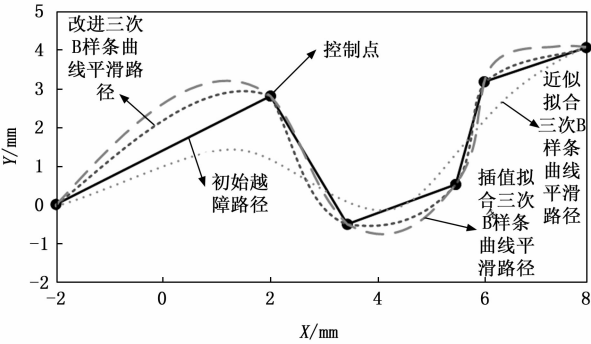


图 6 越障路径平滑结果

从图 6 可以看出，相较于另外两种方法，改进 3 次 B 样条曲线算法的应用，能够在平滑路径时使得衔接点处与控制点更加贴合，最终表现出良好的平滑效果。

针对规划出的完整机器人自主越障控制路径进行平滑处理后，最终形成图 7 所示的规划结果。

将实验组和对照组给出的避障控制路径同时体现在图 7 中，通过对比可以看出，运用改进 PRRT 算法求出的路径实现了对所有障碍物的完美躲避，且路径整体极为平顺，机器人按照该路径执行避障运动时减少了很多转弯操作。

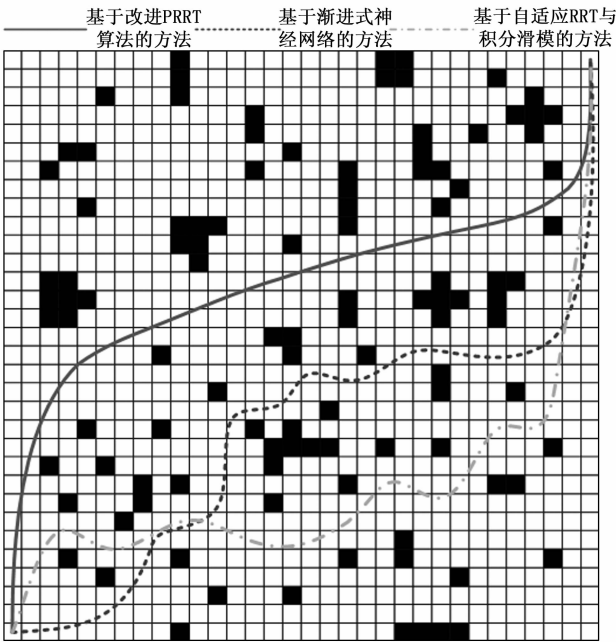


图 7 不同方法规划的越障控制路径

2.4 避障运动控制结果

将避障控制路径引入到机器人避障运动控制框架中，为了给智能巡检机器人传达对应的控制指令，针对自适应神经混沌控制模块，设置关键参数如表 2 所示。

表 2 自适应神经混沌控制参数设置

参数项	数值
学习率	0.01
隐藏层数目	3
隐藏层单元数目	64
正则化参数	0.001
批量大小	32
迭代次数	300
动量因子	0.9
激活函数	ReLU

以遇到某一障碍时，机器人在 3 s 内产生的自主越障控制行为为例，进行避障运动控制结果展示。在表 2 所示的参数条件下，自适应神经混沌控制模块生成合理的控制信号，再将其传输到 CPG 单元中，即可得到图 8 所示的输入信号波形图。

经过 CPG 控制单元处理后，最终输出信号如图 9 所示。

从图 8 和图 9 可以看出，遇到障碍物时机器人会在短时间内采取一系列相互转化的步态，这使得 CPG 控制单元输入和输出信号在 1 s、2 s 和 3 s 时步态存在明显差异。

将一系列信号作用于机器人各关节电机上，使各腿产生不同的运动行为，最终表现出的步态模拟图如图

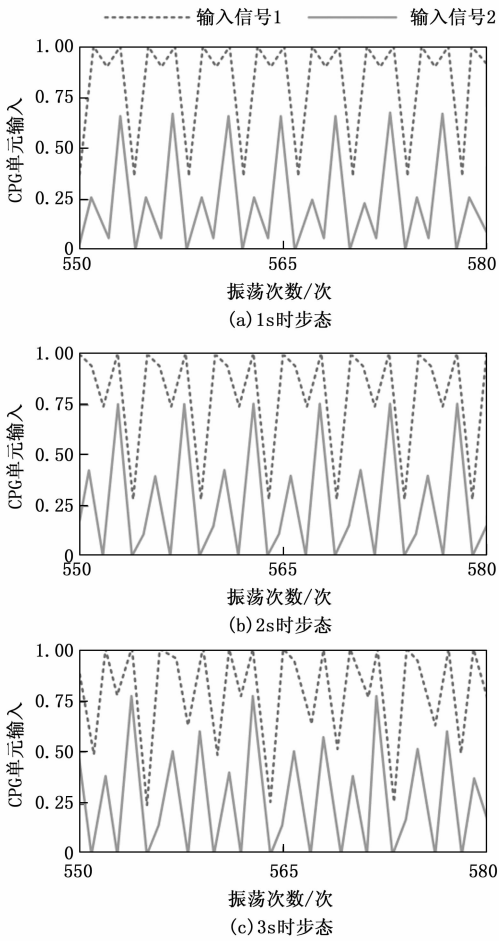


图 8 CPG 控制单元输入信号

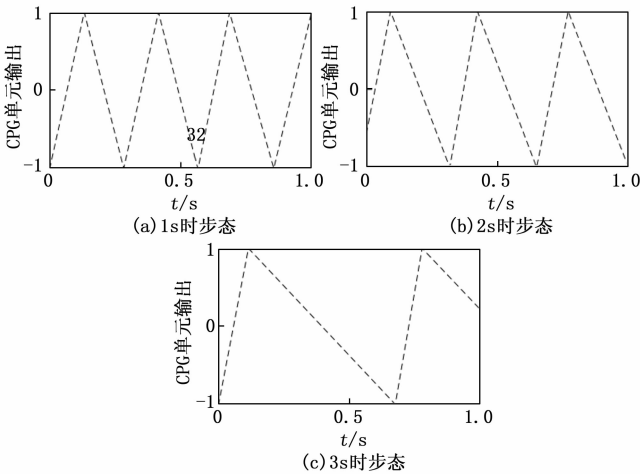


图 9 CPG 控制单元输出信号

10 所示。

如图 10 所示，遇到障碍物后，智能巡检机器人在第 1 s 会利用三足步态向前行走。在 2 s 时根据规划的越障控制路线，以五足步态调整姿态自主避开障碍，并在第 3 s 转化为四足步态，实现对障碍物的完美跨越。这一步态变化符合机器人自主越障要求，证明该方法在

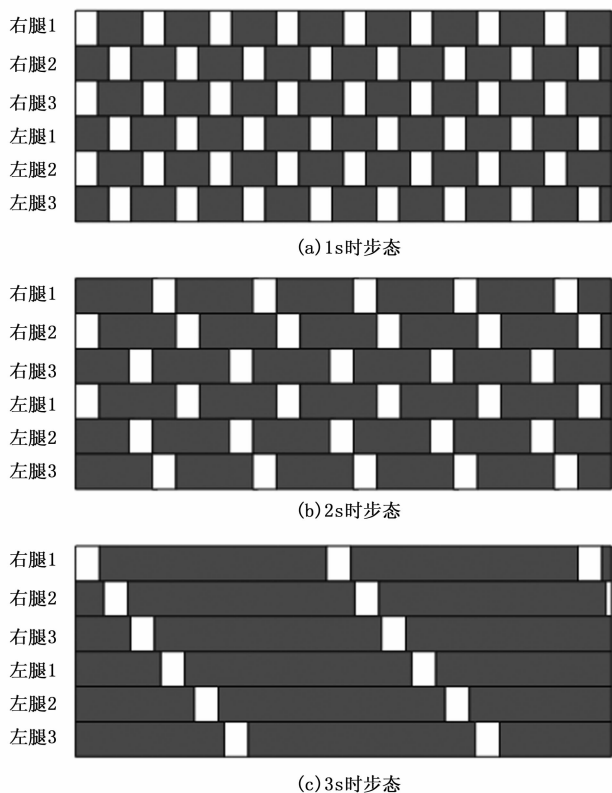


图 10 避障场景下机器人连续 3 s 运动步态

避障运动控制方面可以发挥良好的作用。

2.5 越障控制方法性能对比

为了体现基于改进 PRRT 算法的控制方法优越性,以自主越障路径长度为指标,评估各方法控制成果的优越性。在 20 m×20 m 的实验区域内,将障碍物数量从 10 个逐渐调整到 90 个,统计不同控制方法在每个场景下产生的自主避障路径长度,绘制出图 11 所示的对比结果。

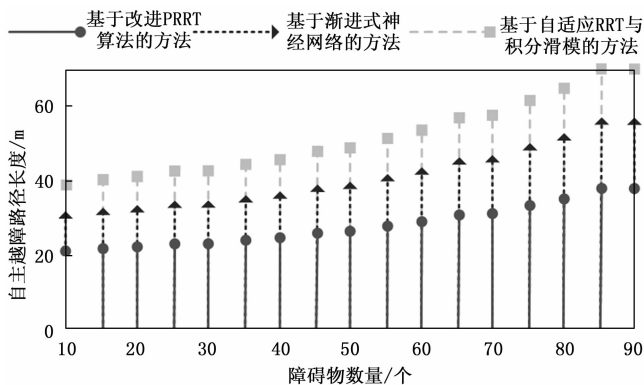


图 11 不同方法应用后产生的越障路径长度对比

从图 11 可以看出,随着实验场景内障碍物数量增多,为了避开障碍物所产生的越障路径长度也会随之增长。以 90 个障碍物为例,此时新方法生成的越障路径总长度仅为 37.8 m,相比对照组缩短了 28.68% 和

46%。由此来看,新方法可以推广到巡检机器人工作环境中,辅助巡检工作的高效、顺利开展。

基于上述研究成果,进一步扩大实验区域,在 30×30 m 的实验区域,且存在动态障碍物的环境下,测试 5 次不同方法的路径规划时间,测试结果如图 12 所示。

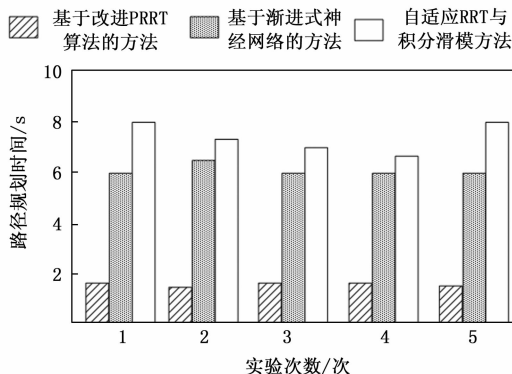


图 12 不同方法的路径规划时间

由图 12 可知,所提方法在 5 次实验中,路径规划时间始终在 2 s 以下,结合图 11 结果可知,所提方法的路径规划效果最好。这是因为所提方法引入曼哈顿距离代替传统的欧式距离,在 PRRT 算法的运算过程中消除了平方和根号运算环节,可以极大地提升了算法的运算效率。因此,在路径规划过程中,算法能够更快地找到可行的路径,从而减少了路径规划的时间。

3 结束语

针对智能巡检机器人自主越障控制问题进行研究后,通过结合深度优化 PRRT 算法的搜索策略和混沌 CPG 的灵活运动控制能力,成功实现了机器人在复杂多变环境中的高效自主越障。该避障控制方法创新性地引入混沌 CPG 运动控制模型,增强了机器人运动控制的灵活性和适应性,特别是在面对未知或动态变化的障碍物时,混沌 CPG 能够迅速调整运动参数,确保机器人安全、高效地跨越障碍。改进 PRRT 算法的应用,更是通过搜索最优路径、优化避障路径两个步骤,提高了路径规划的效率与最优性。综合来看,该方法的提出为智能巡检机器人在复杂环境中的自主越障提供了有效的解决方案,显著提高了其工作效率和适应能力,为工业巡检、电力巡检等领域的智能化发展奠定了坚实基础。

参考文献:

- [1] 冯志斌,张荣辉.基于嵌入式高精度激光测距的自主移动机器人避障方法[J].激光杂志,2024,45(12):230-235.

(下转第 218 页)