

# 基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机 鲁棒姿态控制方法

严永锋<sup>1,2</sup>, 任涛<sup>1,2</sup>, 王涛<sup>1,2</sup>, 吴焯<sup>1,2</sup>, 吴琳<sup>1,2</sup>, 李文<sup>1,2</sup>

(1. 武汉电力职业技术学院 电网建设工程系, 武汉 430000;

2. 国网湖北省电力有限公司 技术培训中心, 武汉 430000)

**摘要:** 针对电力无人机在工作状态下受到外部因素干扰导致无法精准控制运动姿态的问题, 提出基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法; 综合考虑电力无人机的组成结构、运动以及动力原理, 构建电力无人机数学模型, 利用传感器设备检测电力无人机的实时位姿, 采用飞行路线规划的方式确定姿态控制目标; 在考虑风场威胁条件和故障状态的情况下, 利用贝叶斯改进神经网络计算无人机的姿态控制量, 以鲁棒姿态控制器作为硬件支持, 实现鲁棒姿态控制; 通过性能测试得出结论: 优化设计方法的姿态角控制误差始终低于  $0.2^\circ$ , 且在 3 种不同风场工况下, 控制误差的波动程度不高于  $0.5^\circ$ , 与传统方法相比, 优化设计方法在姿态控制精度和鲁棒性方面具有明显优势。

**关键词:** 贝叶斯网络; 改进神经网络; 电力无人机; 姿态控制; 鲁棒控制

## Robust Attitude Control Method of Electric UAV Based on Bayesian Improved Neural Network

YAN Yongfeng<sup>1,2</sup>, REN Tao<sup>1,2</sup>, WANG Tao<sup>1,2</sup>, WU Xuan<sup>1,2</sup>, WU Lin<sup>1,2</sup>, LI Wen<sup>1,2</sup>

(1. Department of Power Grid Construction Engineering, Wuhan Electric Power Technical College, Wuhan 430000, China;

2. State Grid Hubei Technology Training Center, Wuhan 430000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that electric UAV cannot precisely control its motion attitude due to the interference of external factors, a robust attitude control method for the electric UAV based on Bayesian improved neural network is proposed. The mathematical model of electric UAV is established by considering the composition, motion and dynamic principle of the electric UAV. The sensor equipment is used to detect the real-time pose of the electric UAV, and the attitude control target is determined by the flight path planning way. Considering the wind threat condition and fault state, the attitude control quantity of the UAV is calculated by using Bayesian improved neural network, and the robust attitude controller is used as the hardware support to realize the robust attitude control. Through the performance test, it is concluded that under three different wind conditions, the attitude angle control error of the optimized method is always below  $0.2^\circ$ , and the fluctuation degree of the control error not exceeding  $0.5^\circ$ . Compared with the traditional method, the optimized design method has obvious advantages in the accuracy and robustness of attitude control.

**Keywords:** Bayesian network; improved neural network; electric UAV; attitude control; robust control

## 0 引言

电力无人机是用于电力巡检工作中的无人机, 电力巡检是为了确保电网和用户供配电系统的安全运行, 预防、发现并及时处理事故隐患的活动, 它是一种对变配电设备、线路进行的定期或不定期的测试工作。电力巡检工作包括: 检查线路、变压器、高低压开关及各类设备的运行状况, 并对其进行定期的安全评估; 对已投入生产使用的发电机进行保护装置开闭测试; 参与和帮助解决突发故障问题等。由于电力巡检环境较为复杂, 其存在电压过高、漏电等安全隐患, 因此使用电力无人机执行巡检工作。

电力无人机利用内置的摄像机设备, 采集电力系统环

境中各个位置的图像, 通过图像的识别与分析, 判断当前电力系统运行是否存在异常情况, 由此得出电力巡检结果。在实际巡检过程中, 无人机需要按照一定的轨迹和姿态飞行, 保障采集的电力系统图像包含所有位置的信息, 因此, 电力无人机鲁棒姿态控制是无人机飞行过程中的重要组成部分。鲁棒控制是在给定的参数条件下, 维持某些性能的特性。而姿态控制是保证控制目标能够按照指定姿态运动和变化的过程。从目前的发展情况来看, 文献 [1] 中提出的基于反步滑模算法的无人机姿态控制方法、文献 [2] 中提出的基于故障观测器的无人机姿态控制方法以及文献 [3] 中的基于自抗扰模糊参数优化的无人机姿态控制方法

收稿日期: 2023-03-16; 修回日期: 2023-04-25。

作者简介: 严永锋(1990-), 男, 硕士研究生, 工程师。

引用格式: 严永锋, 任涛, 王涛, 等. 基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(2): 142-148, 155.

发展较为成熟, 其中文献 [1] 中提出的方法利用反步滑模算法生成位置姿态控制率, 并以闭环控制回路作为补偿。文献 [2] 中提出的控制方法, 以观测器实时检测出无人机中存在的故障、模型不确定以及干扰情况为处理目标, 实现无人机姿态的一致性准确跟踪与控制。而文献 [3] 中的控制方法采用模糊控制对非线性反馈控制律的增益进行在线调整, 有效抑制控制过程中存在的干扰。然而将上述传统控制方法应用到电力无人机的控制工作中, 存在明显的控制精度问题, 主要体现在姿态控制误差大、鲁棒性差等方面, 为此引入贝叶斯改进神经网络。

贝叶斯改进神经网络是利用贝叶斯算法优化的神经网络, 最大程度地发挥算法自适应学习和归纳能力。基于贝叶斯改进神经网络的特点, 并且针对上述文献方法存在的问题, 利用贝叶斯改进神经网络优化电力无人机鲁棒姿态控制方法, 设计一种新的基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法。通过该方法解决不同风场工况下电力无人机姿态角控制误差较高的问题, 提高电力无人机的姿态控制效果。

## 1 电力无人机鲁棒姿态控制方法设计

### 1.1 确定飞行姿态控制目标

在确定飞行姿态控制目标前, 需要构建电力无人机<sup>[4]</sup>数学模型。首先, 电力无人机由主机身、数据处理模块、摄像机模块等部分组成, 其中主机身包括直流无刷电机、旋翼等部分。假设旋翼为质量分布均匀的梯形薄片, 无刷电机外转子为圆柱形薄片, 那么旋翼的转动惯量可以表示为:

$$Q_p = \frac{m_{\text{rotor}} L_{\text{root}} d_{\text{tip-root}}^2}{6(L_{\text{tip}} + L_{\text{root}})} + \frac{1}{4} m_{\text{Outer}} D_{\text{Outer}}^2 \quad (1)$$

式中,  $m_{\text{rotor}}$  和  $m_{\text{Outer}}$  分别为旋翼和连接转子的质量,  $L_{\text{tip}}$  和  $L_{\text{root}}$  分别为旋翼上尖端和根部的宽度,  $d_{\text{tip-root}}$  和  $D_{\text{Outer}}$  对应的是桨尖与桨根距离以及连接转子的直径。电力无人机旋翼垂直运动原理如图 1 所示。

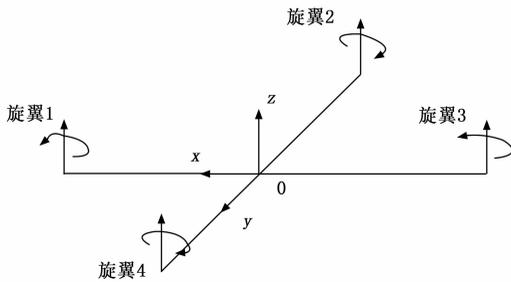


图1 电力无人机垂直运动原理图

增大电机转速, 进而提高电力无人机的速度, 增大驱动电机的总升力。若电力无人机的整体升力超过 4 个驱动电机的总重力和负载, 则四旋翼所承受的提升力也随之增大; 若需要四旋翼进行垂直方向进行下降运动, 需要降低 4 个旋翼的旋转速度, 让四旋翼无人机在 4 个旋翼的共同作用下, 产生的升力比它本身的重量要小得多<sup>[5]</sup>。而四旋翼

则是在保持平衡的情况下, 才能产生足够的升力。以电力无人机垂直运动中的上升动作为例, 无人机旋翼需产生的升力可表示为:

$$\begin{cases} F_{\text{lift}} = \frac{1}{2} \rho S_{\text{rotor}} \kappa_{\text{lift}} R_{\text{rotor}}^2 Q_p \\ \kappa_{\text{lift}} = \left( \left( \frac{1}{6} + \frac{1}{4} \mu_{\text{inflow}}^2 \right) \theta_{\text{rotor}} - \frac{1}{4} \mu_{\text{forward}} \right) 2\gamma v_c \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $\rho$  为无人机飞行环境中的介质密度,  $\kappa_{\text{lift}}$  为旋翼升力系数,  $S_{\text{rotor}}$  和  $R_{\text{rotor}}$  分别为旋翼的面积和半径,  $\mu_{\text{inflow}}$  和  $\mu_{\text{forward}}$  分别为旋翼的流入比系数和前进比系数,  $\theta_{\text{rotor}}$  为旋翼在无人机基体上的安装系数,  $\gamma$  为旋翼实度,  $v_c$  为飞行介质中的信号传播速度。同理可以得出不同飞行任务下, 旋翼的工作方式, 将其代入到无人机旋翼结构中, 得出无人机旋翼结构模型的构建结果。同理可以得出电力无人机在横滚、俯仰等

旋翼是用一台无刷直流电机来驱动的, 在此条件下, 该直流电机的电枢回路的电压和旋转力矩平衡方程为:

$$\begin{cases} \delta_{\text{response}} \frac{dI}{dt} = U - RI - \kappa_{\text{potential}} v_m \\ \delta_{\text{inertia}} \frac{d\omega_m}{dt} = \kappa_{\text{ele}} I - \kappa_{\text{load}} v_m^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $v_m$  为直流电机的转速,  $U$  和  $I$  分别为电机的输入电压和电流,  $\kappa_{\text{potential}}$ 、 $\kappa_{\text{ele}}$  和  $\kappa_{\text{load}}$  对应的是反电势、电机转矩、负载转矩系数,  $R$  为电机阻抗,  $\delta_{\text{response}}$  和  $\delta_{\text{inertia}}$  分别表示感应系数和惯性系数。电力无人机在空中飞行时, 由于俯仰、姿态及零件的调节, 其气动性能也会发生改变。研究其气动性能, 其核心问题是升力和阻力的变化, 以及由于周围流场的变化而引起的机身表面压力分布的变化。在满足质量、动量守恒、能量守恒等条件的情况下, 流体的运动状态可以采用 3 个守恒方程进行分析。守恒方程如下:

$$\begin{cases} \rho_{\text{air}} \frac{\partial v_{\text{air}}}{\partial t} + \rho_{\text{air}} v_{\text{air}} = 0 \\ \rho_{\text{air}} \frac{\partial v_{\text{air}}}{\partial t} + \rho_{\text{air}} v_{\text{air}} = \rho_{\text{air}} F_f - P + \mu_f \\ \rho_{\text{air}} \frac{\partial H}{\partial t} + \rho_{\text{air}} v_{\text{air}} H = \frac{\partial P}{\partial t} + v_{\text{air}} P + \varphi \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\rho_{\text{air}}$  为飞行环境中的气体密度,  $v_{\text{air}}$  为飞行速度,  $P$  和  $H$  分别为大气压强和飞行高度,  $F_f$  和  $\mu_f$  对应的是空气摩擦力及摩擦系数,  $\varphi$  为湍流粘度项<sup>[6]</sup>。在守恒定律的支持下, 计算无人机旋翼的升力和阻力为:

$$\begin{cases} F_{\text{lift-air}} = \delta_{\text{response}} \rho_{\text{air}} \kappa_{\text{pull}} F_{\text{lift}} \\ F_{\text{resistance-air}} = \frac{1}{2} \delta_{\text{inertia}} \rho_{\text{air}} S_{\text{rotor}} \kappa_{\text{resistance}} R_{\text{rotor}}^2 \omega^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\kappa_{\text{pull}}$  和  $\kappa_{\text{resistance}}$  分别为拉力系数和阻力系数,  $\omega$  为旋翼的飞行角速度。按照上述方式可以得出旋翼扭矩和侧倾力矩的求解结果, 从而得出无人机旋翼在空气介质中的动力模型构建结果。

在电力无人机数学模型的支持下, 利用传感器设备检测无人机的实时位姿<sup>[7]</sup>, 为确定电力无人机飞行姿态控制目标做准备, 考虑电力无人机的负载性能, 选择陀螺仪作

为无人机的传感器，其位置姿态检测如下：

$$x_{out} = x + A_\epsilon + b_n \quad (6)$$

式中， $x$  和  $x_{out}$  分别为姿态数据的真实值和传感器的输出值， $A_\epsilon$  表示传感器的随机漂移误差矩阵， $b_n$  为传感器运行环境中的高斯白噪声。该传感器利用角速度实现了四旋翼 6 个方向位置、轨迹及加速度的同步测量。因为 3 个坐标系的偏差以及零位的偏差均影响检测精度，因此，在飞前需要标定传感器<sup>[8]</sup>。在标定过程中，电力无人机实时姿态检测的目的是确定姿态控制的初始值，需要检测的姿态角包括俯仰角、滚转角和偏航角，在电力无人机的实际飞行中，姿态角处于持续变化状态，其中俯仰角和横滚角由惯导系统的实测数据进行转换，而偏航角由磁通观测数据进行计算，则在任意时刻电力无人机的姿态角检测结果可以表示为：

$$\begin{cases} \theta_{roll}(t) = \arctan\left[\frac{a_y(t)}{a_z(t)}\right] \\ \theta_{cabbage}(t) = -\arcsin\left[\frac{a_x(t)}{\sqrt{a_x^2(t) + a_y^2(t) + a_z^2(t)}}\right] \\ \theta_{yaw}(t) = \arctan\left[\frac{a_y(t)}{a_x(t)}\right] \end{cases} \quad (7)$$

式中， $a_x$ 、 $a_y$  和  $\arctan a_z$  分别为加速度在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  三个方向上的实时分量<sup>[9]</sup>。

至此可得到当下电力无人机姿态角度和位置的检测结果。通过检测电力无人机姿态，确定无人机姿态控制目标，无人机飞行轨迹可以分为起降过程的垂向轨迹和巡检过程的水平轨迹。垂向飞行的飞机高度变化，但水平和垂直方向的坐标不发生变化，而在水平飞行过程中，无人机的飞行高度不会发生明显变化<sup>[10]</sup>。则电力无人机垂向飞行轨迹的规划结果可以表示为：

$$l_c = h_i - h_{ground} \left[ \frac{1}{4} \times \left( \frac{h_{max}}{m_{UAV}} \right) - \frac{1}{2} \alpha - \frac{1}{10} \alpha^2 \right] t_c^2 \quad (8)$$

式中， $h_i$ 、 $h_{ground}$  和  $h_{max}$  分别为电力无人机当前飞行高度、地面高度以及最高飞行高度， $\alpha$  为常数系数，用来表示无人机的扭矩性能，而  $m_{UAV}$  和  $t_c$  对应的是无人机的重量与飞行时间。水平飞行轨迹的规划就是生成无人机当前位置与目标位置之间的路线，并根据初始路线上与环境元素的碰撞情况，对初始路线上的节点进行调整。在已知飞行目标位置和当前位置的情况下，生成的初始路线可以表示为：

$$\frac{x_{out} - x(t)}{x_{target} - x(t)} = \frac{y_{out} - y(t)}{y_{target} - y(t)} \quad (9)$$

式中， $x(t)$ 、 $y(t)$  表示  $t$  时刻电力无人机的飞行位置， $x_{target}$ 、 $y_{target}$  为电力无人机飞行的目标位置。在电力巡检工作中，电力无人机需要到达的目标位置较多，因此，可以按照式 (9) 生成多个子路线，通过首尾相连的方式，获取无人机水平飞行轨迹的规划结果。如果初始生成的飞行轨迹中存在与环境坐标相同的节点，则说明无人机在飞行过程中会出现碰撞现象，此时需要调整该节点的位置，并将调整后的位置节点重新输入飞行轨迹<sup>[11]</sup>。重复上述操作，保障飞行轨迹中所有节点均不与环境坐标重合，即可得到电力无

人机飞行轨迹的规划结果。结合飞行轨迹与巡检目标之间的位置关系，得出无人机的飞行姿态控制目标，控制目标的求解过程如下：

$$l'_c = l_c - d \sin\theta \sqrt{x_{target}^2 + y_{target}^2} \quad (10)$$

式中， $d$  为电力无人机与巡检目标之间的距离，该变量的计算公式如下：

$$d = \sqrt{[x_{UAV}(t) - x_j(t)]^2 + [y_{UAV}(t) - y_j(t)]^2 + [z_{UAV}(t) - z_j(t)]^2} \quad (11)$$

式中， $(x_{UAV}, y_{UAV}, z_{UAV})$  和  $(x_j, y_j, z_j)$  分别为电力无人机与巡检目标的三维位置坐标。从最大过载、最大飞行速度等自身条件出发，将垂直、水平方向最大转弯角等设定为无人机飞行的约束条件，约束条件的设置情况如下：

$$\begin{cases} \arctan\left\{ \frac{|z_{i+1}(t) - z_i(t)|}{\sqrt{[x_{i+1}(t) - x_i(t)]^2 + [y_{i+1}(t) - y_i(t)]^2}} \right\} \leq f_{max}(\theta_{z-turn}) \\ \arctan\left[ \frac{y_{i+1}(t) - y_i(t)}{x_{i+1}(t) - x_i(t)} \right] \leq f_{max}(\theta_{y-turn}) \end{cases} \quad (12)$$

式中， $(x_i, y_i, z_i)$  和  $(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$  分别为第  $i$  和  $i+1$  段航行轨迹上的节点坐标， $f_{max}(\theta_{z-turn})$  和  $f_{max}(\theta_{y-turn})$  分别表示水平、竖直转向角的最大值<sup>[12]</sup>。若初始确定的控制目标满足公式 (12) 所述条件，则认为生成目标为有效目标，否则认为当前目标为无效控制目标。

### 1.2 贝叶斯改进神经网络的鲁棒姿态控制实现

在确定飞行姿态控制目标后，以该目标为控制目标，引入贝叶斯改进神经网络，构建电力无人机鲁棒姿态控制方法，但是考虑环境风是影响电力无人机飞行的重要因素，因此，在电力无人机鲁棒姿态控制过程中，需要充分考虑飞行环境中的风元素。按照风场在空间中的风速剖面方式，可以将风场分为平均风和脉动风两种类型，平均风的大小随时间变化较小，可以将平均风分成基本风和渐变风<sup>[13]</sup>。基本风是不随时间变化的常量，渐变风会随时间变化而变化。而脉动风的速度模式比较复杂，需要通过脉动风振幅的频谱模式和地表粗糙程度等统计特性建立脉动风的速度模式。平均风和脉动风的函数表达式如下：

$$\begin{cases} v_{avg} = v_{basic} + v_{change} \\ v_{pulsation} = \sum \psi(n) \sin(2\pi f_{wind} t + \gamma) \end{cases} \quad (13)$$

式中， $v_{basic}$  和  $v_{change}$  分别为基本风速和渐变风速， $\psi(n)$  为风的经验幅值谱， $f_{wind}$  和  $\gamma$  对应的是风频率及其分布系数。在考虑环境风场的条件下，分析电力无人机的受力情况，图 2 表示的是在倾斜平均风场下，电力无人机的受力情况。

假设风向与垂直方向之间的夹角为  $\theta_{wind}$ ，则电力无人机的合外力可以表示为：

$$\begin{cases} F_{x-wind} = 4F_{resistance-air} \sin\theta_{wind} \beta (v_{avg} + v_{pulsation}) \\ F_{y-wind} = \sum_{i=1}^w F_{lift-air} + 4F_{resistance-air} \cos\theta_{wind} \sigma (v_{avg} + v_{pulsation}) - G \end{cases} \quad (14)$$

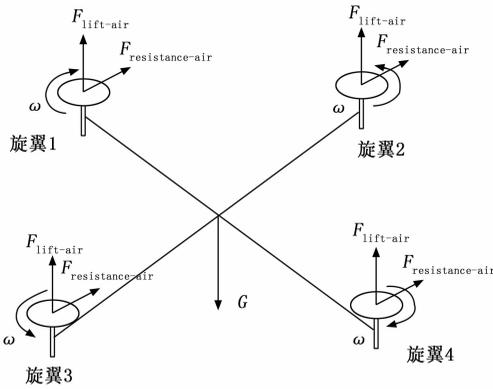


图 2 倾斜平均风场电力无人机受力示意图

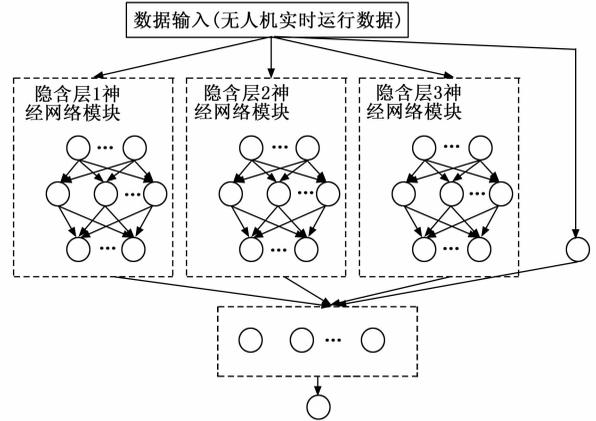


图 3 贝叶斯改进神经网络结构图

式中,  $G$  为电力无人机的重力值<sup>[14]</sup>。 $\beta, \sigma$  分别为  $x, y$  向的风转换系数。同理可以得出风场环境下无人机的受力分析结果。

在得出风场环境下无人机的受力分析结果后, 识别电力无人机故障状态, 其识别的目的是为其鲁棒控制提供参考, 在一定程度上可以提高无人机的控制效果。假设电力无人机中的第  $i$  个执行器出现故障, 此时电力无人机的运行特征为:

$$q_i^{breakdown}(t) = [1 - \zeta_i(t)]l'_i \quad (15)$$

式中,  $\zeta_i(t)$  为时变失效因子。同理可以得出其他执行器故障状态下, 电力无人机的运行特征<sup>[15]</sup>。在故障识别过程中, 利用传感器收集无人机的实时运行数据, 并从时域方面提取电力无人机的运行特征。则在实际电力无人机执行器故障识别过程中, 计算提取特征与故障标准特征之间的匹配程度, 从而识别无人机执行器是否处于故障状态, 公式如下:

$$s = \begin{cases} 1, & \frac{q_i^{breakdown}(t) \cdot \tau_{hitch}}{\|q_i^{breakdown}(t)\| \cdot \|\tau_{hitch}\|} \leq s_0 \\ 0, & \frac{q_i^{breakdown}(t) \cdot \tau_{hitch}}{\|q_i^{breakdown}(t)\| \cdot \|\tau_{hitch}\|} > s_0 \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $\tau_{hitch}$  为故障状态下电力无人机的标准运行特征,  $s_0$  为故障判断阈值, 1 表示正常, 0 表示故障。若公式 (16) 的计算结果高于  $s_0$ , 说明当前电力无人机处于故障状态, 否则认为当前电力无人机运行正常。

以电力无人机飞行姿态控制目标为基础, 结合电力无人机飞行环境威胁和电力无人机执行器故障状态, 引入贝叶斯改进神经网络<sup>[16-17]</sup>, 计算鲁棒姿态控制量。贝叶斯网络为输入层、隐藏层和输出层 3 层, 其构造与深度学习网络相似。与一般的深度学习网络不同, 贝叶斯神经网络有一个概率层次, 在这个层次上, 权值服从于一个概率分布, 图 3 为贝叶斯改进神经网络的基本结构。

贝叶斯改进神经网络中, 由于其具有对不确定信息的描述能力, 因此, 在一定的输入条件下, 可以从多个可能的结果中选取一个输出。贝叶斯改进神经网络可以视为由许多子网组成的一个整体, 每个子网在每次训练时均可以同时对其进行优化, 从而使其具有较强的鲁棒性。在学习训练过程中, 由于可以采用多个正向传递的方式, 使得训

练结果由多个子网组成, 因此, 建立的网络不仅可以得到良好的正则化效果, 而且可以有效地抑制过拟合现象。在鲁棒姿态控制量计算过程中, 采用前向传播与反向传播相结合的方式, 以电力无人机的实时飞行数据作为贝叶斯改进神经网络的输入项, 则在前向传播过程中, 贝叶斯改进神经网络隐含层神经元的输出结果可以表示为:

$$u_{implication} = f_{\tanh} \left[ \sum_{i=1}^{N_{in}} \bar{\omega}_{implication} s \zeta_i(l'_i) \varphi(F_{x-wind} + F_{y-wind}) + \delta_0 \right] \quad (17)$$

式中,  $\bar{\omega}_{implication}$  和  $\delta_0$  分别表示隐含层神经元的权值和阈值,  $\varphi$  为变换系数,  $N_{in}$  为贝叶斯改进神经网络隐含层包含的神经元个数,  $\zeta_i$  为神经网络的输入项, 即电力无人机的飞行数据。同理可以得出其他神经元以及隐含层的输出结果, 将该结果通过输出层输出, 即可得出贝叶斯改进神经网络前向传播训练的输出结果。神经网络的反向传播可以看成是前向传播的误差纠正过程, 以达到误差最小化, 通过贝叶斯改进神经网络学习到的非线性映射关系, 将新的已知条件输入网络, 则反向传播的输出结果为:

$$u_{out-op} = \int f_{\tanh}(u_{implication}, \bar{\omega}_{op}) f_{\tanh}(x) P(\bar{\omega}_{op} | \zeta) d\bar{\omega}_{op} \quad (18)$$

式中,  $\bar{\omega}_{op}$  分别为反向传播过程中神经元的权重值,  $P(\bar{\omega}_{op} | \zeta)$  为先验分布函数, 其表达式为:

$$P(\bar{\omega}_{op} | \zeta) = \frac{p(\zeta | \bar{\omega}_{op}) p(\bar{\omega}_{op})}{p(\zeta) u_{out-op}} \quad (19)$$

式中,  $p(\zeta | \bar{\omega}_{op})$  为似然函数,  $p(\bar{\omega}_{op})$  和  $p(\zeta)$  均为归一化因子<sup>[18]</sup>。利用贝叶斯方法学习神经网络的权向量参数, 并代入公式 (18), 重复贝叶斯改进神经网络的前向与反向传播操作, 直至满足最大迭代条件, 此时神经网络输出结果即为电力无人机姿态控制量的计算结果, 可以表示为:

$$\begin{aligned} \theta &= \{\Delta\theta_{roll}, \Delta\theta_{cabbage}, \Delta\theta_{yaw}\}, \\ \begin{cases} \Delta\theta_{roll} = \theta_{roll}(t) - \varphi P(\bar{\omega}_{op} | \zeta) \theta'_{roll} \\ \Delta\theta_{cabbage} = \theta_{cabbage}(t) - \eta P(\bar{\omega}_{op} | \zeta) \theta'_{cabbage} \\ \Delta\theta_{yaw} = \theta_{yaw}(t) - \chi \theta'_{yaw} \end{cases} \quad (20) \end{aligned}$$

式中,  $\theta'_{roll}$ 、 $\theta'_{cabbage}$  和  $\theta'_{yaw}$  为飞行角度的控制目标,  $\varphi, \eta, \chi$  为 3 个飞行角度的转换系数。在贝叶斯改进神经网络的支持下, 根据环境风与运行状态的识别结果, 调整初始计算的姿态控制量。基于贝叶斯改进神经网络, 设计电力无人机鲁棒姿态控制器, 鲁棒姿态控制器是姿态控制指令的执行元件, 针对电力无人飞行器的姿态偏差问题, 引入滑模控制项, 抑制干扰, 使得电力无人机对外部扰动有较强的鲁棒性<sup>[19]</sup>。电力无人机鲁棒姿态控制器的工作逻辑如图 4 所示。

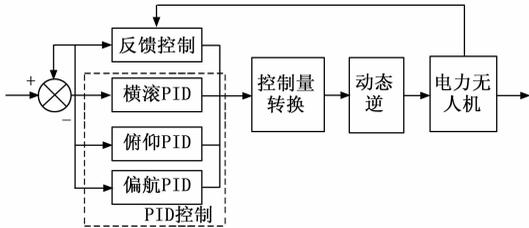


图 4 电力无人机鲁棒姿态控制器工作逻辑示意图

电力无人机鲁棒姿态控制器由 PID 控制元件和状态反馈控制元件两部分组成, 具体的控制原理表达式为:

$$\begin{cases} k_{feedback} = (K_{gain} + K_{assist}(t))\theta' \zeta \\ k_{PID} = \Delta(t-1) + \kappa_p[\Delta(t) - \Delta(t-1)] + \kappa_i\Delta(t) + \kappa_d\Delta(t)\theta \end{cases} \quad (21)$$

式中,  $K_{gain}$  和  $K_{assist}(t)$  分别为电力无人机的固定增益和辅助控制矩阵,  $\kappa_p$ 、 $\kappa_i$  和  $\kappa_d$  对应的是比例、积分和微分控制参数。将鲁棒姿态控制量的计算结果输入到图 4 表示的姿态控制器中, 生成相应的控制指令:

$$k' = k_{law}k_{PID} + \kappa_{control}k_{feedback} - \lambda \quad (22)$$

式中,  $k_{law}$  为控制律,  $\kappa_{control}$  为控制参数,  $\Delta\theta$  和  $\lambda$  对应的是姿态角控制量的计算结果和辅助变量<sup>[20]</sup>。根据姿态控制量的实时更新, 得出作用在电力无人机上的姿态控制指令, 按照控制指令完成电力无人机姿态的鲁棒控制任务。

## 2 性能测试实验分析

测试基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法的性能, 设计性能测试实验。此次实验的基本思路是: 在不同的风场环境下, 根据电力无人机的巡检任务, 确定电力无人机的飞行动作, 并生成相应的姿态控制任务。利用优化设计的电力无人机鲁棒姿态控制方法执行相应的控制任务, 通过与姿态控制任务的对比, 得出不同环境下姿态控制精度的测试结果。而鲁棒控制性能测试主要是通过对不同风场环境下姿态控制性能的横向对比, 得出相应的测试结果。

### 2.1 测试准备

为保障无人机能够采集电力系统的所有监控信息, 选择 Z5 型号电力无人机作为飞行平台, 满足特殊地区地形图采集的要求, 要求其具有机动灵活的操作模式、复杂多变的起降场地功能以及超长的使用寿命。选择的电力无人飞机为四旋翼无人机, 该设备包括了机架和动力模块两个部件,

机架是由起落架和机身构成, 四旋翼无人机的全部电子部件都安装在了机身上, 因此, 电力无人机的安全性和续航能力, 完全取决于它的材料和结构, 它的轴距是 600 毫米, 机身则是采用了更轻、更结实的碳纤维材料。起落架的功能就是保证四旋翼无人机在起降过程中保持水平状态, 避免与地面相撞造成螺旋桨损坏, 同时也减轻了无人机落地时的冲击力。利用推进器的推进作用为电力无人机提供飞行动力支持。电力无人机能在 80 公尺的平坦地面上进行各种复杂地形的起降, 无需专用跑道, 能精确确定着陆位置。它的载重能力在 50 千克以上, 能够装载当前主流的大型摄像机。在无人机设备上加设了传感器、控制指令接口等外设。

在实验前需要检测电力无人机的飞行功能, 首先, 安装电力无人机的电气和机械设备, 安装重点是飞机的各个零件之间的联接是否可靠, 发动机的调速是否准确, 惯性传感器和机身的坐标是否准确。在进行空中飞行试验的时候, 要先将飞机手动悬停到适合自动控制的高度和位置。接着, 在等待操作手手动悬停成功之后, 再对地面上飞机的姿态角进行观察, 此时姿态角应该稳定在  $2 \sim 3^\circ$  左右。在地面上观测除节流道外其他四条线路的手动 PWM, 并选择合适的数值作为自动控制信号的参考; 最后把控制的参数放上去, 就能进入自动控制状态。对于自主起降则直接在地面切换为自控模式。

充分考虑电力无人机的运行状态, 设置无风干扰、阵风干扰和平均风干扰作为 3 种实验工况, 为了实现对实验环境的有效控制, 选择封闭的电力系统运行区域作为实验环境, 在区域内部装设多个通风设备。在关闭区域大门且不开启内部通风设备状态下, 形成无风干扰工况, 在此基础上, 按照 5 min/次的频率启动通风设备, 每次通风设备的连续工作时间为 3 min, 形成封闭区域内的阵风工况, 控制阵风风速为 3 m/s。在平均风设定过程中, 将区域内的所有通风设备调整至持续工作状态, 风速设定为 5 m/s。

此次实验以贝叶斯改进神经网络为技术支持, 需要在鲁棒姿态控制任务执行之前, 对相关的运行参数进行设置。设置组成贝叶斯改进神经网络的神经元初始权值为 0.07, 学习率为 0.01, 最大训练次数为 200。将设置好的运行参数输入到电力无人机鲁棒姿态控制方法对应的运行程序中。

### 2.2 生成电力无人机姿态控制任务

根据电力无人机的巡检任务, 生成飞行轨迹, 并标记飞行过程中无人机的实时飞行姿态数据。电力无人机飞行轨迹的规划结果如图 5 所示。

考虑电力无人机的飞行速度, 确定任意时刻电力无人机的姿态控制目标, 如表 1 所示。

在无干扰、阵风干扰和平均风干扰工况下, 重复执行控制操作, 保证姿态控制目标相同。

### 2.3 描述控制效果测试实验过程及设置控制效果测试指标

为了将基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿

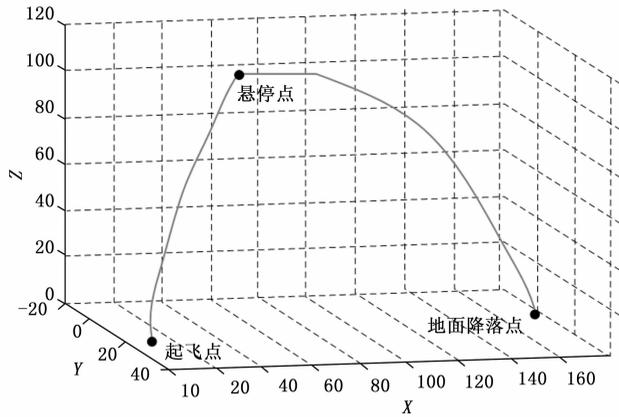


图 5 电力无人机飞行轨迹规划结果

态控制方法编写进飞控, 需要采用 Notepad++ 软件, 控制

表 1 电力无人机飞行姿态控制目标

飞行时间/s	俯仰角/(°)	滚转角/(°)	偏航角/(°)
5	4.1	-3.6	0.6
10	1.9	-2.2	1.2
15	0.6	-0.4	1.2
20	-2.2	0.6	1.2
25	-4.1	1.8	1.2
30	3.8	2.3	1.2
35	2.5	2.2	1.2
40	4.7	2.6	1.6
45	1.6	4.1	0.8
50	-2.3	3.2	0.2

方法程序代码的编译以及固件的下载需要用开源软件 Arduino, 通过这两款软件就可以对姿态控制程序进行开发。将电力无人机放置到实验环境中, 设置电力无人机的初始高度为 0 km, 姿态角均为 0°, 角速度为 0 m/s。将生成的电力无人机姿态控制任务输入到控制程序中, 得出电力无人机鲁棒姿态的控制结果, 如图 6 所示。

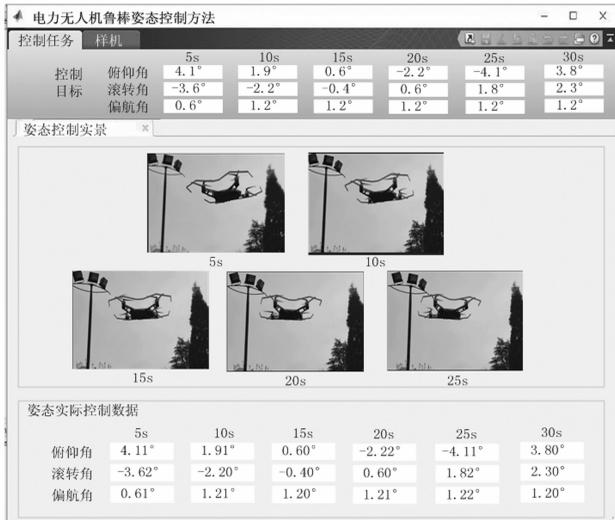


图 6 电力无人机鲁棒姿态控制结果

分别在阵风和平均风干扰环境下, 重复上述操作, 得出不同工况下电力无人机的姿态控制结果, 并利用无人机内置的传感器设备, 收集实时姿态数据。

根据实验测试目标, 从姿态控制精度和鲁棒控制性能进行测试, 姿态控制精度公式为:

$$\begin{cases} \epsilon_{roll} = \theta_{control-roll}(t) - \theta'_{roll}(t) \\ \epsilon_{cabbage} = \theta_{control-cabbage}(t) - \theta'_{cabbage}(t) \\ \epsilon_{yaw} = \theta_{control-yaw}(t) - \theta'_{yaw}(t) \end{cases} \quad (23)$$

式中,  $\theta_{control-roll}(t)$ 、 $\theta_{control-cabbage}(t)$  和  $\theta_{control-yaw}(t)$  分别表示控制作用下  $t$  时刻电力无人机的俯仰角、滚转角和偏航角。另外, 反映鲁棒控制性能的测试指标的计算公式如下:

$$\Delta\epsilon = \left| \sum_{t=1}^T \epsilon_{clear}(t) - \sum_{t=1}^T \epsilon_{gust}(t) \right| + \left| \sum_{t=1}^T \epsilon_{clear}(t) - \sum_{t=1}^T \epsilon_{Mean\ wind}(t) \right| \quad (24)$$

式中,  $\epsilon_{clear}(t)$ 、 $\epsilon_{gust}(t)$  和  $\epsilon_{Mean\ wind}(t)$  分别为无干扰、阵风干扰和平均风干扰工况下任意时刻的姿态角控制误差, 通过俯仰角、滚转角和偏航角控制误差的求和, 即可得出上述变量的具体取值, 另外, 参数  $T$  为电力无人机的飞行时间。公式 (24) 的求解结果  $\Delta\epsilon$  反映了优化设计方法在不同工况下控制精度的变化程度。为满足电力巡检工作对电力无人机姿态的控制要求, 要求无人机俯仰角、滚转角和偏航角的控制误差均不得高于 0.2°, 指标  $\Delta\epsilon$  取值不得高于 0.5°。

### 2.4 控制效果测试实验结果与分析

在无风干扰环境下, 启动优化设计的鲁棒姿态控制程序, 通过电力无人机飞行姿态数据的记录, 得出反映控制精度性能的测试结果, 如表 2 所示。

表 2 无风干扰工况下控制精度测试数据表

飞行时间/s	俯仰角/(°)	滚转角/(°)	偏航角/(°)
5	4.11	-3.62	0.61
10	1.91	-2.20	1.21
15	0.60	-0.40	1.20
20	-2.22	0.60	1.20
25	-4.11	1.82	1.21
30	3.80	2.30	1.22
35	2.50	2.20	1.20
40	4.70	2.61	1.62
45	1.61	4.11	0.81
50	-2.32	3.20	0.20

将表 1 和表 2 中的数据代入到公式 (23) 中, 计算得出俯仰角、滚转角和偏航角的控制误差分别为 0.08°、0.06°和 0.08°。获得的 3 个角控制误差最高为 0.08°, 该值低于 0.20°, 满足实际需求。

重复上述操作, 统计无人机飞行姿态数据, 通过公式 (25) 的计算, 得出实时控制误差测试结果, 如表 3 所示。

表 3 阵风工况下控制精度测试数据表

飞行时间/s	俯仰角控制误差/(°)	滚转角控制误差/(°)	偏航角控制误差/(°)
5	0.01	0.02	0.01
10	0.01	0.02	0.01
15	0.04	0.01	0.02
20	0.02	0.03	0.02
25	0.02	0.01	0.01
30	0.01	0.01	0.01
35	0.03	0.01	0.01
40	0.01	0.02	0.01
45	0.01	0.01	0.02
50	0.02	0.02	0.02

通过求和计算,得出阵风工况下电力无人机的俯仰角控制误差为 0.18°,滚转角和偏航角的控制误差分别为 0.16°和 0.14°。得到的 3 个角控制误差均低于 0.20°,而该误差在有阵风工况下也满足实际需求。

在平均风工况下,电力无人机实时飞行姿态数据如图 7 所示。

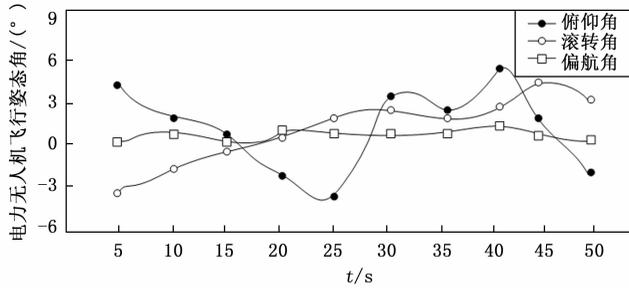


图 7 平均风工况下电力无人机实际飞行姿态角数据

将图 7 中的数据代入到公式 (23) 中,计算得出俯仰角、滚转角和偏航角的控制误差均为 0.16°该数值低于 0.20°,满足了实际需求。

综合上述 3 种工况的测试结果,发现电力无人机的姿态角控制误差均低于预设值,即满足控制精度要求。

为了进一步验证设计方法的性能,通过不同工况下姿态角控制误差的横向对比,得出反映优化设计方法鲁棒性的测试结果,如图 8 所示。

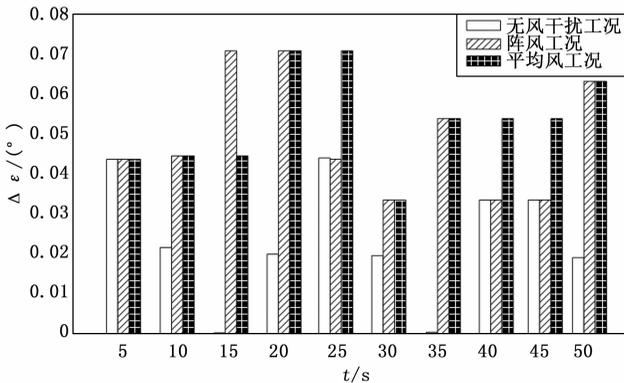


图 8 优化设计方法控制鲁棒性测试结果

将公式 (8) 中的数据代入到公式 (26) 中,得出  $\Delta \epsilon$  的计算结果为 0.47°,该数值与实际需求的 0.5°相比,其降低了 0.03°,由此可知,本文方法满足实际需求。从测试结果中可以看出,优化设计方法的鲁棒控制性能满足应用要求。

为了体现出优化设计方法在控制性能方面的优势,设置传统的基于反步滑模算法的无人机姿态控制方法、基于故障观测器的无人机姿态控制方法和基于自抗扰模糊参数优化的无人机姿态控制方法作为实验的对比方法,在相同的实验环境下对电力无人机进行鲁棒姿态控制,并得出相应的测试结果,如表 4 所示。

表 4 鲁棒姿态控制性能对比测试数据表 (°)

运行工况	基于反步滑模算法的无人机姿态控制方法			基于故障观测器的无人机姿态控制方法			基于自抗扰模糊参数优化的无人机姿态控制方法		
	俯仰角控制误差	滚转角控制误差	偏航角控制误差	俯仰角控制误差	滚转角控制误差	偏航角控制误差	俯仰角控制误差	滚转角控制误差	偏航角控制误差
无风干扰工况	0.45	0.46	0.44	0.41	0.41	0.43	0.35	0.38	0.33
阵风工况	0.58	0.56	0.59	0.52	0.52	0.54	0.49	0.48	0.49
平均风工况	0.55	0.56	0.54	0.51	0.50	0.51	0.48	0.48	0.50

从实验结果中可以看出,在所有工况下,优化设计方法的姿态角控制误差始终低于 3 种传统方法,通过公式 (24) 的计算,得出 3 种传统方法的  $\Delta \epsilon$  指标求解结果分别为 0.68°、0.60°和 0.80°,均高于优化设计方法,由此证明优化设计的基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法在姿态控制精度和鲁棒性方面具有明显优势。

### 3 结束语

电力无人机的姿态控制精度对于电力巡检结果的精准度具有直接影响,为了最大程度地提高电力无人机性能,提出了一种新的基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法。该方法利用贝叶斯改进神经网络优化设计电力无人机的鲁棒姿态控制方法,在一定程度上消除了外界干扰,在提高姿态控制精度的同时,提高控制方法的鲁棒性。从实验结果中可以看出,优化设计方法在控制精度和鲁棒性等方面的性能得到明显提升,其俯仰角、滚转角和偏航角的控制误差均低于 0.2°,反映鲁棒控制性能的测试指标低于 0.5°,并且与传统方法相比,该方法在不同工况下的控制误差均低于传统方法,实验结果验证了设计方法的有效性。因此,该方法对于其他类型无人机的控制具有重要的参考意义。然而,此次实验只执行一次,得出的结果存在一定的偶然性,需要在今后工作中进一步完善。

#### 参考文献:

[1] 冯江,张慧,张喜海,等.基于反步滑模算法的植保无人机姿态控制研究[J].东北农业大学学报,2022,53(1):55-65.

(下转第 155 页)