

# 面向过失速机动飞行器的目标运动智能决策制导方法

刘坤昊<sup>1</sup>, 张婉鑫<sup>1†</sup>, 朱纪洪<sup>2</sup>

(1. 北京邮电大学 智能工程与自动化学院, 北京 100876; 2. 清华大学 精密仪器系, 北京 100084)

**摘要:** 无人飞行器智能空战对未来战争具有颠覆性意义, 其中关于机动目标跟踪的智能决策与控制研究近年来取得了巨大进展, 但在应对战斗机过失速机动迅速改变飞行位置与状态的跟踪方面, 仍然存在跟踪精度低甚至丢失目标的问题, 难以实现导弹制导系统精确打击的应用. 为有效解决该问题, 提出一种基于目标运动智能决策的制导系统设计方法. 该方法考虑几种典型过失速机动动作的完整过程, 将其分解为小迎角飞行、快速俯仰抬头、绕速度矢量旋转、快速俯仰低头四种基本运动模式, 以最小化运动建模误差为目标, 通过长短期记忆神经网络预测目标处于四种运动模式的概率分布, 并进一步采用与运动模式特征相适应的控制策略来提高跟踪精度. 仿真实验结果表明, 所提方法在保证不丢失过失速机动目标的同时能够有效提升目标跟踪的鲁棒性和精确性.

**关键词:** 过失速机动; 无人飞行器; 目标跟踪; 长短期记忆神经网络; 智能决策

中图分类号: V448.133 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2025.1157

引用格式: 刘坤昊, 张婉鑫, 朱纪洪. 面向过失速机动飞行器的目标运动智能决策制导方法 [J]. 控制与决策.

## Guidance method by intelligent decision-making of target motions for post-stall maneuvering aircraft

LIU Kun-hao<sup>1</sup>, ZHANG Wan-xin<sup>1†</sup>, ZHU Ji-hong<sup>2</sup>

(1. School of Intelligent Engineering and Automation, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. Department of Precision Instrument, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Intelligent aerial combat involving unmanned aerial vehicles holds transformative significance for future warfare. Significant progress has been made in recent years regarding intelligent decision-making and control for tracking maneuvering targets. However, challenges persist in tracking fighter jets performing post-stall maneuvers that rapidly alter flight position and state, resulting in low tracking accuracy or even target loss. This hinders the application of missile guidance systems for precision strikes. To effectively address this issue, a guidance system design method based on intelligent decision-making for target motion is proposed. This method considers the complete process of several typical post-stall maneuvers, decomposing them into four fundamental motion modes: low-angle-of-attack flight, rapid pitch-up, rotation around the velocity vector, and rapid pitch-down. Aiming to minimize motion modeling errors, it employs a long short-term memory neural network to predict the probability distribution of the target being in each of these four motion modes. Furthermore, control strategies adapted to the characteristics of each motion mode are adopted to enhance tracking accuracy. Simulation results demonstrate the proposed method enhances tracking robustness and accuracy while ensuring no loss of post-stall maneuvering targets.

**Keywords:** stall-maneuvering; unmanned aerial vehicle; target tracking; long short-term memory neural network; intelligent decision-making

## 0 引言

近年来, 无人飞行器在现代战争中扮演着越来越重要的角色<sup>[1]</sup>, 随着飞机飞行技术的进步以及机动性的提高, 战斗机通过采取过失速机动动作实现对导弹拦截的逃逸, 在低速大迎角下依然可控, 同时具

有较好的机动能力<sup>[2]</sup>. 过失速机动, 是现代战机追求瞬时快速机动能力的产物. 而导弹作为无人飞行器实现精确打击的核心国防装备, 其制导系统的性能直接关系到国家空防安全与战场主动权, 针对过失速目标的智能决策与跟踪控制研究对智能防御体系

收稿日期: 2025-11-07; 录用日期: 2026-03-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62403068).

†通信作者. E-mail: zhangwanxin@bupt.edu.cn.

构建具有不可替代的战略意义<sup>[3]</sup>.

制导律是导弹制导系统的核心,决定了导弹如何根据目标的运动状态调整自己的飞行路径以实现拦截.在现代防御系统中,制导律设计的优劣直接关系到拦截的成功率和系统的效能<sup>[4]</sup>.导弹与过失速机动目标的拦截过程可视为典型的追逃博弈,目标通过非线性机动实现逃逸,而导弹需自适应目标的位置、速度等状态<sup>[5]</sup>,动态调整策略以实现非线性最优控制,此类对抗场景的策略设计需考虑双方的动态博弈特性<sup>[6]</sup>.比例导引律是制导装备中应用最为广泛的制导算法,已衍生出多种改进版本.Feng<sup>[7]</sup>等人提出改进的比例导引律方法,引入复杂的加速度模型优化了加速导弹的制导精度.李雯雯等<sup>[8]</sup>基于遗传算法优化模糊控制规则,提出适用于空对地攻击的模糊比例导引律,提高了制导精度.在航天器交会任务中,Cherkasov等<sup>[9]</sup>针对带有时间延迟的比例导引律优化问题展开研究,通过调整制导系数提出最小化交会时间的优化方法.

神经网络技术的发展推动了基于神经网络的制导律的研究.Han等<sup>[10]</sup>提出的强化学习制导律展现出优异的性能和鲁棒性,可在线调整控制策略以应对目标的不确定性机动.Yin<sup>[11]</sup>等提出了一种基于Transformer的网络用于跟踪机动目标,能够从全局角度捕捉目标状态的长短期依赖关系.Yang<sup>[12]</sup>等提出一种因果注意力长短期记忆递归跟踪方法,利用因果卷积操作和长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络提取目标运动的时空特征,并引入自注意力机制,实现对机动目标的跟踪.陶毅涵<sup>[13]</sup>等针对拥挤水域无人船避碰问题,设计双向LSTM(Bi-LSTM)神经网络,通过历史航迹与控制信号序列预测未来航迹误差,有效修正了环境扰动与模型不确定性导致的预测偏差;

比例-微分(Proportional-Derivative, PD)控制在制导律设计中有广泛应用,尤其在应对非线性、不确定性和实时性要求时,展现出动态响应速度快、抗干扰能力强的优势.Wang<sup>[14]</sup>等提出抗饱和变参数PD控制器,通过调整比例和微分系数,有效抑制导弹执行器饱和问题并提供足够控制力;潘潜<sup>[15]</sup>等提出PD非线性动态逆制导律,利用非线性动态逆方法确保无人机避碰问题的有限时间收敛性.此外,针对导弹制导极高的实时性要求,Binazadeh<sup>[16]</sup>提出基于显卡加速的原始-对偶内点法,显著提升预测控制实时性,适用于导弹集成制导与控制系统.

然而,面对过失速机动目标,探测和机动能力的不足是制导系统面临的共性问题<sup>[17]</sup>.为了解决这个问题,现有研究多采用协同制导策略,以数量和协作

的优势弥补跟踪能力的不足,完成“以弱胜强”<sup>[18]</sup>.关于制导律性能提升的研究方面,以比例导引律为基础的方法,多基于目标加速度平稳、制导方向固定等理想化假设,难以适配过失速目标的低速大迎角非线性机动,当目标出现突发加速度变化或复杂姿态调整时,传统制导律易出现轨迹跟踪滞后、误差累积等问题,导致拦截失败<sup>[19-20]</sup>;神经网络智能制导律虽具备强非线性适应能力,但部分方法存在实时性差、计算复杂度高的问题,难以满足导弹“毫秒级”决策需求<sup>[21]</sup>;PD控制虽实时性优异,却在应对过失速目标的动态博弈特性时,缺乏对目标机动规律的预判能力,易陷入“被动跟踪”困境.

本文通过开展先进制导理论研究,设计LSTM神经网络与PD控制结合的制导律:通过LSTM网络学习过失速目标的机动模式,实现对目标运动状态的预判;利用适用于目标机动模式的PD控制快速响应预判结果,动态调整导弹飞行轨迹;两者协同作用,既突破传统制导律的假设局限,又弥补导弹机动能力不足的缺陷,从制导控制层面解决过失速机动目标的拦截难题,为现代导弹制导系统的性能升级和智能决策提供可行方案.本文主要进行了以下创新工作:

(1) 针对过失速机动目标跟踪精度低、易丢失问题,提出以四种运动模式概率分布描述过失速机动动作的方法.

(2) 通过LSTM神经网络预测运动模式概率分布,基于运动模式特征设计适配性控制策略,实现跟踪鲁棒性与预测精确性提升.

## 1 问题描述

### 1.1 导弹—目标相对运动学模型

导弹—目标相对运动学模型是研究导弹与目标之间相对位置和速度变化的数学模型,在军事领域具有广泛的应用场景和重要的战略意义<sup>[22]</sup>.

本文在惯性坐标系下,忽略导弹与目标的尺寸、姿态和气动外形,仅用质心位置描述运动.采用质点模型假设下的导弹—目标模型<sup>[23-24]</sup>描述无人飞行器与目标相对运动关系,建立相对运动模型.

记无人飞行器状态位置矢量为:

$$\mathbf{r}_m(t) = [x_m(t), y_m(t), z_m(t)]^T. \quad (1)$$

速度矢量为:

$$\mathbf{v}_m(t) = [\dot{x}_m(t), \dot{y}_m(t), \dot{z}_m(t)]^T. \quad (2)$$

加速度矢量为:

$$\mathbf{a}_m(t) = [\ddot{x}_m(t), \ddot{y}_m(t), \ddot{z}_m(t)]^T. \quad (3)$$

目标状态位置矢量为:

$$\mathbf{r}_t(t) = [x_t(t), y_t(t), z_t(t)]^T. \quad (4)$$

速度矢量为:

$$\mathbf{v}_t(t) = [\dot{x}_t(t), \dot{y}_t(t), \dot{z}_t(t)]^T. \quad (5)$$

加速度矢量为:

$$\mathbf{a}_t(t) = [\ddot{x}_t(t), \ddot{y}_t(t), \ddot{z}_t(t)]^T. \quad (6)$$

相对位置矢量为:

$$\mathbf{R}(t) = \mathbf{r}_t(t) - \mathbf{r}_m(t) = \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \\ R_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t(t) - x_m(t) \\ y_t(t) - y_m(t) \\ z_t(t) - z_m(t) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

相对速度矢量为:

$$\mathbf{V}(t) = \dot{\mathbf{R}}(t) = \mathbf{v}_t(t) - \mathbf{v}_m(t) = \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}_t(t) - \dot{x}_m(t) \\ \dot{y}_t(t) - \dot{y}_m(t) \\ \dot{z}_t(t) - \dot{z}_m(t) \end{bmatrix}. \quad (8)$$

相对加速度矢量为:

$$\mathbf{A}(t) = \ddot{\mathbf{R}}(t) = \mathbf{a}_t(t) - \mathbf{a}_m(t) = \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ddot{x}_t(t) - \ddot{x}_m(t) \\ \ddot{y}_t(t) - \ddot{y}_m(t) \\ \ddot{z}_t(t) - \ddot{z}_m(t) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

## 1.2 典型过失速机动动作分析

对眼镜蛇机动、赫布斯特机动、榔头机动、落叶飘机动典型过失速机动动作完整过程逐段分析。

### 1.2.1 眼镜蛇机动

眼镜蛇机动可快速改变飞机飞行姿态,其过程如下:起始为小迎角飞行,飞机平稳、速度高、迎角小;随后飞行员迅速增大迎角,使飞机快速爬升进入高速失速区;当飞机达到一定俯仰角后,飞行员持续操控,使前进速度近乎为零但保持可控,通过急剧调整姿态反转飞行方向,机头上扬形成“蛇形”轨迹;之后继续抬头至接近失速状态,俯仰角接近90度;最后飞行员迅速减小迎角,飞机从近垂直姿态恢复水平飞行,快速提速并恢复机动性。

### 1.2.2 赫布斯特机动

赫布斯特机动过程如下:起始为低迎角飞行,速度较快、机头俯仰角度低;随后飞行员迅速拉升操纵杆,飞机进入大俯仰角,升力大增但速度下降;紧接着操控飞机快速滚转、俯仰,改变速度矢量以破坏敌

方预测;完成绕速度矢量旋转后,飞行员迅速放低机头,恢复低迎角并重新加速;此举既为后续机动提供能量,又能制造虚假攻击轨迹误导敌方。

### 1.2.3 榔头机动

榔头机动主要用于空战规避敌方攻击、改变战斗态势。其过程如下:起始为低迎角飞行,规避阻力与失速风险,为后续爬升转向做准备;飞行员操控操纵杆或控制面,快速抬升机头进入垂直爬升状态;接近失速点或爬升顶点时,操控舵面与操纵杆让飞机绕速度矢量旋转,快速转变攻击或逃逸方向;完成旋转后,飞机从垂直姿态转为俯冲,恢复速度并保持稳定飞行,避免失速。

### 1.2.4 落叶飘机动

落叶飘机动因飞行轨迹似落叶得名,过程如下:起始飞行员保持飞机高空速、小迎角,机头略向上,以获得足够升力并维持稳定飞行,为后续姿态转变做准备;随后操控方向舵或踏板,使飞机绕速度矢量左右摇摆或旋转,形成落叶状不规则姿态,迷惑敌方锁定系统(尤其应对追尾导弹);最后迅速放低机头、减小迎角,使飞机从低速恢复至较高空速。

四种典型过失速机动动作如图1所示。从上述分析可以发现,过失速机动可以分解为小迎角飞行、快速俯仰抬头、绕速度矢量旋转、快速俯仰低头四种运动模式,通过对四种运动模式分别建模,为后续运动模式识别与控制决策方法设计提供模型基础。

## 2 智能决策模型设计

### 2.1 四种运动模式建模

为了方便描述四种运动模式,记飞行器在三维空间中的位置为 $[x(t), y(t), z(t)]^T$ ,速度为 $[v_x(t), v_y(t), v_z(t)]^T$ ,加速度为 $[a_x(t), a_y(t), a_z(t)]^T$ ,俯仰角为 $\theta$ ,绕速度轴旋转角度为 $\phi$ 。

#### 2.1.1 小迎角飞行

小迎角飞行是指飞行器在飞行过程中,迎角保持在一个相对较小的范围内(通常小于失速角)。这种飞行方式通常在飞行器保持较高的速度、较稳定的气动状态下进行。

假设飞行器做等加速度运动,令 $[a_x(t), a_y(t), a_z(t)]^T = [c_1, c_2, c_3]^T$ ,通过欧拉积分更新位置和速度:

$$\begin{cases} x(t_i + 1) = x(t_i) + v_x(t_i) \cdot dt \\ y(t_i + 1) = y(t_i) + v_y(t_i) \cdot dt \\ z(t_i + 1) = z(t_i) + v_z(t_i) \cdot dt \\ v_x(t_i + 1) = v_x(t_i) + c_1 \cdot dt \\ v_y(t_i + 1) = v_y(t_i) + c_2 \cdot dt \\ v_z(t_i + 1) = v_z(t_i) + c_3 \cdot dt \end{cases} \quad (10)$$

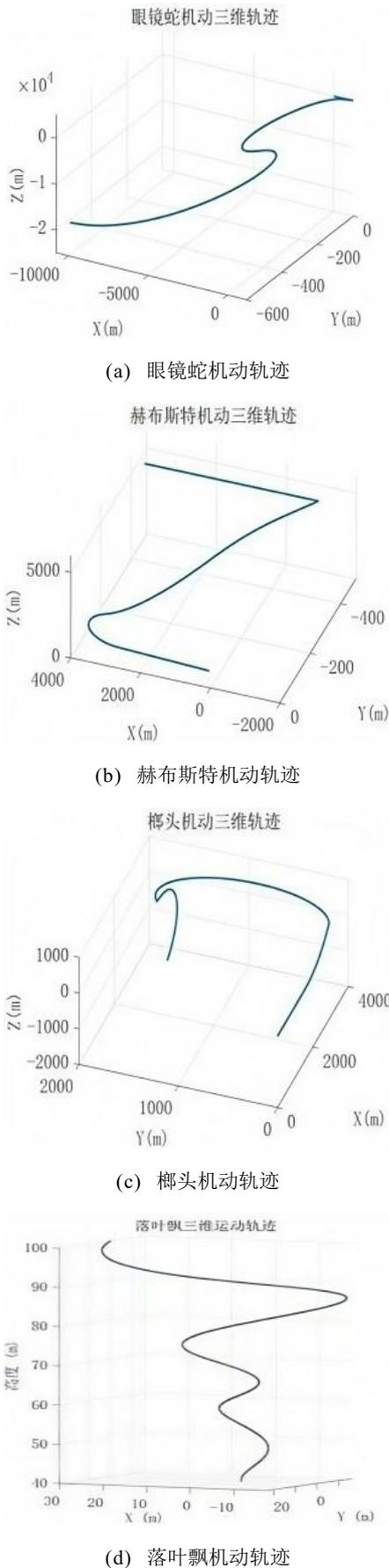


图1 常见过失速机动轨迹

假设各方向加速度为 0, 速度为常数,  $v_x(t) = 100 \text{ m/s}$ ,  $v_y(t) = 50 \text{ m/s}$ ,  $v_z(t) = 0$ ,  $c_1 = c_2 = c_3$

$= 0$ , 根据式 (10) 生成小迎角飞行仿真轨迹如图 2 所示.

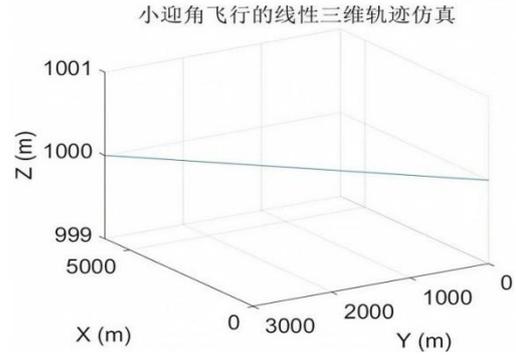


图2 小迎角飞行仿真轨迹

### 2.1.2 快速俯仰抬头

过失速机动中的快速俯仰抬头是指飞机在超过失速迎角后, 通过主动控制技术实现机头迅速上仰的机动动作.

针对垂直平面内的快速抬头机动, 假设速度大小不变, 通过俯仰角速度改变速度方向俯仰角的变化由恒定俯仰角速度决定, 数学表达式为:

$$\theta(t) = \theta_0 + \dot{\theta}_1 \cdot t. \quad (11)$$

总速度大小  $|V|$  保持恒定, 由初始速度决定,  $|V| = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2} = V$ , 速度分量由俯仰角决定,  $x$  方向速度  $v_x(t) = V \cdot \cos \theta(t)$ , 忽略  $y$  方向运动,  $v_y = 0$ ,  $z$  方向速度  $v_z(t) = V \cdot \sin \theta(t)$ ; 位置为  $x(t) = \int_0^t v_x(\tau) d\tau$ ,  $y(t) = 0$ ,  $z(t) = \int_0^t v_z(\tau) d\tau$ . 采用欧拉法更新状态:

$$\begin{cases} \theta(t_i + 1) = \theta(t_i) + \dot{\theta}_1 \cdot dt \\ x(t_i + 1) = x(t_i) + v_x(t_i) \cdot dt \\ y(t_i + 1) = 0 \\ z(t_i + 1) = z(t_i) + v_z(t_i) \cdot dt \\ v_x(t_i + 1) = V \cdot \cos(\theta_{i+1}) \\ v_y(t_i + 1) = 0 \\ v_z(t_i + 1) = V \cdot \sin(\theta_{i+1}) \end{cases} \quad (12)$$

令  $\theta_0 = 0$ ,  $\dot{\theta}_1 = 0.15 \text{ rad/s}$ , 根据式 (12) 生成快速俯仰抬头仿真轨迹如图 3 所示.

### 2.1.3 绕速度矢量旋转

绕速度矢量旋转是指飞行器围绕其瞬时速度矢量的方向进行旋转或变换姿态. 由两种运动合成: 沿速度矢量方向的匀速直线平移, 即飞行器整体向前运动; 绕速度矢量轴的匀速圆周旋转, 即飞行器同时绕前进方向“公转”. 将这两种运动做矢量和得到最终轨迹, 呈现螺旋线形态. 沿速度方向的平移运动: 记  $v$  为速度矢量, 则时间  $t$  时, 沿速度方向的平移位移为  $s_1 = vt$ . 飞行器同时绕  $v$  做半径为  $r$  的匀速圆周运

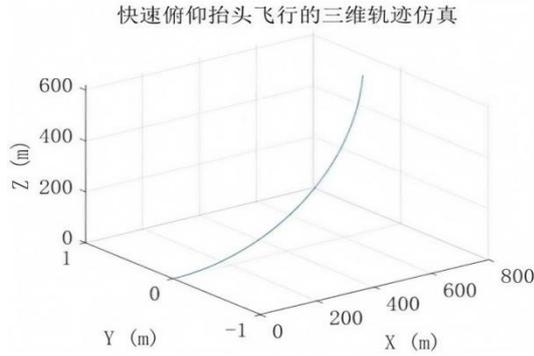


图3 快速俯仰抬头仿真轨迹

动,核心是通过旋转矩阵计算旋转后的位置.根据罗德里格斯旋转公式计算旋转矩阵:

$$R = I + \sin \phi \cdot [k]_{\times} + (1 - \cos \phi) \cdot [k]_{\times}^2. \quad (13)$$

其中:  $I$  为单位矩阵;  $[k]_{\times}$  是  $\vec{k}$  的反对称矩阵.

代入旋转轴  $\vec{k} = \vec{v}$  和旋转角  $\phi = \omega t$ , 可得旋转矩阵  $R(\vec{v}, \omega t)$ . 初始点  $P_0 = (r, 0, 0)^T$  经旋转后, 在时间  $t$  的位置为  $s_2 = R(\vec{v}, \omega t) \cdot P_0$ . 轨迹上任意点的位置是初始位置、平移位移与旋转位移的矢量和.

设旋转半径为  $r = 2$ , 速度矢量为  $\mathbf{v} = [1, 1, 1]^T$ , 旋转角速度为  $\omega = 0.5 \text{ rad/s}$ , 则根据上述模型生成绕速度矢量旋转仿真轨迹如图4所示.

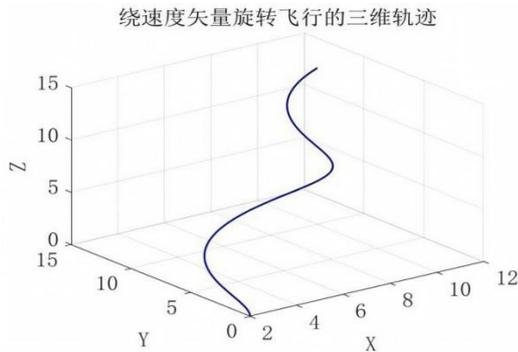


图4 绕速度矢量旋转仿真轨迹

### 2.1.4 快速俯仰低头

快速俯仰低头通常指的是飞行器在进行失速或接近失速状态时, 飞行员迅速调整机头方向以恢复控制. 这种动作发生在飞行器进入失速的边缘, 飞行员需要迅速做出反应来利用失速机动来增强机动性. 快速俯仰低头模型假设与快速俯仰抬头一致, 仅修改俯仰角速度方向. 根据欧拉法更新状态:

$$\begin{cases} \theta(t_i + 1) = \theta(t_i) + \dot{\theta}_2 \cdot dt \\ x(t_i + 1) = x(t_i) + v_x(t_i) \cdot dt \\ y(t_i + 1) = 0 \\ z(t_i + 1) = z(t_i) + v_z(t_i) \cdot dt \\ v_x(t_i + 1) = V \cdot \cos(\theta_{i+1}) \\ v_y(t_i + 1) = 0 \\ v_z(t_i + 1) = V \cdot \sin(\theta_{i+1}) \end{cases} \quad (14)$$

令  $\theta_0 = 0, \dot{\theta}_2 = -0.15 \text{ rad/s}$ , 根据式(14)生成快速俯仰低头仿真轨迹如图5所示.

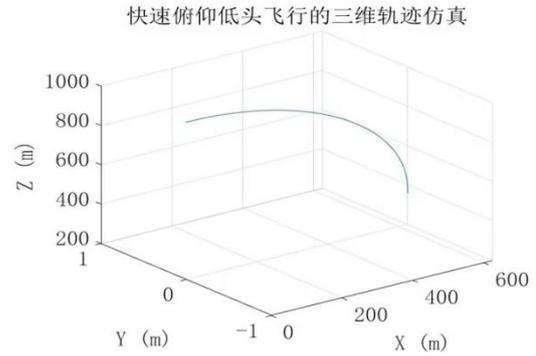


图5 快速俯仰低头仿真轨迹

## 2.2 决策神经网络建模

LSTM神经网络在制导律设计中聚焦于解决高动态、强非线性目标的拦截与控制难题, 其优势在于通过时序依赖建模捕捉长距离运动特征、补偿非线性机动并实现数据驱动优化等, 并且能够以较少的层数捕捉测量数据中的长期依赖关系, 提升状态预测的准确性和效率<sup>[25]</sup>. 相关研究多采用LSTM与传统控制或强化学习融合的技术方法, 通过前馈预测与反馈控制结合提升制导精度与鲁棒性.

### 2.2.1 网络结构设计

序列输入层是网络与数据的接口, 作用是接收过失速机动的时间序列数据. 输入数据可表示为矩阵  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{T \times 6}$ , 其中  $T$  为单个动作的时间步数, 6 为特征维度, 分别对应飞行器的三维位置  $(x, y, z)$  与三维速度  $(v_x, v_y, v_z)$ , 这 6 个特征直接反映了机动过程中的运动状态, 是 LSTM 学习时序模式的基础.

序列输入层之后是第一 LSTM 层, 该层设置 128 个隐藏单元, 且输出模式设为“sequence”(即每个时间步均输出特征, 而非仅最后一个时间步), 这一设计是为了满足过失速机动“实时分类”需求(拦截过程中需持续判别当前动作, 而非仅在动作结束后分类). 从数学角度看, 对输入序列的每个时间步  $t$ , 该层的输出为隐藏状态  $h_t^1 \in \mathbb{R}^{128}$ , 其计算依赖当前时间步的输入特征  $\mathbf{X}_t (\mathbf{X}_t \in \mathbb{R}^6, \text{即 } X \text{ 的第 } t \text{ 行})$ 、上一时间步的隐藏状态  $h_{t-1}^1$  以及上一时间步的细胞状态  $c_{t-1}^1$ , 具体表达式为  $h_t^1 = LSTM_1(X_t, h_{t-1}^1, c_{t-1}^1)$ ; 其中  $LSTM_1$  代表该层的 LSTM 计算单元, 内部通过遗忘门、输入门、输出门的协同作用, 对时序信息的选择性记忆与遗忘.

第一 LSTM 层之后接入第一 Dropout 层. 该层设置丢弃概率为 0.2, 即对第一 LSTM 层输出的隐藏状态  $h_t^1$ , 按 0.2 的概率随机将部分元素置 0, 得到处

理后的特征 $\tilde{h}_t^1$ . 这一操作能打破特征间的冗余依赖, 避免模型在训练数据的噪声上过度拟合, 从而提升对未见过的机动数据的泛化能力.

第二 LSTM 层, 该层在第一 Dropout 层输出的基础上提取高级时序特征, 设置 64 个隐藏单元, 同样采用“sequence”输出模式. 其输入为 $\tilde{h}_t^1$ , 输出为高级隐藏状态 $h_t^2 \in \mathbb{R}^{64}$ , 数学表达式为 $h_t^2 = LSTM_2(\tilde{h}_t^1, h_{t-1}^2, c_{t-1}^2)$ , 其中 $LSTM_2$ 为该层的 LSTM 计算单元. 相较于第一 LSTM 层的初级特征,  $h_t^2$ 更聚焦于“动作专属”的高级模式.

第二 LSTM 层之后是第二 Dropout 层, 功能与第一 Dropout 层一致, 同样设置 0.2 的丢弃概率, 对 $h_t^2$ 随机置 0 得到 $\tilde{h}_t^2$ , 进一步抑制过拟合, 确保高级特征的鲁棒性.

全连接层的作用是将第二 Dropout 层输出的高级时序特征映射到“动作类别空间”. 该层的输入为 $\tilde{h}_t^2 \in \mathbb{R}^{64}$ , 输出为类别对数几率向量 $z_t \in \mathbb{R}^4$  (4 对应 4 种过失速机动), 数学表达式为 $z_t = W \cdot \tilde{h}_t^2 + b$ , 其中 $W \in \mathbb{R}^{4 \times 64}$ 为权重矩阵 (负责将 64 维特征压缩到 4 维),  $b \in \mathbb{R}^4$ 为偏置向量 (调整输出基线). 这一步的核心是建立“高级时序特征”与“动作类别”的线性关联, 为后续概率输出做准备.

Softmax 层将全连接层输出的对数几率转换为“每个时间步属于各动作的概率分布”, 确保输出结果具有概率可解释性. 对 $z_t$ 中的每个元素 $z_t(i)$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ , 对应 4 种动作), Softmax 函数为:

$$p_t(i) = \frac{\exp(z_t(i))}{\sum_{k=1}^4 \exp(z_t(k))}. \quad (15)$$

其中 $p_t(i)$ 表示第 $t$ 时间步的机动属于第 $i$ 类动作的概率, 且满足 $\sum_{i=1}^4 p_t(i) = 1$  (概率归一化).

分类损失层是模型训练的“优化目标接口”, 采用交叉熵损失函数衡量预测概率分布与真实标签的差异, 最小化损失以实现模型参数优化. 设第 $t$ 时间步的真实标签为独热向量 $y_t \in \mathbb{R}^4$  (若真实动作是第 $i$ 类, 则 $y_t(i) = 1$ , 其余元素为 0), 则单个时间步的交叉熵损失为 $l_t = -\sum_{i=1}^4 y_t(i) \log(p_t(i))$ ; 对整个时间序列, 总损失为所有时间步损失的平均值, 即 $\mathcal{L} = -\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^4 y_t(i) \log(p_t(i))$ . 该损失函数能有效惩罚“预测概率与真实标签偏差大”的情况. 数据归一化是为了消除不同特征的量纲差异, 使 LSTM 模型更易收敛. 采用 Z-score 标准化, 具体如下:

对输入特征矩阵 $X \in \mathbb{R}^{N \times 6}$  ( $N$ 为总时间步数, 6 为特征数), 归一化后的数据 $X_{norm}$ 定义为:

$$X_{norm}(i, j) = \frac{X(i, j) - \mu_j}{\sigma_j}. \quad (16)$$

其中:  $\mu_j = \frac{1}{N_{train}} \sum_{i=1}^{N_{train}} X_{train}(i, j)$  为训练集第 $j$ 个特征的均值;  $N_{train}$ 为训练集总时间步数;  $\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N_{train} - 1} \sum_{i=1}^{N_{train}} (X_{train}(i, j) - \mu_j)^2}$  为训练集第 $j$ 个特征的标准差.

### 2.2.2 奖励函数设计

奖励函数的设计对 LSTM 决策模型训练十分重要, 模型不仅关注准确率, 更强调不同动作分类的优先级 (如高风险动作的误判代价更高).

对每个时间步 $t$ , 设真实动作类别为 $y_t \in \{1, 2, 3, 4\}$ , 预测类别为 $\hat{y}_t \in \{1, 2, 3, 4\}$ , 奖励 $r_t$ 定义为:

$$r_t = \begin{cases} \omega_i, & \hat{y}_t = y_t \\ p_{i,j}, & \hat{y}_t \neq y_t \end{cases} \quad (17)$$

其中:  $\omega_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) 为动作 $i$ 的正确分类权重 ( $\omega_i > 0$ ), 数值越大表示该动作的正确识别越重要;  $p_{i,j}$  ( $i \neq j$ ) 为将动作 $i$ 误判为 $j$ 的惩罚值 ( $p_{i,j} < 0$ ), 绝对值越大表示误判代价越高.

### 2.2.3 神经网络模型训练

按照 2.1 节给出的四种运动模式模型设计训练数据集, 包括式 (10) 所示的模式 1 中, 在不同的初始条件下, 随机设定不同的参数组合 $\{c_1, c_2, c_3\}$ , 记录目标状态时间序列及动作类别 $y_t = 1$ ; 式 (12) 所示的模式 2 中, 随机设定不同的参数 $\dot{\theta}_1 > 0$ , 记录目标状态时间序列及动作类别 $y_t = 2$ ; 式 (13) 所示的模式 3 中, 在不同的初始速度下, 随机设定不同的参数 $\omega$ , 记录目标状态时间序列及动作类别 $y_t = 3$ ; 式 (12) 所示的模式 2 中, 随机设定不同的参数 $\dot{\theta}_2 < 0$ , 记录目标状态时间序列及动作类别 $y_t = 4$ . 训练时, 从训练池中取出多段连续的轨迹数据, 通过六维特征向量 $(x, y, z, v_x, v_y, v_z)$ 的时间序列来更新神经网络参数, 由神经网络输出的四种模式概率分布 $s = [s_1, s_2, s_3, s_4]^T$  ( $s_i$ 为第 $i$ 类机动的概率), 确定预测类别 $a = \arg \max(s)$ , 根据式 (17) 计算奖励函数的值, 通过迭代训练的方式, 每次梯度更新神经网络中的参数, 使模型性能不断增强, 实现轨迹的高精度预测.

## 3 控制器设计及稳定性分析

### 3.1 控制器设计

导弹的决策控制过程是一个基于实时状态感知

的动态优化过程,目标是通过分层决策生成适配目标过失速机动的加速度指令,最终实现精准拦截.该过程可分为特征预处理、机动模式识别、控制参数适配、预测补偿与动态融合五个递进环节.

决策的基础是对原始状态的标准化与时序化处理.首先从观测数据中提取两类核心特征:导弹自身状态与相对状态.为捕捉状态的动态趋势,构建长度为  $seq\_len = 5$  的时序缓存  $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{5 \times 12}$ ,存储最近 5 步的  $[\mathbf{r}_m^T \ \mathbf{v}_m^T \ \mathbf{R}^T \ \dot{\mathbf{R}}^T]$ .为消除量纲差异,对特征进行归一化:分类模型输入(导弹状态)按  $\mathbf{u}_c = (\mathbf{r}_m - \boldsymbol{\mu}_c) / \boldsymbol{\sigma}_c$  处理 ( $\boldsymbol{\mu}_c, \boldsymbol{\sigma}_c$  为分类特征的均值与标准差);预测模型输入(时序特征)按  $\mathbf{u}_p = (\mathbf{S} - \boldsymbol{\mu}_p) / \boldsymbol{\sigma}_p$  处理 ( $\boldsymbol{\mu}_p, \boldsymbol{\sigma}_p$  为预测特征的均值与标准差).

目标过失速机动的时变特性要求控制参数自适应调整,因此需先通过 LSTM 识别机动模式.将归一化后的导弹状态  $\mathbf{u}_c$  输入 LSTM 分类器,输出 4 类机动模式的概率分布  $\mathbf{s} = [s_1, s_2, s_3, s_4]^T$  ( $s_i$  为第  $i$  类机动的概率),并确定预测类别  $a = \arg \max(\mathbf{s})$ .

基于识别的机动类别  $a$ ,从预设参数表  $PD\_params$  中调用对应三维 PD 参数:比例系数  $\mathbf{K}_p = [K_{px}, K_{py}, K_{pz}]^T$  与微分系数  $\mathbf{K}_d = [K_{dx}, K_{dy}, K_{dz}]^T$ .

利用 PD 控制公式生成基础加速度指令:

$$\mathbf{a}_{pd} = \mathbf{K}_p \cdot \mathbf{r} + \mathbf{K}_d \cdot \dot{\mathbf{r}}. \quad (18)$$

式(18)中的基础 PD 控制是纯误差反馈,即只有当导弹与目标出现位置偏差和速度偏差时,控制量才会响应,存在跟踪滞后问题.在 PD 的反馈项中加入前馈项  $\ddot{\mathbf{r}}_d$ ,让控制量提前响应目标的运动趋势,得到优化的 PD 控制加速度指令:

$$\mathbf{a}_{pd} = \mathbf{K}_p \cdot \mathbf{r} + \mathbf{K}_d \cdot \dot{\mathbf{r}} + \ddot{\mathbf{r}}_d. \quad (19)$$

式中:比例项  $\mathbf{K}_p \cdot \mathbf{r}$  用于缩小位置偏差,微分项  $\mathbf{K}_d \cdot \dot{\mathbf{r}}$  用于抑制速度超调.  $\ddot{\mathbf{r}}_d$  为期望相对加速度前馈项,提升跟踪快速性.

为抵消 PD 控制的滞后性,通过 LSTM 预测加速度增量实现前瞻补偿.将 LSTM 预测与 PD 控制的结果加权,代入式(19),得到最终的控制加速度:

$$\mathbf{a}_c = \mathbf{K}_a \cdot \hat{\mathbf{a}}_t + (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot (\mathbf{K}_p \cdot \mathbf{e}_r + \mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v + \ddot{\mathbf{r}}_d). \quad (20)$$

其中:  $\mathbf{K}_a$  为权重系数,平衡模型预测的前瞻性与传统控制的稳定性.接着导弹根据控制加速度实时调整自身运动,不断修正轨迹以逼近目标.基于匀变速运动规律,在时间步长  $dt$  内,导弹的位置和速度更新公式为:

位置更新:

$$\mathbf{r}_m(t + dt) = \mathbf{r}_m(t) + \dot{\mathbf{r}}_m(t) \cdot dt + 0.5 \cdot \mathbf{a}_c \cdot dt^2. \quad (21)$$

速度更新:

$$\mathbf{v}_m(t + dt) = \mathbf{v}_m(t) + \mathbf{a}_c \cdot dt. \quad (22)$$

### 3.2 稳定性分析

考虑导弹-目标追踪系统,定义  $\mathbf{e}_r$ : 导弹与目标的相对位置误差 ( $\mathbf{e}_r = \mathbf{r} - \mathbf{r}_d$ , 其中  $\mathbf{r}$  为真实相对位置,  $\mathbf{r}_d$  为期望相对位置);  $\mathbf{e}_v$ : 导弹与目标的相对速度误差 ( $\mathbf{e}_v = \dot{\mathbf{r}} - \dot{\mathbf{r}}_d$ , 其中  $\dot{\mathbf{r}}$  为真实相对速度,  $\dot{\mathbf{r}}_d$  为期望相对速度);  $\mathbf{e}_a$ : LSTM 预测加速度与目标真实加速度的误差 ( $\mathbf{e}_a = \hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{a}_t$ , 其中  $\hat{\mathbf{a}}_t$  为 LSTM 预测加速度,  $\mathbf{a}_t$  为目标真实加速度).系统误差动力学方程为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{e}}_r = \mathbf{e}_v \\ \dot{\mathbf{e}}_v = \mathbf{a}_c - \mathbf{a}_t - \ddot{\mathbf{r}}_d + \Delta \mathbf{d} \\ \dot{\mathbf{e}}_a = \dot{\hat{\mathbf{a}}}_t - \dot{\mathbf{a}}_t \end{cases} \quad (23)$$

其中:  $\mathbf{a}_c$  为融合后的控制加速度(制导律输出);  $\ddot{\mathbf{r}}_d$  为期望相对加速度;  $\Delta \mathbf{d}$  为系统不确定部分,即外部噪声干扰 ( $\Delta \mathbf{d} \in [0, 0.3]$  为噪声水平).

基于 LSTM 运动预测的 PD 控制为:

$$\mathbf{a}_c = \mathbf{K}_a \cdot \hat{\mathbf{a}}_t + (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot (\mathbf{K}_p \cdot \mathbf{e}_r + \mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v + \ddot{\mathbf{r}}_d). \quad (24)$$

式中:  $\mathbf{K}_p \cdot \mathbf{e}_r$  为 PD 控制的比例项,用于快速抵消位置误差;  $\mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v$  为 PD 控制的微分项,用于抑制系统震荡;  $\hat{\mathbf{a}}_t$  为 LSTM 预测加速度补偿项,用于逼近目标加速度;  $\ddot{\mathbf{r}}_d$  为期望相对加速度前馈项,提升跟踪快速性.

**定理 1** 假设  $\mathbf{a}_t, \dot{\mathbf{a}}_t, \mathbf{r}_d, \dot{\mathbf{r}}_d, \ddot{\mathbf{r}}_d$  有界, LSTM 预测误差  $\mathbf{e}_a$  满足渐进有界条件,则存在常数  $\mathbf{K}_p > 0$ ,  $\mathbf{K}_d > 0$ ,  $\mathbf{K}_a > 0$ , 使系统(23)保持全局稳定.

证明 考虑以下李亚普洛夫函数:

$$V = \frac{1}{2} (\mathbf{e}_r^T \cdot \mathbf{e}_r + \mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{e}_v + \mathbf{e}_a^T \cdot \mathbf{e}_a). \quad (25)$$

式中各项均为非负项,且仅当  $\mathbf{e}_r = \mathbf{e}_v = \mathbf{e}_a = 0$  时,  $V = 0$ , 满足李亚普洛夫函数基本条件.

计算  $V$  的一阶导数  $\dot{V}$ , 分三部分推导:

(1) 相对位置误差项的导数,将式(23)代入式(25)中的第一项得:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{1}{2} \mathbf{e}_r^T \cdot \mathbf{e}_r \right) = \mathbf{e}_r^T \cdot \mathbf{e}_v. \quad (26)$$

(2) 相对速度误差项的导数,将式(23)、式(24)代入式(25)中的第二项,可以得到:

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \left( \frac{1}{2} \mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{e}_v \right) &= \mathbf{e}_v^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_v = \mathbf{e}_v^T \cdot [-\mathbf{K}_a \hat{\mathbf{a}}_t - \\ & (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{K}_p \cdot \mathbf{e}_r - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v + \\ & \mathbf{K}_a \ddot{\mathbf{r}}_d + \Delta \mathbf{d}] \end{aligned} \quad (27)$$

(3) LSTM 预测误差项的导数,将式(23)代入式

(25) 中的第三项得:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{1}{2} \mathbf{e}_a^T \cdot \mathbf{e}_a \right) = \mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a = (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{a}_t)^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a \quad (28)$$

由式(26)、式(27)、式(28)得到一阶导数:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \mathbf{e}_r^T \cdot [\mathbf{I} - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{K}_p^T] \cdot \mathbf{e}_v - \mathbf{e}_v^T \cdot \\ & \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_a - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v + \\ & \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_v^T \cdot (\ddot{\mathbf{r}}_d - \mathbf{a}_t) + \mathbf{e}_v^T \cdot \Delta \mathbf{d} + \mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a \quad (29) \end{aligned}$$

分析 $\dot{V}$ 的负定性, 根据式(29):

(1) 交叉项 $(\mathbf{e}_r^T \cdot [\mathbf{I} - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{K}_p^T] \cdot \mathbf{e}_v)$ : 因为 $\mathbf{K}_p$ 是正定矩阵, 选择合适的 $\mathbf{K}_p$ , 可使 $\mathbf{I} - (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a) \cdot \mathbf{K}_p^T$ 负定.

(2) PD 正定二次型项 $(-\mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_d \cdot \mathbf{e}_v)$  $\mathbf{K}_d$ 是正定矩阵, 因此对应的项为负的二次型.

(3) LSTM 相关项 $(-\mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_a + \mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a)$ : 因为 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|\mathbf{e}_a(t)\| = M$ , ( $M > 0$ 为常数), 且 $\|\dot{\mathbf{e}}_a\|$ 有界(设 $\|\dot{\mathbf{e}}_a\| \leq N$ ,  $N > 0$ 为常数), 得:

$$\begin{aligned} |-\mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_a + \mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a| & \leq |\mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_a| + \\ & |\mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a| \leq \|\mathbf{K}_a\| \cdot \|\mathbf{e}_v\| \cdot \|\mathbf{e}_a\| + \|\mathbf{e}_a\| \cdot \|\dot{\mathbf{e}}_a\| \quad (30) \end{aligned}$$

因此,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |-\mathbf{e}_v^T \cdot \mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_a + \mathbf{e}_a^T \cdot \dot{\mathbf{e}}_a| \leq (\|\mathbf{K}_a\| \cdot \|\mathbf{e}_v\| + N) \cdot M \quad (31)$$

$\|\mathbf{e}_v\|$ 较大时, PD 的负向作用会覆盖 LSTM 相关项的影响;  $\|\mathbf{e}_v\|$ 较小时, LSTM 相关项的值会随之减小, 因此 LSTM 相关项不会影响 $\dot{V}$ 的负定性.

(4) 常量及干扰项 $(\mathbf{K}_a \cdot \mathbf{e}_v^T \cdot (\ddot{\mathbf{r}}_d - \mathbf{a}_t) + \mathbf{e}_v^T \cdot \Delta \mathbf{d})$ : 常量项 $(\ddot{\mathbf{r}}_d - \mathbf{a}_t)$ 和干扰项 $(\Delta \mathbf{d})$ 均为有界, 根据 PD 正定二次型项的负向作用, 选择合理的 $\mathbf{K}_d$ , 可覆盖此部分的正向影响.

综上所述, 可证明:  $\dot{V} \leq 0$ , 当且仅当 $\mathbf{e}_r = \mathbf{e}_v = \mathbf{e}_a = 0$ 时,  $\dot{V} = 0$ , 满足李亚普洛夫稳定性条件, 系统全局稳定.  $\square$

通过设置噪声水平 $\Delta \mathbf{d} \in [0, 0.3]$ 进行仿真验证, 结果如图6所示.

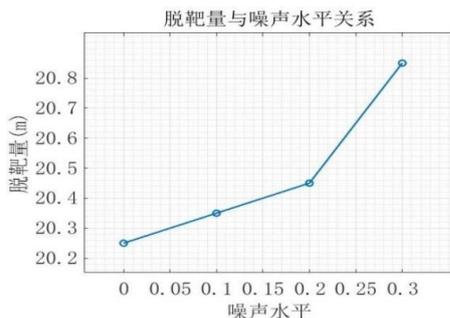


图6 在不同噪声下的脱靶量

结果表明: 当 $\Delta \mathbf{d} \in [0, 0.2]$ 时, 系统脱靶量从约

20.22 米平缓变化至 20.4 米, 未随噪声增加显著上升; 当 $\Delta \mathbf{d} \in [0.2, 0.3]$ 时, 脱靶量升至约 20.84 米, 但未出现失控式增长. 上述结果证明, 该 LSTM-PD 融合制导律在一定噪声干扰范围内, 能维持系统稳定追踪性能, 具备良好的抗干扰鲁棒性.

## 4 数值仿真

基于 MATLAB 构建导弹制导系统验证平台, 通过 100 秒时长、0.01 秒时间步长的迭代, 模拟导弹追踪机动目标的过程, 同步设置 0 至 0.3 梯度噪声水平开展多组试验验证鲁棒性, 更新导弹运动状态并计算李雅普诺夫函数及其导数验证系统稳定性.

目标初始状态: 位置: [10000, 5000, 3000] (单位: 米), 初始位于导弹的东北方向高空, 形成典型的远距拦截场景. 速度: x 方向速度 200 m/s, y 方向 50 m/s, z 方向 100 m/s, 模拟常规飞行初始速度.

导弹初始状态: 位置: [0, 0, 0], 速度: [150, 0, 0] (单位: 米/秒). 初始速度沿 x 轴正方向, 低于目标速度, 通过制导律调整速度以实现拦截.

使用比例导引律和 LSTM-PD 制导律分别对 1.2 节常见过失速机动进行制导, 结果如图 7、图 8、图 9、图 10 所示. 可以看到, 比例导引律对常见过失速机动制导时, 出现控制指令滞后、误判运动状态、控制量高频振荡等问题, 导致脱靶量和跟踪误差显著增加, 难以实现精确制导; LSTM-PD 制导律在机动的各阶段均展现出更优的跟踪精度与轨迹平滑性, 大幅减小了脱靶量和残余误差, 降低了加速度波动与抖动, 对复杂过失速机动具备更强的适应性.

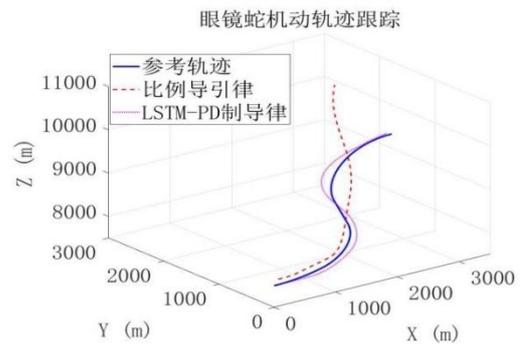


图7 制导律对眼镜蛇机动制导

为了验证 LSTM-PD 制导律对过失速机动制导的广泛性, 在仿真场景使用 LSTM-PD 制导律进行制导, 仿真结果如图 11 所示.

在初始阶段, 导弹沿 x 轴快速推进, 同时调整 y/z 方向速度以缩小距离. 在机动阶段, 目标速度波动时, 导弹轨迹出现相应曲率变化, 证明对动态误差的实时补偿. 在最终阶段, 导弹的轨迹基本与目标轨

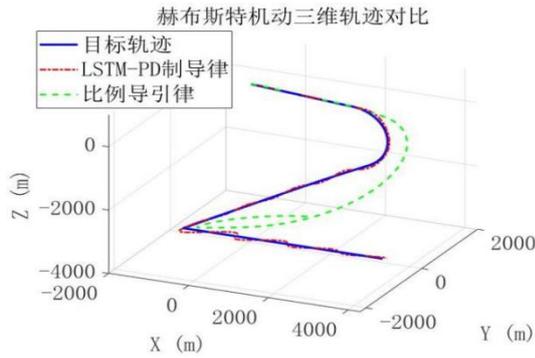


图8 制导律对赫布斯特机动制导

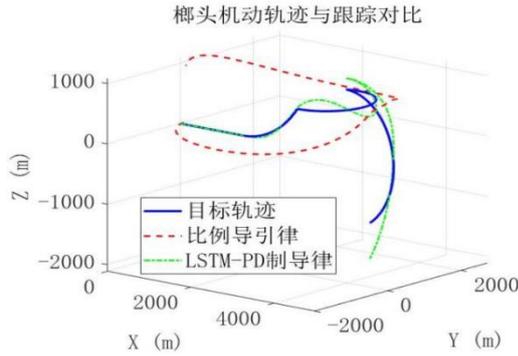


图9 制导律对榔头机动的制导

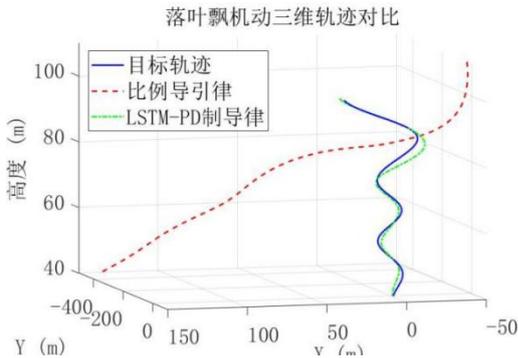


图10 制导律对落叶飘机动制导

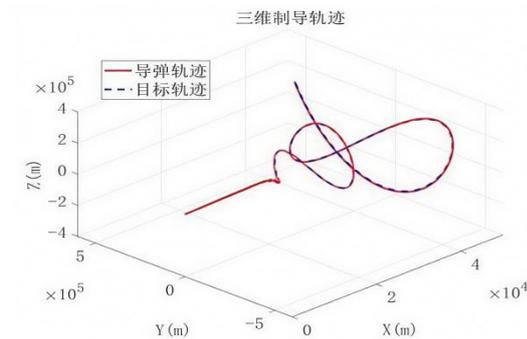


图11 制导律仿真结果

迹重合,可以有效制导。

## 5 结论

本文针对过失速机动目标拦截问题,提出了一种基于 LSTM 神经网络与 PD 控制的新型制导律,主要内容包括:

构建了过失速机动目标的三维运动学模型,搭

建了过失速机动的动作模型集;揭示了传统比例导引律在非线性和高动态场景下的失效机制;设计了 LSTM-PD 制导律,通过时序预测与即时反馈结合,有效应对目标运动的不确定性;LSTM 网络捕捉目标运动的长时依赖关系,PD 控制实时响应瞬时误差,实现“预测—反馈”闭环控制;在过失速机动场景下,新制导律的拦截精度较传统方法提升显著,验证了其工程可行性。

本文提出的 LSTM-PD 制导律为过失速机动目标拦截提供了新的技术路径,显著提升复杂场景下的拦截精度。随着智能算法与硬件技术的发展,该方法有望在未来空战中实现工程化应用,为过失速机动目标拦截制导体系提供关键支撑。

## 参考文献 (References)

- [1] 倪浩,章胜,刘福炜,等.基于域随机化增强 EfficientZero 的无人机空战智能决策[J]. *控制与决策*, 2025, 40(11): 3273-3286.  
(Ni H, Zhang S, Liu F W, et al. UAV air combat intelligent decision-making based on domain randomization enhanced EfficientZero[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(11): 3273-3286.)
- [2] 帅鹏,周波华,王飞,等.防空导弹对过失速机动目标拦截研究[J]. *空天防御*, 2018, 1(4): 65-70.  
(Shuai P, Zhou B H, Wang F, et al. Intercept strategy research on air defense missile against over stall maneuver target[J]. *Air & Space Defense*, 2018, 1(4): 65-70.)
- [3] 王鹏宇.多约束条件下的导弹末制导方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2022.  
(Wang P Y. Terminal guidance law for homing missiles with multiple constraints[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2022.)
- [4] 陈战辉,万小鹏,姜军.飞机过失速机动仿真及对拦截弹跟踪的影响分析[J]. *弹箭与制导学报*, 2014, 34(3): 50-52.  
(Chen Z H, Wan X P, Jiang J. Mathematical simulations of aircraft post-stall maneuvers and analysis of the effect on interceptors' tracking[J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2014, 34(3): 50-52.)
- [5] 王钊,王宏健,张宏瀚,等.UUV 攻防博弈的自适应攻击占位机动决策研究[J]. *控制与决策*, 2024, 39(11): 3819-3828.  
(Wang Z, Wang H J, Zhang H H, et al. Adaptive attack occupancy maneuver decision of UUV attack-defense game[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(11): 3819-3828.)
- [6] 管军,叶双慧,易文俊.基于 PSO-hpRPM 算法的滑翔制导炮弹弹道优化[J]. *控制与决策*, 2025, 40(5): 1733-1741.  
(Guan J, Ye S H, Yi W J. Trajectory optimization of glide guidance projectile based on PSO-hpRPM hybrid algorithm[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(5): 1733-1741.)

- 1741.)
- [7] Feng D L, Yang S C, Yao Y Z, et al. Research on improved extended proportional navigation guidance[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 347/348/349/350: 980-984.
- [8] 李雯雯, 姜长生. BTT 导弹增广比例导引律研究[J]. *电光与控制*, 2008(10): 16-20.  
(Li W W, Jiang C S. Augmented proportional navigation guidance law for BTT missile[J]. *Electronics Optics & Control*, 2008(10): 16-20.)
- [9] Cherkasov O Y, Manuilovich E S. Optimization of the proportional navigation law with time delay[J]. *Journal of Mathematical Sciences*, 2007, 147(2): 6644-6650.
- [10] Han D C, Balakrishnan S N, Ohlmeyer E J. Optimal midcourse guidance law with neural networks[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2002, 35(1): 109-113.
- [11] Yin H, Li D G, Wang Y, et al. Adaptive data fusion method of multisensors based on LSTM-GWFA hybrid model for tracking dynamic targets[J]. *Sensors*, 2022, 22(15): 5800.
- [12] Yang Z, Chu X C, Chai S Y, et al. Bayesian filtering enhanced causal-attention-LSTM for tracking highly maneuvering aerial targets[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 1-15.
- [13] 陶毅涵, 杜佳璐. 拥挤水域中的无人船智能避碰决策与航迹跟踪控制[J]. *控制与决策*, 2025, 40(1): 214-222.  
(Tao Y H, Du J L. Intelligent collision avoidance decision-making and trajectory tracking control for USVs in congested waters[J]. *Control and Decision*, 2025, 40(1): 214-222.)
- [14] Wang D, Zhao Y Y. PD proportional guidance method for strapdown guided air-to-ground missile[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2024, 2891(13): 132023.
- [15] 潘潜, 周德云, 冯琦. 一种改进的攻击机动目标的导弹滑模变结构导引律[J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21(7): 1852-1854.  
(Pan Q, Zhou D Y, Feng Q. An improved missile guidance law of variable structure for attacking maneuvering target[J]. *Computer Measurement & Control*, 2013, 21(7): 1852-1854.)
- [16] Binazadeh T, Yazdanpanah M J. Partial stabilization approach to 3-dimensional guidance law design[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2011, 133(6): 064504.
- [17] 敦晓彪, 李君龙, 蔡婧竹. 拦截高速机动目标的最优制导律[J]. *国防科技大学学报*, 2018, 40(1): 176-182.  
(Dun X B, Li J L, Cai J Z. Optimal guidance law for intercepting high-speed maneuvering targets[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2018, 40(1): 176-182.)
- [18] 江涌, 王林波, 王蒙一. 基于覆盖理论的高速强机动目标集群协同围捕[J]. *自动化学报*, 2025, 51(5): 917-930.  
(Jiang Y, Wang L B, Wang M Y. Coverage-based cluster cooperative encirclement of high-speed and highly maneuverable targets[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(5): 917-930.)
- [19] 李鹤宇, 王建斌, 张锐, 等. 面向机动目标的设定时间多约束协同制导律[J]. *自动化学报*, 2025, 51(1): 104-116.  
(Li H Y, Wang J B, Zhang R, et al. Predefined-time multi-constraints cooperative guidance law for maneuvering target[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(1): 104-116.)
- [20] 廖选平, 黎克波, 刘远贺, 等. 纯比例导引律解析解与三维碰撞角约束制导[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2021, 53(12): 42-50.  
(Liao X P, Li K B, Liu Y H, et al. Analytical solution of pure proportional navigation guidance law and three-dimensional guidance with impact angle constraint[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2021, 53(12): 42-50.)
- [21] 马克茂, 马杰. 机动目标拦截的变结构制导律设计与实现[J]. *宇航学报*, 2010, 31(6): 1589-1595.  
(Ma K M, Ma J. Design and implementation of variable structure guidance law for maneuvering target interception[J]. *Journal of Astronautics*, 2010, 31(6): 1589-1595.)
- [22] 任乐亮, 鲜勇, 刘振宇, 等. 基于模仿学习的机动目标拦截强化学习制导律[J]. *北京航空航天大学学报*, DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0284.  
(Ren L L, Xian Y, Liu Z Y, et al. Reinforcement learning guidance law for maneuvering target interception based on imitation learning[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0284.)
- [23] 严晗, 季海波. 一种针对机动目标的三维鲁棒导引律[J]. *控制工程*, 2011, 18(3): 393-396.  
(Yan H, Ji H B. Three-dimensional robust nonlinear guidance laws against maneuvering target[J]. *Control Engineering of China*, 2011, 18(3): 393-396.)
- [24] Dong Y L, Li W Q, Li D X, et al. Intelligent tracking method for aerial maneuvering target based on unscented Kalman filter[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(17): 3301.
- [25] 王亚飞, 方洋旺, 周晓滨. 比例导引律研究现状及其发展[J]. *火力与指挥控制*, 2007(10): 8-12.  
(Wang Y F, Fang Y W, Zhou X B. The status quo of proportional navigation guidance law and its development[J]. *Fire Control & Command Control*, 2007(10): 8-12.)

## 作者简介

刘坤昊 (2003-), 男, 硕士生, 主要研究方向为无人系统自主控制, E-mail: [kk202112@126.com](mailto:kk202112@126.com);

张婉鑫 (1989-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为无人系统自主控制, E-mail: [zhangwanxin@bupt.edu.cn](mailto:zhangwanxin@bupt.edu.cn);

朱纪洪 (1968-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为无人系统自主控制, E-mail: [jhzhu@tsinghua.edu.cn](mailto:jhzhu@tsinghua.edu.cn).