doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.10.013

循环水养殖自动投喂机器人路径跟踪控制与试验

夏英凯[1,2]　郭政江[1]　刘嘉俊[1]　高　坚[2,3]　万　鹏[1,2]

(1.华中农业大学工学院,武汉 430070;2.农业农村部水产养殖设施工程重点实验室,武汉 430070;
3.华中农业大学水产学院,武汉 430070)

摘要:针对循环水养殖饵料投喂劳动强度大、人力成本高等问题,本文设计了一种自动投喂机器人,并提出了基于物理增强神经网络的模型预测控制(Physics-informed neural network based model predictive control,PINN-MPC)方法,以解决变负载、湿滑路面下的自主路径跟踪问题。首先,设计了机器人总体架构与路径规划控制方案。其次,构建了变负载、复杂环境下的机器人模型。然后,在传统 MPC 架构基础上,将关键物理参数视为时变因子,引入多层前馈神经网络对其进行在线预测,提升控制精度。最后,通过仿真和现场试验验证了算法有效性。在单缸投喂试验中,PINN-MPC 在 2 个关键观测点的平均误差分别为 0.12、0.18 m,较传统 MPC 降低 50%;纵向速度波动幅度为 MPC 的 50%,横向偏移标准差降低 58.3%。在多缸投喂试验中,PINN-MPC 将 9 个目标点间的平均路径误差控制在 0.050~0.055 m,轮胎横向受力波动减少 58.9%。

关键词:循环水养殖;自动投喂机器人;路径跟踪控制;物理增强神经网络;模型预测控制

中图分类号:TP242　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)10-0130-10　　**OSID**:

Path Following Control and Experiments for Automatic Feeding Robots in Recirculating Aquaculture Systems

XIA Yingkai[1,2]　GUO Zhengjiang[1]　LIU Jiajun[1]　GAO Jian[2,3]　WAN Peng[1,2]

(1. *College of Engineering*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*
2. *Key Laboratory of Aquaculture Facilities Engineering*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Wuhan* 430070, *China*
3. *College of Fisheries*, *Huazhong Agricultural University*, *Wuhan* 430070, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of high labor intensity and significant labor costs in feed delivery within recirculating aquaculture systems, an automatic feeding robot was designed. Furthermore, a physics-informed neural network based model predictive control (PINN-MPC) method was proposed to tackle the autonomous path tracking problem under variable payloads and slippery road conditions. Firstly, the overall robot architecture and path planning control scheme were designed. Secondly, a control model was established for the robot under variable payloads and complex environment. Subsequently, building upon the traditional MPC framework, the proposed method treated key physical parameters as time-varying factors, and a multi-layer feedforward neural network was employed to predict these parameters online, enhancing control precision. Finally, the effectiveness of the control algorithm was validated through simulations and field experiments. In the single-tank feeding experiment, the average tracking errors of the PINN-MPC at two key observation points were 0.12 m and 0.18 m, representing a 50% reduction compared with MPC. The longitudinal velocity fluctuation was half of that of MPC, and the standard deviation of lateral deviation was decreased by 58.3%. In the multi-tank feeding experiment, PINN-MPC maintained the average path error between the nine target points within 0.050~0.055 m, reduced lateral tire force fluctuation by 58.9%.

Key words: recirculating aquaculture; automatic feeding robot; path following control; physics-informed neural network; model predictive control

收稿日期:2025-07-14　修回日期:2025-08-26

基金项目:湖北省技术创新计划项目(2024BBB054)、华中农业大学交叉科学研究专项(2662024JC003)和华中农业大学创新平台建设培育专项(2662025GXPY008)

作者简介:夏英凯(1989—),男,副教授,博士,主要从事智慧水产养殖装备研究,E-mail:ykxia@mail.hzau.edu.cn

0　引言

循环水养殖[1]作为高密度、高效益的主流养殖模式，广泛应用于工厂化养殖场。然而，实际生产中，饵料投喂作业严重依赖人工，劳动强度大，投喂时间、投喂量受主观判断影响显著，难以实现精准、均匀和定量。以典型的 9 缸一体式循环养殖系统[2]为例，单人操作一轮完整投喂任务需 30 min 以上，且操作路径重复率高、精度难控、长期依赖经验，严重限制了养殖的标准化和智能化进程[3-5]。研发一种具备自动导航[6]、定点识别[7]与多缸自主投喂能力的移动式投喂机器人，已成为工厂化养殖降本增效的关键[8]。

近年来，国内外针对自动投喂机器人的研究取得了一定进展。德国开发的“FeederBot”[9]能够基于 RFID[10]技术实现投喂站点感知，但其路径规划依赖人工设置，且无法适应复杂动态负载变化。日本明治大学提出了一种搭载视觉模块的履带式喂料车[11]，可在室外大池塘[4]内实现自主导航，但其系统成本高昂，对地形适应性有限[12-13]。我国目前在该领域仍处于起步阶段，现有研究多集中于开放式池塘投喂设备。文献[14-15]设计了一款基于 STM32 的智能鱼类投喂机，实现了投喂切换控制，但缺乏移动功能；ZHANG 等[16]开发了基于轨道导引的小型投喂车，能够在固定路线内完成定点投喂，但仍依赖外部基础设施，不能适应无轨复杂环境。

循环水养殖系统多建于室内环境，因空间布局紧凑[17]，地面常年潮湿，摩擦因数低，且投喂过程中机器人负载动态变化剧烈，从而给机器人路径规划[18]与控制[6,19]带来挑战。一方面，机器人需频繁进行启停、转向、加减速等复杂动作，路径波动容易放大控制误差[20]；另一方面，载荷不断变化引起的质心偏移[21]和轮胎附着力[22]波动，可能造成系统运动模型失配，从而影响投喂定位精度与行驶稳定性。因此，亟需建立一种具备动态适应能力[20,23]的运动控制方法。

本文针对工厂化循环水养殖场景，设计一种自动投喂机器人，并提出 PINN-MPC 路径跟踪控制策略。该方法通过引入前馈的物理信息[24]（滑移率、质心位置、载荷变化等），构建具备自适应建模能力的神经网络，并嵌入至传统 MPC 框架中，从而提升控制器对动态变化的适应性，以期提升机器人在湿滑地面、高频启停与变载状态[25]下的路径跟踪精度与投喂任务鲁棒性。

1　自动投喂机器人设计

1.1　自动投喂机器人系统设计

本文设计的自动投喂机器人具备环境地图自主构建、路径规划与跟踪控制、精准定量投喂、自动补料、自动充电等多种功能。

选用 NVIDIA Jetson Nano 作为机器人主控制器，负责运动规划、控制解算及信息综合处理；内置气送式投喂机，具备动态称量与精准投喂功能；配置激光雷达用于地图构建；设计移动底盘，由 STM32 单片机进行驱动控制，并集成 IMU 及轮式里程计；设计触摸屏显示器，用于实现机器人操控及管理。机器人硬件体系结构如图 1 所示。

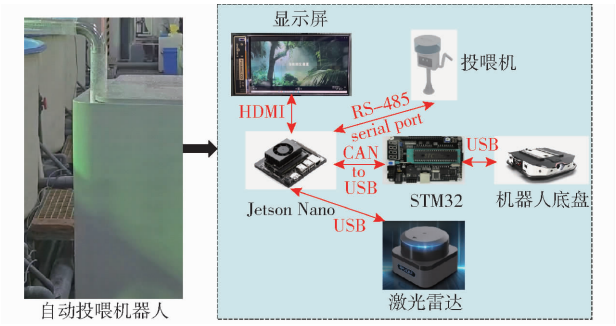


图 1　硬件体系架构

Fig. 1　Hardware architecture

1.2　路径规划及跟踪控制体系设计

考虑到自动投喂机器人需完成多缸移动投喂任务，工作环境面临狭窄通道、湿滑路面、静/动态障碍物等约束条件，且其自身载荷随投喂进程时变，机器人需具备良好的运动规划及路径跟踪控制能力。本文基于同步定位与地图构建、全局规划、动态避障、路径跟踪控制等技术，设计运动规划及路径跟踪控制体系，如图 2 所示。

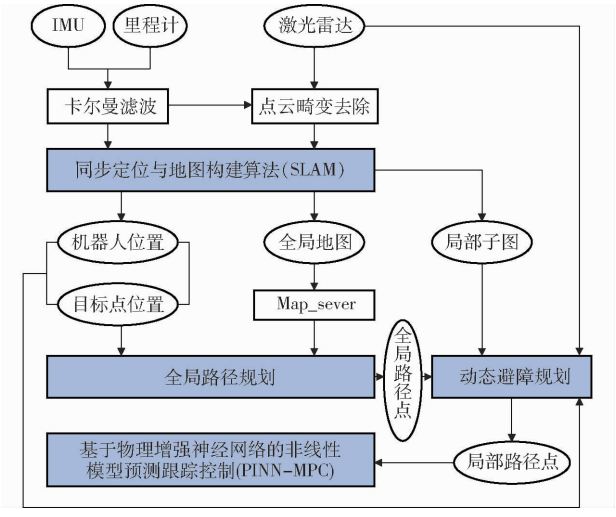


图 2　路径规划及跟踪控制体系框图

Fig. 2　Path planning and tracking control

2 机器人控制模型构建

2.1 运动学模型

为了便于运动学建模,构建坐标系如图 3 所示。其中,$x-y$ 为车身坐标系,$X-Y$ 为固定坐标系。图中,a_1 表示底盘质心 C 与前轮轮轴之间的距离,a_2 表示底盘质心 C 与后轮轮轴之间的距离,l 表示底盘前轮轮轴与后轮轮轴之间的轴距,w 表示底盘左侧车轮与右侧车轮之间的轮距。δ 表示底盘质心在转向时需要的转向角,θ 为局部坐标系与全局坐标系之间的夹角,ω 表示车轮质心处转动角速度,$\dot{x}$、$\dot{y}$ 表示底盘质心 C 处线速度,$F_{x_{f,l}}$、$F_{x_{f,r}}$、$F_{x_{r,l}}$、$F_{x_{r,r}}$、$F_{y_{f,l}}$、$F_{y_{f,r}}$、$F_{y_{r,l}}$、$F_{y_{r,r}}$ 表示各个轮胎在 x 和 y 方向的受力。

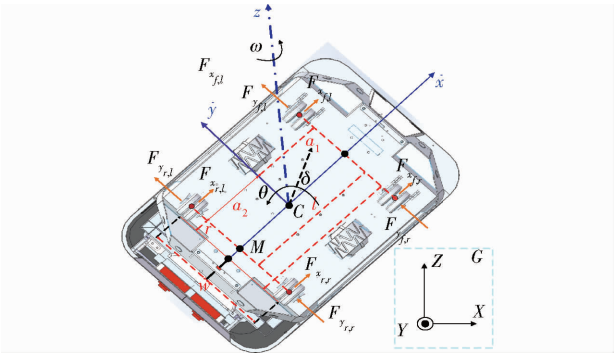


图 3 坐标系与运动参数

Fig. 3 Coordinate system and motion parameters

在车身坐标系下,质心速度$(\dot{x}_C,\dot{y}_C)$与角速度 $\dot{\theta}$ 的关系可表示为

$$\begin{bmatrix}\dot{x}_C\\ \dot{y}_C\\ \dot{\theta}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}v\cos\theta\\ v\sin\theta\\ \omega\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中 v——质心线速度

坐标系间的变换关系为

$$\boldsymbol{\zeta}=\boldsymbol{R}(\theta)\boldsymbol{\zeta}_C \tag{2}$$

其中 $\boldsymbol{\zeta}=[X\quad Y\quad \theta]^{\mathrm{T}}\qquad \boldsymbol{\zeta}_C=[x_C\quad y_C\quad \theta]^{\mathrm{T}}$

$$\boldsymbol{R}(\theta)=\begin{bmatrix}\cos\theta & -\sin\theta & 0\\ \sin\theta & \cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{\zeta}$——固定坐标系下的位姿

$\boldsymbol{\zeta}_C$——车身坐标系下的位姿

$\boldsymbol{R}(\theta)$——旋转矩阵

在控制系统实际执行中,机器人位置状态通常以离散时间步进行更新。假设差速驱动模型中左右轮分别移动了 Δs_L 与 Δs_R,则其在时间步 n 到 $n+1$ 之间的位姿更新可表示为

$$\boldsymbol{\zeta}_{n+1}=\begin{bmatrix}x_n+\Delta s\cos\theta_n\\ y_n+\Delta s\sin\theta_n\\ \theta_n+\dfrac{\Delta s_R-\Delta s_L}{w}\end{bmatrix} \tag{4}$$

$$\Delta s=\frac{\Delta s_R+\Delta s_L}{2} \tag{5}$$

式中 x_n、y_n、θ_n——机器人底盘当前位置状态

Δs——机器人在一个离散时间步内的平均前进位移

2.2 可变负载动力学建模

投喂过程中,机器人总质量可简化为与任务进度相关的阶梯函数

$$m(t)=m_0-\Delta m\left\lfloor\frac{t}{T_s}\right\rfloor \tag{6}$$

式中 $m(t)$——机器人总质量

m_0——初始总质量

Δm——每段质量减少量

t——仿真时间

T_s——采样周期

根据牛顿第二定律,在车体坐标系中建立三自由度动力学模型为

$$m(t)(\ddot{x}-\dot{y}\dot{\theta})=F_{x_{f,l}}+F_{x_{f,r}}+F_{x_{r,l}}+F_{x_{r,r}} \tag{7}$$

$$m(t)(\dot{y}+\dot{x}\dot{\theta})=F_{y_{f,l}}+F_{y_{f,r}}+F_{y_{r,l}}+F_{y_{r,r}} \tag{8}$$

$$I(t)\dot{r}=\sum M_z \tag{9}$$

式中 $\dot{r}$——绕 z 轴角速度

$I(t)$——关于时间变化的绕 z 轴转动惯量

$\sum M_z$——各方向合力矩

2.3 机器人车轮动力学与轮胎力学建模

2.3.1 车轮动力学建模

车轮在旋转过程中受到驱动力矩 T_w、摩擦阻力矩 T_f 以及垂向力 F_z 的作用,变形量为 $\Delta s'$。由于地面摩擦与轮胎接触点偏移,引入滚动阻力偶矩 T_r,表达式为

$$T_r=\mu_r F_z R \tag{10}$$

式中 μ_r——滚动阻力系数

R——车轮半径

车轮绕其中心轴线的运动可描述为

$$I_w\dot{\omega}=T_w-T_f-T_r \tag{11}$$

式中 I_w——车轮转动惯量

结合动力传动和驱动输入,可进一步推导得四轮动力学微分方程为

$$I_w\dot{\omega}_i=T_{w,i}-T_{f,i}-\mu_r F_{z,i}R \tag{12}$$

式中 i——车轮序号

2.3.2 轮胎力学建模

采用 Pacejka 提出的魔术公式(Magic Formula)[26]对轮胎力学进行建模,表达式为

$$\theta=Bs \tag{13}$$

$$\varphi=\arctan\theta \tag{14}$$

$$\psi_{MF}=\theta-E(\theta-\phi) \tag{15}$$

$$F = D\sin(C\arctan\psi) \tag{16}$$

式中　s——滑移率

B、C、D、E——刚度因子、形状因子、峰值因子和曲率因子

ϕ、ψ、θ——魔术公式的中间变量，无车辆姿态或航向的物理含义

F——输出轮胎力

ψ_{MF}——内部非线性组合变量

关键输入参数计算式为

$$s = \frac{v_x - \omega R}{\max(|v_x|, |\omega R|)} \tag{17}$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{v_y + a\dot{\psi}}{v_x + b\dot{\psi}}\right) \tag{18}$$

$$F_{z,f} = F_{z,r} = \frac{mg}{2} \tag{19}$$

$$v_i = \sqrt{(v_x \pm \omega_z l)^2 + (v_y \pm \omega_z w)^2} \tag{20}$$

式中　v_x——车体质心纵向速度

v_y——车体质心横向速度

α——侧偏角

a——质心到前轴的距离

b——质心到后轴的距离

$F_{z,f}$——前轴垂向载荷

$F_{z,r}$——后轴垂向载荷

m——车辆总质量

ω_z——车辆绕垂直轴的偏航角速度

v_i——第 i 轮速度合成量

结合式(17)～(20)，可得到 4 个轮胎的综合速度表达式为

$$\begin{cases} v_{x_{f,l}} = \dot{x} - \dfrac{w}{2}\dot{\theta} \\ v_{x_{f,r}} = \dot{x} + \dfrac{w}{2}\dot{\theta} \\ v_{x_{r,l}} = \dot{x} - \dfrac{w}{2}\dot{\theta} \\ v_{x_{r,r}} = \dot{x} + \dfrac{w}{2}\dot{\theta} \\ v_{y_{f,l}} = \dot{y} + a\dot{\theta} \\ v_{y_{f,r}} = \dot{y} + a\dot{\theta} \\ v_{y_{r,l}} = \dot{y} - b\dot{\theta} \\ v_{y_{r,r}} = \dot{y} - b\dot{\theta} \end{cases} \tag{21}$$

式中　$v_{x_{f,l}}$、$v_{x_{f,r}}$、$v_{x_{r,l}}$、$v_{x_{r,r}}$——前左轮、前右轮、后左轮和后右轮 x 方向速度分量

$v_{y_{f,l}}$、$v_{y_{f,r}}$、$v_{y_{r,l}}$、$v_{y_{r,r}}$——前左轮、前右轮、后左轮和后右轮 y 方向速度分量

3　基于 PINN－MPC 的机器人路径跟踪控制

3.1　PINN－MPC 算法设计

本文将车辆的状态空间模型中与地面接触、负载相关的核心参数视为时变因子，引入多层前馈神经网络对其进行在线预测，PINN－MPC 算法原理如图 4 所示。

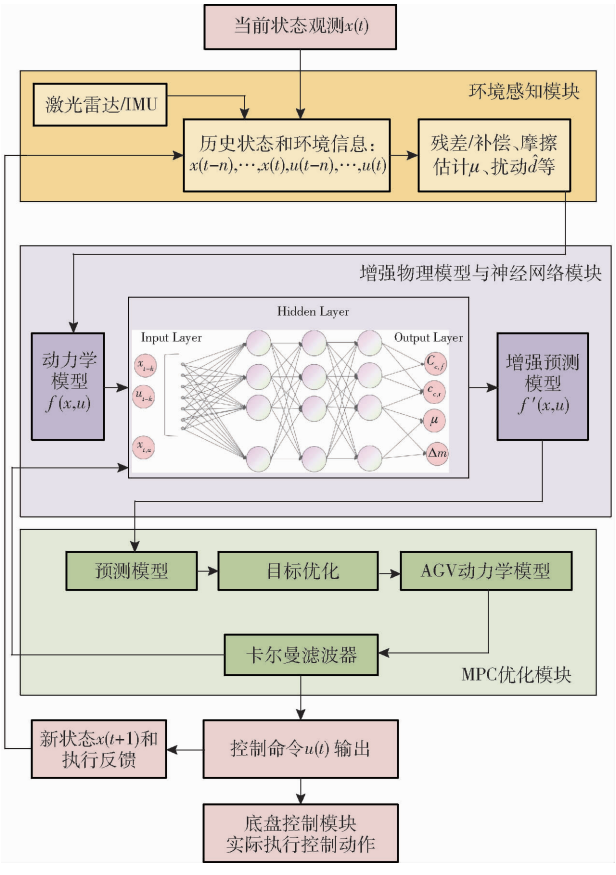


图 4　算法原理图

Fig. 4　Algorithm principle diagram

在该算法中，被视为时变因子的变量具体包括：前轮/后轮侧偏刚度 $\hat{C}_{c,f}$、$\hat{C}_{c,r}$，地面摩擦因数 $\hat{\mu}$，载荷变化引起的质量修正项 $\Delta\hat{m}$，转动惯量修正项 $\Delta\hat{I}_z$。

多层前馈神经网络结构为：

(1)输入层：输入为当前时刻及前若干时刻的状态与控制历史组成的向量 $\boldsymbol{H}_t$，即

$$\boldsymbol{H}_t = [\boldsymbol{x}_{t-n:t} \quad \boldsymbol{u}_{t-n:t}] \tag{22}$$

式中　$\boldsymbol{x}_{t-n:t}$——状态量(如位置、速度、角速度等)

$\boldsymbol{u}_{t-n:t}$——控制输入(如加速度、转向角等)

n——历史窗口长度

(2)隐藏层：包含 3 层，每层 128 个神经元，激活函数采用 ReLU(Rectified linear unit)以提高非线性建模能力。

(3)输出层：输出当前时刻预测的关键物理参数，如 $\hat{C}_{c,f}$、$\hat{C}_{c,r}$、$\hat{\mu}$、$\Delta\hat{m}$、$\Delta\hat{I}_z$。

(4)损失函数:使用均方误差(MSE)对比神经网络预测值与通过仿真或系统辨识方法获得的真实物理参数标签,损失函数为

$$L=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\|\hat{\boldsymbol{p}}^{(i)}-\boldsymbol{p}^{(i)}\|^2 \tag{23}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{p}}^{(i)}$——第 i 个样本中的真实参数向量

$\boldsymbol{p}^{(i)}$——预测值 N——样本总数

预测出的物理参数被实时用于修正 MPC 预测模型中的系统矩阵。状态空间模型的一般形式为

$$\boldsymbol{x}_{k+1}=\boldsymbol{A}_c\boldsymbol{x}_k+\boldsymbol{B}_c\boldsymbol{u}_k \tag{24}$$

式中 $\boldsymbol{x}_k$、$\boldsymbol{x}_{k+1}$——第 k、$k+1$ 步状态量

$\boldsymbol{A}_c$、$\boldsymbol{B}_c$——预测模型状态矩阵

$\boldsymbol{u}_k$——第 k 时刻控制输入向量

通过物理增强建模机制,每次控制周期内利用预测得到的参数更新 $\boldsymbol{A}_c$ 和 $\boldsymbol{B}_c$,计算式为

$$\boldsymbol{A}_c(t)=f(C_{c,f}(t),C_{c,r}(t),m_t,I_{z,t},\mu(t)) \tag{25}$$

$$\boldsymbol{B}_c=g(C_{c,f}(t),C_{c,r}(t),m,I_z,\mu(t)) \tag{26}$$

质量相关项 $m+\Delta m$ 用于更新加速度方程中的质量项;转动惯量 $I_z+\Delta I_z$ 被用于更新角速度动态;侧偏刚度参数 $\hat{C}_{c,f}$、$\hat{C}_{c,r}$用于构建横向力模型;摩擦因数 μ 影响轮胎模型中的最大牵引力限制。

机器人横向动力学可以表示为

$$\dot{v}_y=\frac{1}{m+\Delta m}(F_{yf}+F_{yr})-v_x r \tag{27}$$

$$\dot{r}=\frac{1}{I_z+\Delta I_z}(l_f F_{yf}-l_r F_{yr}) \tag{28}$$

横向轮胎力由轮胎模型给出,采用线性化 Pacejka 模型

$$F_y=C_\alpha\alpha \tag{29}$$

式中 C_α——轮胎侧偏刚度

地面摩擦因数 μ 被用于动态调整最大允许牵引力约束,公式为

$$|F_x|\leqslant\mu F_z \tag{30}$$

$$|F_y|\leqslant\sqrt{(\mu F_z)^2+F_x^2} \tag{31}$$

式中 F_x——纵向轮胎力

F_y——横向轮胎力

F_z——轮胎法向载荷

在预测模型实时更新的基础上,MPC 控制器以滚动优化的方式生成未来一段时间内的控制序列,优化目标为最小化预测值与参考值之间的偏差,同时平衡控制输入的变化幅度与系统受力边界。其优化目标函数 $\boldsymbol{J}$ 为

$$\boldsymbol{J}=\boldsymbol{J}_{\text{track}}+\boldsymbol{J}_{\text{input}}+\boldsymbol{J}_{\text{terminal}} \tag{32}$$

其中

$$\boldsymbol{J}_{\text{track}}=\sum_{k=0}^{N-1}(\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{\text{ref},k})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{x}_k-\boldsymbol{x}_{\text{ref},k}) \tag{33}$$

$$\boldsymbol{J}_{\text{input}}=\sum_{k=0}^{N-1}\Delta\boldsymbol{u}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}\Delta\boldsymbol{u}_k \tag{34}$$

$$\boldsymbol{J}_{\text{terminal}}=(\boldsymbol{x}_N-\boldsymbol{x}_{\text{ref},N})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}_f(\boldsymbol{x}_N-\boldsymbol{x}_{\text{ref},N}) \tag{35}$$

式中 $\boldsymbol{J}_{\text{track}}$——轨迹跟踪误差项

$\boldsymbol{J}_{\text{input}}$——控制输入变化项

$\boldsymbol{J}_{\text{terminal}}$——终端状态误差项

$\boldsymbol{x}_{\text{ref},k}$——第 k 时刻参考状态向量

$\Delta\boldsymbol{u}_k^{\mathrm{T}}$——控制输入增量

$\boldsymbol{x}_N$——预测时域内终端时刻 N 车辆状态向量

$\boldsymbol{x}_{\text{ref},N}$——预测时域内终端时刻 N 参考状态向量

$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{Q}_f$——状态误差加权矩阵

$\boldsymbol{R}$——控制输入加权矩阵

上述带约束的最优控制问题在每个控制周期内以滚动优化方式进行实时求解。本文采用基于二次规划的方法,在每个周期内利用当前状态信息构造优化问题,并求解未来若干步内的最优控制序列。

3.2 控制性能仿真验证

为验证所提 PINN-MPC 控制器在路径跟踪精度、速度稳定性与轮胎受力控制等方面的综合性能,设计了直线与正弦两类典型轨迹任务,重点考察系统在质量与路面扰动下的自适应性与鲁棒性。仿真基于 Matlab/Simulink 2024a 平台构建,实验环境及主要模型参数见表 1,控制器采样周期为 0.1 s,预测步长为 20。

表 1 机器人模型参数

Tab.1 Model parameters of robot

参数类别	参数	数值
整车参数	底盘质量 m_0/kg	50
	负载初始质量 Δm/kg	100
	总质量 $m(t)$/kg	150
	轴距 l/m	0.15
	质心前距 a/m	0.07
	质心后距 b/m	0.08
	前轴载荷 F_f/N	784
	后轴载荷 F_r/N	686
运动惯量	Z 轴转动量 I_z/(kg·m^2)	1.28
	比例系数 k	0.008 5
轮胎系统	滚动半径 r/m	0.03
	前轮侧偏刚度 C_f/(N·rad^{-1})	6.67×10^5
	后轮侧偏刚度 C_r/(N·rad^{-1})	5.33×10^5
	传动比 G	16
	齿条质量 m_R/kg	2.57
	小齿轮半径 r_p/m	0.006
电机系统	电机转矩常数 K_t/(N·m·A^{-1})	0.08
	转子转动惯量 J_m/(kg·m^2)	4×10^{-4}

为模拟机器人在养殖场景中由于饲料负载变化而引起的质量扰动，本文引入分段质量扰动序列并将其与时间轴绑定，对控制系统形成动态输入。

在仿真过程中，机器人归一化质量按照 1.0、0.8、0.6、0.4、0.2、0.1 顺序依次下降。每一阶段质量维持 5 s，并在控制器中作为扰动注入系统。

3.2.1　直线轨迹跟踪性能

机器人以恒定纵向速度在湿滑路面上执行直线路径跟踪任务，以评估控制器在理想轨迹下的基本跟踪精度与扰动抑制能力。

（1）轨迹误差与收敛性能对比

如图 5 所示，PINN－MPC 在 38 m 处即精准贴合参考轨迹，重合度达 99%，误差波动极小；而传统 MPC 虽在 8 m 后趋于稳定，但始终存在明显偏差。PINN－MPC 通过引入质量感知机制和神经网络建模，实现了对非线性扰动的预测与补偿。

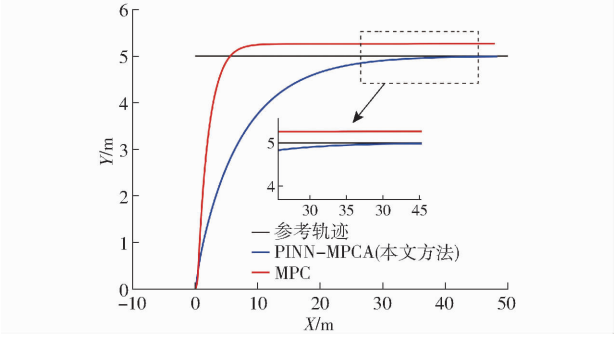


图 5　直线路径跟踪性能对比

Fig. 5　Straight-line path tracking comparison

（2）四轮轮胎受力分析

如图 6 与图 7 所示，PINN－MPC 轮胎受力波动控制在 －5 ~ 5 N 范围内，输入平稳；而 MPC 波动在 －7 ~ 7 N，抖动明显。PINN－MPC 融合车辆与轮胎动力学模型，实现动态感知与受力优化控制。

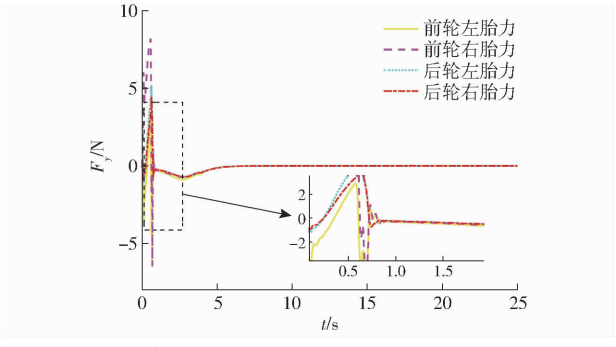


图 6　直线路径 MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 6　Straight-line path tire lateral force distribution of MPC

3.2.2　正弦轨迹跟踪性能

在正弦轨迹跟踪测试中，车辆沿 $y=2\sin(0.2x)$ 的目标路径行驶，途中所载质量依次以阶梯方式递减，代表负载卸载等工况。

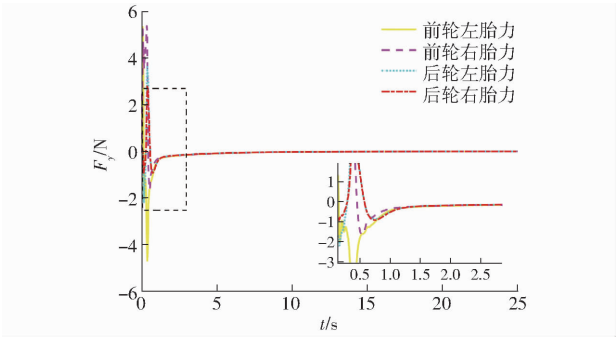


图 7　直线路径 PINN－MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 7　Straight-line path tire lateral force distribution of PINN－MPC

（1）轨迹跟踪精度分析

图 8 显示，PINN－MPC 始终保持 ±0.05 m 以内的误差，高度贴合目标轨迹；而 MPC 在质量变化时误差显著增大。

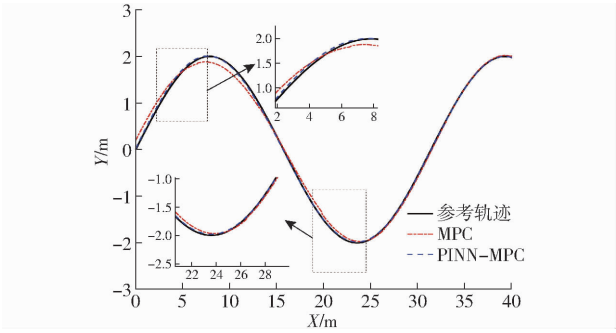


图 8　正弦轨迹跟踪对比

Fig. 8　Sinusoidal trajectory tracking comparison

（2）纵向速度保持能力

如图 9 所示，理想情况下机器人纵向速度应稳定维持在 1 m/s。仿真结果表明，PINN－MPC 的速度响应仅存在微小扰动，控制精度远优于传统 MPC。后者在部分质量突变段时出现速度异常变化，且难以恢复。

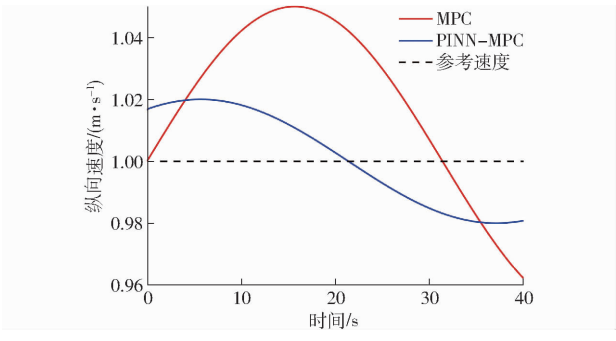


图 9　机器人纵向速度对比图

Fig. 9　Robot longitudinal velocity comparison

（3）横向速度动态分析

从图 10 对比曲线看，PINN－MPC 不仅初期响应快，而且整体扰动抑制效果明显。其横向速度变化曲线近似正弦波，表明系统对非线性路径的跟踪

性良好。而传统 MPC 在负载变化处表现出明显“速度错峰”现象。

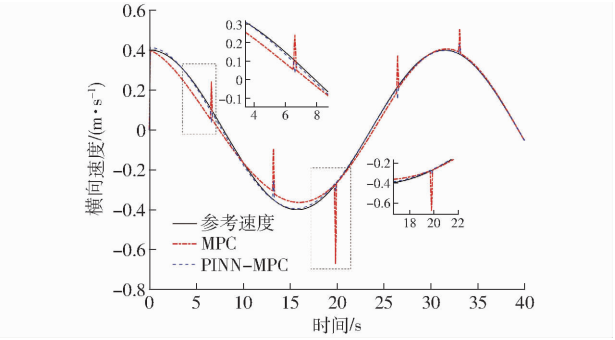


图 10 机器人横向速度对比

Fig. 10 Robot lateral velocity comparison

(4)轮胎力自适应性分析

如图 11 与图 12 所示,在受力控制方面,PINN－MPC 在质量逐段降低时,其四轮力输出随着负载比例减小而等比例下降;而传统 MPC 控制的受力结果杂乱无章,在质量变化点出现了瞬时过冲和失衡。

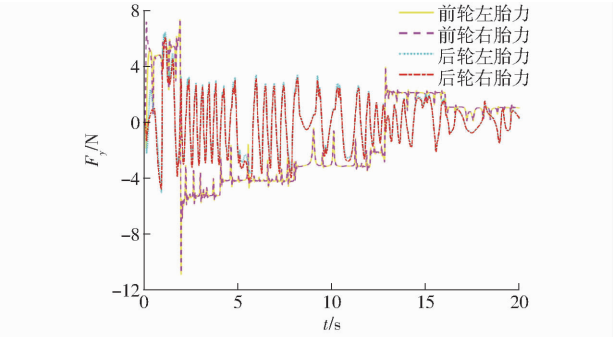


图 11 正弦轨迹 MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 11 Sinusoidal trajectory tire lateral force distribution of MPC

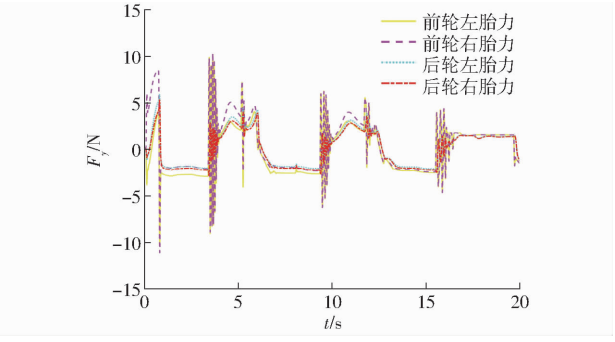


图 12 正弦轨迹 PINN－MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 12 Sinusoidal trajectory tire lateral force distribution of PINN－MPC

4 试验

为验证本文提出算法的合理性与有效性,在水产养殖基地开展实际试验,试验场地如图 13 所示。试验中,采用基于 ROS 平台的激光雷达 SLAM 系统,构建机器人试验场地的二维栅格地图,基于 Cartographer 实时建图算法,构建地图。



图 13 试验场景

Fig. 13 Test scenarios

4.1 单缸投喂试验(试验 1)

为验证控制器在中等距离路径跟踪任务中的稳态精度与响应性能,设计机器人以恒定速度(约 2 m/s)直接驶向直线路径中的第 5 个目标缸。在此过程中机器人不进行实际投喂,载荷保持恒定,通过 50 次重复试验评估控制策略稳定性。

轨迹跟踪结果见图 14 与表 2。结果表明,在未发生载荷变化的条件下,PINN－MPC 表现出更优的路径规划效率和更快的响应速度,控制精度更高。

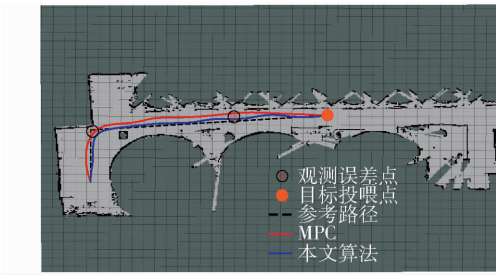


图 14 单缸投喂试验对比

Fig. 14 Comparison diagram of single-cylinder feeding test

表 2 单缸投喂试验结果

Tab. 2 Results of single-cylinder feeding test

参数		MPC	PINN－MPC
最短路径长度/m	平均值	6.32	6.04
	标准差	1.50	0.80
	最优值	6.10	5.88
完成任务时间/s	平均值	3.31	3.08
	标准差	0.12	0.06
	最优值	3.05	2.44

PINN－MPC 在 2 个观测点(4.32,0) m、(4.78,5.57) m 的平均误差分别为 0.12、0.18 m,较传统 MPC 的 0.24、0.36 m 降低 50%,且标准差更小(0.05 m 和 0.09 m)。

速度控制如图 15 与图 16 所示,PINN－MPC 纵向速度稳定在 1.9～2.1 m/s,波动幅度为 MPC 的 50%;横向速度控制在 ±0.25 m/s 以内,最大偏移速率减少 58.3%。相较之下,MPC 在加速及接近目标阶段出现明显波动与“横向修正”现象,控制稳定性较差。

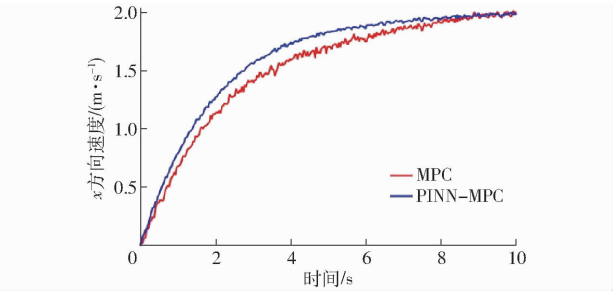


图 15　纵向速度随时间变化对比

Fig. 15　Longitudinal velocity *vs* time comparison

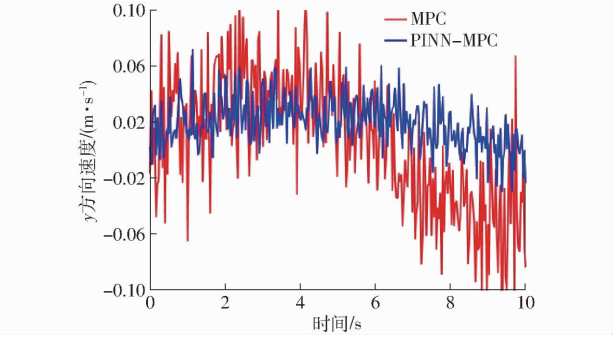


图 16　横向速度随时间变化对比

Fig. 16　Lateral velocity *vs* time comparison

4.2　多缸投喂试验(试验 2)

为模拟“多目标 + 启停 + 载荷变化”等实际投喂挑战,机器人依次完成 9 个沿 Y 轴直线排列鱼缸的连续投喂任务,每缸停留投喂,饲料质量依次减少。如图 17 与表 3 所示,PINN − MPC 在误差控制与任务完成时间上均优于 MPC,表现出更强的动态适应能力。

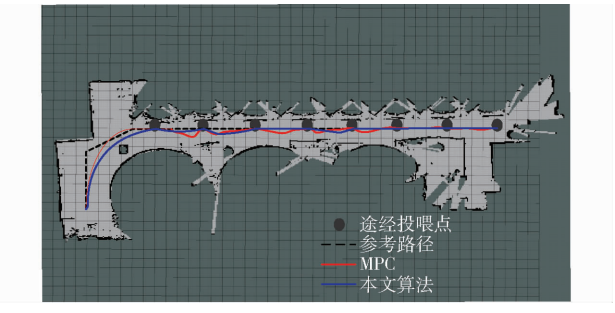


图 17　多缸投喂试验轨迹对比

Fig. 17　Comparison diagram of trajectory of multi-cylinder feeding test

表 3　多缸投喂试验结果

Tab. 3　Results of multi-cylinders feeding test

参数		MPC	PINN − MPC
最短路径长度/m	平均值	20. 85	20. 21
	标准差	0. 33	0. 18
	最优值	19. 16	19. 01
完成任务时间/s	平均值	197. 9	193. 2
	标准差	1. 45	0. 91
	最优值	193. 9	192. 1

如图 18 所示,MPC 在 4 ~ 6 号缸阶段误差波动剧烈(最高达 0. 121 m),而 PINN − MPC 在全路径中保持误差稳定,前 3 缸控制误差维持在 0. 050 ~ 0. 055 m,中后段误差波动更小,表现出对频繁启停与载荷扰动的高度适应性。

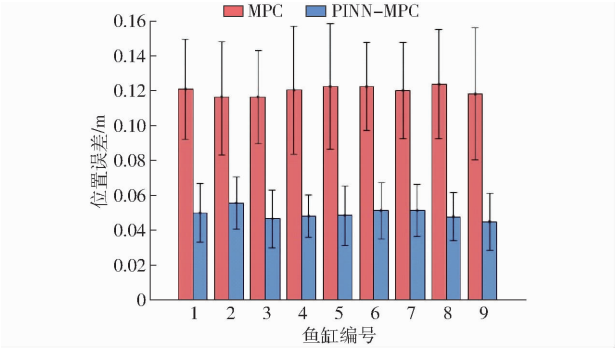


图 18　2 种控制策略在每个鱼缸误差对比

Fig. 18　Error comparison of two control strategies in each fish tank

轮胎力分布方面(图 19 与图 20),MPC 控制下横向力波动剧烈、受力曲线抖动明显,峰谷差达 21. 2 N,标准差 8. 4 N;而 PINN − MPC 控制器将横向力控制在 ±16 N 范围内,随着投喂负载减少,力输出同步渐减,峰谷差与标准差分别降低至 14. 3 N 与 5. 1 N,抖动幅度下降 58. 9%,体现出更高的力学自适应与预测控制能力。

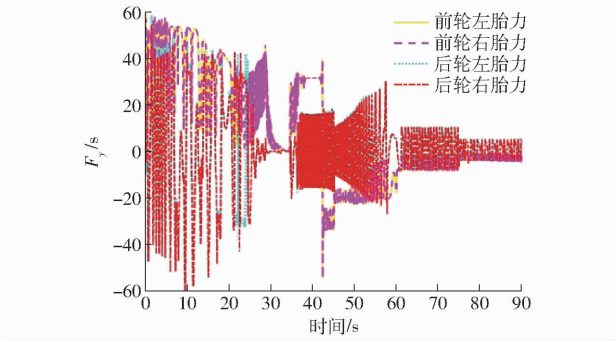


图 19　多缸投喂 MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 19　Multi-tank feeding tire lateral force distribution of MPC

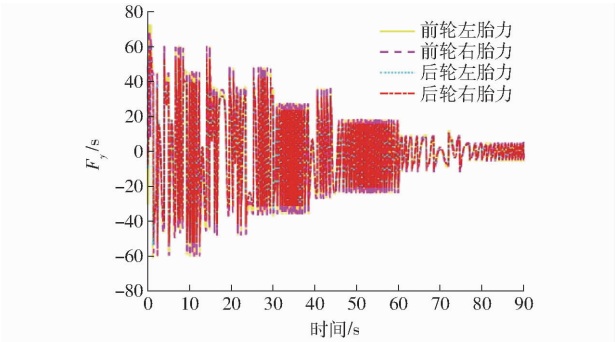


图 20　多缸投喂 PINN − MPC 控制器轮胎横向力分布

Fig. 20　Multi-tank feeding tire lateral force distribution of PINN − MPC

5 结论

(1)面向循环水养殖场景,设计了一种可移动式自动投喂机器人,具备自主导航定位、路径规划与跟踪控制能力。针对变负载、湿滑路面、狭窄通道等复杂工况,提出一种基于 PINN - MPC 的路径跟踪方法,并通过仿真与实地试验对控制性能进行了系统验证。

(2)实地试验在华中农业大学水产养殖基地完成。在单缸投喂试验中,PINN - MPC 平均完成时间为 12.63 s,优于 MPC 的 14.21 s;横向误差平均为 ±0.036 m,显著优于 MPC 的 ±0.112 m;纵向速度标准差为 0.05 m/s,低于 MPC 的 0.17 m/s。在多缸投喂试验中,PINN - MPC 平均路径长度为 20.21 m,优于 MPC 的 20.85 m;任务完成平均时间为 193.2 s,优于 MPC 的 197.9 s;第 4 ~ 6 缸阶段最大误差控制在 0.055 m 以内,而 MPC 最高达 0.121 m,表现出对频繁启停与载荷扰动的更强适应性。

(3)PINN - MPC 不仅在仿真中具备极强的动态建模与干扰适应能力,更在真实场景中表现出高度的实用性、控制稳定性与资源利用效率,为自动化水产养殖场景中机器人部署提供了良好支撑。

参 考 文 献

[1] CUI Xuezhi, ZHU Xinzhi, LI Ming, et al. Parallel RepConv network: efficient vineyard obstacle detection with adaptability to multi-illumination conditions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 230: 109901.

[2] 王志勇,谌志新,江涛,等. 标准化池塘养殖自动投饵系统设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(8): 77 - 80.
WANG Zhiyong, CHEN Zhixin, JIANG Tao, et al. Design of a standardized pond aquaculture automatic feeding system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 77 - 80. (in Chinese)

[3] LIU Tianhu, QIU Xuan, ZHANG Wei, et al. Research on an intelligent pineapple pre-harvest anti-lodging method based on deep learning and machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108706.

[4] LI Yonggang, JIN Hao, ZHANG Lei, et al. A mobile robot path planning algorithm based on improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. IEEE Access, 2022, 10: 57736 - 57747.

[5] LI Junjun, XU Wei, ZHANG Qian, et al. Impact analysis of travel time uncertainty on AGV catch-up conflict and the associated dynamic adjustment[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018(1): 4037695.

[6] 汪小昱,祁子涵,杨震宇,等. 基于 DAV_DWA 算法的农业机器人局部路径规划[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 105 - 114.
WANG Xiaochan, QI Zihan, YANG Zhenyu, et al. Agricultural robot local path planning based on DAV_DWA algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 105 - 114. (in Chinese)

[7] 王昱, 刘佳豪, 罗毅智, 等. 基于 CFD - DEM 耦合的膨化颗粒饲料气力输送机理数值分析[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 180 - 189.
WANG Yu, LIU Jiahao, LUO Yizhi, et al. Numerical analysis of pneumatic conveying mechanism of expanded pellet feed based on CFD - DEM coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 180 - 189. (in Chinese)

[8] 梁正龙, 祁少刚, 畅青霞, 等. 基于 LSTM - SVM 的日光温室环境预测模型[J]. 农业机械学报, 2025, 56(7): 279 - 287.
LIANG Zhenglong, QI Shaogang, CHANG Qingxia, et al. LSTM - SVM-based environment prediction model for solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(7): 279 - 287. (in Chinese)

[9] DIETRICH C J, ROSSOW A, FREILING F C, et al. On botnets that use DNS for command and control[C]// 2011 Seventh European Conference on Computer Network Defense: IEEE, 2011.

[10] YANG Yang, LI Juntao, PENG Lingling. Multi-robot path planning based on a deep reinforcement learning DQN algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2020, 5(3): 177 - 183.

[11] NAGENBORG M. Urban robotics and responsible urban innovation[J]. Ethics and Information Technology, 2020, 22(4): 345 - 355.

[12] 李道亮,王恩培,王柄雄,等. 陆地巡检机器人关键技术及其在水产养殖中的应用前景[J]. 农业工程学报, 2024, 40(21): 1 - 13.
LI Daoliang, WANG Enpei, WANG Bingxiong, et al. Key technologies of land inspection robots and their application prospects in aquaculture[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(21): 1 - 13. (in Chinese)

[13] 唐荣,沈逸,许鹏,等. 池塘养殖全自动精准投饲系统设计与应用[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 289 - 296.
TANG Rong, SHEN Yi, XU Peng, et al. Design and application of a fully automatic precision feeding system for pond aquaculture[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 289 - 296. (in Chinese)

[14] JIN Li, MA Shuyi, XIE Min, et al. A cluster-oriented task assignment optimization for green high-performance computing center operations[J]. Computers & Industrial Engineering, 2025,203: 110929.

[15] LIU Na, HU Zihang, WEI Min et al. Improved A* algorithm incorporating RRT* thought: a path planning algorithm for AGV in digitalised workshops[J]. Computers & Operations Research, 2025,177: 106993.

[16] ZHANG Jie, LIU-Henke X. Model-based design of the vehicle dynamics control for an omnidirectional automated guided vehicle (AGV)[C]//2020 International Conference Mechatronic Systems and Materials (MSM): IEEE, 2020.

[17] BADGUJAR Chetan, FLIPPO Daniel. Artificial neural network to predict traction performance of autonomous ground vehicle on a sloped soil bin and uncertainty analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106867.

[18] 张伟荣,陈学庚,齐江涛,等. 基于 IPO-VMD-GRNN 的田间四足机器人摔倒状态预测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 175-186.
ZHANG Weirong, CHEN Xuegeng, QI Jiangtao, et al. Field quadruped robot fall state prediction method based on IPO VMD GRNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 175-186. (in Chinese)

[19] 陈耀晖,李家一,鲍泽韩,等. 自主导航柑橘表型巡检机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 49-57.
CHEN Yaohui, LI Jiayi, BAO Zehan, et al. Design and testing of autonomous navigation citrus phenotypic inspection robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 49-57. (in Chinese)

[20] LÓPEZ J, ZALAMAB E, GÓMEZ-GARCÍA-BERMEJO J, et al. A simulation and control framework for AGV based transport systems[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2022, 116: 102430.

[21] 王宇,王文浩,徐凡,等. 基于改进蚁群算法的植保无人机路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 103-112, 92.
WANG Yu, WANG Wenhao, XU Fan, et al. Path planning method for plant-protection UAV based on improved ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 103-112. (in Chinese)

[22] CHEN J C, DU C L, ZHANG Y, et al. A clustering-based coverage path planning method for autonomous heterogeneous UAVs [J]. Ieee Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(12): 25546-25556.

[23] KODAGODA K R S, WIJESOMA W S, ZHANG Y, et al. Fuzzy speed and steering control of an AGV[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2002, 10(1): 112-120.

[24] 李云伍,徐俊杰,王铭枫,等. 丘陵山区田间道路自主行驶转运车及其视觉导航系统研制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(1): 52-61.
LI Yunwu, XU Junjie, WANG Mingfeng, et al. Development of an autonomous transport vehicle with vision navigation for field roads in hilly areas[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(1): 52-61. (in Chinese)

[25] LI Sen, ZHANG Ran, DING Yuanming, et al. Multi-UAV path planning algorithm based on BINN-HHO[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9786.

[26] PACEJKA H B, BAKKER E. The magic formula tyre model[J]. Vehicle System Dynamics, 1992, 21(Supp. 1): 1-18.

(上接第 101 页)

[27] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2018: 7132-7141.

[28] TONG Z, CHEN Y, XU Z, et al. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[C]// Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2023.

[29] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019: 658-666.

[30] XU W, LIU C, WANG G, et al. Behavioral response of fish under ammonia nitrogen stress based on machine vision[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107442.

[31] XI D, QIN Y, WANG S. YDRSNet: an integrated Yolov5-Deeplabv3+real-time segmentation network for gear pitting measurement[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 34(4): 1585-1599.

[32] YOU X, WANG Y, ZHAO X. A lightweight monocular 3D face reconstruction method based on improved 3D morphing models [J]. Sensors, 2023, 23(15): 6713.

[33] XU W, ZHU Z, GE F, et al. Analysis of behavior trajectory based on deep learning in ammonia environment for fish[J]. Sensors, 2020, 20(16): 4425.

[34] SONG W, WANG Y, HUANG D, et al. Enhancement of underwater images with statistical model of background light and optimization of transmission map[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2020, 66(1): 153-169.

[35] LIU Y, ZHANG C, WU W, et al. MiniYOLO: a lightweight object detection algorithm that realizes the trade-off between model size and detection accuracy[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2022, 37(12): 12135-12151.

[36] SHI C, ZHANG X, SUN J, et al. A lightweight convolutional neural network based on group-wise hybrid attention for remote sensing scene classification[J]. Remote Sensing, 2021, 14(1): 161.