

基于 LSTM-MPC 的四旋翼无人机不平衡负载 姿态控制

方应才¹, 张东升^{1,2*}

1. 山东交通学院工程机械学院, 山东 济南 250357;

2. 山东省交通建设装备与智能控制工程实验室, 山东 济南 250357

摘要:为解决四旋翼无人机姿态控制中不平衡负载及控制系统非线性问题,采用长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络与模型预测控制(model predictive control, MPC)优势互补方法,提出 LSTM-MPC 策略。通过 LSTM 神经网络预测姿态变化,增强无人机姿态控制系统对误差的预判能力;将 MPC 作为前馈控制,动态优化控制输入,二者结合显著提高系统控制精度。采用 MATLAB 对四旋翼无人机不平衡负载姿态控制进行仿真试验,仿真结果表明:采用 LSTM-MPC 策略对四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角期望值跟踪效果的均方根误差比采用 MPC 策略分别减小 13.33%、12.31% 和 11.11%,比采用模糊比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)策略分别减小 14.05%、25.33%、23.81%。采用某品牌 F450 四旋翼无人机平台搭载 0.6 kg 负载开展不平衡负载姿态控制飞行测试,测试结果表明:采用 LSTM-MPC 策略的四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角实际输出结果与期望值的平均误差分别为 3.91%、5.31% 和 1.10%,表明 LSTM-MPC 策略能有效提高四旋翼无人机不平衡负载姿态控制的飞行稳定性。

关键词:四旋翼无人机;LSTM 神经网络;MPC;不平衡负载;姿态控制

中图分类号:U8;V249

文献标志码:A

文章编号:1672-0032(2025)03-0086-08

引用格式:方应才,张东升. 基于 LSTM-MPC 的四旋翼无人机不平衡负载姿态控制[J]. 山东交通学院学报, 2025,33(3):86-93.

FANG Yingcai, ZHANG Dongsheng. Attitude control of quadrotor UAV with unbalanced load based on LSTM-MPC[J]. Journal of Shandong Jiaotong University, 2025,33(3):86-93.

0 引言

近年来,四旋翼无人机姿态控制技术显著进步,部分学者采用比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)控制^[1]、自适应控制^[2]、模型预测控制(model predictive control, MPC)^[3]、自抗扰控制^[4-6]等策略控制姿态并取得一定成果。四旋翼无人机搭载不平衡负载导致控制系统非线性复杂化,增大外界扰动不确定性,影响姿态控制的稳定性。

Hui 等^[7]结合鲁棒 H_∞ 控制与双级模型预测控制,通过分解控制环路,减小计算负荷并优化误差预测模型,提高无人机姿态稳定性和位置跟踪精度;Yu 等^[8]基于改进扩展状态观测器和非线性反推积分控制设计主动自抗扰控制策略,增强无人机控制精度和抗干扰能力;Chen 等^[9]基于积分线性扩展状态观测器与滑模微分器设计反推控制器,有效解决四旋翼飞行器姿态控制系统输入饱和与微分爆炸问题;Pan 等^[10]采用融合线性扩展状态观测器的自适应滑模控制,通过动态调整开关增益增强无人机控制系统抗

收稿日期:2024-10-25

基金项目:国家自然科学基金青年项目(52405501)

第一作者简介:方应才(1999—),男,安徽六安人,硕士研究生,主要研究方向为智能控制,E-mail:1582673180@qq.com。

*通信作者简介:张东升(1978—),男,辽宁抚顺人,教授,硕士研究生导师,工学博士,主要研究方向为交通装备智能制造与智能控制,E-mail:zhangdongsheng@sdjtu.edu.cn。

干扰性能;Huang 等^[11]提出神经网络自适应调整与超扭曲滑模控制相结合的四旋翼无人机轨迹跟踪控制方法,通过动态优化滑模面参数和控制增益,降低参数不确定性,抑制外界干扰;Yuan 等^[12]基于自适应全局快速终端滑模控制设计固定翼无人机姿态控制策略,通过预设性能控制与固定时间扩展状态观测器解决非线性耦合问题,提高无人机抗干扰和轨迹跟踪性能;郭金龙等^[13]结合线性自抗扰控制和分数阶控制,设计分数阶自抗扰控制器,提高四旋翼无人机高度姿态控制精度。上述研究内容主要是搭载平衡负载的无人机姿态控制,因控制系统非线性高度耦合、外界扰动状态复杂等问题增大搭载不平衡负载的无人机姿态控制难度。

本文基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络与 MPC 设计 LSTM-MPC 策略,研究搭载不平衡负载的四旋翼无人机姿态控制,采用 LSTM 神经网络预测姿态变化,增强四旋翼无人机控制系统对误差的预判能力;采用 MPC 作为前馈控制,动态优化控制策略并实时求解控制输入,以期提高系统控制精度,为农业植保、地理测绘等四旋翼无人机不平衡负载复杂作业场景下的高精度姿态控制提供技术方案。

1 四旋翼无人机偏载数学模型

四旋翼无人机控制系统是一种欠驱动且高度耦合的非线性系统^[14],通过调节 4 个螺旋桨的转速产生不同方向的推力进行姿态调整,实现精准悬停、自主飞行、避障等功能。四旋翼无人机机体坐标系以无人机质心为原点,如图 1 所示。

四旋翼无人机姿态动力学模型^[15]为:

$$\begin{cases} \ddot{\varphi} = [M_x - (J_y - J_z)\dot{\theta}\dot{\psi}] / J_x \\ \ddot{\theta} = [M_y - (J_z - J_x)\dot{\varphi}\dot{\psi}] / J_y \\ \ddot{\psi} = [M_z - (J_x - J_y)\dot{\varphi}\dot{\theta}] / J_z \end{cases}$$

式中: $\ddot{\varphi}$ 、 $\ddot{\theta}$ 、 $\ddot{\psi}$ 分别为四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角的角加速度, rad/s^2 ; M_x 、 M_y 、 M_z 分别为机体坐标系下四旋翼无人机绕 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的力矩, $\text{N} \cdot \text{m}$; J_x 、 J_y 、 J_z 分别为机体坐标系下四旋翼无人机绕 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$; $\dot{\varphi}$ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\dot{\psi}$ 分别为四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角的角速度, rad/s 。

四旋翼无人机搭载不平衡负载后,动力学模型参数受质心偏移、负载力矩等影响。机体坐标系下四旋翼无人机搭载不平衡负载耦合系统的转动惯量

$$\mathbf{J}_C = \mathbf{J}_Q + m_L (\|\mathbf{d}_L\|^2 \mathbf{I}_3 - \mathbf{d}_L \mathbf{d}_L^T),$$

式中: $\mathbf{J}_Q$ 为四旋翼无人机的转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$; m_L 为负载质量, kg ; $\mathbf{d}_L$ 为负载质心坐标相对无人机质心坐标的偏移量; $\mathbf{I}_3$ 为 3×3 单位矩阵。

机体坐标系下负载力矩

$$\mathbf{M}_L = \mathbf{d}_L m_L g,$$

式中 g 为重力加速度, m/s^2 。

假设负载为刚体,与无人机机架固定连接且无相对运动,四旋翼无人机搭载不平衡负载耦合系统姿态动力学模型为:

$$\begin{cases} \ddot{\varphi}_C = [M_x + M_{Lx} - (J_{Cy} - J_{Cz})\dot{\theta}\dot{\psi}] / J_{Cx} \\ \ddot{\theta}_C = [M_y + M_{Ly} - (J_{Cz} - J_{Cx})\dot{\varphi}\dot{\psi}] / J_{Cy} \\ \ddot{\psi}_C = [M_z + M_{Lz} - (J_{Cx} - J_{Cy})\dot{\varphi}\dot{\theta}] / J_{Cz} \end{cases}$$

式中: $\ddot{\varphi}_C$ 、 $\ddot{\theta}_C$ 、 $\ddot{\psi}_C$ 分别为耦合系统的滚转角、俯仰角和偏航角的角加速度, rad/s^2 ; M_{Lx} 、 M_{Ly} 、 M_{Lz} 分别为

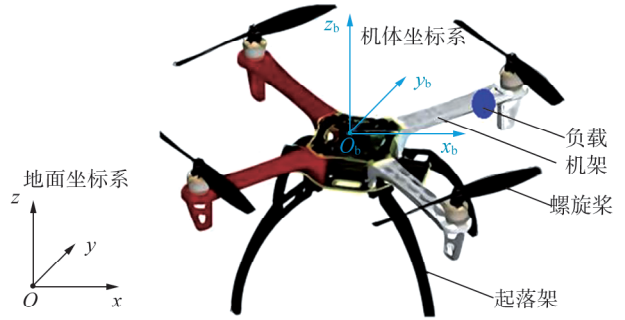


图1 四旋翼无人机机体坐标系

机体坐标系下负载绕 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的力矩, $\text{N} \cdot \text{m}$; J_{C_x} 、 J_{C_y} 、 J_{C_z} 分别为机体坐标系下耦合系统绕 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$ 。

2 LSTM-MPC 策略

2.1 LSTM 神经网络模型

LSTM 神经网络模型^[16-18]包括输入层、LSTM 层、全连接层、Softmax 层和输出层。输入层接收输入序列数据,进行数据预处理,通过特征工程方法确定输入特征的维度空间及输出标签的映射关系,通过维度重构适配模型输入层的张量结构,将输入序列数据转化为 LSTM 层处理的数据格式。LSTM 层通过记忆单元和门控机制(输入门、遗忘门和输出门)处理输入序列信息,维护和更新序列数据中的状态信息,捕捉序列数据中的长期依赖关系。全连接层将 LSTM 层输出数据映射到目标维度,采用激活函数提取数据特征,完成预测任务。根据任务要求输出层输出预测结果。

LSTM 神经网络模型以当前时刻四旋翼无人机姿态角(滚转角 φ 、俯仰角 θ 、偏航角 ψ)、姿态角速度($\dot{\varphi}$ 、 $\dot{\theta}$ 、 $\dot{\psi}$)和机体坐标系下耦合系统绕 x_b 、 y_b 、 z_b 轴的力矩(M_{C_x} 、 M_{C_y} 、 M_{C_z})作为输入数据,预测下一时刻四旋翼无人机的姿态角(下一时刻滚转角 φ_{next} 、下一时刻俯仰角 θ_{next} 、下一时刻偏航角 ψ_{next})。LSTM 神经网络模型部分输入、预测数据如表 1 所示。

表 1 LSTM 神经网络模型部分输入、预测数据

序号	$\varphi /$ rad	$\theta /$ rad	$\psi /$ rad	$\dot{\varphi} /$ ($\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}$)	$\dot{\theta} /$ ($\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}$)	$\dot{\psi} /$ ($\text{rad} \cdot \text{s}^{-1}$)	$M_{C_x} /$ ($\text{N} \cdot \text{m}$)	$M_{C_y} /$ ($\text{N} \cdot \text{m}$)	$M_{C_z} /$ ($\text{N} \cdot \text{m}$)	$\varphi_{\text{next}} /$ rad	$\theta_{\text{next}} /$ rad	$\psi_{\text{next}} /$ rad
1	0.153 5	0.083 4	0.036 7	0.207 9	0.383 5	0.087 2	1.144 0	0.714 4	0.001 3	0.157 4	0.075 6	0.038 5
2	0.157 4	0.075 6	0.038 5	0.188 5	0.393 6	0.087 3	1.175 7	0.634 3	0.001 3	0.161 0	0.067 7	0.040 2
3	0.161 0	0.067 7	0.040 2	0.168 6	0.402 5	0.087 3	1.203 9	0.559 2	0.000 9	0.164 2	0.059 5	0.042 0
4	0.164 2	0.059 5	0.042 0	0.148 2	0.410 4	0.087 3	1.229 0	0.491 5	0.000 4	0.166 9	0.051 3	0.043 7
5	0.166 9	0.051 3	0.043 7	0.127 5	0.417 2	0.087 3	1.251 2	0.428 4	0.000 4	0.169 3	0.042 8	0.045 5

2.2 MPC 方法

MPC 方法通过获取被控对象系统模型当前状态,预测未来一段时间内系统行为,设计代价函数并结合约束条件计算最优控制序列,求解最优控制输入,使系统输出跟踪目标轨迹,重复上述过程,实现对系统模型的精准控制。

被控对象系统模型离散方程^[19-20]为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k) \end{cases},$$

式中: $\mathbf{x}(k+1)$ 为系统在第 $k+1$ 时刻的状态向量, $\mathbf{A}$ 为状态矩阵, $\mathbf{x}(k)$ 为系统在第 k 时刻的状态向量, $\mathbf{B}$ 为输入矩阵, $\mathbf{u}(k)$ 为系统在第 k 时刻的输入向量, $\mathbf{y}(k)$ 为系统在第 k 时刻的输出向量, $\mathbf{C}$ 为输出矩阵, $\mathbf{D}$ 为直接传递矩阵。

为实现系统输出跟踪目标轨迹最优化,通过设计代价函数最小化跟踪误差^[21],约束控制输入及其变化率。代价函数为

$$J = \sum_{k=0}^{n-1} \{ [\mathbf{y}(k) - \mathbf{y}_{\text{ref}}(k)]^T \mathbf{Q} [\mathbf{y}(k) - \mathbf{y}_{\text{ref}}(k)] + \mathbf{u}(k)^T \mathbf{R} \mathbf{u}(k) \},$$

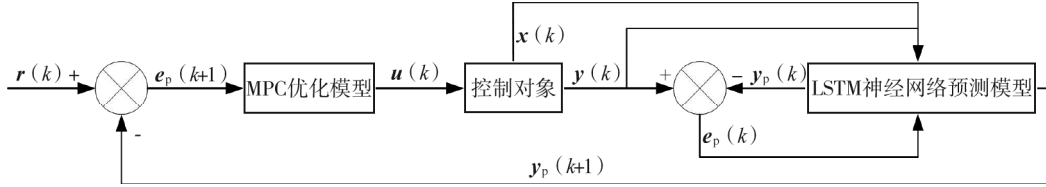
式中: n 为时刻, $\mathbf{y}_{\text{ref}}(k)$ 为系统在第 k 时刻的输出向量跟踪目标, $\mathbf{Q}$ 为状态误差权重矩阵, $\mathbf{R}$ 为控制权重矩阵。

结合代价函数求解的最小化跟踪误差和约束条件,采用数值优化算法迭代计算最优控制序列

$\{u_0^*, u_1^*, \dots, u_{n-1}^*\}$, 并将最优控制序列中第 1 个元素 u_0^* 作为输入向量。

2.3 LSTM-MPC 策略设计

LSTM-MPC 策略结合 LSTM 神经网络模型预测优势和 MPC 方法动态优化控制输入优势, 实现精准控制复杂动态系统。LSTM-MPC 策略由 MPC 优化模型、LSTM 神经网络预测模型和反馈校正 3 部分组成, 控制策略流程如图 2 所示。



注: $r(k)$ 为系统在第 k 时刻输入的目标向量; $y_p(k+1)$ 为 LSTM 神经网络预测模型在第 k 时刻预测的第 $k+1$ 时刻的输出向量; $e_p(k+1)$ 为 $r(k)$ 与 $y_p(k+1)$ 之差; $y_p(k)$ 为 LSTM 神经网络预测模型在第 $k-1$ 时刻预测的第 k 时刻的输出向量; $e_p(k)$ 为 $y(k)$ 与 $y_p(k)$ 之差。

图 2 LSTM-MPC 流程图

根据系统输入的目标向量 $r(k)$ 和 LSTM 神经网络预测模型的预测输出向量 $y_p(k+1)$, 通过 MPC 优化模型求解最优控制输入向量 $u(k)$ 。根据状态向量 $x(k)$ 、控制对象实际输出向量 $y(k)$ 和误差向量 $e_p(k)$, 通过 LSTM 神经网络预测模型求解 $y_p(k+1)$ 。共反馈校正 2 次, 第 1 次为控制对象实际输出向量 $y(k)$ 与 LSTM 神经网络预测模型输出的预测输出向量 $y_p(k)$ 之差 $e_p(k)$ 反馈给 LSTM 神经网络预测模型, 第 2 次为系统输入的目标向量 $r(k)$ 与 LSTM 神经网络预测模型输出的预测输出向量 $y_p(k+1)$ 之差 $e_p(k+1)$ 反馈给 MPC 优化模型。

2.4 LSTM-MPC 策略训练与测试

为提高 LSTM-MPC 策略的预测精度, 进行训练与测试试验, 从样本数据中随机抽取 200 组数据, 按比例 7:3 将其划分为训练集和测试集。选择决定系数 R^2 、均方根误差 E_{RMSE} 和平均绝对误差 E_{MAE} 作为评估指标^[22-23], 衡量控制策略的拟合优度和预测精度等性能。

R^2 衡量控制策略拟合优度, 取值范围为 $[0, 1]$ 。 R^2 越接近 1, 控制策略的拟合效果越好; 反之, 控制策略的拟合效果越差。 R^2 计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2},$$

式中: m 为样本数, y_i 为真实结果, $\hat{y}_i$ 为预测结果, $\bar{y}$ 为真实结果的平均值。

E_{RMSE} 衡量控制策略预测精度, E_{RMSE} 越小, 控制策略的预测精度越高。 E_{RMSE} 计算公式为:

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}。$$

E_{MAE} 衡量预测结果与真实结果间绝对差异, E_{MAE} 越小, 控制策略的预测结果可信度越高。 E_{MAE} 计算公式为:

$$E_{\text{MAE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i|。$$

将训练集和测试集数据分别输入 LSTM-MPC 策略, 计算四旋翼无人机姿态角的预测结果。训练集、测试集中四旋翼无人机姿态角真实结果与预测结果对比如图 3、4 所示。由图 3、4 可知, 训练集和测试集中四旋翼无人机姿态角预测结果均能较好地逼近真实结果。

为描述训练集、测试集中四旋翼无人机姿态角预测结果与真实结果间的逼近程度, 分别计算训练集、测试集的评估指标 R^2 、 E_{RMSE} 和 E_{MAE} 。训练集评估指标计算结果如表 2 所示, 测试集评估指标计算结果如表 3 所示。

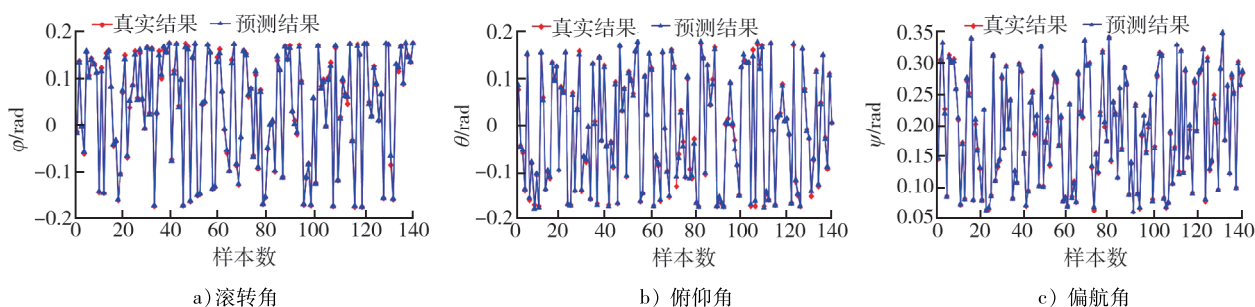


图3 训练集中四旋翼无人机的滚转角、俯仰角、偏航角的真实结果与预测结果对比

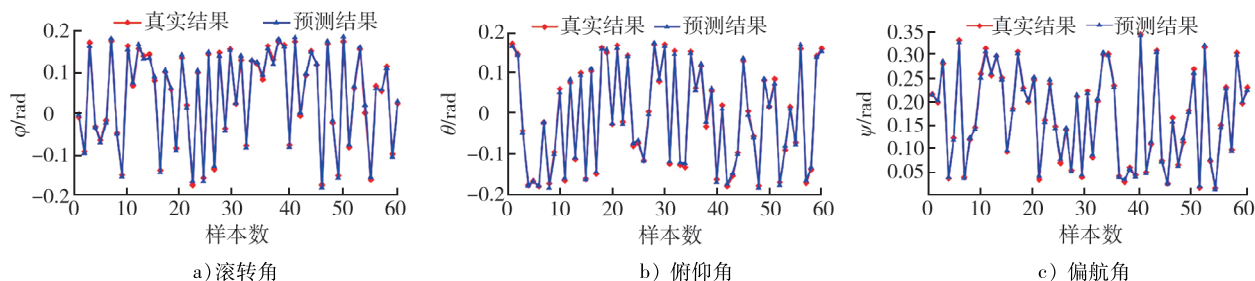


图4 测试集中四旋翼无人机的滚转角、俯仰角、偏航角的真实结果与预测结果对比

表2 训练集评估指标计算结果

姿态角	R^2	E_{RMSE}/rad	E_{MAE}/rad
滚转角	0.992 6	0.010 3	0.008 4
俯仰角	0.985 3	0.018 7	0.014 0
偏航角	0.993 4	0.008 5	0.007 3

表3 测试集评估指标计算结果

姿态角	R_2	E_{RMSE}/rad	E_{MAE}/rad
滚转角	0.983 8	0.014 8	0.012 7
俯仰角	0.977 6	0.020 2	0.014 9
偏航角	0.986 9	0.013 4	0.011 5

由表2、3可知:训练集、测试集的3个姿态角的最小决定系数分别为0.985 3、0.977 6,最大均方根误差分别为0.018 7、0.020 2 rad,最大平均绝对误差分别为0.014 0、0.014 9 rad,表明训练集、测试集中LSTM-MPC策略拟合优度、预测精度及预测结果可信度均较高。测试集3个姿态角的最小决定系数、最大均方根误差、最大平均绝对误差分别为训练集3个姿态角对应评估指标的99.22%、92.57%、93.96%,表明控制策略具有较好的泛化能力,可用于四旋翼无人机姿态角精准预测,预测结果的可信度较高。

3 仿真试验

采用软件MATLAB验证LSTM-MPC策略对期望姿态轨迹的跟踪性能,选取模糊PID策略、MPC策略作为参考。仿真试验中,设置负载质量为0.9 kg,固定在无人机机臂下方,机体坐标系下的坐标为(0.15 m, 0.15 m, 0.05 m)。假设仿真试验环境无外部干扰,3种控制策略的姿态轨迹跟踪效果如图5所示。

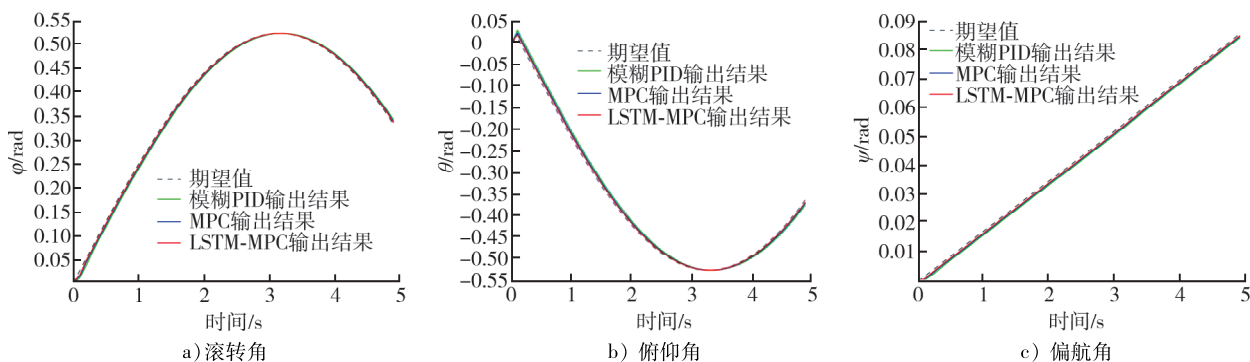


图5 3种控制策略的姿态轨迹跟踪效果

由图 5 可知:LSTM-MPC 策略对四旋翼无人机滚转角、俯仰角、偏航角期望值跟踪的平均误差分别为 0.004 9、0.010 3、0.001 1 rad,模糊 PID 策略对四旋翼无人机滚转角、俯仰角、偏航角期望值跟踪的平均误差分别为 0.007 4、0.014 7、0.001 5 rad;MPC 策略对四旋翼无人机滚转角、俯仰角、偏航角期望值跟踪的平均误差分别为 0.005 9、0.012 1、0.001 3 rad。LSTM-MPC 策略对期望姿态轨迹跟踪的平均误差低于模糊 PID 策略和 MPC 策略,可见 LSTM-MPC 策略对期望姿态轨迹跟踪效果优于模糊 PID 策略和 MPC 策略。

为定量描述 LSTM-MPC、模糊 PID 和 MPC 3 种控制策略的预测精度,分别计算 3 种控制策略对期望姿态轨迹跟踪效果的均方根误差,计算结果如表 4 所示。

由表 4 可知:LSTM-MPC 策略对滚转角期望值跟踪效果的均方根误差比模糊 PID 策略、MPC 策略分别减小 14.05%、13.33%;LSTM-MPC 策略对俯仰角期望值跟踪效果的均方根误差比模糊 PID 策略、MPC 策略分别减小 25.33%、12.31%;LSTM-MPC 策略对偏航角期望值跟踪效果的均方根误差比模糊 PID 策略、MPC 策略分别减小 23.81%、11.11%。LSTM-MPC 策略对期望姿态轨迹跟踪效果明显优于模糊 PID 策略和 MPC 策略,在处理复杂非线性系统时预测跟踪能力较好,控制精度较高。

表 4 3 种控制策略姿态轨迹跟踪效果的均方根误差

姿态角	E_{RMSE}/rad		
	模糊 PID	MPC	LSTM-MPC
滚转角	0.012 1	0.012 0	0.010 4
俯仰角	0.022 9	0.019 5	0.017 1
偏航角	0.002 1	0.001 8	0.001 6

4 飞行测试试验

为验证 LSTM-MPC 策略的实际控制效果,进行四旋翼无人机搭载不平衡负载姿态控制飞行测试试验。采用某品牌 F450 四旋翼无人机,以福斯 i6 飞控系统、Mission Planner 地面控制站作为飞行试验平台。在四旋翼无人机机体坐标系(0.15 m,0.15 m,0.05 m)处固定一个质量为 0.6 kg 的负载组件。四旋翼无人机姿态数据惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)模块和全球定位系统(global position system, GPS)模块实时采集姿态角、飞行速度、飞行高度等信息,通过无线传输模块回传至 Mission Planner 地面控制站。

飞行测试试验总时间为 60 s,(0, 20 s]、(20 s, 40 s]、(40 s, 60 s]分别为四旋翼无人机飞行阶段、悬停阶段、飞行阶段。在飞行阶段,不断变化四旋翼无人机滚转角、俯仰角、偏航角的期望值,姿态轨迹跟踪效果如图 6 所示。

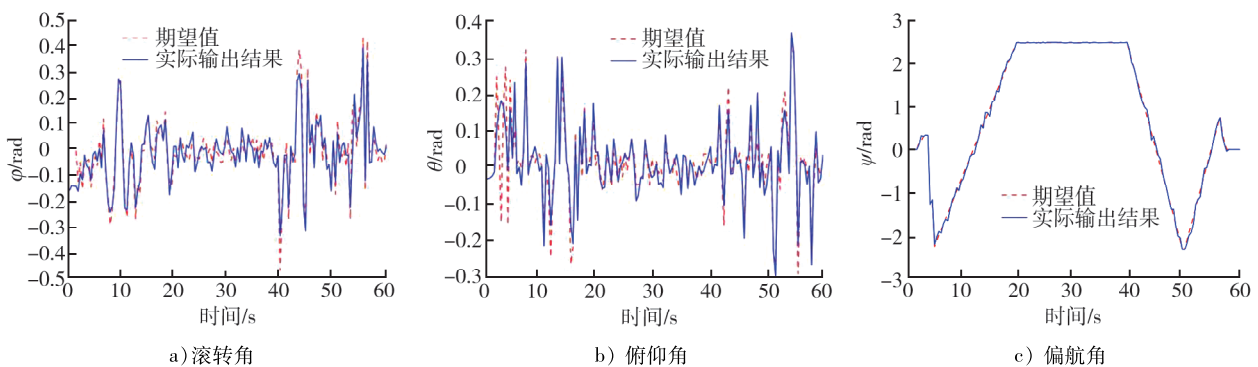


图 6 四旋翼无人机姿态轨迹跟踪效果

由图 6 可知:采用 LSTM-MPC 策略的四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角实际输出结果与期望值的平均误差分别为 3.91%、5.31%和 1.10%,姿态轨迹跟踪效果较好,搭载不平衡负载的四旋翼无人机飞行状态稳定,表明 LSTM-MPC 策略对四旋翼无人机不平衡负载姿态控制效果较好。

5 结论

构建四旋翼无人机搭载不平衡负载的姿态动力学模型,为研究四旋翼无人机姿态控制中负载不平衡及系统非线性问题提供理论基础。结合 LSTM 神经网络预测优势和 MPC 方法动态优化控制输入优势设计 LSTM-MPC 策略,实现四旋翼无人机不平衡负载姿态控制。

1)对 LSTM-MPC 策略训练及测试,训练集、测试集的滚转角、俯仰角、偏航角 3 个姿态角的最小决定系数分别为 0.985 3、0.977 6,最大均方根误差分别为 0.018 7、0.020 2 rad,最大平均绝对误差分别为 0.014 0、0.017 9 rad,表明训练集、测试集中 LSTM-MPC 策略拟合优度、预测精度及预测结果可信度均较高。测试集 3 个姿态角的最小决定系数、最大均方根误差、最大平均绝对误差分别为训练集 3 个姿态角对应评估指标的 99.22%、92.57%、93.96%,表明控制策略具有较好的泛化能力。

2)进行 MATLAB 仿真试验,采用 LSTM-MPC 策略对四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角期望值跟踪效果的均方根误差比采用 MPC 策略分别减小 13.33%、12.31%和 11.11%,比采用模糊 PID 策略分别减小 14.05%、25.33%、23.81%,表明 LSTM-MPC 策略对期望姿态轨迹跟踪效果明显优于模糊 PID 策略和 MPC 控制策略。

3)采用某品牌 F450 四旋翼无人机平台搭载 0.6 kg 负载进行不平衡负载姿态控制飞行测试,采用 LSTM-MPC 策略的四旋翼无人机滚转角、俯仰角和偏航角实际输出结果与期望值的平均误差分别为 3.91%、5.31%和 1.10%,表明 LSTM-MPC 策略能有效提高四旋翼无人机不平衡负载姿态控制的飞行稳定性。

参考文献:

- [1] 吴彪, 院老虎, 李威. 基于区间二型模糊 PID 的四旋翼无人机姿态控制[J]. 控制工程, 2024, 31(4):636-643.
- [2] 黄迪, 陆伟民, 应彬. 模型不确定和未知扰动下四旋翼无人机位置与姿态控制[J]. 航天控制, 2024, 42(4):22-28.
- [3] 唐子文, 徐锦法. 四倾转旋翼无人机模型预测姿态控制律设计与仿真[J]. 飞行力学, 2024, 42(3):45-51.
- [4] 赵志伟, 汤旭泽, 葛超, 等. 四旋翼无人机 BSMC-ADRC 姿态控制以及轨迹跟踪[J]. 控制工程, 2024, 31(6):1146-1152.
- [5] 董洋洋, 夏泽群, 王永滨, 等. 基于改进 ESO 的反馈线性化四旋翼无人机姿态控制[J]. 机械与电子, 2023, 41(12):31-37.
- [6] 徐龙艳, 叶子恒, 翟亚红, 等. 四旋翼无人机改进自抗扰姿态控制[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(4):295-302.
- [7] HUI N M, GUO Y Q, HAN X W, et al. Robust H-infinity dual cascade MPC-based attitude control study of a quadcopter UAV[J]. Actuators, 2024, 13(10):392.
- [8] YU S S, FAN X, QI J J, et al. Attitude control of quadrotor UAV based on integral backstepping active disturbance rejection control[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2024, 46(4):703-715.
- [9] CHEN J Y, LONG Y, LI T S. Robust backstepping control for attitude tracking of a quadrotor based on integral linear extended state observer under input saturation[J]. Nonlinear Dynamics, 2024, 112(6):4573-4584.
- [10] PAN J, SHAO B, XIONG J X, et al. Attitude control of quadrotor UAVs based on adaptive sliding mode[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2023, 21(8):2698-2707.
- [11] HUANG P K, SUN J, QIN X H, et al. A novel adaptive super-twisting trajectory tracking control with back propagation algorithm for a quadrotor UAV[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I: Journal of Systems and Control Engineering, 2024, 238(9):1625-1639.
- [12] YUAN L H, ZHENG J X, WANG X G, et al. Attitude control of a mass-actuated fixed-wing UAV based on adaptive global fast terminal sliding mode control[J]. Drones, 2024, 8(7):305.
- [13] 郭金龙, 姜淑华. 基于 FOADRC 的四旋翼无人机姿态控制研究[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2021, 44(4):71-76.

- [14] 王诗章. 四旋翼无人机吊挂系统的非线性控制研究[D]. 天津: 天津大学, 2018.
- [15] 吴光毅. 四旋翼无人机悬挂不平衡载荷稳定控制方法研究[D]. 广州: 广州大学, 2023.
- [16] 姬正一, 陈阳, 沈培志, 等. 决策树集成方法在反舰导弹效能评估中的应用[J]. 现代防御技术, 2021, 49(4): 15-23.
- [17] 马澳华, 邢关生. 基于 GRU-A3C 的四旋翼无人机视觉避障系统[J]. 电子测量技术, 2024, 47(21): 46-52.
- [18] 崔焕庆, 宋玮情, 杨峻铸. 知识水波图卷积网络推荐模型[J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(9): 2209-2218.
- [19] 刘翔, 魏莹, 马飞越, 等. 基于非线性模型预测控制算法的四旋翼无人机控制研究[J]. 宁夏电力, 2024(4): 69-74.
- [20] 闫玉盼, 饶兵, 刘砚菊, 等. 基于非线性模型预测的四旋翼无人机轨迹跟踪控制[J]. 沈阳理工大学学报, 2024, 43(1): 36-43.
- [21] 金毅, 谢辉煌, 尹君, 等. 基于 LSTM-MPC 的粮食干燥机智能控制方法研究[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(5): 25-34.
- [22] 陈垠凡, 郭发旭, 冯全. 基于机器学习和无人机高光谱遥感的马铃薯 SPAD 值估算[J]. 河南农业科学, 2024, 53(8): 133-144.
- [23] 吴金遥, 赵金星, 李晨, 等. 四旋翼无人机 INDI 容错控制稳定性分析与仿真[J]. 农业装备与车辆工程, 2025, 63(2): 107-112.

Attitude control of quadrotor UAV with unbalanced load based on LSTM-MPC

FANG Yingcai¹, ZHANG Dongsheng^{1,2*}

1. School of Construction Machinery, Shandong Jiaotong University, Jinan 250357, China;

2. Shandong Provincial Engineering Laboratory for Transportation Construction Equipment and Intelligent Control, Jinan 250357, China

Abstract: To address the issues of unbalanced load and system nonlinearity in quadrotor unmanned aerial vehicles (UAV) attitude control, a LSTM-MPC strategy is proposed by combining the advantages of long short-term memory (LSTM) neural network and model predictive control (MPC). LSTM neural network is used to predict attitude changes, enhancing the system's ability to anticipate errors. MPC is employed as feedforward control to dynamically optimize control inputs. The combination significantly improves system control accuracy. MATLAB simulation experiment on quadrotor UAV attitude control with unbalanced load shows that: compared to MPC strategy, the LSTM-MPC strategy reduces the root mean square error of tracking expected values for roll angle, pitch angle, and yaw angle by 13.33%, 12.31%, and 11.11% respectively; compared to fuzzy PID strategy, it reduces by 14.05%, 25.33%, and 23.81% respectively. Flight test is conducted using a branded F450 quadrotor UAV platform carrying a 0.6 kg load to test unbalanced load attitude control. The test result shows that the average errors between the actual output and expected values of the quadrotor UAV's roll, pitch, and yaw angles using the LSTM-MPC strategy are 3.91%, 5.31%, and 1.10%, respectively, indicating that the LSTM-MPC strategy can effectively improve the flight stability of quadrotor UAV attitude control with unbalanced load.

Keywords: quadrotor UAV; LSTM neural network; MPC; unbalanced load; attitude control

(责任编辑: 边文超)