

# 基于对抗网络的六旋翼无人机串级线性自抗扰控制系统设计

张寒冰

(浙江东方职业技术学院 人工智能学院, 浙江 温州 325000)

**摘要:** 当无人机行进轨迹内存在明显转向行为时, 若不能实现姿态角与响应曲线的有效耦合, 则会使飞行器的抗扰能力下降, 从而降低无人机飞行品质; 为解决上述问题, 设计基于机对抗网络的无人机串级线性自抗扰控制系统; 按需连接串级线性跟踪微分器、自抗扰型无人机姿态控制器与行进位置控制器, 完成无人机串级线性自抗扰控制硬件系统的设计; 建立机器学习模型对抗网络, 求解无人机串级线性动力学运动公式, 联合相关运动数据, 完成无人机串级线性动力学性能分析; 定义串级线性姿态坐标, 通过推导自抗扰运动节点矩阵的方式, 计算具体的自抗扰性控制条件, 实现对无人机串级线性姿态的自抗扰性控制, 联合相关应用部件结构, 完成系统设计; 实验结果表明, 所设计控制系统作用下, 俯仰角、滚转角两类姿态角与标准响应曲线之间的耦合误差均不超过 10%, 即便在行进轨迹内存在明显转向行为的情况下, 应用该系统也可以实现姿态角与响应曲线的有效耦合, 能够有效保障无人机飞行器的抗扰能力。

**关键词:** 机器学习; 无人机; 串级线性自抗扰; 跟踪微分器; 姿态控制器; 动力性能

## Design of Cascaded Linear ADRC System of Six-rotor UAV Based on Antagonistic Network

ZHANG Hanbing

(Institute of Artificial Intelligence, Zhejiang Dongfang Polytechnic, Wenzhou 325000, China)

**Abstract:** With obvious steering behaviors in the trajectory of UAV, if the effective coupling between attitude angle and response curve is not solved, it makes the anti-disturbance ability of UAV decrease, thus reducing the flying quality of UAV. In order to solve above problems, a UAV-cascaded linear active disturbance rejection control (ADRC) system based on the machine countermeasure network is designed. The cascaded linear tracking differentiator, ADRC attitude controller and traveling position controller are required to complete the design of UAV-cascaded linear ADRC hardware system. The machine learning model countermeasure network is established to solve the UAV-cascaded linear dynamic motion formula and achieve its dynamic performance analysis by combining relevant motion data. The cascaded linear pose coordinates are defined, and the specific ADRC control conditions are calculated by deducing the ADRC motion node matrix, so as to realize the ADRC control of the UAV-cascaded linear pose, and complete the system design by combining the relevant components. Experimental results show that under the application of the designed control system, the coupling errors between the pitch angle, roll angle and the standard response curve does not exceed 10%, with a noticeable steering within the trajectory. Therefore, the system can ensure the effective coupling between attitude angle and response curve, effectively ensuring the anti-interference ability of UAV.

**Keywords:** machine learning; UAV; cascaded linear active disturbance rejection; tracking differentiator; attitude controller; dynamic performance

## 0 引言

六旋翼无人机飞行器能够实现垂直起降, 在空中飞行时具有自由悬停的能力, 且其机翼采用了对称化的布局形式, 不需要独立的尾桨结构去抵消反扭矩作用, 因此其整体结构相对较为简单。一般情况下, 六旋翼无人机飞行器的操作人员由“飞手”来担任, 在执行飞行任务时, “飞

手”必须时刻关注无人机的位姿变化状态, 并预测飞行器接下来的飞行状态, 然后再利用遥控装置调整无人机的实时飞行状态, 从而使无人机能够安全的达到目标飞行位置<sup>[1]</sup>。然而, 在执行飞行任务时, 如果行进轨迹内存在明显的转向行为, 则会使姿态角真实定义节点与标记节点出现较大偏差, 而这将增大姿态角与响应曲线之间的耦合误

收稿日期: 2023-09-21; 修回日期: 2023-12-08。

作者简介: 张寒冰(1978-), 女, 硕士, 副教授。

引用格式: 张寒冰. 基于对抗网络的六旋翼无人机串级线性自抗扰控制系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(9): 170-176.

差,不但影响了飞行器的抗扰能力,也会使无人机的飞行品质不断变差,并最终导致错误飞行行为的出现,为此,亟需设计一种自抗扰控制系统。

针对上述问题,万慧等<sup>[2]</sup>提出的基于线性矩阵不等式的线性/非线性切换自抗扰控制系统在 MIMO 接线模型的配合下,建立无人机飞行器的解耦闭环控制结构,通过自抗扰切换的方式,调节 SADR 部件的实时接线状态,再在线性矩阵中推导不等式条件,从而在实现稳定控制无人机飞行轨迹的同时,确定线性节点所处的实时定义位置是否能够满足布局全域飞行路径的实际应用需求。刘洋等<sup>[3]</sup>提出的基于自抗扰控制的伺服控制系统通过正弦分析的方式,确定无人机设备在执行飞行任务时的开环频率特性,由于自抗扰控制器、位置环比例控制器结构的连接关系满足伺服定义原则,所以只要选定一个标准的航迹节点,再确定另一个节点与标准节点间的直线距离,就可以实现对转向角数值的有效控制。

在无人机飞行过程中,特别是在存在明显转向行为的情况下,无人机的姿态行为容易受到各种外部环境干扰,如气流、风速变化、降雨等,且无人机内部具有非线性特性,意味着传统的线性控制算法可能无法有效地实现姿态角与响应曲线的耦合控制,由此可能导致无人机飞行过程抗扰能力下降。鉴于机器学习对抗网络是可以改善结构化数据对象之间的决策关系,一方面提升主机元件对信息参量的分类精度,另一方面简化数据运算流程,打破训练样本集对数据对象的约束影响作用,使得网络主机能够自由分配与运算行为相关的信息参量,并确定目标学习对象在网络体系中所处的实时位置。利用机器学习算法的应用优势设计一种新型的无人机串级线性自抗扰控制系统,并通过对比实验的方式,突出说明该系统在解决姿态角与响应曲线耦合问题方面的应用能力。

## 1 六旋翼无人机串级线性自抗扰控制系统硬件设计

### 1.1 串级线性跟踪微分器

串级线性跟踪微分器负责接收与无人机飞行器相关的自抗扰信号,并可以借助串级线性信道组织,将接收到的信号参量以数据流的形式反馈至速度差积分计算器之中,以便于系统主机的直接调取与利用<sup>[4]</sup>。速度差积分计算器是串级线性信道组织下的第一级负载结构,能够在接收自抗扰信号的同时,分析其中所包含的与无人机运动行为相关的飞行速度信息,并可以按照机器学习算法原则,确定相关速度信息参量之间的积分关系<sup>[5-6]</sup>。速度差积分计算器所输出的速度信号具有两条传输通路。其中,一条通路由速度差积分计算器直接指向定时器元件,该条通路内传输的速度信号的质量水平相对较高,能够直接用来描述无人机的实时飞行速度;另一条通路由速度差积分计算器先指向滞后过滤器、再指向跟踪器部件,该条通路内传输的速

度信号的质量水平相对较弱,只有经过核心驱动器的汇集处理后,该类型的数据对象才可以用来描述无人机的实时飞行速度。串级线性跟踪微分器中的控制信息传输行为如图 1 所示。

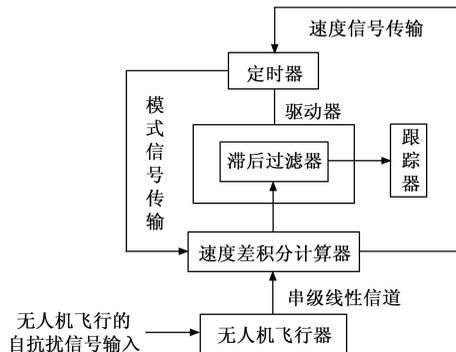


图 1 串级线性跟踪微分器中的控制信息传输模式

根据图 1 可知,无人机执行飞行任务的过程中,定时器向速度差积分计算器传输模式信号对象,模式信号决定计算器部件对于速度数据信息的承载能力。因此,串级线性跟踪微分器使用 SA5Z-100-D1-8U324C 型号的现场可编程门阵列芯片,其具有高集成度和高性能的特点,可以根据无人机的状态量进行动态转化,有效地优化系统的动态响应,提高控制系统的准确性和稳定性,从而改善无人机在行进轨迹内存在明显转向行为时的姿态角与响应曲线的耦合问题。

### 1.2 自抗扰型无人机姿态控制器

无人机姿态控制器部件的设计遵循线性自抗扰技术原则,在控制系统各个耦合信道组织内,无人机飞行器所承担的扰动行为总量等于线性扰动行为量与非线性扰动行为量之和,但由于扩张状态观测器只能记录与无人机飞行器相关的线性扰动型运动行为,所以设置无人机姿态控制器结构时,系统控制主机只将满足观测需求的数据对象记录为自抗扰型运动行为向量<sup>[9-10]</sup>。在自抗扰型无人机姿态控制器结构中,无人机飞行器接收完成转换的运动姿态行为量,在 Qball、LADRC、LESO 三类部件结构的支持下,所输入扰动信号能够接收到与无人机运动姿态相关的负反馈信息,且整个传输过程中,只有串级线性通路组织能够记录与飞行姿态相关的信号参量。具体的自抗扰型无人机姿态控制器连接结构如图 2 所示。

根据图 2 可知,为避免无人机串级线性自抗扰控制系统中出现扰动信号错误传输的问题,姿态控制器结构中信息负反馈方向与线性信号传输方向为反向。因此,自抗扰型无人机姿态控制器采用 STM32 F2 型号的单片机<sup>[7-8]</sup>,将高级数字和模拟外设分配到任一内核,根据数据处理和实时执行要求进行快速且准确的干扰估计和补偿,进而减小气流、风速变化、降雨等外部环境干扰对无人机姿态的影响,使无人机保持稳定的姿态。

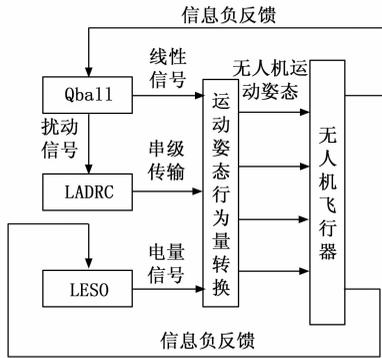


图 2 自抗扰型无人机姿态控制器结构总图

### 1.3 行进位置控制器

行进位置控制器接入无人机串级线性自抗扰控制系统需借助线性端节点，且不同端节点所对应的自抗扰运行功能也有所不同。为配合串级线性跟踪微分器和自抗扰型无人机姿态控制器部件结构的运行需求，行进位置控制器的连接要求所有线性端节点对象都必须保持稳定的行为状态<sup>[11-12]</sup>。表 1 总结了行进位置控制器的实际配置标准。

表 1 行进位置控制器配置标准

项目	线性端节点	自抗扰运行功能描述
1	线性连接节点、运动行为观测节点	两类节点对象分别连接在串级线性信道组织的两端，负责调节与无人运动状态相关的信号传输行为
2	运动行为观测节点、姿态监测节点	两类节点对象的连接在控制系统中定义了唯一的数据传输通路，避免了传输信号对无人机运动行为造成干扰性影响
3	姿态监测节点、串级线性信道组织	这两类节点对象的连接遵循机器学习算法模型，将串级线性信道组织在系统中独立出来，符合自抗扰控制的应用需求
4	串级线性信道组织、系统核心控制端点	在自抗扰控制系统中，这两类节点连接关系的稳定性决定了无人机运动数据在串级线性信道组织内不会出现错误传输的情况

根据表 1 可知，行进位置控制器的运行受到线性端节点连接状态的影响，特别是在系统主机自身抗扰能力相对较弱的情况下，对应端节点间数据信息的传输速率越快，表示行进位置控制器对于无人机动力行为的协调作用能力越强。因此，行进位置控制器选择 Cortex-A73 型号处理器对复杂的非线性控制算法进行简化，并优化无人机的位置控制，通过较高的计算能力和实时性满足快速响应无人机位置控制的需求。

## 2 无人机串级线性动力性能参数的确定

机器学习模型对抗网络是基于深度学习理论建立的网络模型结构，能够根据输入数据的成分组成情况进行运算，从而完成对学习对象的训练与处理。扩张状态观测器能够

估计机器学习网络模型结构的未测量状态变量，提高无人机串级线性自抗扰控制系统的鲁棒性和抗干扰能力。机器学习模型对抗网络以无人机串级线性动力学运动数据作为信息录入对象，引入外部扰动扩张系统的状态变量并以动力表达式运算结果作为信息输出参量，进而估计未测量状态变量的值。在串级线性跟踪微分器、姿态控制器、行进位置控制器部件结构中，动力学数据的传输方向始终保持为恒定状态，所以网络体系内待运算数据只具有单向传输特征<sup>[13-14]</sup>。学习节点作为机器学习模型对抗网络的核心部分，具有较强的运算处理能力，存在于录入节点、输出节点之间，除了单纯运算外，不会对无人机串级线性动力学运动数据进行其他处理。完整的机器学习模型对抗网络布局形式如图 3 所示。

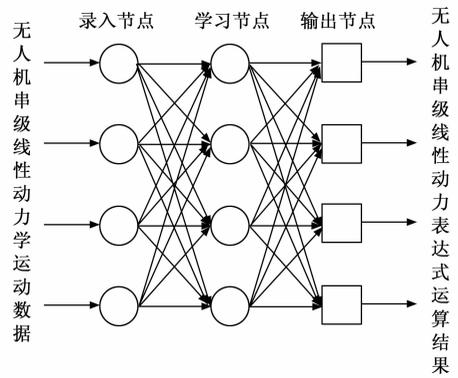


图 3 机器学习模型对抗网络布局形式

设定  $\bar{m}$  表示对抗网络中的无人机串级线性动力学运动数据实时学习特征， $\delta$  表示基于机器学习算法的无人机动力学数据标记参数， $\alpha$  表示无人机动力学数据录入向量， $\chi$  表示无人机动力学数据输出向量，联立上述物理量，可将机器学习模型运算表达式定义为：

$$M = \chi (\log \bar{m} \delta)^{-1/\alpha} \quad (1)$$

对抗网络是一个相对有限的数据信息存储空间，因此利用机器学习模型定义无人机串级线性动力表达式时，不应在单位运算周期内，录入过多的动力学运动数据样本。

无人机串级线性动力学运动公式是依照机器学习模型所定义的动力数据排列顺序，在对抗网络中，学习节点运算无人机串级线性动力学运动数据，得到具体的运动公式表达条件。所谓串级线性动力学行为，可以理解为无人机运动数据在串级线性信道组织中的传输形式，对于系统主机而言，其在制定自抗扰性控制指令时，参考动力学运动公式划分位姿坐标节点的分布区域，因此该项表达式的计算值直接影响自抗扰性控制指令的实时执行效果<sup>[15-16]</sup>。

设  $\vec{N}$  表示基于机器学习模型的无人机动力数据排序向量，其定义式如下：

$$\vec{N} = \beta \bar{B} - \min_{\vec{v} \rightarrow \infty} \dot{C} \frac{\vec{b}}{|\Delta L|} \quad (2)$$

$\bar{B}$  表示无人机动力数据的单位传输均值， $\beta$  表示基于机

器学习模型的动力数据取样参数,  $v$  表示无人机动力行为等级定义项,  $\hat{C}$  表示学习节点中的无人机动力数据运算特征,  $\Delta L$  表示学习节点在单位时间内所能承担的无人机动力数据运算总量,  $\hat{b}$  表示基于机器学习模型的动力数据识别阈值。

联立公式 (1)、公式 (2), 可将无人机串级线性动力学运动公式表示为:

$$K = \exp\left[-\frac{(l_\varepsilon - l_0)^2 \vec{N}}{2M^2}\right] \quad (3)$$

$l_\varepsilon$  表示基于随机选取无人机动力数据标记参数  $\varepsilon$  的串级线性动力学运动行为向量,  $l_0$  表示串级线性动力学运动行为向量的标准值。为实现对无人机串级线性运动行为的有效控制, 求解基于机器学习模型的动力学运动公式要求运动行为向量标准值与随机值必须属于同一个位姿坐标区域。

分析无人机飞行动力性能分为一阶导数求解、二阶导数求解、偏导定义、动力性能参数确定表达式计算 4 个步骤。

1) 带入无人机串级线性动力学性能参数, 对无人机串级线性动力学运动公式一阶导数进行求解:

$$J' = \sum_{-\infty}^{+\infty} K(j^\gamma) \quad (4)$$

$j$  表示基于机器学习的无人机串级线性动力数据校准值,  $\gamma$  表示串级线性动力学运动公式的一阶导数向量。

2) 无人机串级线性动力学运动公式二阶导数求解:

$$J'' = \sum_{-\infty}^{+\infty} \varphi \cdot \frac{1}{\iota^2} \quad (5)$$

$\varphi$  表示无人机串级线性动力数据的数值定义阈值,  $\iota$  表示串级线性动力学运动公式的二阶导数向量。

3) 无人机串级线性动力学运动公式的偏导数定义:

$$\bar{J} = \left| \frac{J'}{J''} \right|^2 \times (\lambda - 1) \hat{h} \quad (6)$$

$\lambda$  表示串级线性动力学运动公式的偏导阈值,  $\hat{h}$  表示基于机器学习的无人机线性运动行为向量。

4) 无人机飞行动力性能参数表达式计算:

$$F = \frac{1}{\eta} \sum_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2} [\bar{J}^2 - (fH)^\pm] \quad (7)$$

$\eta$  表示姿态控制器对于无人机飞行动力数据的识别效率,  $f$  表示基于机器学习模型的无人机飞行动力行为等级定义参数,  $H$  表示动力学范畴内的无人机飞行数据记录项指标,  $\kappa$  表示无人机运动行为的动力等级判定值。完成动力建模是设计无人机串级线性自抗扰控制系统的必要环节, 特别是在行进轨迹内存在明显转向行为时, 为实现姿态角与响应曲线的有效耦合, 还必须保证位姿坐标区域内线性动力向量与运动行为数据<sup>[17-18]</sup>之间的数值对应关系。

### 3 无人机串级线性位姿的自抗扰性控制

通过分析基于机器学习的无人机串级线性动力学性能, 可以帮助确定哪些变量对无人机动力性能具有重要影响, 从而简化无人机串级线性位姿的自抗扰性控制的运算过程, 将这些动力性能参数输入至后续的坐标系中, 降低控制的

复杂度。对于系统主机元件而言, 为实现对无人机串级线性位姿的自抗扰性控制, 还需按照机器学习模型, 定义串级线性位姿坐标, 再通过推导自抗扰运动节点矩阵的方式, 推导具体的控制条件计算式。

#### 3.1 串级线性位姿坐标定义

串级线性位姿坐标用于表征无人机在空间平面内的运动形态, 包括无人机的航向信息与位置, 自抗扰控制系统在已知串级线性位姿坐标的前提下, 可以更加准确地描述无人机飞行器的运动行为模式。由于无人机的飞行范围相对较小, 所以在定义串级线性位姿坐标时, 可以忽略重力作用及地球自转行为所造成的干扰性影响, 特别是当行进轨迹内存在明显转向行为时, 只有干扰性影响能力足够突出时, 才能凸显出系统主机在自抗扰控制无人机串级线性运动行为<sup>[19-20]</sup>方面的应用能力。

$\vec{X}$ 、 $\vec{Y}$ 、 $\vec{Z}$  分别表示既定串级线性位姿节点在横轴、纵轴、空间轴 3 个方向上的数值映射向量, 关于其取值恒有公式 (8) 所示的表达式成立。

$$\begin{cases} \vec{X} = \frac{1}{\mu_x} D_x \sin\theta_x \\ \vec{Y} = \frac{D_y \cos\theta_y}{\mu_y} \\ \vec{Z} = (\mu_z - 1) \tan\theta_z \cdot D_z \\ \vec{X} \neq \vec{Y} \neq \vec{Z} \end{cases} \quad (8)$$

$\theta_x$  表示位姿节点航向横轴与空间坐标系横轴之间的物理夹角,  $\mu_x$  表示航向横轴方向上的串级线性位姿节点计数值,  $D_x$  表示串级线性位姿坐标的横向数值分量,  $\theta_y$  表示位姿节点航向纵轴与空间坐标系纵轴之间的物理夹角,  $\mu_y$  表示航向纵轴方向上的串级线性位姿节点计数值,  $D_y$  表示串级线性位姿坐标的纵向数值分量,  $\theta_z$  表示位姿节点航向空间轴与空间坐标系空间轴之间的物理夹角,  $\mu_z$  表示航向空间轴方向上的串级线性位姿节点计数值,  $D_z$  表示串级线性位姿坐标的空间向数值分量。

联立公式 (7)、公式 (8), 推导串级线性位姿坐标定义式如下:

$$G_{xyz} = \sqrt{\frac{1}{2} (\vec{F}\vec{X}\vec{Y}\vec{Z})^{-1}} \quad (9)$$

串级线性位姿坐标可以用来描述无人机串级线性运动行为, 为提升系统主机对无人机线性位姿节点的自抗扰控制, 应保证坐标轴映射向量在数值方面的相关性。

#### 3.2 自抗扰运动节点矩阵推导

通过定义串级线性位姿坐标, 可以将控制和规划的任务在不同的层次上进行处理, 在推导自抗扰运动节点矩阵时, 利用反馈线性化的方法设计控制器, 可以提高无人机的控制精度。为实现对无人机串级线性运动行为的自抗扰控制, 还应在位姿坐标的基础上, 推导出具体的运动节点矩阵。无人机运动姿态角由俯仰角、滚转角两部分组成, 且每一类姿态角在坐标轴方向上的数值分量都不可能为零, 所以在推导自抗扰运动节点矩阵时, 还应统计坐标分量误

差的具体数值。

从数值方面来看,自抗扰运动节点矩阵中每一个物理参数只能对应一个坐标轴映射向量,且同一坐标轴上两个映射向量的取值不可能完全相等<sup>[21-22]</sup>。设  $\bar{s}$  表示自抗扰运动节点的俯仰角坐标误差值,  $\bar{g}$  表示自抗扰运动节点的滚转角坐标误差值,  $a_x$  表示无人机串级线性运动行为的横向坐标定义向量,  $a_y$  表示串级线性运动行为的纵向坐标定义向量,  $a_z$  表示串级线性运动行为的空向坐标定义向量, 联立公式(9), 可将自抗扰运动节点矩阵求解结果表示为:

$$A = \{ \bar{\omega} | \bar{\omega} = \bar{s}G_{xyz} - \bar{g}(a_x a_y a_z)^2 \} \quad (10)$$

$\bar{\omega}$  表示自抗扰运动节点矩阵内的一个随机节点。机器学习算法模型规定, 只有相同类型的串级线性运动行为数据才能属于同一个自抗扰运动节点矩阵。

### 3.3 自抗扰性控制方法

通过推导自抗扰运动节点矩阵, 可以更好地理解俯仰角、滚转角误差对自抗扰性控制的影响, 从而增加控制系统的适应性, 使得系统能够在不确定环境中稳定运行。自抗扰性控制条件决定了系统主机对无人机串级线性运动行为的控制能力, 由于与无人机运动行为相关的数据对象属于同一个自抗扰运动节点矩阵, 所以在定义控制条件表达式时, 还应保证数据传输方向与系统主机对自抗扰性信号识别方向的一致性。对于系统主机而言, 定义自抗扰性控制条件所需的无人机串级线性行为数据必须属于同一个运动节点矩阵, 且在单位数值区域内, 两个节点对象不会完全重合, 这就表示串级线性行为数据的取值<sup>[23-24]</sup>不会出现完全相等的情况。

基于自抗扰运动节点矩阵推导结果, 将基于机器学习的无人机串级线性自抗扰控制条件定义式表示为:

$$I = \frac{1}{i_x} \frac{1}{i_y} \frac{1}{i_z} (\vec{p}A) \sum \sigma u \quad (11)$$

其中:  $i_x$  表示节点矩阵内串级线性运动数据的横向标记向量,  $i_y$  表示节点矩阵内串级线性运动数据的纵向标记向量,  $i_z$  表示节点矩阵内串级线性运动数据的空向标记向量,  $\vec{p}$  表示系统主机的抗扰性等级定义参数,  $\sigma$  表示运动数据记录系数,  $u$  表示串级线性运动数据的实时统计参量。基于机器学习的无人机串级线性自抗扰控制系统的设计, 要求主机元件应具有准确识别线性运动数据的能力, 特别是在行进轨迹内转向节点相对较多的情况下, 精准标记每一个数据对象, 才能使主机元件对无人机线性运动行为的自抗扰控制效果达到实际需求状态。

## 4 实例分析

本次实验根据姿态角与响应曲线之间的耦合状态判断无人机飞行器的抗扰能力, 选择基于机器学习的无人机串级线性自抗扰控制系统(实验组)、基于线性矩阵不等式的线性/非线性切换自抗扰控制系统(A对照组)、基于自抗扰控制的伺服控制系统(B对照组)三组不同的技术手段进行实验。

### 4.1 实验环境

为了进行基于对抗网络的六旋翼无人机串级线性自抗扰控制系统设计的实验测试, 选择一个开阔且安全的户外飞行场地。该场地应远离人群和障碍物, 以确保飞行过程中的安全性和避免可能的意外伤害或损坏。同时, 需要在正常的环境温度下进行实验, 如果环境温度过高或过低可能会对无人机的电子元件、电池寿命以及控制系统性能产生不利影响。所以, 设定环境温度为 10~30℃。在实验开始之前, 检查无人机电池电量、控制器参数设置等, 确保无人机的整体状态良好, 以保证实验的准确性和可重复性。选择 UX5 型无人机飞行器作为实验对象, 如图 4 所示。



图 4 UX5 型无人机飞行器

无人机运动区域如图 5 所示。

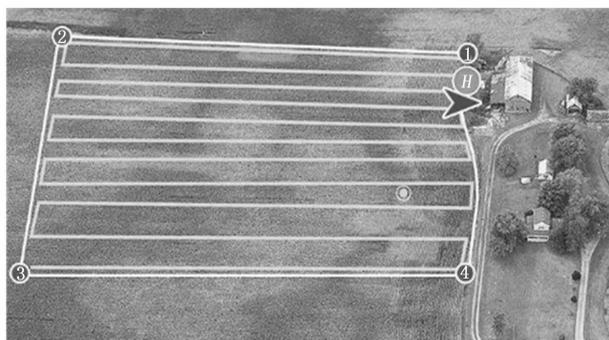


图 5 无人机运动区域

其中 1 号、2 号、3 号、4 号节点分别表示运动区域的 4 个方向角, H 节点表示无人机的初始运动位置。本次实验所选设备元件的具体型号如表 2 所示, 控制器算法参数如表 3 所示。

表 2 实验设备选型

项目	设备元件	名称
1	无人机飞行器	UX5 型遥控型飞行设备
2	遥控器	通用型 4X 遥控设备
3	红外测距仪	NF-271-40 型毫米级测量设备
4	测速仪	AR926 型数显测速装置
5	计位器	JSQ100 型计位元件
6	中心计算机	SR10SE280 型控制主机

表 3 控制器算法参数设置

参数	数值
跟踪微分带宽	100 Hz
跟踪微分器积分时间常数	0.1 s
姿态控制增益	10
角速度反馈增益	1.0
抗扰动观测器增益	0.5
位置控制增益	0.5
速度反馈增益	0.2
高度控制增益	0.8

为保证实验结果的准确性，要求无人机必须保持较为稳定的飞行状态，特别是在转弯节点处，无人机的实时运动速度必须小于直线轨迹内的运动速度。

### 4.2 控制误差测试

无人机行进轨迹内的姿态角由俯仰角、滚转角两部分组成，位姿响应曲线是用来描述姿态角标准值的数值曲线，设定  $\omega_0$  表示俯仰角的标准数值， $\nu_0$  表示滚转角的数值， $\omega_1$  表示俯仰角的实验数值， $\nu_1$  表示滚转角的实验数值，联立上述物理量，可将姿态角误差计算式表示为：

$$\begin{cases} \dot{s} = \frac{|\omega_1 - \omega_0|}{\omega_0} \times 100\% \\ \dot{g} = \frac{|\nu_1 - \nu_0|}{\nu_0} \times 100\% \end{cases} \quad (12)$$

分别应用基于机器学习的无人机串级线性自抗扰控制系统、基于线性矩阵不等式的线性/非线性切换自抗扰控制系统、基于自抗扰控制的伺服控制系统进行实验，所得姿态角数值分别为实验组、A 对照组、B 对照组变量。无人机姿态角控制曲线如图 6 和图 7 所示。

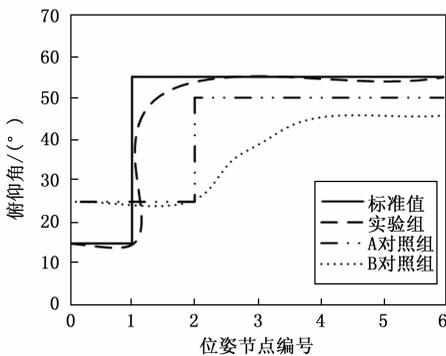


图 6 俯仰角数值图像

在图 6 和图 7 中，实验组的控制曲线与标准值基本一致，表明设计系统的控制效果最好，取俯仰角、滚转角实验值与标准姿态角之间的最大差值结果对姿态角误差进行计算，具体计算结果如表 4 所示。

分析表 4 可知，实验组姿态角误差的数值水平相对较低，误差分别为 9.1%、4.4%；相较于实验组实验结果，

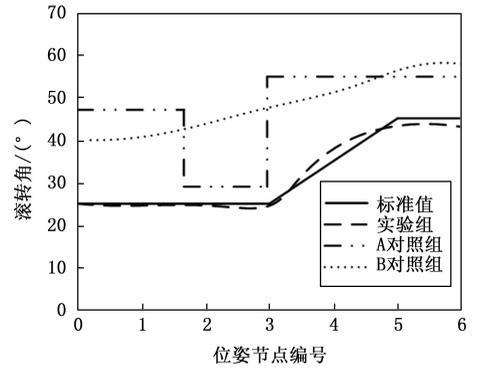


图 7 滚转角数值图像

A 对照组、B 对照组姿态角误差的数值水平较高，且两组误差值的差值水平相对较小。单就俯仰角误差来看，A 对照组误差与实验组误差之间的差值达到了 45.4%，B 对照组差值达到了 47.3%。

表 4 姿态角误差统计

实验组别	俯仰角误差/%	滚转角误差/%
实验组	9.1	4.4
A 对照组	54.5	54.7
B 对照组	56.4	56.3

### 4.3 控制能力测试

姿态角与响应曲线间耦合误差的计算，还应该在误差统计值的基础上，参考耦合向量指标，在控制系统中，耦合是指系统中各个变量之间的相互影响程度。对于耦合向量来说，耦合较低意味着系统中的变量之间的相互影响较小，耦合度较高则表示系统中的变量之间相互影响较大。设姿态角误差为  $\zeta$ 、耦合向量为  $W$ ，可将耦合误差计算式表示为：

$$Q = \zeta \cdot W \quad (13)$$

耦合向量  $W$  在实验过程中的具体数值变化情况如图 8 所示。

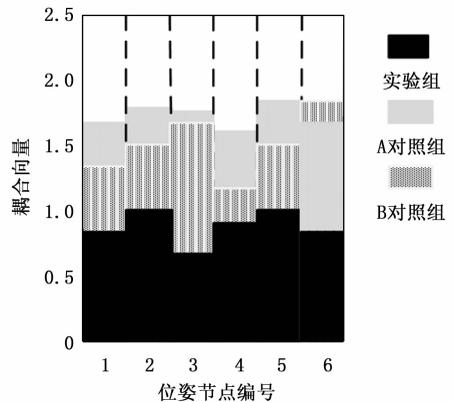


图 8 耦合向量分析

分析图 8 可知, 实验组耦合向量的均值水平相对较低, 整个实验过程中, 其最大值只能达到 1, 联合表 3 中的数值对姿态角与响应曲线间的耦合误差进行计算, 其最大耦合误差依然没有超过 10%。A 对照组耦合向量的均值水平高于实验组, 整个实验过程中, 其最大值为 1.77, 联合表 3 中的数值对姿态角与响应曲线间的耦合误差进行计算, 其最大耦合误差接近 94%, 远高于实验组数值水平。B 对照组耦合向量的均值水平与 A 对照组相等, 也为 1.77, 联合表 3 中的数值对姿态角与响应曲线间的耦合误差进行计算, 其最大耦合误差接近 99%, 也远高于实验组数值水平。由此可知, 设计系统的控制能力最好。

## 5 结束语

相较于基于线性矩阵不等式的线性/非线性切换自抗扰控制系统、基于自抗扰控制的伺服控制系统, 基于机器学习的无人机串级线性自抗扰控制系统的设计充分利用了机器学习模型的应用优势, 在串级线性跟踪微分器、自抗扰型无人机姿态控制器及行进位置控制器等多个硬件结构单元的配合下, 分析无人机动力性能, 又根据串级线性位姿坐标定义式, 推导自抗扰运动节点矩阵, 从而计算出具体自抗扰性控制条件。实用性方面, 机器学习型控制系统的应用有效解决了姿态角与响应曲线耦合误差相对较大的问题, 既保障了飞行器的抗扰能力, 也提升了无人机飞行品质, 与实际设计初衷相符合。

### 参考文献:

- [1] 王思孝, 赵文军, 张浩, 等. 基于微分跟踪器的共轴反浆无人机串级 TD-PID 控制算法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2021, 55 (12): 2359-2364.
- [2] 万慧, 齐晓慧, 李杰. 基于线性矩阵不等式的线性/非线性切换自抗扰控制系统的稳定性分析 [J]. 上海交通大学学报, 2022, 56 (11): 1491-1501.
- [3] 刘洋, 李洪文, 邓永停, 等. 基于自抗扰控制的 2.5 m 望远镜主轴伺服控制系统 [J]. 光学精密工程, 2022, 30 (23): 3058-3069.
- [4] 付京博, 邵会兵, 詹韬. 基于深度强化学习的飞行器自抗扰控制技术 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (10): 54-59.
- [5] 叶伯生, 谭帅, 黎晗, 等. 基于跟踪微分器的移动机器人轨迹规划与跟踪控制研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50 (11): 1-7.
- [6] 王思孝, 赵文军, 张浩, 等. 基于微分跟踪器的共轴反浆无人机串级 TD-PID 控制算法 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2021, 55 (12): 2359-2364.
- [7] 单立军, 孔永华. 基于 STM32 单片机的智能窗控制系统设计 [J]. 东华大学学报 (自然科学版), 2021, 47 (6): 84-90.
- [8] 杜明昊, 郝凤琦, 赵晓杰. 基于 STM32 单片机的微型磁悬浮

- 装置的设计 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (14): 28-32.
- [9] 管萍, 吴希岩, 戈新生. 基于 Tube 的挠性航天器模型预测姿态控制及主动振动控制 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (16): 261-270.
- [10] 梁天添, 王润泽, 李科信, 等. 基于扰动观测器的卫星姿态控制系统自适应有限时间容错控制 [J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30 (3): 403-411.
- [11] 董顶峰, 黄文新, 卜飞飞, 等. 圆筒型反向式横向磁通直线电机定位力补偿二阶自抗扰控制器位置控制 [J]. 电工技术学报, 2021, 36 (11): 2365-2373.
- [12] 严浙平, 杨皓宇, 张伟, 等. 基于模型预测-中枢模式发生器的六足机器人轨迹跟踪控制 [J]. 机器人, 2023, 45 (1): 58-69.
- [13] 羊洋, 陈伟, 张丹懿, 等. 对抗攻击威胁基于卷积神经网络的网络流量分类 [J]. 计算机科学, 2021, 48 (7): 55-61.
- [14] 夏云舒, 王勇, 周林, 等. 基于改进生成对抗网络的虚假数据注入攻击检测方法 [J]. 电力建设, 2022, 43 (3): 58-65.
- [15] 陈恩利, 王明昊, 王美琪, 等. 含有分数阶阻尼的 SD 振子系统非线性动力学响应特征研究 [J]. 振动工程学报, 2022, 35 (5): 1068-1075.
- [16] 何海婷, 柳亦兵, 巴黎明, 等. 基于 BP 神经网络的飞轮储能系统主动磁轴承非线性动力学模型 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (3): 1184-1198.
- [17] 李明儒, 徐聪, 齐征, 等. 火星大气电离层穿刺探测飞行动力学与轨迹优化 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2022, 43 (5): 630-638.
- [18] 王洛烽, 陈仁良. 重型直升机飞行动力学刚弹耦合建模及空中共振稳定性分析 [J]. 航空学报, 2021, 42 (12): 141-154.
- [19] 张帅, 缪东晶, 李建双, 等. 多边形位姿测量系统中跟踪方式对测量精度的影响 [J]. 计量学报, 2020, 41 (9): 1055-1061.
- [20] 金紫凤, 潘思聪, 危辉. 可变环境下基于位姿变换矩阵的机器人无标定手眼协调方法 [J]. 电子学报, 2022, 50 (10): 2318-2328.
- [21] 陈伟华, 钱洪云, 闫孝姮, 等. 基于 SST-SCKF 的运动目标超宽带定位算法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36 (4): 221-230.
- [22] 李耀仲, 王书亭, 蒋立泉, 等. 基于稀疏节点快速扩展随机树的移动机械臂运动规划 [J]. 中国机械工程, 2021, 32 (12): 1462-1470.
- [23] 黄向慧, 郭闯, 杨方. 基于无传感器控制的内置式永磁同步电机系统自抗扰控制器适应性研究 [J]. 电机与控制应用, 2021, 48 (12): 14-20.
- [24] 许文波, 魏泽宇, 孔伟, 等. PMSM 伺服系统线性自抗扰控制器的参数整定 [J]. 控制理论与应用, 2022, 39 (1): 165-178.