

# 基于人工智能的智能扫地机器人自动控制系统设计

吴桂明

(广东理工学院 信息技术学院, 广东 肇庆 526100)

**摘要:** 为提升智能扫地机器人的应用效果, 使其满足不同环境的需求, 设计基于人工智能的智能扫地机器人自动控制系统; 该系统依据智能扫地机器人的运动模型分析其移动特性, 依据该分析结果计算智能扫地机器人的移动状态, 确定其移动状态变量; Netvlad 神经网络的控制模型以该移动状态变量为依据, 确定自动控制指令, 实现智能扫地机器人自动控制; 测试结果显示: 该系统能够依据机器人的移动情况计算其移动状态; 在静态障碍物和动态障碍物两种环境下, 与障碍物之间的距离均保证在 0.8 m 和 0.64 m 以上; 显著提升了控制响应能力, 确保机器人能够精确且迅速地按照预设的高效清扫线路完成清扫任务。

**关键词:** 人工智能; 智能扫地机器人; 自动控制; 运动模型; 移动状态变量; 移动特性

## Design of Automatic Control System for Intelligent Sweeping Robots Based on Artificial Intelligence

WU Guiming

(School of Information Technology, GuangDong Technology College, Zhaoqing 526100, China)

**Abstract:** In order to improve the application of intelligent sweeping robots and meet the needs of different environments, an automatic control system for intelligent sweeping robots based on artificial intelligence is designed. The system analyzes the motion characteristics of the intelligent sweeping robot according to its motion model, calculates the motion state of the intelligent sweeping robot through analysis results, and determines its motion state variables. Based on the moving state variables, the control model of Netvlad neural network is used to determine the automatic control instruction and realize the automatic control of the intelligent sweeping robot. The test results show that the system can calculate the moving state of the robot according to its moving situation. Under two environments of static and dynamic obstacles, the distance between the sweeping robot and obstacles is ensured to be above 0.8 m and 0.64 m; It significantly improves the control response ability and ensures that the robot can accurately and quickly complete the cleaning task according to the preset efficient cleaning line.

**Keywords:** artificial intelligence; intelligent sweeping robot; automatic control; motion model; moving state variables; mobile characteristics

## 0 引言

智能机器人在应用过程中无法及时感知运动障碍物, 会发生碰撞情况<sup>[1]</sup>; 无法优化清扫路径和模式, 会存在清洁死角或者重复清洁现象<sup>[2]</sup>, 导致机器人的能耗较高。因此, 需对智能扫地机器人进行自动控制, 通过该控制实现机器人的自主导航和智能路径规划<sup>[3]</sup>, 使智能扫地机器人能够高效覆盖家庭或办公环境的各个角落, 减少重复清扫和遗漏区域, 从而显著提升清洁效率<sup>[4]</sup>。王雪闯等人为实现机器人的有效控制, 降低环境因素的干扰, 以机器人的运行误差为基础, 将观测器引入积分滑模控制中, 对移动机器人轨迹进行跟踪, 保证机器人能够按照设定的程序进行移动; 滑模控制虽然具有较强的鲁棒性, 但其最大的不足在于容易引起控制系统的抖振现象, 严重时甚至可能损害机器人的执行机构, 使其在复杂环境下无法快速躲避障碍物<sup>[5]</sup>。俞经睿等人为实现机器人自主移动, 并且保证移

动定位的精准性, 将抗扰动理念引入控制器中, 以此提升机器人的自抗扰能力, 使其能够更好实现自主移动, 保证其移动位置的可靠性; 但是该方法在应用过程中, 参数的调整均依赖相关经验进行, 且系统的动态特性可能随着环境的变化而发生变化, 因此 ADRC 的调试周期可能会相对较长, 因此导致机器人的控制执行响应能力受到影响<sup>[6]</sup>。赵丕洋等人为提升机器人的避障能力, 使其在移动过程中精准识别障碍物, 避免发生碰撞, 以开源机器人操作系统为核心, 控制机器人移动角度和速度, 并结合快速拓展随机树算法对控制参数进行优化, 以此使机器人满足移动需求; 然而在高实时性控制的场景中, ROS 的分布式架构和消息传递机制可能引入一定的延迟。这可能会影响 UR5 机器人在执行快速、精确任务时的性能<sup>[7]</sup>。人工智能是以计算机为核心, 对人类的思维和模式进行模拟, 提升机器人的感知、识别以及交互等能力, 其核心技术主要包括机器学习和深度学习等算法, 这些算法通过大量数据和训

收稿日期: 2024-07-15; 修回日期: 2024-08-23。

作者简介: 吴桂明(1980-), 男, 硕士, 讲师。

引用格式: 吴桂明. 基于人工智能的智能扫地机器人自动控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(11): 184-189.

练,使计算机能够自动发现数据中的规律<sup>[8-9]</sup>,以此实现模式识别以及智能控制等;在图像识别、智能家居等领域中具备较好的应用效果。因此,本文提出基于人工智能的智能扫地机器人自动控制系统,该系统以人机器学习中人工神经网络为核心,对智能扫地机器人移动状态进行控制,提升其清扫能力。

## 1 智能扫地机器人自动控制

### 1.1 智能扫地机器人运动模型

智能扫地机器人通常采用圆形设计,以此保证机器人在清扫旋转运动时,最大程度避免其与障碍物发生碰撞,同时避免其在碰撞时损坏家具。智能扫地机器人运动模型选取的依据主要涵盖了其对复杂家庭环境的适应性、清扫效率与效果的追求、先进的导航与避障技术,以及用户体验的便捷性。具体而言,模型需要能够灵活应对不同材质地板、家具布局及潜在障碍物,确保清扫路径的高效规划以减少重复和遗漏,并借助高精度的导航和避障技术实现安全行驶。同时,考虑到用户操作的简便性和智能化需求,模型还应提供直观易用的操作界面、远程控制功能以及自动回充、定时清扫等智能化服务。这些依据共同构成了选择智能扫地机器人运动模型的标准。智能扫地机器人模型如图 1 所示。

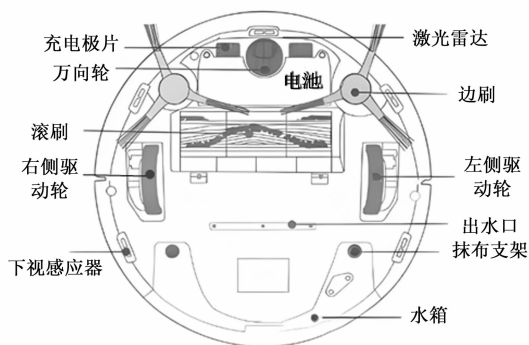


图 1 智能扫地机器人运动模型

智能扫地机器人的移动是以左、右两个驱动轮为核心,结合万向轮实现机器人的移动,其中驱动轮的主要作用是对机器人的转速和移动方向进行控制,万向轮则是在驱动轮的控制下,实现任意方向移动<sup>[10]</sup>。

智能扫地机器人两侧驱动轮的半径用  $r_o$  表示,转动时的角速度用  $\omega$  表示,其速度用  $v$  表示,其计算公式为:

$$v = r_o \omega \quad (1)$$

当机器人调转方向,其速度就会成对称性,可表示为:

$$v' = v^T \quad (2)$$

如果智能扫地机器人左右两个驱动轮的角速度分别用  $\omega_L$  和  $\omega_R$  表示,则两个驱动轮的速度用  $v_L$  和  $v_R$  表示,两者的计算公式为:

$$\begin{cases} v_L = r_o \omega_L \\ v_R = r_o \omega_R \end{cases} \quad (3)$$

如果智能扫地机器人在半径为  $r$  的情况下,进行圆弧运动,此时机器人的瞬时转动中心用  $O$  表示,且  $O$  恶化左、

右两个驱动轮的中心位于一条直线上。当左右两个驱动轮之间的距离为  $d$  时,以  $O$  为中心点,左右两个驱动轮的角速度相等,则得出机器人的运行模型,其公式为:

$$\frac{v_L}{r - \frac{L}{2}} = \frac{v_R}{r + \frac{L}{2}} \quad (4)$$

在上述公式的基础上计算  $r$ ,其公式为:

$$r = \frac{L(v_R + v_L)}{2(v_R - v_L)} \quad (5)$$

依据  $r$  的计算结果获取智能扫地机器人在圆弧移动时的角速度,其计算公式为:

$$\omega = \frac{v_L}{r - \frac{L}{2}} \quad (6)$$

结合上述智能扫地机器人的运动模型可知,其在移动过程中,移动速度和角速度是影响其运行情况的重要参数<sup>[11]</sup>,因此,为保证其自主稳定运行,全面完成清扫,需对速度和角速度进行控制。

### 1.2 智能扫地机器人移动状态计算

为实现智能扫地机器人的自动控制,需确定智能扫地机器人的移动状态,依据上述小节中机器人的移动速度计算机器人的移动状态。

该算法在计算过程中,为避免智能扫地机器人在移动过程中发生偏差<sup>[12]</sup>,设定智能扫地机器人移动的起点位置  $Q$ ,并且将智能扫地机器人的移动偏差作为状态变量,将其引入方程中,在此基础上,结合位移  $\zeta$  和速度以此构建该机器人的移动状态方程,其公式为:

$$v = \tilde{v} - \Delta v - \epsilon_v \quad (7)$$

式中,  $\tilde{v}$  表示速度计算结果;  $\Delta v$  表示速度偏差;  $\epsilon_v$  表示速度误差。

结合位移变化量后,智能扫地机器人的移动速度  $v_e$  计算公式为:

$$v_e = \theta_n^t v_b + \Delta \zeta_n \quad (8)$$

式中,  $\theta_n^t$  表示余弦矩阵,对应从世界坐标系到机器人本体坐标系的转换;机器人本体坐标系下的速度值用  $v_b$  表示;  $\Delta \zeta_n$  表示世界坐标系位移变化量。

在上述公式的基础上,计算位移  $\zeta$ 、速度  $v$  以及速度偏差  $b_v$  的微分结果,其公式为:

$$\dot{\zeta} = v \times t \quad (9)$$

$$\dot{\tilde{v}} = \theta_n^t (\tilde{v} - \Delta v - \epsilon_v) \quad (10)$$

$$\dot{\Delta v} = \epsilon_v \quad (11)$$

式中,  $\zeta$  表示智能扫地机器人位移;  $\tilde{v}$ 、 $\dot{\tilde{v}}$  分别表示速度  $v$  以及速度偏差  $b_v$  的微分结果;  $t$  表示时间;  $\dot{\Delta v}$  表示速度偏差微分结果。

无论智能扫地机器人受到多少外界因素的干扰,控制中心都会根据环境的改变做出调节,使机器人始终维持自身的平衡,假设  $G_a$  表示向上的冲击力,  $F_a$  表示向下的压力,平衡方程可表示为:

$$G_a + C_a = F_a + H_a \quad (12)$$

式中,  $C_a$  表示吸附力;  $H_a$  表示摩擦力分量。

对公式 (12) 进行离散化处理后获取智能扫地机器人的离散状态方程, 其公式为:

$$\tilde{X}_{k+1} = Z_k \tilde{X}_k + \chi_k \quad (13)$$

式中,  $k$  表示第  $k$  个时间步长;  $Z_k$  表示智能扫地机器人状态转移矩阵;  $\chi_k$  表示噪声;  $\tilde{X}_{k+1}$  和  $\tilde{X}_k$  分别表示第  $k+1$  个和  $k$  个时间步长下的状态变量结果。

### 1.3 机器人自动化控制

#### 1.3.1 基于 Netvlad 神经网络的控制模型

依据上述小结完成智能扫地机器人移动状态计算, 获取  $\tilde{X}_{k+1}$  结果后, 采用 NetVLAD 神经网络进行智能扫地机器人自动控制<sup>[13]</sup>。选择采用 NetVLAD 神经网络进行智能扫地机器人自动控制, 主要是因为它在图像处理、特征提取与聚合方面展现出了卓越的能力, 这与扫地机器人需要精准感知环境、实时调整清扫策略的需求高度契合。NetVLAD 网络能够高效地从环境图像中提取出关键信息, 并将这些局部特征整合成全局描述符, 帮助扫地机器人识别障碍物、规划清扫路径, 并在复杂多变的环境中保持稳定的控制响应。

该 NetVLAD 神经网络结合卷积神经网络与 VLAD 方法, 即 NetVLAD 层被插入到 CNN 模型中, 用于将 CNN 提取的局部特征聚合为全局描述, 因此, NetVLAD 层通过其独特的编码机制, 将局部特征有效地聚合成全局描述子。这种全局描述子不仅包含丰富的空间信息, 还能够一定程度上抵抗噪声和干扰, 提高机器人控制系统的鲁棒性。

NetVLAD 层作为模型的核心, 具备分析、过滤以及处理 3 种节点, 能够依据智能扫地机器人的事实运行状态对自动控制指令进行调整, 使机器人的移动数据完全保存至控制系统主机中, Netvlad 神经网络的控制模型结构如图 2 所示。

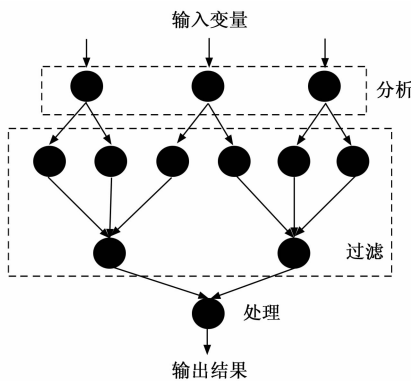


图 2 基于 Netvlad 神经网络的控制模型结构

NetVLAD 层的计算公式为:

$$E = Z_k \times \left( \frac{\omega \eta_\gamma^2}{\eta_\psi} \right) \quad (14)$$

式中,  $\omega$  表示权值;  $\eta_\gamma^2$  和  $\eta_\psi$  分别表示以控制系数  $\gamma$  和  $\psi$  为基础的控制指令定义特征。

经过 NetVLAD 层处理后, 位置坐标表示为:

$$X_j = \frac{E}{X_{0j, \max} - X_{0j, \min}} \quad (15)$$

$$Y_i = \frac{E}{Y_{0j, \max} - Y_{0j, \min}}$$

式中,  $x_{0j, \max} - x_{0j, \min}$  表示智能扫地机器人横向移动的步态差;  $y_{0j, \max} - y_{0j, \min}$  表示智能扫地纵向移动的步态差。

在训练阶段, 收集并预处理数据, 确保数据质量。根据控制问题的特性和数据特征, 选择并构建神经网络结构, 设定恰当的损失函数与优化算法。在训练过程中, 不断调整模型参数和超参数, 以最小化损失函数, 同时防止过拟合与欠拟合现象的发生。通过迭代训练, 直至模型性能达到预定标准。当神经网络控制模型应用于扫地机器人时, 其运行过程精密。扫地机器人通过搭载的多种传感器实时感知周围环境, 收集并处理这些原始数据, 提取出对控制决策至关重要的特征信息。这些数据被输入到训练好的神经网络控制模型中, 模型基于输入信息预测出最优的控制指令或清扫路径。扫地机器人则根据这些指令执行相应的动作, 如前进、后退、转弯等, 同时不断接收新的环境信息以进行实时调整。此外, 扫地机器人还具备自主学习能力, 通过持续的数据收集和模型训练, 不断优化其控制策略, 提高清扫效率和效果。

NetVLAD 层在运算过程中, 为避免发生控制指令过度情况, 保证各个过滤节点之间的就近关系, 并且结合各机器人当前的运动量判断过滤节点数量的多少。

#### 1.3.2 自动控制任务划分

自动控制任务划分的主要目的是对控制系统的执行程序进行分级处理, 为保证智能扫地机器人自动控制精准性<sup>[14]</sup>, 将下达的控制指令划分成多个独立区域; 在划分后的区域中获取控制程序样本之间的映射关系。如果智能扫地机器人控制任务定义特征用  $s_0$  表示, 其计算公式为:

$$s_0 = \frac{\sqrt{m_1^2 + m_2^2 + \dots + m_n^2}}{n \times |\lambda_{\max} \times \lambda_{\min}|} \quad (18)$$

式中,  $m_n$  表示控制任务指令执行区域;  $n$  表示区域数量;  $\lambda_{\max}, \lambda_{\min}$  分别表示机器人在区域中的运动向量最大值和最小值。

结合神经元损失函数  $F$  确定机器人自动控制程序任务表  $B$ , 其公式为:

$$B = \pm \left| \frac{\alpha F}{D^2} (\mu - 1)^2 s_0 \right| \quad (19)$$

式中,  $\alpha$  表示机器人移动行为控制系数;  $D$  表示区域内的移动行为向量;  $\mu$  表示机器人移动方向系数。

#### 1.3.3 移植参数计算

为保证模型的对于智能扫地机器人的自动控制效果, 计算模型的移植参数  $\beta$ , 该参数能够描述控制方案在网络模型中的移动向量, 在不改变任务区域划分标准的前提下,  $\beta$  的值越大表示机器人的子自动控制指令执行响应能力越佳,  $\beta$  的计算公式为:

$$\beta = \frac{\tilde{X}_{k+1} B u B}{\Delta k \Delta l} \quad (20)$$

式中,  $\Delta k$  表示有效的指令作用步长;  $\Delta l$  表示机器人在区域中的转向系数累计结果;  $u$  表示智能扫地机器人自动控制指令定义向量。

依据上述步骤进行智能扫地机器人自动控制后, 需保证机器人自动控制过程中有效避开静态和动态障碍物, 即机器人能够在移动距离下精准判断障碍物, 保持一定安全距离, 并及时进行躲避<sup>[15]</sup>。则结合上述控制结果以及机器人的速度和角速度, 设定智能扫地机器人清扫过程中移动安全速度矢量集合  $v_{\Sigma}$ , 其计算公式为:

$$v_{\Sigma} = \{ (v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2d(v, \omega)v_{\max}} \} \quad (21)$$

$$\omega \leq \sqrt{2d(v, \omega)\omega_{\max}} \quad (22)$$

式中,  $d(v, \omega)$  表示机器人沟壑障碍物时间的移动轨迹;  $\hat{v}_{\max}$  和  $\omega_{\max}$  表示对应角和线的最大加速度。

## 2 结果分析

为验证文中控制系统对于智能扫地机器人的自动控制效果, 以某公司一层楼作为测试环境, 该环境中分为多个间隔房间, 并且存在较多障碍物, 测试环境如图 3 所示。

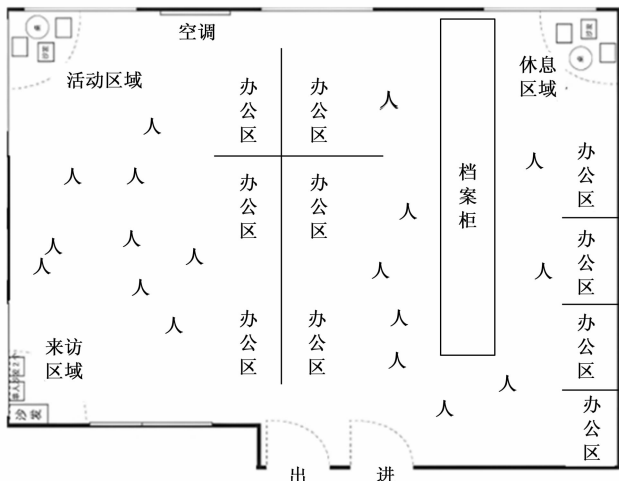


图 3 测试环境平面图

文中进行测试时, 使用的智能扫地机器人为应用最为普遍的型号类型, 其型号为 M30, 选择该机器人作为测试对象, 是为更全面体现文中系统的应用适用性。机器人的外观情况如图 4 所示, 详细参数如表 1 所示。



图 4 机器人的外观情况

表 1 机器人的详细参数

参数名称	数值
额定功率/W	55
额定电压/V	14.4
充电电压/V	19.6
净重/kg	3.6
电池容量/mAh	5 200
两轮之间距离/cm	20
驱动轮半径/cm	3.2
广角激光扫描角度/°	120
测距激光测量距离/m	0.15~5.5
激光扫描频率/Hz	10
最大线速度/m · s <sup>-1</sup>	0.25
最大角速度/m · s <sup>-1</sup>	1.5

参数设置: 学习率为 0.000 1, 批量大小为 16, 训练循环次数为 500, 权值  $w$  为 0.01, 移动行为控制系数为 0.8, 移动方向系数为 1。

文中系统在进行智能扫地机器人自动控制时, 需计算机器人的移动状态, 因此, 通过文中系统计算机器人在不同移动距离下, 不同方向的位移结果, 如表 2 所示。

表 2 机器人在不同移动距离下的位移结果

移动距离/m	X 方向	Y 方向	Z 方向
3	5.35	4.06	2.21
6	4.57	5.15	1.68
9	6.35	4.62	1.91
12	4.42	8.52	1.73
15	8.38	9.14	2.14
18	7.16	7.23	3.11
21	8.47	3.69	2.56
24	9.22	4.67	1.61
27	8.76	5.58	2.95
30	7.44	6.76	4.68

分析表 2 测试结果可知: 智能扫地机器人在不同的移动距离下, 其移动过程中发生的位移也存在移动变化, 其中 X、Y 方向的位移相对较大, Z 方向的位移相对较小。其中最大位置为 9.22 cm, 最小误差为 1.61 cm。因此, 该系统能够依据机器人的移动情况计算其移动状态, 为后续自动控制提供依据。

为验证文中系统对于智能扫地机器人的自动控制效果, 测试文中系统应用后, 在不同的转弯角度下, 移动位置和设定清扫位置之间的吻合程度, 以此呈现机器人的控制响应能力, 测试结果如表 3 所示。

分析表 3 测试结果可知: 通过文中系统进行智能扫地机器人自动控制后, 在不同的转弯角度下, 机器人的移动位置和设定位置之间的偏差较小, 即机器人具备较好的控制响应能力, 能够按照控制目标进行任务执行, 因此文中系统在控制过程中, 引入任务划分策略, 能够更好提升机器人的控制效果。

表 3 移动位置自动控制结果

转弯角度/°	实际位置	执行位置
5	6.2,7.5	6.0,7.5
10	10.5,6	10.5,6.0
15	12.2,7.7	12.0,7.5
20	15.1,10	15,10
25	16.7,11	16.5,17
30	17.3,12.8	17.5,12.8
35	18.6,12.5	18.5,12.5
40	19.4,14.4	19.5,14
45	20.3,16	20.2,16
50	21.1,17.3	21,17.5

为验证文中系统的应用效果，测试扫地机器人在存在静态障碍物和动态障碍物两种环境下，文中系统应用后机器人在清扫移动过程中距离两种障碍物的避障结果，如图 5 所示。

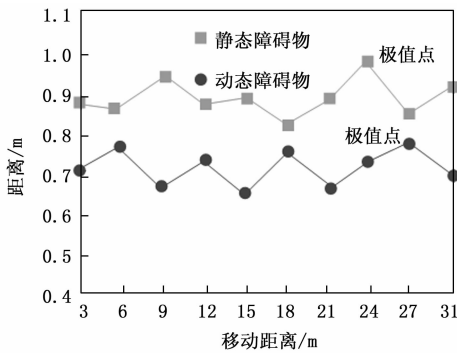


图 5 障碍物的躲避距离

分析图 5 测试结果可知：文中系统应用后，智能扫地机器人能够在静态和动态两种环境中可靠完成障碍物躲避，在静态环境下，与障碍物之间的距离均保证在 0.8 m 以上，动态环境下与障碍物之间的距离均保证在 0.64 m 以上。因此，可靠躲避移动过程中的障碍物。

为进一步验证文中系统的自动控制效果，设定测试环境的清扫路线，获取机器人在文中系统的自动控制下，清扫线路的执行结果，为了全面验证文中系统的自动控制效果，选取一个具有代表性的室内测试环境，该环境涵盖了办公区、活动区域、休息区域、档案柜、来访区域等复杂区域，以模拟实际使用场景。利用地标在地板上标记出多样化的清扫路线，包括直线、曲线、绕障和回环等。启动系统后，机器人自主按照预设的路线进行清扫，通过监控设备实时观察其运行状态，并详细记录清扫时间、路径准确性、避障成功率及电量消耗等关键指标。同时，记录机器人在遇到突发情况或动态环境时的响应与调整策略，全面评估其智能性与适应性。测试结果如图 6 所示。

分析图 6 测试结果可知：在文中系统的精准控制下，智能扫地机器人展现出卓越的执行能力，能够迅速响应并准确理解清扫控制任务，严格按照预设的清扫线路进行高效作业。在整个清扫过程中，机器人不仅保持了高度的路

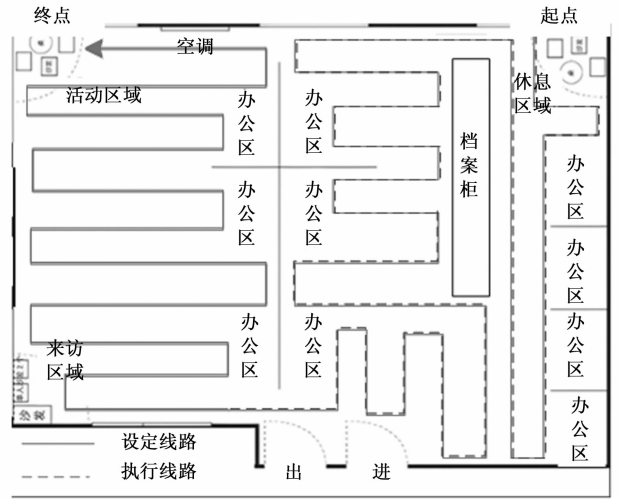


图 6 智能扫地机器人的自动控制结果

径稳定性，未发生任何明显的偏移，还凭借其先进的避障系统成功规避了所有障碍物，实现了零碰撞的清扫体验，充分验证了该自动控制系统的效率与可靠性。

在智能扫地机器人自动控制时，若不能精准确定环境中的障碍物数量，会直接降低控制效果。因此实验利用本文系统、文献 [5] 系统以及文献 [6] 系统对控制过程中的障碍物数量展开测试，结果如表 4 所示。

表 4 不同系统的障碍物数量测试结果

期望测试结果/个	障碍物数量测试结果		
	本文系统/个	文献[5]系统/个	文献[6]系统/个
13	13	13	12
14	14	13	12
15	15	14	13
16	16	16	15

分析表 4 可知，在所有的测试期望下，本文系统的障碍物数量测试结果与期望完全一致，表明本文系统在识别并计数障碍物方面具有很高的准确性和稳定性。文献 [5] 系统的测试结果略低于期望结果，文献 [6] 系统的测试结果与期望结果的差距相对较大。由此可知，本文系统在障碍物识别和计数方面表现出极高的准确性和稳定性，所有测试结果均与期望完全一致，证明了其在实际应用中的可靠性和优越性。

### 3 结束语

为提升智能清扫机器人的控制以及执行响应能力，本文设计基于人工智能的智能扫地机器人自动控制系统，结合该机器人的移动特点完成自动控制。对该系统的控制效果进行分析后确定：

- 1) 智能扫地机器人在不同的移动距离下，其移动过程中发生的位移也存在移动变化，最大位置为 9.22 cm，最小误差为 1.61 cm，该系统能够依据机器人的移动情况计算其移动状态。
- 2) 在不同的转弯角度下，机器人的移动位置和设定位

置之间的偏差较小, 能够更好提升机器人的控制效果。

3) 智能扫地机器人能够在静态和动态两种环境中可靠完成障碍物躲避。

4) 智能扫地机器人能够迅速响应并准确理解清扫控制任务, 严格按照预设的清扫线路进行高效作业。

未来工作需要完善和解决的技术问题如下:

1) 高精度环境感知技术: 虽然现有技术已能较好地感知环境, 但在复杂多变的家庭环境中, 仍需提高传感器的精度和鲁棒性, 以便更准确地识别障碍物、地形变化及细微的环境特征。

2) 智能路径规划与导航算法: 当前的研究虽已具备一定能力, 但在复杂布局和动态环境中仍需进一步优化, 以提高路径规划的科学性和灵活性。

#### 参考文献:

[1] 于入洋, 王江涛, 何人可, 等. 基于用户行为的扫地机器人 APP 体验优化方法研究 [J]. 包装工程, 2022, 43 (2): 90-97.

[2] 武毅, 胥超, 刘力源, 等. 基于多任务转换的冗余度机器人控制算法 [J]. 机械工程学报, 2023, 59 (15): 83-93.

[3] 谢啸, 张涵, 汤自林, 等. 基于动态系统稳定估计器的机器人变刚度轨迹规划 [J]. 中南大学学报 (自然科学版), 2022, 53 (4): 1250-1258.

[4] 刘莹, 邵或. 利用姿态传感器多点位控制机器人交互方法 [J]. 机械设计与制造, 2023 (2): 266-269.

[5] 王雪闯, 王会明, 赵振华. 基于改进型积分终端滑模控制方法的移动机器人轨迹跟踪设计与实验 [J]. 控制与决策, 2023, 38 (10): 2881-2887.

[10] 胡海军, 王晨, 吕彤阳, 等. 一维载荷浸水下重塑黄土的水分入渗和增湿变形模型及试验验证 [J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41 (5): 1020-1030.

[11] 李卓, 叶林, 戴斌华, 等. 基于 IDSCNN-AM-LSTM 组合神经网络超短期风电功率预测方法 [J]. 高电压技术, 2022, 48 (6): 2117-2127.

[12] 常家康, 吕宁, 詹跃东. 基于 XGBoost-RFECV 算法和 LSTM 神经网络的 PEMFC 剩余寿命预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36 (1): 126-133.

[13] 刘世增, 马义刚, 付致玮, 等. 潮湿环境下支柱绝缘子聚氨酯芯体的吸湿吸水特性研究 [J]. 高压电器, 2022, 58 (6): 64-69.

[14] 王竞弘, 彭威, 于溯源. 核反应堆严重事故中气溶胶的吸湿增长研究进展 [J]. 核动力工程, 2022, 43 (2): 138-151.

[15] 李斌, 吕海涛, 耿峰, 等. 塔河油田碳酸盐岩缝洞型油藏单储系数概率分布模型 [J]. 油气地质与采收率, 2021, 28 (3): 62-69.

[16] 王天帅, 贺小帆, 王金宇, 等. 基于双峰对数正态分布模型的 DED-TA15 钛合金 DFR 值估计方法 [J]. 航空学报, 2022, 43 (3): 232-243.

[17] 王龙, 贺小伟, 胡灿, 等. 生物降解地膜降解性能对南疆

[6] 俞经睿, 朱毅成, 冉晨阳, 等. 基于自抗扰控制的机器人定位策略 [J]. 控制理论与应用, 2023, 40 (4): 772-779.

[7] 赵丕洋, 洪荣晶, 方成刚. 基于 ROS 的 UR5 机器人控制系统设计 [J]. 南京工业大学学报 (自然科学版), 2022, 44 (2): 161-168.

[8] 于力率, 苏晓杰, 孙少欣, 等. 基于分层控制策略的六轮滑移机器人横向稳定性控制 [J]. 自动化学报, 2023, 49 (7): 1421-1432.

[9] 王君, 程浩, 姜荣俊, 等. 基于滑模反馈的履带式机器人自适应轨迹跟踪 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023 (1): 25-28.

[10] 周紫菱, 汤卿, 姚进. 基于线性二次型最优控制的机器人示教数据处理系统设计 [J]. 控制工程, 2023, 30 (10): 1846-1851.

[11] 李晨萍, 张雪波, 王润花, 等. 基于视觉 SLAM-伺服框架的移动机器人指令滤波反步控制 [J]. 控制理论与应用, 2022, 39 (12): 2233-2241.

[12] 孙浩. 采用混合算法优化神经网络滑模控制的机器人跟踪误差 [J]. 湖南科技大学学报 (自然科学版), 2023, 38 (3): 34-41.

[13] 左浩. 基于 Netvlad 神经网络的变磁力吸附爬壁机器人控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (1): 106-112.

[14] 陈阳, 黄卫华, 何佳乐, 等. 基于粒子群模糊神经网络的立方体机器人建模 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022 (7): 22-25.

[15] 张旭, 刘远贺, 梁彦刚. 基于 RBF 神经网络的空间飞网机器人控制策略设计与改进 [J]. 飞行力学, 2022, 40 (3): 73-80.

土壤温湿度及棉花产量的影响 [J]. 干旱地区农业研究, 2021, 39 (4): 64-70.

[18] 曾佳, 黄海琴, 邹杰, 等. 一种基于高温宽域氧传感器湿度测量工作机理的研究 [J]. 传感技术学报, 2021, 34 (6): 742-748.

[19] 李凯峰, 孙首群, 周冰旭. 轴表面粗糙度以及温度对唇形油封密封性能的影响 [J]. 流体机械, 2022, 50 (3): 26-33.

[20] 李乐乐, 向阳阳, 刘欢, 等. 亚表面引发原子转移自由基聚合构筑温度响应型纳米纤维油水分离膜 [J]. 化学学报, 2021, 79 (3): 353-360.

[21] 尹睿, 孙媛媛, 王姗姗, 等. 双馈入 VSC 并网系统单输入单输出传递函数建模与稳定性分析 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41 (19): 6724-6739.

[22] 高鹏飞, 冉卓灵, 韩珍, 等. 含岩屑紫色土水力特性及饱和导水率传递函数研究 [J]. 土壤学报, 2021, 58 (1): 128-139.

[23] 李梁晨, 甘勤涛, 蔺佳哲. 参数扰动下时滞忆阻神经网络的 Lagrange 稳定性 [J]. 东南大学学报 (自然科学版), 2021, 51 (3): 511-520.

[24] 付焕森, 崔宝同, 庄波, 等. 基于移动传感器/执行器网络的时滞分布参数系统镇定控制 [J]. 控制与决策, 2021, 36 (8): 1955-1962.