

# 基于新特征参数的再入滑翔飞行器机动模式智能辨识

贺杨超, 李炯, 邵雷, 周池军, 张锦林

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710038)

**摘要** 再入滑翔飞行器的机动模式辨识问题是拦截方实现对其轨迹预测的关键。提出了一组与飞行器轨迹机动特点贴合的特征参数, 根据构建的 RGV 机动模式轨迹库, 搭建了 LSTM 深度学习神经网络, 实现了对 RGV 机动模式的智能辨识。与传统模式辨识方法和其他典型特征参数的辨识网络进行对比, 结果显示文中所提特征参数在 LSTM 机动模式辨识网络训练中具有收敛速度快、辨识精度高和鲁棒性好的特点。

**关键词** 再入滑翔飞行器; 特征参数; 机动模式; 智能辨识

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.02.004

**中图分类号** V448.235 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)02-0032-07

## Intelligent Recognition of Maneuver Modes for Reentry Gliding Vehicle Based on New Feature Parameters

HE Yangchao, LI Jiong, SHAO Lei, ZHOU Chijun, ZHANG Jinlin

(Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract** The maneuver mode recognition problem of reentry gliding vehicle (RGV) is the key to the interceptors in achieving its trajectory prediction. In view of this issue, this paper proposes a set of feature parameters fitted to the maneuver characteristics of vehicle trajectories. Based on the constructed RGV maneuvering mode trajectory library, an LSTM deep learning neural network is built, training the extracted new feature parameters. Compared with the traditional modes recognition method and other typical feature parameters in network training, the results show that the set of the proposed feature parameters is fast at convergence speed, high in recognition accuracy, and good in robustness in LSTM maneuver mode recognition network training.

**Key words** reentry gliding vehicle; characteristic parameters; maneuver mode; intelligent recognition

再入滑翔飞行器 (reentry gliding vehicle, RGV) 作为一种全球快速打击武器, 在临近空间的长时间飞行具有速度快、突防能力强、打击范围广的特点<sup>[1]</sup>, 是世界各国争相研究的焦点<sup>[2]</sup>, 同时对防御方的探测、跟踪、预测和拦截等都带来了严峻挑战<sup>[3]</sup>。从拦截的角度, 针对来袭飞行器的轨迹预测是对其成功拦截的前提, 而对其机动模式的准确辨

识则又是高精度轨迹预测的前提, 从而针对 RGV 机动模式的辨识逐渐成为国内外学者研究的热点<sup>[4]</sup>。

机动模式辨识本质上来讲, 是一种对提前划分好的机动模式的分类问题。防御方通过探测装置观察到的目标状态信息, 将目标轨迹划分为不同的机动模式, 进而根据提前建立的机动模型对目标轨迹

收稿日期: 2023-08-30

基金项目: 国家自然科学基金(62173339)

作者简介: 贺杨超(1999-), 男, 陕西渭南人, 博士生, 研究方向为再入滑翔飞行器轨迹预测。E-mail: heyangchao0913@163.com

**引用格式:** 贺杨超, 李炯, 邵雷, 等. 基于新特征参数的再入滑翔飞行器机动模式智能辨识[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(2): 32-38. HE Yangchao, LI Jiong, SHAO Lei, et al. Intelligent Recognition of Maneuver Modes for Reentry Gliding Vehicle Based on New Feature Parameters[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(2): 32-38.

进行预测。文献[5]通过建立目标机动样式和状态信息之间的对应关系,实现对典型目标机动样式的准确辨识。文献[6]基于最小等级距离标准方法和人工神经网络,利用模式辨识技术实现了在大气阶段对弹道飞行器路径进行分类的任务。文献[7]通过小波分析辨识空间目标淹没在观测噪声中的机械能的变化,进而快速判定是否存在轨道机动。文献[8]提出了一种基于随机森林的目标飞行状态辨识方法,实现了较高的辨识精度。除此之外,通过观测装置获得的目标状态信息,利用深度学习中的神经网络去实现时间序列的机动样式分类已被证明是切实可行的方法<sup>[9-10]</sup>。文献[11]根据目标的典型机动模式,提出了一组适合于机动模式辨识和参数估计的参数,利用长短期记忆网络(LSTM),提出了基于机动模式辨识的智能轨迹预测结构;文献[12]通过设计可辨识的机动意图模型,来描述高超声速滑翔飞行器在纵向和横向上的机动类型和方向,提出了一种基于并行堆叠长短期记忆神经网络(PSLSTM)的机动意图辨识和预测算法。

对于 RGV 轨迹机动模式的辨识,大多数研究基于易于获得的目标状态信息的变化率,在分类方法层面上进行改进,少有学者对和机动模式深度耦合的特征参数进行研究。RGV 轨迹实质上是一组三维运动数据,其在水平平面和垂直平面具有不同的曲率。机动模式不同,横纵向曲率变化不同,因此本文提出将 RGV 轨迹的横纵向曲率作为机动模式辨识的特征参数,利用 LSTM 网络实现智能辨识。

## 1 RGV 运动模型

### 1.1 RGV 一般运动模型

不考虑地球自转情况下, RGV 一般运动模型为:

$$\begin{cases} \dot{r} = V \sin \theta \\ \dot{\phi} = \frac{V \cos \theta \sin \psi}{r \cos \varphi} \\ \dot{\varphi} = \frac{V \cos \theta \cos \psi}{r} \\ \dot{V} = -\frac{D}{m} - g \sin \theta \\ \dot{\theta} = \frac{L \cos \sigma}{m V} + \frac{\cos \theta}{V} \left( \frac{V^2}{r} - g \right) \\ \dot{\psi} = \frac{L \sin \sigma}{m V \cos \theta} + \frac{V \cos \theta \sin \psi \tan \varphi}{r} \end{cases} \quad (1)$$

式中; $r$ 为飞行器到地心的距离; $\phi$ 、 $\varphi$ 为飞行器的经纬度; $V$ 为飞行器的速度; $\theta$ 、 $\psi$ 分别为飞行器的航迹倾角和航迹偏角; $\sigma$ 为飞行器的倾侧角; $L$ 、 $D$ 分别

为飞行器受到的升力及阻力。

$$\begin{cases} L = 0.5 C_L S \rho V^2 \\ D = 0.5 C_D S \rho V^2 \end{cases} \quad (2)$$

式中; $C_L$ 、 $C_D$ 为飞行器的升力系数和阻力系数; $S$ 为飞行器的受力面积; $\rho$ 为飞行高度对应的大气密度。

飞行器飞行存在过程约束和终端约束。其中过程约束考虑飞行器的热流密度约束、动压约束和过载约束。

$$\begin{cases} \dot{Q} = C \rho^{0.5} V^{3.15} \leq \dot{Q}_{\max} \\ q = 0.5 \rho V^2 \leq q_{\max} \\ n = \sqrt{L^2 + D^2} / m g_0 \leq n_{\max} \end{cases} \quad (3)$$

式中; $\dot{Q}$ 、 $q$ 、 $n$ 分别为热流密度、动压和过载; $\dot{Q}_{\max}$ 、 $q_{\max}$ 、 $n_{\max}$ 分别为热流密度约束、动压约束和过载约束的最大值; $C$ 为气动热系数; $g_0$ 为零海拔重力加速度。

终端约束表示为:

$$\begin{cases} r(t_f) = r_f \\ V(t_f) \geq V_f \end{cases} \quad (4)$$

式中; $r_f$ 、 $V_f$ 分别为给定的飞行器终端地心距和终端速度; $t_f$ 为终端时刻。若 $h_f$ 为终端高度, $R_e$ 为地球平均半径,则有 $r_f = h_f + R_e$ 。

### 1.2 RGV 机动运动模型

RGV 在临近空间运动的纵向平面和侧向平面具备不同的运动特性,参考文献[13]建立4种典型的目标机动模式,即平衡滑翔摆动机动、平衡滑翔转弯机动、跳跃滑翔摆动机动和跳跃滑翔转弯机动。平衡滑翔和跳跃滑翔为 RGV 在纵向的机动模式,主要由攻角控制;摆动机动和转弯机动为 RGV 侧向的机动模式,主要由倾侧角控制。当 RGV 机动运动模型确定时,攻角和倾侧角可以通过机动运动模型反解得到,下面对不同机动模式的控制参数做出简要分析。

#### 1.2.1 纵向机动

平衡滑翔弹道的攻角由拟平衡滑翔条件反解出气动升力系数,即:

$$C_L = \frac{2m \cos \theta}{\rho V S \cos \sigma} \left( \frac{g}{V} - \frac{V}{r} \right) \quad (5)$$

将气动升力系数拟合成交角作为自变量的一次函数,进而可以得到此时的攻角表达式:

$$\alpha = \frac{C_L - cl_0}{cl_1} \quad (6)$$

式中; $cl_0$ 和 $cl_1$ 为相应的气动升力系数的拟合参数。

跳跃滑翔弹道的攻角由攻角剖面确定,即

$$\alpha = \begin{cases} \alpha_{\max 0}, & V \geq V_1 \\ \frac{\alpha_K - \alpha_{\max 0}}{V_2 - V_1}(V - V_1) + \alpha_{\max 0}, & V_2 \leq V < V_1 \\ \alpha_K, & V < V_2 \end{cases} \quad (7)$$

式中： $\alpha_{\max 0}$  为飞行器飞行时的最大攻角； $\alpha_K$  为最大升阻比攻角； $V_1$ 、 $V_2$  的值由飞行距离确定，本文给定  $V_1 = 5\ 000\ \text{m/s}$ ， $V_2 = 3\ 000\ \text{m/s}$ 。

为满足再入过程中的过程约束，将约束转化至攻角走廊，限制攻角幅值。利用气动升力表达式  $L = C_L \rho S$ ，确定动压和热流密度约束的攻角最小值，将气动阻力系数拟合成交角作为自变量的二次多项式，即  $C_D = cd_0 \alpha^2 + cd_1 \alpha + cd_2$ ，确定过载约束下的攻角最大值。

$$\alpha_{q\min} = \left( \frac{L}{q_{\max} S} - cl_0 \right) / cl_1 \quad (8)$$

$$\alpha_{Q\min} = \left( \frac{LC\sqrt{\rho}V^{1.15}}{Q_{\max} S} - cl_0 \right) / cl_1 \quad (9)$$

$$\alpha_{n\max} = \frac{-cd_1 + \sqrt{cd_1^2 - 4cd_2(cd_0 - C_D)}}{2cd_2} \quad (10)$$

式中： $cd_0$ 、 $cd_1$  和  $cd_2$  为相应的气动阻力系数的拟合参数。

得到攻角走廊下边界为：

$$\alpha_{\min} = \min(\alpha_{q\min}, \alpha_{Q\min}) \quad (11)$$

结合飞行器设计的攻角最大值  $\alpha_{\max 0}$ ，得到上边界为：

$$\alpha_{\max} = \min(\alpha_{\max 0}, \alpha_{n\max}) \quad (12)$$

### 1.2.2 侧向机动

摆动机动模型采用余弦函数，即：

$$l_s = \frac{l_\sigma}{2} \cos(\omega_\sigma d) + \frac{l_\sigma}{2} \quad (13)$$

式中： $l_\sigma$  为目标在侧向摆动的最大幅值； $\omega_\sigma$  为摆动频率。基准面为目标未发生侧向机动时轨迹所在垂直平面， $l_s$  为侧向摆动距离， $d$  为基准面内的水平机动距离。完成摆动机动需要的控制变量  $\sigma$  为：

$$\sigma = -\arcsin \left\{ \frac{ml_\sigma \omega_\sigma}{C_L \rho V^2 S \cos(\psi - \psi_0)} \right. \\ \left. \left[ d \sin(\omega_\sigma d) + \omega_\sigma d^2 \cos(\omega_\sigma d) \right] \right\} \quad (14)$$

转弯机动采用多项式函数：

$$l_t = ad^2 \quad (15)$$

式中：机动初始时刻设为函数顶点； $l_t$  为侧向转弯距离； $a$  为转弯系数。完成转弯机动需要的控制变量  $\sigma$  为：

$$\sigma = \arcsin \left[ \frac{4ma(\dot{d}^2 + d\ddot{d})}{C_L \rho V^2 S \cos(\psi - \psi_0)} \right] \quad (16)$$

为确保  $\sigma$  的取值有物理意义，摆动机动的幅值和频率、转弯机动的系数要选择合理的取值。

## 2 RGV 机动模式辨识

进行 RGV 机动模式辨识的关键是提取易于辨识的特征参数和选择合适的模式辨识方法。由于 RGV 横向和纵向的机动会引起轨迹曲率的改变，且不同的机动模式下的曲率变化也不同，因此本文选择将横向曲率和纵向曲率作为和 RGV 机动模式高度耦合的特征参数，使用 LSTM 网络来学习不同机动模式和曲率变化之间的映射关系。构建 RGV 机动模式辨识网络的流程见图 1。

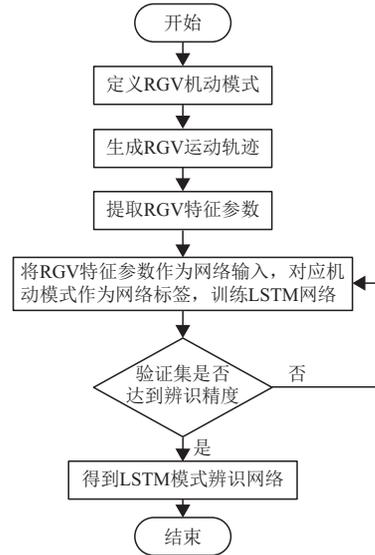


图 1 RGV 机动模式辨识网络流程图

### 2.1 机动模式辨识特征参数计算

当得到平滑处理过的 RGV 的经纬高、速度、航迹倾角和航迹偏角等数据时，根据连续 3 个时刻观测到的位置信息，当 RGV 的航迹偏角  $\psi \in (0, \pi)$  时，可得目标三维轨迹在水平平面投影的横向曲率和在垂直平面投影的纵向曲率，计算公式为：

$$\hat{K}_{C_i} = -\frac{\arctan \frac{y_{i+2} - y_{i+1}}{x_{i+2} - x_{i+1}} - \arctan \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}} \quad (17)$$

$$\hat{K}_{L_i} = \frac{\arctan \frac{z_{i+2} - z_{i+1}}{x_{i+2} - x_{i+1}} - \arctan \frac{z_{i+1} - z_i}{x_{i+1} - x_i}}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}} \quad (18)$$

式中： $\hat{K}_{C_i}$  是横向曲率，表示飞行器在水平平面中，经向和纬向坐标变化曲线在  $i$  时刻的曲率值； $\hat{K}_{L_i}$  是纵向曲率，表示飞行器在垂直平面中，高度和经向距离变化曲线在  $i$  时刻的曲率值； $(x, y, z)$  是来袭飞行器的地理坐标，分别表示经向距离、纬向距离和高度；下标  $i$  表示观测时刻。

同理可得，当 RGV 的航迹偏角  $\psi \in \left(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right)$ ，横纵向曲率的计算公式如下：

$$\hat{K}_{C_i} = -\frac{\arctan \frac{x_{i+2} - x_{i+1}}{y_{i+2} - y_{i+1}} - \arctan \frac{x_{i+1} - x_i}{y_{i+1} - y_i}}{\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2}} \quad (19)$$

$$\hat{K}_{L_i} = \frac{\arctan \frac{z_{i+2} - z_{i+1}}{y_{i+2} - y_{i+1}} - \arctan \frac{z_{i+1} - z_i}{y_{i+1} - y_i}}{\sqrt{(y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}} \quad (20)$$

由于 RGV 运动轨迹的曲率信息包含其状态信息的变化率,属于二次信息,预期会比单纯利用状态信息的变化率做机动模式辨识取得更好的效果。

## 2.2 机动模式辨识方法

在得到 RGV 机动轨迹的横纵向曲率  $\hat{K}_{C_i}$ 、 $\hat{K}_{L_i}$  后,将其构成一组二维的时序数据,通过专门处理时序数据的长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)来学习输入序列和机动模式标签之间的映射关系。本质上 LSTM 是一种循环神经网络,同普通的 RNN 网络不同,它具有 4 个链式重复模块,可以实现对输入信息的长期依赖。LSTM 对信息的保留和传递是通过遗忘门、输入门和输出门 3 个不同的门结构实现的,具体结构信息如图 2 所示。工作原理由以下 5 个公式决定:

$$f_t = \delta(\mathbf{W}_f[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_f) \quad (21)$$

$$i_t = \delta(\mathbf{W}_i[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_i) \quad (22)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(\mathbf{W}_C[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_C) \quad (23)$$

$$C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \quad (24)$$

$$o_t = \delta(\mathbf{W}_o[\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_o) \quad (25)$$

$$\mathbf{h}_t = o_t \tanh(C_t) \quad (26)$$

式中: $\delta$  表示 sigmoid 函数; $\mathbf{W}$ 、 $\mathbf{b}$  为神经网络参数。式(21)表示遗忘门接收  $t$  时刻的输入  $\mathbf{x}_t$  和  $t-1$  时刻 LSTM 的输出  $\mathbf{h}_{t-1}$ ,经过 sigmoid 神经网络层后输出一个  $f_t$ ;式(22)、(23)表示记忆门的工作原理,与遗忘门相同,记忆门也要将  $\mathbf{x}_t$  和  $\mathbf{h}_{t-1}$  经过 sigmoid 神经网络层,输出  $i_t$ ,同时通过 tanh 神经网络层创建状态候选向量  $\tilde{C}_t$ ,与  $i_t$  相乘决定新加入到  $t$  时刻细胞状态  $C_t$  的信息;式(24)整合遗忘门和记忆门的信息来更新细胞状态;输出门则是由式(25)、(26)决定, $\mathbf{x}_t$  和  $\mathbf{h}_{t-1}$  经过 sigmoid 神经网络层后输出的  $o_t$  和经过 tanh 函数的细胞状态  $C_t$  相乘得到输出  $\mathbf{h}_t$ ,同时  $\mathbf{h}_t$  也作为下一时刻的输入信号传递到下一阶段。

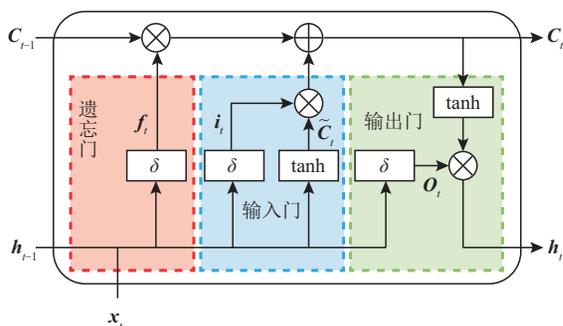


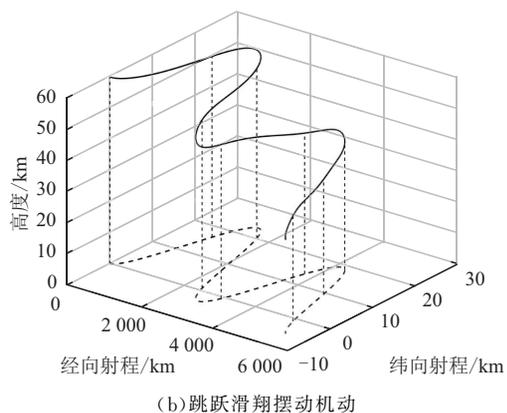
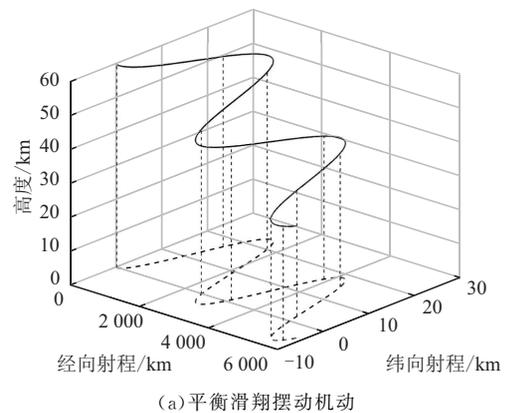
图 2 LSTM 网络结构图

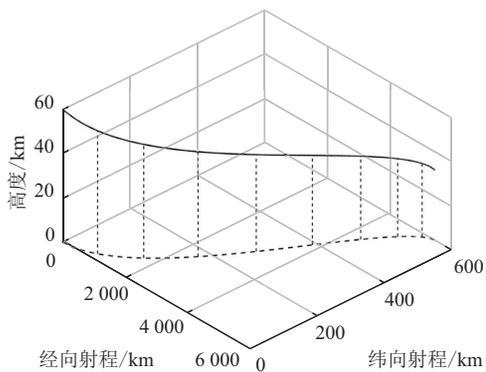
## 3 仿真分析验证

采用 CAV-H 作为仿真对象<sup>[14]</sup>,质量 907 kg,面积 0.483 9 m<sup>2</sup>,仿真步长 0.1 s。运行环境为 CPU i5,内存 16 GB,Matlab 2019+Python 软件环境,网络搭建使用 Pytorch 框架。

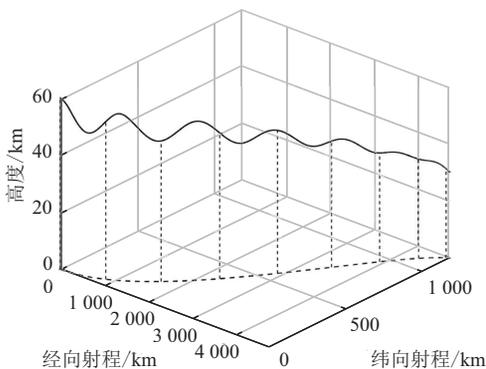
### 3.1 特征参数合理性分析

设计 4 条典型 RGV 机动轨迹,对 2.1 节所提特征参数的合理性进行分析。具体过程为:以 1.2 节中的机动运动模型为基础,确定轨迹的控制变量攻角和倾侧角,将攻角代入到升阻力系数  $C_L$ 、 $C_D$  的表达式,然后将其与倾侧角代入到 1.1 节中的一般运动模型,进行迭代积分,获得 RGV 4 种典型机动样式下的轨迹。其中再入初始状态为  $\phi_0 = \varphi_0 = 0^\circ$ ,  $h_0 = 70$  km,  $V_0 = 6\ 000$  m/s,  $\theta_0 = -0.1^\circ$ ,  $\psi_0 = 60^\circ$ ,热流密度系数  $C = 2.582 \times 10^{-4}$ ,过程约束  $q_{\max} = 45$  kPa,  $Q_{\max} = 6$  MW,  $n_{\max} = 4$ ;设定的控制参数为:摆动幅值  $l_s = 25$  km,摆动频率  $\omega_s = \pi/1.4 \times 10^6$ ,平衡滑翔转弯机动幅值  $a = \frac{6 \times 10^{-7}}{6}$  跳跃滑翔转弯机动系数  $a = \frac{4 \times 10^{-6}}{16}$ 。结果如图 3 所示,其中轨迹(a)、(b)、(c)、(d)分别对应平衡滑翔摆动机动,跳跃滑翔摆动机动,平衡滑翔转弯机动,跳跃滑翔转弯机动。





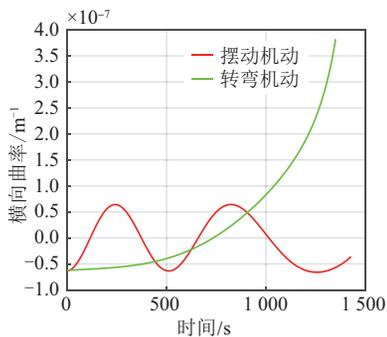
(c) 平衡滑翔转弯机动



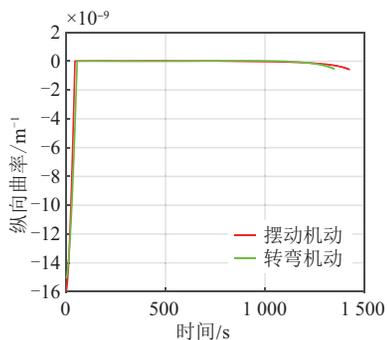
(d) 跳跃滑翔转弯机动

图3 RGV 典型机动样式

对 RGV 2 种横向机动进行曲率分析,纵向运动以平衡滑翔为例;对纵向机动进行曲率分析时,横向运动以摆动机动为例。横纵向曲率依照式(17)、(18)计算,结果如图 4~5 所示。

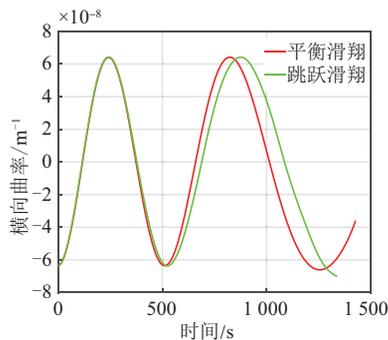


(a) 横向曲率

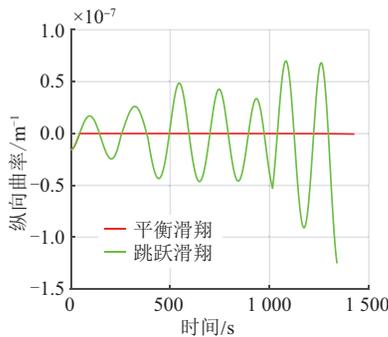


(b) 纵向曲率

图4 RGV 横向机动曲率分析结果



(a) 横向曲率



(b) 纵向曲率

图5 RGV 纵向机动曲率分析结果

从图 4 中可以看出,在纵向机动模式为平衡滑翔时,再入轨迹的摆动机动和转弯机动的横向曲率具有明显差异,变化规律和横向运动模式具有一致性,纵向曲率基本维持在 0 附近,当飞行器纵向受力不能保持平衡时,纵向曲率会有所下降;从图 5 中可以看出,在侧向机动模式为摆动机动时,平衡滑翔轨迹和跳跃滑翔轨迹的纵向曲率也具有明显差异,平衡滑翔轨迹的纵向曲率基本保持在 0 附近,跳跃滑翔轨迹的纵向曲率则呈周期性变化,再入轨迹前段在不同纵向机动模式下的横向曲率基本重合,轨迹后段横向曲率值有所偏差,但整体保持了相似的变化规律。因此, RGV 不同典型机动模式下的横纵向曲率的差异性特点,为后文进行目标机动模式辨识奠定了基础。

### 3.2 辨识网络有效性验证

本节使用第 1 节的 RGV 一般运动模型和机动运动模型,生成 20 000 条轨迹数据集,再把所有轨迹的 400~500 s 数据利用 2.1 节的方法计算观测段的横纵向曲率,并做归一化处理,将其对应的机动模式进行独热编码(One-Hot)作为标签,其中为适配 LSTM 网络性能,轨迹数据的记录间隔为 1 s 步长。

LSTM 网络使用 Adam 优化器, BCELoss 交叉熵计算损失,共训练 50 个 epoch,每个 batch 训练 100 条轨迹,学习率设置为 0.000 1,网络结构为 2 个隐藏层、2 个全连接网络层和一个 Sigmoid 层,参数设置为(2, 128, 4),其中网络计算量约为 40.38 MFLOPs,参数量约 846.52 KB。为降低过拟合风险,提高模型泛化性,dropout 取 0.2。网络训练结

果如图 6 所示。

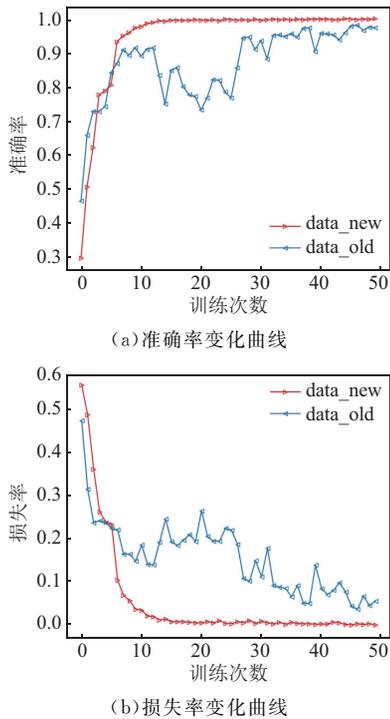


图 6 不同特征参数对应的网络训练结果

表 1 模型精度对比 %

分类模型	训练集	验证集	测试集	平均用时/s
LSTM+data_new	99.99	99.98	100.00	0.015 1
LSTM+data_old	98.71	98.50	98.33	0.015 7
RF+data_new		95.99	90.75	0.018 2
RF+data_old		95.29	90.65	0.018 4

本文训练时将数据集中 80% 的数据作为训练数据,20% 的数据作为验证数据,另随机生成 30 条轨迹,对特征参数进行提取后作为测试数据。同时将本文所提的特征参数对应的数据集记为“data\_new”,与文献[9]中的特征参数做对比,为保证网络结构一致性,选择高度变化率和航迹偏角变化率作为对比参数,使用同样方法生成新的特征参数数据集,记为“data\_old”。为体现本文方法有效性,使用文献[8]中的传统方法随机森林(random forest, RF)对数据集“data\_new”和“data\_old”分别做飞行器的机动模式辨识。结果如表 1 所示。

从图 6 中的结果可以看到,本文所提特征参数在网络训练中,损失变化曲线和准确率变化曲线收敛很快,在第 15 个 epoch 附近,损失已降到 0 左右,准确率也上升到约 99%,之后曲线便保持相对平稳的变化;同时,对比特征参数在网络训练初期的表现比较一般,损失变化曲线和准确率变化曲线收敛较困难,损失波动式下降,准确率也不能保持稳定上升。

从表 1 可以看出,使用 LSTM 网络的辨识精度明显高于文献[8]中的 RF 方法,这是因为 RGV 机动模式辨识时的特征参数具有时变的特点,而 RF 方法是以决策树为个体学习器构建的集成学习方

法,机动模式辨识时是在决策树上得到输入的某一时刻的特征参数对应的类别标签,再通过若干个决策树结果投票得到最终的类别标签,不能学习到时变参数和类别标签之间的映射关系,相反,LSTM 网络在处理长时依赖上具有显著优势,能够综合输入数据的历史信息,进而做出正确判断;同时,本文所提特征参数在 LSTM 网络和 RF 方法上的辨识精度都高于对比特征参数,表明本文所提参数能够更好的表征 RGV 的机动模式;另外,不同的分类模型进行 RGV 机动模式辨识的平均用时普遍较低,均小于 0.02 s,其中本文所提方法平均用时为 0.0151 s,满足 RGV 机动模式在线辨识要求。

### 3.3 辨识算法鲁棒性验证

为检验本文所提特征参数利用 LSTM 网络对目标机动模式辨识的鲁棒性,在跟踪时长为 50 s,100 s,150 s 和 200 s 时,将本文所提参数和对比参数分别对 3.2 节中的目标机动模式辨识网络进行训练,训练结果如图 7 所示。不同跟踪时长下,不同特征参数结合不同辨识方法在测试集上的 RGV 机动模式辨识精度如表 2 所示。

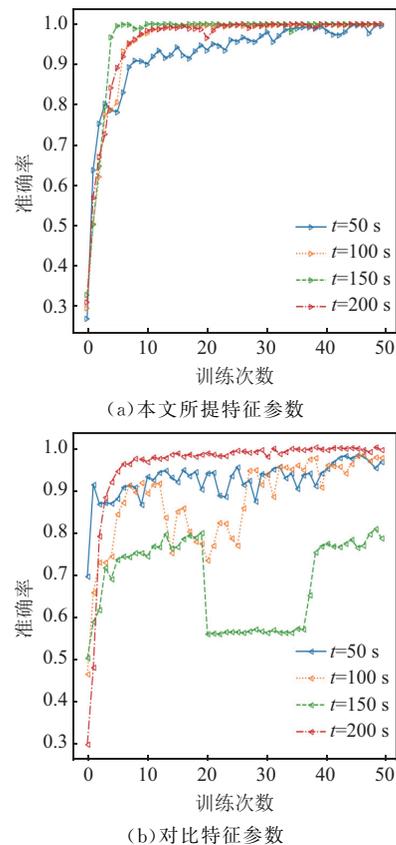


图 7 不同跟踪时长下网络训练准确率变化曲线

表 2 不同跟踪时长下模型精度对比 %

分类模型	50 s	100 s	150 s	200 s
LSTM+data_new	99.98	100.00	100.00	100.00
LSTM+data_old	99.58	98.33	82.90	100.00
RF+data_new	92.50	90.75	90.00	94.17
RF+data_old	90.00	90.65	90.83	91.67

从图 7 中可以看出,在不同跟踪时长下,对比特征参数的网络训练结果收敛较为困难,在  $t=150$  s 时,辨识网络准确率出现了严重下降,而本文所提特征参数的网络训练收敛都较快,并且辨识准确率都很高,体现了较好的鲁棒性。

如表 2 所示,可以得到 2 个结论:①RF 方法的鲁棒性较好,但精度大多数低于 LSTM 网络;②本文所提特征参数在不同的辨识方法中都具有较好的鲁棒性。因此,LSTM 网络结合本文所提特征参数在解决 RGV 机动模式辨识上具有显著优势。

## 4 结语

本文将横纵向曲率作为 RGV 机动模式辨识的新特征参数,利用 LSTM 深度网络实现了机动模式的智能辨识。仿真结果表明,LSTM 机动模式辨识网络与传统 RF 方法相比,具有准确率高的优点;而本文所提特征参数和其他典型特征参数相比,在 LSTM 机动模式辨识网络训练中具有收敛速度快、辨识准确率高和鲁棒性好的特点。

### 参考文献

- [1] ZHANG J B, XIONG J J, LI L Z, et al. Motion State Recognition and Trajectory Prediction of Hypersonic Glide Vehicle Based on Deep Learning[J]. IEEE Access, 2022, 10: 21095-21108.
- [2] 张灿,王轶鹏,叶蕾. 国外近十年高超声速飞行器技术发展综述[J]. 战术导弹技术, 2020(6): 81-86.
- [3] 邵雷,雷虎民,赵锦. 临近空间高超声速飞行器轨迹预测方法研究进展[J]. 航空兵器, 2021, 28(2): 34-39.
- [4] MA Y J, ZHAO S Y, HUANG B. Multiple-model State Estimation Based on Variational Bayesian Inference[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2018, 64(4): 1679-1685.
- [5] 赵建磊,李海阳. 稀疏轨道信息下的非合作飞行器机动识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6): 1950-1956.
- [6] VLADIMIR G, YURY M, NATALYA K. Pattern Recognition Techniques for Classifying Aeroballistic Flying Vehicle Paths[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(5): 4033-4045.
- [7] 董云峰,苏建敏. 利用小波分析识别空间目标的轨道机动[J]. 宇航学报, 2004(2): 213-218.
- [8] 张裕禄,毕红葵,叶泽浩,等. 基于随机森林的 HRGV 滑翔段飞行状态识别[J]. 战术导弹技术, 2020(2): 1-8+21.
- [9] 张君彪,熊家军,兰旭辉,等. 高超声速滑翔飞行器机动状态识别方法研究[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(12): 4134-4143.
- [10] 周旺旺,姚佩阳,张杰勇,等. 基于深度神经网络的空中目标作战意图识别[J]. 航空学报, 2018, 39(11): 200-208.
- [11] LI M J, ZHOU C J, SHAO L, et al. An Intelligent Trajectory Prediction Algorithm for Hypersonic Glide Targets Based on Maneuver Mode Identification[J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2022, 2022: 4625001.
- [12] CHENG Y, WEI C, WEI Y, et al. Intention Prediction of a Hypersonic Glide Vehicle Using a Satellite Constellation Based on Deep Learning[J]. Mathematics, 2022, 10(20): 3754.
- [13] 李明杰,周池军,雷虎民,等. 基于控制参数估计的再入滑翔目标智能轨迹预测算法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(1): 221-233.
- [14] PHILLIPS T H. A Common Aero Vehicle (CAV) Model, Description, and Employment Guide [Z]. USA: Schafer Corporation, 2003.

(编辑:徐敏)