

# 基于 TCN-BiGRU-Attention 模型的弹丸发射点预测 \*

高展鹏<sup>1</sup> 易文俊<sup>1</sup> 管军<sup>2</sup> 袁树森<sup>1</sup>

(1. 南京理工大学瞬态物理全国重点实验室 南京 210094; 2. 江苏科技大学自动化学院 镇江 212100)

**摘要:**准确预测弹丸发射点能够迅速定位敌方威胁源,提供关键情报支持,优化反击策略,在军事领域中具有重要战略意义。针对弹丸的发射点预测问题,提出了一种基于时序卷积网络 (temporal convolutional network, TCN)、双向门控循环单元 (bidirectional gated recurrent unit, BiGRU) 和注意力机制 (attention mechanism) 相结合的深度学习模型。该模型旨在提高弹道轨迹预测精度,尤其是在复杂战场环境下,通过反向推算敌方弹丸发射点,为反击策略提供支持。首先,基于弹道方程,针对不同射角和初速度的情况,通过解算六自由度刚体弹道方程,构建了详细的弹丸轨迹数据集。然后,提出的 TCN-BiGRU-Attention 模型,通过引入 TCN 结构,捕捉轨迹数据中的长时间依赖性,并结合 Attention 机制优化信息加权,以提高预测的精确度。在仿真验证中,与 BiGRU、双向长短期记忆网络 (bidirectional long short-term memory, BiLSTM) 等模型及其改进模型相比,TCN-BiGRU-Attention 模型在发射点预测精度上表现显著优越,尤其在射程方向和侧偏方向的误差显著降低。通过多组仿真测试,结果表明,TCN-BiGRU-Attention 模型能够在不同发射高度下稳定地提供精准的发射点预测。其中在海平面高度下,模型的射程方向误差仅为 8.3 m,侧偏方向误差较小,可以有效预测并打击敌方的发射点。为未来战场中对敌方发射点预测的实施提供了理论依据和技术支持。

**关键词:**弹丸轨迹预测;发射点预测;时序卷积网络;双向门控循环单元;注意力机制

**中图分类号:** TN98      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 590.65

## Projectile launch point prediction based on TCN-BiGRU-Attention model

Gao Zhanpeng<sup>1</sup> Yi Wenjun<sup>1</sup> Guan Jun<sup>2</sup> Yuan Shusen<sup>1</sup>

(1. National Key Lab of Transient Physics, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. School of Automation, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, China)

**Abstract:** Accurate prediction of the projectile launch point can quickly locate enemy threat sources, provide critical intelligence support, and optimize counterattack strategies, holding significant strategic importance in the military field. This study addresses the problem of predicting projectile launch points and proposes a deep learning model that combines temporal convolutional network (TCN), bidirectional gated recurrent unit (BiGRU), and attention mechanism. The model aims to improve ballistic trajectory prediction accuracy, especially in complex battlefield environments, by backwardly inferring enemy projectile launch points to support counterattack strategies. Firstly, based on the ballistic model, a detailed projectile trajectory dataset was constructed by solving the six-degree-of-freedom rigid body ballistic equation for different launch angles and initial velocities. Then, the proposed TCN-BiGRU-Attention model captures long-term dependencies in the trajectory data by introducing the TCN structure and optimizes information weighting using the attention mechanism to enhance prediction accuracy. In simulation validation, compared with models like BiGRU, bidirectional long short-term memory (BiLSTM), and their improved variants, the TCN-BiGRU-Attention model demonstrated significantly superior performance in launch point prediction accuracy, particularly in reducing errors in both range and cross-range directions. Through

收稿日期:2024-12-24      Received Date: 2024-12-24

\* 基金项目:国家自然科学基金(62203191)、国防科技重点实验室基金(2022JCJQLB06105)、江苏省高等学校基础科学(自然科学)研究面上项目(22KJB590001)、基础加强计划技术领域基金(2023JCJQJJ0357)、中国博士后科学基金面上项目(2024M754148)、国家资助博士后研究人员计划 B 档项目(GZB20240980)资助

multiple sets of simulation tests, the results indicate that the TCN-BiGRU-Attention model can stably provide accurate launch point predictions at various launch heights. At sea level, the model's range error is only 8.3 meters, and the cross-range error is minimal, effectively predicting and striking the enemy's launch point. This study provides theoretical basis and technical support for the implementation of enemy launch point prediction in future battlefield scenarios.

**Keywords:** projectile trajectory prediction; launch point prediction; temporal convolutional network; bidirectional gated recurrent unit; attention mechanism

## 0 引言

弹丸轨迹预测在军事和航空航天领域具有重要的战略意义。通过对来袭威胁的轨迹进行有效预测,可以增强反导系统的拦截能力<sup>[1-2]</sup>,提高整体防御水平。

由于战场环境复杂多变、目标的高机动性、电子对抗和反制措施使得导弹拦截系统难以在短时间内完成精准的拦截。同时,拦截系统必须精确计算飞行轨迹,并迅速反应,这对计算能力和决策速度提出了极高要求。但从逆向思维出发,如果对其发射点准确预测,并打击敌方发射点,从根本上削弱敌方的作战能力,使得防空系统不仅具备防御功能,还具备主动进攻和威慑能力,进一步增强了防空体系的整体效能。

对其发射点预测可以归纳为未来轨迹预测的反推,其原理一致。而目前常用的轨迹预测方法主要为传统的滤波算法<sup>[3-4]</sup>和基于深度学习预测方法<sup>[5]</sup>。其中传统滤波算法主要采用卡尔曼滤波算法来获取状态信息。现实中运动轨迹是复杂且具有非线性特征,卡尔曼滤波在处理非线性问题时表现不佳,并且算法对初始值敏感导致预测结果不准确<sup>[6]</sup>。

本文将采用深度学习方法进行轨迹预测,而飞行器的轨迹预测较为多见<sup>[7-8]</sup>。Shi 等<sup>[9]</sup>采用一种具有约束的长短期记忆(long short-term memory network, LSTM)网络模型,提出的 CLSTM 充分利用约束条件,相比较 LSTM 模型大大提高了轨迹预测的精确度。同样类比二维的车辆轨迹预测。Ma 等<sup>[10]</sup>采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和 LSTM 融合,LSTM 挖掘时间维度特征,并采用 CNN 提取空间维度特征,实现对飞行轨迹的准确预测。Jia 等<sup>[11]</sup>提出融合注意力机制的 LSTM 预测模型,采用 LSTM 挖掘数据中的时间序列信息,并根据注意力机制,来筛选重要的影响因素,所提出模型结果优于 CNN-LSTM 结果。Guo 等<sup>[12]</sup>搭建一种基于二进制编码的新框架,其中编码器用来学习历史数据,解码器用来预测飞行轨迹,并为该模型设计一组全新的损失函数,结果表明该算法拥有优越的性能和计算效率。在后续的研究中,Zhang 等<sup>[13]</sup>创新型的提出一种基于小波变换的方法对飞行轨迹进行预测,在预测任务中充分利用频域分析法,有效改进了预测性能,出色完成预测任务。

在弹丸飞行轨迹预测研究中,郑志伟等<sup>[14]</sup>提出一种

卷积神经网络与长短期记忆网络的混合轨迹预测模型,利用差分法和滑动窗口法构建输入输出数据,但所提出模型在 3 s 内  $y$  轴方向预测的累计误差约 20 m,其预测误差较大,3 s 的预测结果对导弹拦截的指导意义较小。任济寰等<sup>[15]</sup>采用一种增强上下文信息的 LSTM 网络对弹道轨迹进行预测,仿真表明采用深度学习方法比解算弹道微分方程组法的速度要快,并且具备一定泛化能力,但是未能解决反向预测弹丸发射点位置,对其发射点实现打击。因此本文将围绕提高预测精确度和实现发射点预测两个角度展开研究。

在处理时间序列问题中,循环神经网络(recurrent neural network, RNN)<sup>[16]</sup>、门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)<sup>[17]</sup>以及 LSTM<sup>[18]</sup>等模型常被采用,但在处理复杂问题,尤其针对弹丸这一类速度快且机动能力较强的预测任务中,单一的模型难以满足预测要求。在处理时间序列预测问题中,双向门控循环单元(bidirectional gated recurrent unit, BiGRU)相比较 GRU 的预测性能均有大幅度提升<sup>[19-20]</sup>,因此本文将以 BiGRU 为基准,对其进行改进,将其与时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)<sup>[21]</sup>和 Attention<sup>[22]</sup>组合,构建 TCN-BiGRU-Attention 模型用于弹丸的发射点预测。

针对弹丸发射点预测问题,本文提出 TCN-BiGRU-Attention 弹丸轨迹预测模型,运用递归预测思想,模拟敌方弹丸来袭状态从而获取敌方发射点位置。为保证仿真结果的可靠性和真实性,将采用实际弹丸参数和弹道模型建立弹丸轨迹数据集,并且将数据集逆向排列以便训练和测试。通过多组仿真对比可以发现,本文所提出的算法在发射点预测中,其预测值可以较为准确的模拟敌方弹丸发射后的飞行轨迹,实现了对敌方来袭弹丸的发射点预测,同时有效提高了弹丸轨迹的预测精确度。

## 1 弹道模型和数据集构建

深度学习模型在轨迹预测中的应用高度依赖于数据质量,要求数据具备丰富的数量、多样性以及高质量等特点。为了确保模型能够有效地学习和具备良好的泛化能力,训练数据必须覆盖不同的发射情境,从而使模型能够适应各种环境变化。

### 1.1 问题描述

由于战场环境复杂多变、目标的高机动性、电子对抗

和反制措施使得导弹拦截系统难以在短时间内完成精准的拦截。同时拦截系统必须精确计算飞行轨迹,并迅速反应,这对计算能力和决策速度提出了极高要求。

但在拦截敌方导弹的同时预测并打击敌方发射点具有显著的战略优势,从根本上削弱敌方的打击能力,使得防空系统不仅具备防御功能,还具备主动进攻和威慑能力,进一步增强了防空体系的整体效能。

本文将以弹箭 6 自由度刚体弹道方程的飞行数据为例,将弹丸的发射地点视为敌方发射点,弹丸最终落点为敌方攻击目标(我方地域),发射点预测如图 1 所示。

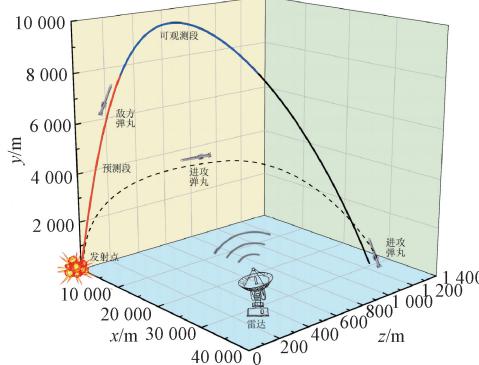


图 1 发射点预测

Fig. 1 Launch point prediction

图 1 中,当敌方弹丸一旦飞入我方雷达监测范围内,称为进入我方观测区域。因此如何利用可观测段区域反推敌方发射点位置是亟待解决的问题。

## 1.2 弹箭 6 自由度刚体弹道方程

6 自由度刚体弹道方程描述的是弹丸在三维空间内的运动,考虑了弹丸的线性和旋转运动,通常使用该方程进行现代导弹、炮弹等弹丸的弹道模拟,6 自由度刚体弹道方程的基本形式如下:

$$\frac{dv}{dt} = \frac{1}{m} F_{x2} \quad (1)$$

$$\frac{d\theta_a}{dt} = \frac{1}{mv \cos \psi_2} F_{y2} \quad (2)$$

$$\frac{d\psi_2}{dt} = \frac{1}{mv} F_{z2} \quad (3)$$

$$\frac{dx}{dt} = v \cos \psi_2 \cos \theta_a \quad (4)$$

$$\frac{dy}{dt} = v \cos \psi_2 \sin \theta_a \quad (5)$$

$$\frac{dz}{dt} = v \sin \psi_2 \quad (6)$$

$$\frac{d\omega_\xi}{dt} = \frac{1}{C} M_\xi \quad (7)$$

$$\frac{d\omega_\eta}{dt} = \frac{1}{A} M_\eta - \frac{C}{A} \omega_\xi \omega_\zeta + \omega_\eta^2 \tan \varphi_2 \quad (8)$$

$$\frac{d\omega_\zeta}{dt} = \frac{1}{A} M_\zeta + \frac{C}{A} \omega_\xi \omega_\eta - \omega_\eta \omega_\zeta \tan \varphi_2 \quad (9)$$

$$\frac{d\varphi_a}{dt} = \frac{\omega_\zeta}{\cos \varphi_2} \quad (10)$$

$$\frac{d\varphi_2}{dt} = -\omega_\eta \quad (11)$$

$$\frac{dy}{dt} = \omega_\xi - \omega_\zeta \tan \varphi_2 \quad (12)$$

辅助方程及力和力矩的表达式如下:

$$\sin \delta_2 = \cos \psi_2 \sin \varphi_2 - \sin \psi_2 \cos \varphi_2 \cos(\varphi_a - \theta_a) \quad (13)$$

$$\sin \delta_1 = \frac{\cos \varphi_2 \sin(\varphi_a - \theta_a)}{\cos \delta_2} \quad (14)$$

$$\sin \beta = \frac{\sin \psi_2 \sin(\varphi_a - \theta_a)}{\cos \delta_2} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} F_{x2} = & -\frac{\rho v_r}{2} S c_x (v - w_{x2}) + \frac{\rho S}{2} c_y \frac{1}{\sin \delta_r} [v_r^2 \cos \delta_2 \cos \delta_1 - \\ & v_{r\xi} (v - w_{x2})] + \frac{\rho v_r}{2} S c_z \frac{1}{\sin \delta_r} (-w_{z2} \cos \delta_2 \sin \delta_1 + w_{y2} \sin \delta_2) - \\ & m g \sin \theta_a \cos \psi_2 + F_p \cos \delta_2 \cos \delta_1 \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} F_{y2} = & \frac{\rho v_r}{2} S c_x w_{y2} + \frac{\rho S}{2} c_y \frac{1}{\sin \delta_r} [v_r^2 \cos \delta_2 \sin \delta_1 + v_{r\xi} w_{y2}] + \\ & \frac{\rho v_r}{2} S c_z \frac{1}{\sin \delta_r} [(v - w_{x2}) \sin \delta_2 + w_{z2} \cos \delta_2 \cos \delta_1] - m g \cos \theta_a + \\ & F_p \cos \delta_2 \sin \delta_1 \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} F_{z2} = & \frac{\rho v_r}{2} S c_x w_{z2} + \frac{\rho S}{2} c_y \frac{1}{\sin \delta_r} [v_r^2 \sin \delta_2 + v_{r\xi} w_{z2}] + \\ & \frac{\rho v_r}{2} S c_z \frac{1}{\sin \delta_r} [-w_{y2} \cos \delta_2 \cos \delta_1 - (v - w_{x2}) \cos \delta_2 \sin \delta_1] + \\ & m g \sin \theta_a \sin \psi_2 + F_p \sin \delta_2 \end{aligned} \quad (18)$$

$$M_\xi = -\frac{\rho S l d}{2} m'_{xz} v_r \omega_\xi + \frac{\rho v_r^2}{2} S l m'_{xw} \delta_f \quad (19)$$

$$\begin{aligned} M_\eta = & \frac{\rho S l}{2} v_r m_z \frac{1}{\sin \delta_r} v_{r\xi} - \frac{\rho S l d}{2} v_r m'_{zz} \omega_\eta - \\ & \frac{\rho S l d}{2} m'_{zy} \frac{1}{\sin \delta_r} \omega_\xi v_{r\eta} \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} M_\zeta = & -\frac{\rho S l}{2} v_r m_z \frac{1}{\sin \delta_r} v_{r\eta} - \frac{\rho S l d}{2} v_r m'_{zz} \omega_\zeta - \\ & \frac{\rho S l d}{2} m'_{zy} \frac{1}{\sin \delta_r} \omega_\xi v_{r\zeta} \end{aligned} \quad (21)$$

$$v_r = \sqrt{(v - w_{x2})^2 + w_{y2}^2 + w_{z2}^2} \quad (22)$$

$$v_{rx2} = v - w_{x2}, v_{ry2} = -w_{y2}, v_{rz2} = -w_{z2} \quad (23)$$

$$\delta_r = \arccos \left( \frac{v_{r\xi}}{v_r} \right) \quad (24)$$

$$v_{r\xi} = (v - w_{x_2}) \cos \delta_2 \cos \delta_1 - w_{y_2} \cos \delta_2 \sin \delta_1 - w_{z_2} \sin \delta_2 \quad (25)$$

$$v_{r\eta} = v_{r\eta_2} \cos \beta + v_{r\xi_2} \sin \beta \quad (26)$$

$$v_{r\xi} = -v_{r\eta_2} \sin \beta + v_{r\xi_2} \cos \beta \quad (27)$$

$$v_{r\eta_2} = -(v - w_{x_2}) \sin \delta_1 - w_{y_2} \cos \delta_1 \quad (28)$$

$$v_{r\xi_2} = -(v - w_{x_2}) \sin \delta_2 \cos \delta_1 + w_{y_2} \sin \delta_2 \sin \delta_1 - w_{z_2} \cos \delta_2 \quad (29)$$

$$w_{x_2} = w_x \cos \psi_2 \cos \theta_a + w_z \sin \psi_2 \quad (30)$$

$$w_{y_2} = -w_x \sin \theta_a \quad (31)$$

$$w_{z_2} = -w_x \sin \psi_2 \cos \theta_a + w_z \cos \psi_2 \quad (32)$$

$$w_x = -w \cos(\alpha_w - \alpha_N) \quad (33)$$

$$w_z = -w \sin(\alpha_w - \alpha_N) \quad (34)$$

上述弹道方程中设计 15 个变量,但有 15 个方程。

当弹箭结构参数、气动力参数、射击条件、气象条件、起始条件时,可以积分获取弹箭的运动规律和任意时刻的弹道诸元。本文以 155 mm 弹丸为例进行仿真分析,其中计算过程中所涉及的气动参数参考文献[23]的辨识结果,弹体结构参数参考文献[24]。

### 1.3 数据集的构建

本文的数据将采用数值模拟的方式获取,采用龙格库塔法来求解修正质点弹道方程,其中将解算的时间步长设置为 0.01 s,通过不断调整射角和初速度进行解算构建弹丸轨迹数据集,如表 1 所示。

表 1 弹丸轨迹采样方式

Table 1 Projectile trajectory sampling method

| 参数                       | 采样值          | 采样间隔 |
|--------------------------|--------------|------|
| 初速度/(m·s <sup>-1</sup> ) | (700, 1 000] | 5    |
| 射角/(°)                   | (35, 55]     | 1    |

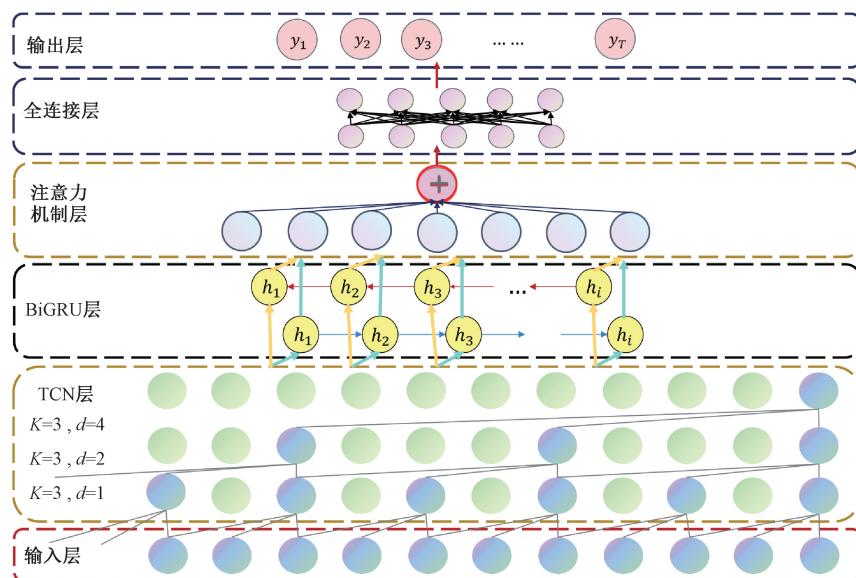


图 2 TCN-BiGRU-Attention 组合模型结构

Fig. 2 TCN-BiGRU-Attention combined model structure diagram

根据表 1 中的采样方式进行外弹道仿真,可以得到 1 200 条不同的轨迹。而本研究目的为对敌方发射点进行预测,因此忽略敌方弹丸飞行末段,取 1 200 条轨迹数据的前 60 s 进行分析。在实际的防空和反导系统中,雷达可以快速捕捉来袭导弹的位置信息,因此本文将各条轨迹时间、射程、射高以及侧偏等位置信息保存以构建数据集。因此保存的数据集格式为  $\text{Traj} = \{\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2, \dots, \mathbf{T}_{1200}\}$ , 其中任意一条轨迹又可以表示为  $\mathbf{T}_i = \{t_i^n, x_i^n, y_i^n, z_i^n\}$ , 其中  $i$  为第  $i$  个坐标点,  $n$  为第  $n$  条轨迹,  $t$  为当前坐标点对应的时间戳。并且将数据集按照 8 : 1 : 1 划分为训练集、测试集和验证集。

## 2 弹丸发射点预测模型

由于无控弹丸在空中飞行的状态受到前一时刻乃至前一段时间状态的影响,弹丸飞行过程中呈现出强烈的时间连续性。本文选用时间序列分析的方法,以捕捉这种连续性特征,通过对历史轨迹进行分析和学习,从而进行未来轨迹的预测。

在轨迹预测任务中,TCN、BiGRU 和 Attention 机制的综合应用可以显著提升模型的性能,通过将这 3 个模块结合起来,可以构建一个强大的轨迹预测模型,有效地捕捉弹丸飞行状态的时间连续性和相关性特征,从而实现对未来轨迹的准确预测。图 2 所示为 TCN-BiGRU-Attention 的组合模型结构。

### 2.1 TCN 模块

TCN 是 CNN 在时序数据建模中的变种,旨在解决传统 RNN 在处理长期依赖、梯度消失和训练效率方面的不

足。其核心原理包括卷积操作、空洞卷积、残差连接和多尺度特征融合。通过在时间轴上滑动的卷积核,TCN 能够捕捉局部时间特征;空洞卷积通过在卷积核之间插入空洞来增加感受野,从而捕捉更长范围的时间依赖性;残差连接帮助梯度在反向传播过程中更好地流动,缓解梯度消失问题;多尺度特征融合通过堆叠多个卷积层并进行特征融合,捕捉多层次的时间依赖性。TCN 的优势在于其并行化能力、长距离依赖性捕捉能力和简洁的模型结构。由于卷积操作可以并行计算,TCN 在处理长序列数据时效率更高,训练速度更快;通过空洞卷积和多层堆叠,TCN 能够更好地处理长距离依赖性;其简洁的模型结构和丰富的特征表示也使其在处理复杂的时间序列数据时更具鲁棒性和准确性。TCN 中因果卷积、扩张卷积和残差连接如下:

1) 因果卷积,因果卷积可以确保在时间序列处理时,当前时间步的输出仅依赖于当前或之前的输入,而不会涉及未来的时间步。避免了“未来信息泄露”问题,保证了数据的时间顺序性。

2) 扩张卷积, 通过在卷积核的元素之间插入空隙 (即增加卷积核的“扩张”因子), 有效地增加卷积的感受野。

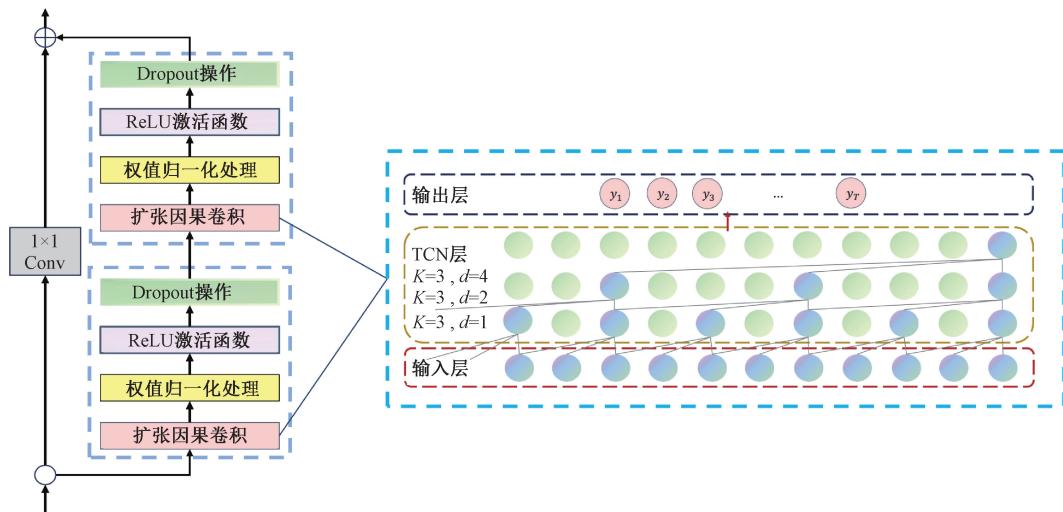


图 4 TCN 模型结构

## 2.2 BiGRU 模块

BiGRU 是一种双向递归神经网络架构,它是 GRU 的一种扩展形式。GRU 通过门控机制控制信息的更新和遗忘,能够更有效地处理长期依赖性问题。BiGRU 通过结合正向和反向的 GRU,能够在时间序列的两个方向上同时传递信息,从而捕捉双向的上下文信息。正向 GRU 按照时间顺序处理输入序列,反向 GRU 按照时间逆序处理输入序列。通过这种方式,BiGRU 能够更好地理解序列数据的整体结构。BiGRU 的优势在于其双向信

受野,从而能够捕捉更长范围的时间依赖。扩张卷积使得感受野呈指数级扩展,但不会显著增加计算量或参数数量。其中扩张卷积结构如图3所示。

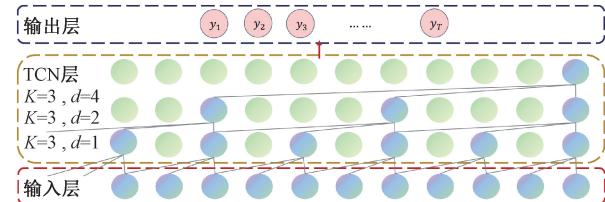


图 3 TCN 扩张卷积结构

Fig. 3 TCN dilated convolution structure diagram

3) 残差连接<sup>[25]</sup>, 通过引入短路连接(即跳过一部分层, 将输入直接加到输出), 残差连接允许模型更容易地学习到恒等映射, 增强训练稳定性。图 4 为 TCN 的残差结构单元, 采用 Dropout 正则化和 ReLU 激活函数来加快网络收敛, 每个残差块具有相同的扩张因果卷积、权值归一化处理、激活函数和正则化, 同时为保证 TCN 输入输出通道保持一致, 增加了一个  $1 \times 1$  的卷积。

息传递能力、高效的门控机制、简洁的模型结构以及一定的并行化能力。BiGRU 在序列数据处理任务中表现出色,被广泛应用于时间序列预测中。GRU 的结构如图 5 所示。

更新門

$$u = \pi(W - [L_{\text{min}}]) \quad (25)$$

毛罗门

$$= -(\mathbf{W} - [I \quad 0]) \quad (36)$$

優先喚醒狀

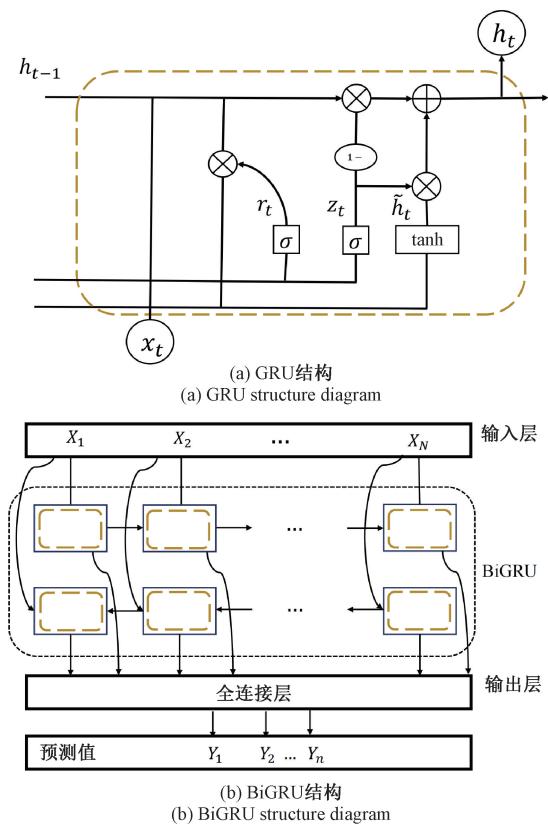


图 5 GRU 结构图

Fig. 5 GRU structure diagram

$$\hat{h}_t = \tanh(\mathbf{W}_h \cdot [r_t \cdot h_{t-1}, x_t]) \quad (37)$$

最终隐藏状态:

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \hat{h}_t \quad (38)$$

式中:  $\sigma$  为 sigmoid 函数;  $\mathbf{W}_z$ ,  $\mathbf{W}_r$  和  $\mathbf{W}_h$  为 GRU 的权重矩阵;  $x_t$  为当前时刻输入;  $h_{t-1}$ ,  $h_t$  和  $\hat{h}_t$  分别为上一时刻隐藏层状态, 最终隐藏层状态和候选隐藏状态;  $z_t$  为更新门决定当前时刻状态  $h_t$  应该由多少候选隐藏状态 ( $\hat{h}_t$ ) 和上一时刻隐藏状态 ( $h_{t-1}$ ) 决定;  $r_t$  为重置门, 控制了上一时刻的隐藏状态 ( $h_{t-1}$ ) 在当前时刻对候选隐藏状态计算的影响。

## 2.3 注意力机制

在传统神经网络中, 每个输入的元素都会被赋予相同的权重, 模型在处理数据时对所有输入都“均等关注”。而注意力机制在轨迹序列预测中通过为序列中的不同部分分配不同的重要性权重, 使模型能够关注于对预测未来轨迹最为关键的时间步和特征。在 TCN-BiGRU 模型上增加注意力机制, 能够根据输入序列中不同时间步的相关性, 为每个时刻赋予一个动态的权重, 使得模型在进行预测或分类时, 能够更集中地关注序列中的重要部分, 而忽略不相关或冗余的信息。具体来说, 注

意力机制通过对 TCN 和 BiGRU 输出的特征进行加权求和, 提升了模型对重要时刻的响应, 使得模型在处理复杂时序问题时更具灵活性和精确性。其中注意力机制的计算方式如下<sup>[26]</sup>。

对 Query 和 Key 进行相似度计算:

$$e_{ij} = D(q_i, p_j) \quad (39)$$

对相似度进行归一化处理:

$$a_{ij} = \text{softmax}(e_{ij}) \quad (40)$$

加权求和:

$$c_i = \sum_{i=1}^N a_{ij} q_i \quad (41)$$

式中:  $D$  运算代表点积函数;  $q$  为查询元素;  $p$  为元素地址;  $e$  为元素之间的相似度;  $c$  为权值。

## 3 仿真配置与预测方式

仿真实验基于 Python 语言和 Pycharm 平台, 实验过程使用 NVIDIA GeForce RTX 4060 显卡进行训练。其弹丸发射点预测的实验流程如图 6 所示。

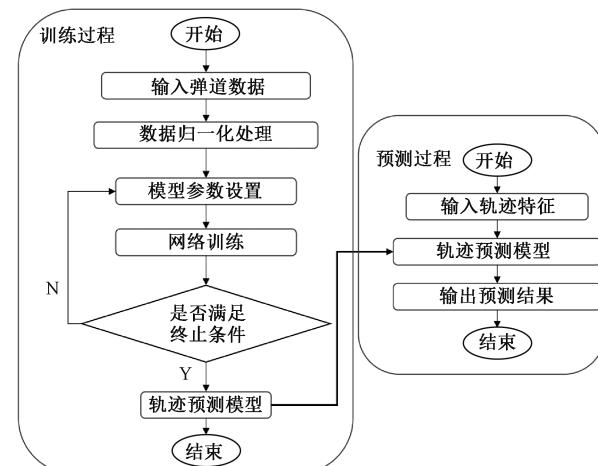


图 6 轨迹预测仿真流程

Fig. 6 Flow chart of trajectory prediction simulation

### 3.1 数据预处理

在训练之前要对轨迹集进行归一化处理。归一化可以将不同量纲和范围的数据统一到一个标准尺度上, 从而消除数据之间的量级差异, 避免某些特征主导模型的学习过程。有助于加速收敛, 提高模型的训练效率, 公式如下:

$$T_N = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \quad (42)$$

式中:  $T$  为数据集中的一条轨迹, 将  $T$  中的数据分别进行归一化处理;  $T_{\min}$  和  $T_{\max}$  为相应数据的最小值和最大值;  $T_N$  为归一化处理后的数据。

### 3.2 模型配置

本文结合 TCN、BiGRU 以及 Attention 3 个模块提出 TCN-BiGRU-Attention 模型, 并与改进过程中所采用的 BiGRU、BiLSTM、CNN-BiGRU、TCN-BiGRU 以及 CNN-BiGRU-Attention 等模型的预测结果进行对比。其中模型中模型参数与模型结构配置如表 2 所示。

表 2 模型参数与模型结构配置

Table 2 Model parameters and model structure configuration

| 模型                  | 参数        | 配置                    |
|---------------------|-----------|-----------------------|
| CNN-BiGRU-Attention | CNN 层     | 卷积核数量 32, 长度 3        |
|                     | CNN 层     | 卷积核数量 64, 长度 3        |
|                     | BiGRU 层   | 神经元数量 64              |
|                     | Dropout   | Dropout 率 0.2         |
|                     | Attention | —                     |
| TCN-BiGRU-Attention | 全连接层      | 神经元数量 3               |
|                     | TCN 层     | 卷积核数量 32, 长度 3, 扩张率 1 |
|                     | TCN 层     | 卷积核数量 64, 长度 3, 扩张率 2 |
|                     | BiGRU 层   | 神经元数量 64              |
|                     | Dropout   | Dropout 率 0.2         |
| Attention           | Attention | —                     |
|                     | 全连接层      | 神经元数量 3               |

其中采用对比的 BiGRU 和 CNN-BiGRU 模型配置, 与 TCN-BiGRU-Attention 模型中相关配置方式相同。将迭代次数统一设置为 20, 学习率设置为 0.0001。其中模型评价标准采用终点预测误差和平均轨迹预测点预测误差。

### 3.3 预测方式

由于敌方弹箭发射后到进入我方观测范围内的时间段较长, 虽然单步预测精确度较高, 但是不能满足长序列预测的需求, 多步预测虽然能够同时生成多个时间步的结果, 具有一定的效率优势, 但是多步预测存在预测误差的累积、其训练过程不稳定, 随着预测时间的增加, 其预测模型的可解释性越低, 在弹道轨迹预测中单步预测和多步预测通常不被考虑。

如图 7 所示, 递归预测通常用以处理长时间序列任务预测, 递归预测是一种逐步利用单步预测结果的方法<sup>[27]</sup>, 具有灵活性和可解释性, 适合对时间序列数据进行动态调整。递归预测的数学表达式如下:

$$\hat{x}_{i,t+1} = f(x_{j,t-n:t}) \quad (43)$$

$$\hat{x}_{i,t+2} = f(x_{j,t-n+1:t+1}) \quad (44)$$

⋮

$$\hat{x}_{i,t+l+1} = f(x_{j,t-n+l:t+l}) \quad (45)$$

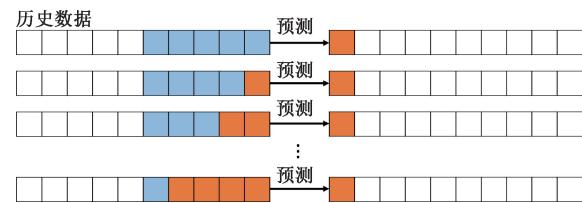


图 7 递归预测

Fig. 7 Recursive prediction

## 4 仿真结果

采用龙格库塔算法求解的 1 200 条弹道的发射点均为三维坐标系中的坐标原点, 但是现实作战环境中敌方弹箭将会从不同海拔高度发射。意味着在对不同海拔高度的发射点进行饱和打击前, 要明确划分不同海拔高度的发射点预测误差, 从而得出最佳的决策和资源配置。

当敌方发射点为海平面时, 发射点预测模型的预测截止条件为  $y = 0$ , 其中  $y$  为弹丸所处高度。发射点递归预测结果如图 8 所示。

从图 8(a)可以看出, 本文所采用的算法可以实现对敌方弹丸发射点进行预测。虽然 BiGRU 可以较为准确预测弹丸射程方向变化, 但是对于图 8(b)和(c)的射程和侧偏方向的误差较大。在使用 BiGRU 进行轨迹预测时, 前面加上了 CNN 进行特征提取, 结果出现了中段误差增大, 末端误差快速缩减的现象。其中段误差较大的原因在于 CNN 特征提取未能有效捕捉轨迹数据的全局模式或局部变化, 影响了 BiGRU 的预测能力。而在序列的末端, 由于历史信息的积累和 BiGRU 的双向建模, 会弥补这些误差, 从而使末端的误差较小。

从图 8(d)可以看出, 加入 Attention 后, 对于发射点射程和侧偏方向的误差减小。原因在于模型能够自动识别并强调中段轨迹中重要的时间步, 从而减轻了 CNN 特征提取不全的影响。Attention 通过给不同时间步分配不同的权重, 使得模型能够集中注意力于对预测更重要的部分, 从而提高整体的预测精度。

当弹丸高度为 0 时, 记录其射程和侧偏方向的误差, 即为发射点预测误差, 如表 3 所示。

表 3 海平面发射点预测误差

Table 3 Sea level launch point prediction error (m)

| 算法                  | 射程方向误差 | 侧偏方向误差 |
|---------------------|--------|--------|
| BiGRU               | 167    | 2      |
| BiLSTM              | 178.3  | 2.4    |
| CNN-BiGRU           | 14     | 0.17   |
| TCN-BiGRU           | 3      | 0.1    |
| CNN-BiGRU-Attention | 9.5    | 0.1    |
| TCN-BiGRU-Attention | 8      | 0.3    |

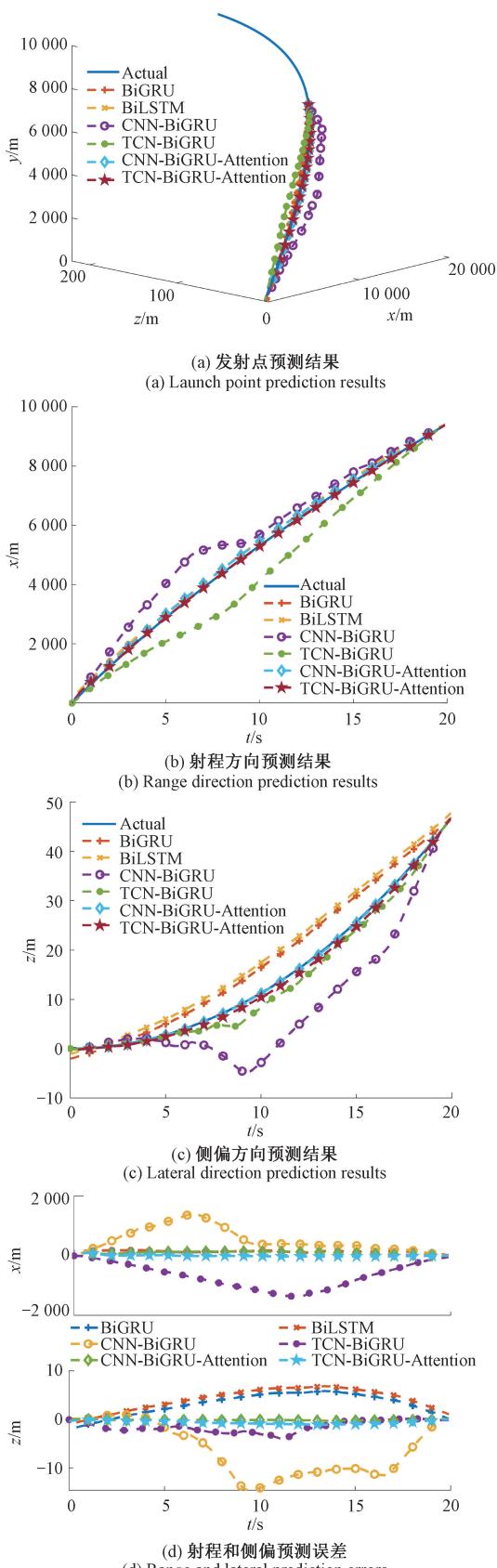


图 8 发射点递归预测结果

Fig. 8 Recursive prediction of the transmitting point

从表 3 可以看出, BiGRU 在轨迹预测中表现优于 BiLSTM, 是因为其较简洁的门控机制能够更高效地捕捉长期依赖性, 同时有效减少了模型计算的复杂度。虽然 TCN-BiGRU 模型在海平面高度的发射点预测结果最为精确, 但是在海拔 1 000 和 2 000 m 高度的预测结果中呈现出较大的预测误差。

而采用 TCN-BiGRU-Attention 模型在射程和侧偏方向的综合误差为 8.3 m, 相比较 CNN-BiGRU-Attention 模型预测误差缩小了 1.3 m, 其原因在于 TCN-BiGRU-Attention 模型在处理轨迹预测任务时, 相比于 CNN-BiGRU-Attention, 能够更好地捕捉长时间依赖、增强时序建模能力, 并通过 Attention 机制进一步优化预测精度, 表现出更优秀的性能。

由于敌方发射点海拔高度未知, 为验证该模型可以实现对不同高度的发射点实现精确预测, 将对海拔 1 000 m 和海拔 2 000 m 的发射点预测结果进行分析, 如表 4、5 所示。

其中预测在海拔 1 000 m 高度的发射点的截止条件为  $y=1 000$ 。

表 4 海拔 1 000 m 发射点预测误差

Table 4 Launch point prediction error at

1 000 meters above sea level (m)

| 算法                  | 射程方向误差 | 侧偏方向误差 |
|---------------------|--------|--------|
| BiGRU               | 179    | 0.2    |
| BiLSTM              | 187    | 0.3    |
| CNN-BiGRU           | 404    | 0.2    |
| TCN-BiGRU           | 330    | 1.3    |
| CNN-BiGRU-Attention | 68     | 0.05   |
| TCN-BiGRU-Attention | 25     | 0.1    |

预测在海拔 2 000 m 高度的发射点的截止条件为  $y=2 000$ 。

表 5 海拔 2 000 m 发射点预测误差

Table 5 Launch point prediction error

at 2 000 meters above sea level (m)

| 算法                  | 射程方向误差 | 侧偏方向误差 |
|---------------------|--------|--------|
| BiGRU               | 185    | 1      |
| BiLSTM              | 193    | 1.8    |
| CNN-BiGRU           | 961    | 0.65   |
| TCN-BiGRU           | 697    | 2.4    |
| CNN-BiGRU-Attention | 112    | 0.12   |
| TCN-BiGRU-Attention | 17     | 0.3    |

由表 4 和 5 结果可知, TCN 通过卷积操作来提取特征, 但其捕捉长时间依赖的能力较弱, 尤其是在轨迹的中段, 可能无法准确建模复杂的动态变化。而 CNN-BiGRU 结合了卷积特征提取和双向 GRU 的时序建模, 尽管提高了局部特征的提取能力, 但仍然存在同样的问题, 尤其是

在处理长时间依赖时,无法充分捕捉轨迹的全局信息。因此,这些模型在轨迹的中段预测上出现了偏差,导致精度不如单独的 BiGRU 模型。

而 TCN-BiGRU-Attention 的改进使得该模型能够在处理高海拔环境下的轨迹数据时,优先关注那些与发射点预测最相关的特征,减少了因局部特征提取不足而导致的误差。尤其是在高海拔条件下,气象因素和环境变化更加复杂,注意力机制帮助模型在时序建模中聚焦于关键的时间点和特征,从而有效提高了预测准确性。而 TCN 通过扩张卷积逐步扩大感受野,使得每层卷积能够看到更长时间范围的输入特征。能够更好地捕捉轨迹数据中的长时间依赖性,从而获取最佳的发射点预测结果。

多条轨迹预测结果的均方误差如表 6 所示,可以看出,本文所提出的 TCN-BiGRU-Attention 算法在侧偏方向预测结果极其稳定,全部控制在 1 m 的误差范围。虽然射程方向预测结果呈现出误差数值较大,经分析可知,其在海平面高度、1 000 和 2 000 m 等发射点高度的预测误差都可以控制在 30 m 左右。其预测结果具有较好的稳定性,可以根据此误差范围优化资源配置,以较小的成本,对敌方发射点进行饱和打击。

表 6 多条轨迹测试结果的均方误差

Table 6 Mean Squared Error of Multiple Trajectories Test Results

| 发射点海拔          | 射程方向   | 侧偏方向 |
|----------------|--------|------|
| 海平面发射点         | 76.14  | 0.12 |
| 海拔 1 000 m 发射点 | 689.74 | 0.09 |
| 海拔 2 000 m 发射点 | 421.78 | 0.15 |

## 5 结 论

针对弹丸发射点预测问题,本文提出了 TCN-BiGRU-Attention 的弹丸发射点预测模型。首先在不同的射角和初速度情况下对弹丸 6 自由度刚体弹道方程进行解算获取数据集,并用于弹丸的发射点预测模型验证。结果表明,与传统的 BiGRU 和 CNN-BiGRU 等模型相比,TCN-BiGRU-Attention 模型在发射点预测的精度上表现更优,有效减小了在射程方向误差和侧偏方向误差。该模型通过引入 TCN 结构,能够更好地捕捉轨迹数据中的长时间依赖关系,并结合 Attention 机制优化信息加权,显著提升了整体预测精度。针对海平面高度的发射点的射程和侧偏方向的综合误差仅为 8.3 m,据此可以精确的打击敌方发射点,摧毁敌方攻击能力。通过不同高度(如 1 000 和 2 000 m)发射点的发射点预测任务中,TCN-BiGRU-Attention 模型的预测误差最小,稳定性较高。并且针对海拔 1 000 m 高度的发射点,其射程方向误差为 25 m,根

据此误差范围可以合理的优化资源配置,实现在最小成本情况下,对敌方发射点进行饱和打击。但是由于该发射点预测模型依托大量敌方弹丸轨迹进行训练,战场环境复杂多变,如何实现在少量样本和样本不完全的情况下,仍能保证较高的预测精度是一个关键问题。

## 参考文献

- [1] SUN L, YANG B, MA J. Trajectory prediction in pipeline form for intercepting hypersonic gliding vehicles based on LSTM [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2023, 36(5): 421-433.
- [2] GAO Z, YI W. Prediction of projectile interception point and interception time based on Harris Hawk optimization-convolutional neural network-support vector regression algorithm [J]. Mathematics, 2025, 13(3): 338-338.
- [3] WANG X, QIN W, BAI Y, et al. Trajectory estimation for ballistic missile in boost stage using robust filtering [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(3): 513-519.
- [4] QIN W, TANG J, LU C, et al. Trajectory prediction based on long short-term memory network and Kalman filter using hurricanes as an example [J]. Computational Geosciences, 2021, 25(3): 1-19.
- [5] 周登极,刘巧珍,岳梦云,等. 基于可解释模型的火箭推力故障辨识与轨迹预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(11): 72-80.
- [6] ZHOU D J, LIU Q ZH, YUE M Y, et al. Method for thrust fault identification and trajectory prediction of launch vehicle based on interpretable machine learning model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 72-80.
- [7] DENG M, LI S, JIANG X, et al. Vehicle trajectory prediction method based on “Current” statistical model and cubature Kalman filter [J]. Electronics, 2023, 12(11): 2464.
- [8] LI R, QIN Y, WANG J B, et al. AMGB: Trajectory prediction using attention-based mechanism GCN-BiLSTM in IOV [J]. Pattern Recognition Letters, 2023, 169: 17-27.
- [9] 王江,史元浩,郭正玉,等. 融合小波分解和 LSTM 的目标轨迹预测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(1): 204-211.
- [10] WANG J, SHI H Y, GUO ZH Y, et al. Target trajectory prediction by fusing wavelet decomposition and LSTM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(1): 204-211.
- [11] SHI Z, XU M, PAN Q. 4-D flight trajectory prediction with constrained LSTM network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(11):

- 7242-7255.
- [10] MA L, TIAN S. A hybrid CNN-LSTM model for aircraft 4D trajectory prediction [J]. IEEE Access, 2020, 8: 134668-134680.
- [11] PEIYAN J, HUIPING C, LEI Z, et al. Attention-LSTM based prediction model for aircraft 4-D trajectory. [J]. Scientific Reports, 2022, 12 (1): 15533-15533.
- [12] GUO D, WU E Q, LIN L Y. FlightBERT: Binary encoding representation for flight trajectory prediction [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2):1828-1842.
- [13] ZHANG Z, GUO D Y, ZHOU S Z, et al. Flight trajectory prediction enabled by time-frequency wavelet transform [J]. Nature Communications, 2023, 14 (1): 5258-5258.
- [14] 郑志伟,管雪元,傅健,等. 基于卷积神经网络与长短句记忆神经网络的弹丸轨迹预测 [J]. 兵工学报, 2023, 44 (10): 2975-2983.
- ZHENG ZH W, GUAN X Y, FU J, et al. Projectile trajectory prediction based on CNN-LSTM model [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44 (10): 2975-2983.
- [15] 任济寰,吴祥,薄煜明,等. 基于增强上下文信息长短期记忆网络的弹道轨迹预测 [J]. 兵工学报, 2023, 44 (2): 462-471.
- REN J H, WU X, BO Y M, et al. Ballistic trajectory prediction based on context-enhanced long short-term memory network [J]. Acta Armamentarii, 2023, 44 (2): 462-471.
- [16] SHERSTINSKY A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2020, 404: 132306-132306.
- [17] GAO S, HUANG Y, ZHANG S, et al. Short-term runoff prediction with GRU and LSTM networks without requiring time step optimization during sample generation [J]. Journal of Hydrology, 2020, 589:125188.
- [18] GAO Z, ZHANG D, YI W. Projectile trajectory and launch point prediction based on CORR-CNN-BiLSTM-attention model [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 275: 127045-127045.
- [19] LI X, ZHOU S, WANG F. A CNN-BiGRU sea level height prediction model combined with Bayesian optimization algorithm [J]. Ocean Engineering, 2025, 315: 119849-119849.
- [20] MAO X, REN N, DAI P, et al. A variable weight combination prediction model for climate in a greenhouse based on BiGRU-Attention and LightGBM [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108818.
- [21] RAO Z, YANG Z, YANG X, et al. TCN-GRU based on attention mechanism for solar irradiance prediction [J]. Energies, 2024, 17 (22): 5767-5767.
- [22] ZHANG S, XIA J, CHEN K, et al. A hybrid model based on LSTM-CNN combined with attention mechanism for MPC concrete strength prediction [J]. Journal of Building Engineering, 2024, 97: 110779-110779.
- [23] XIA Y, YI W, ZHANG D. Coupled extreme learning machine and particle swarm optimization variant for projectile aerodynamic identification [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 114: 105100.
- [24] 彭晨洋,陈龙森,张鸣洋. 基于 Bahdanau 注意力机制的大口径火炮双向 GRU 轨迹预测 [J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45 (7): 56-64.
- PENG CH Y, CHEN L M, ZHANG M Y. Bidirectional GRU trajectory prediction for large-caliber artillery based on Bahdanau attention mechanism [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2024, 45 (7): 56-64.
- [25] 高学金,马东阳,韩华云,等. 基于 DAE 和 TCN 的复杂工业过程故障预测 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6):140-151.
- GAO X J, MA D Y, HAN H Y, et al. Fault prediction of complex industrial process based on DAE and TCN [J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2021, 42 (6): 140-151.
- [26] DERYA S. Attention mechanism in neural networks: where it comes and where it goes [J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34 (16): 13371-13385.
- [27] CHEN Z, MA M, LI T, et al. Long sequence time-series forecasting with deep learning: A survey [J]. Information Fusion, 2023, 97:101819.

## 作者简介



高展鹏,2023 年于南京工业大学浦江学院获得学士学位,现为南京理工大学博士研究生,主要研究方向为弹箭飞行与控制。  
E-mail: gaozhanpeng@njust.edu.cn

Gao Zhanpeng received his B. Sc. degree from Nanjing Tech University Pujiang Institute in 2023. He is now a Ph. D. candidate in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include projectile flight and control.



易文俊(通信作者),2000 年于南京理工大学获得博士学位,现任南京理工大学教授,主要研究方向为弹箭飞行与控制。  
E-mail: wenjunyi@njust.edu.cn

Yi Wenjun (Corresponding author)

received a Ph. D. from Nanjing University of Science and Technology in 2000. He is now a professor in Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include projectile flight and control.



**管军**, 2018 年于南京理工大学获得博士学位, 现为江苏科技大学副教授, 主要研究方向为弹箭飞行与控制。

E-mail: jguan@ just. edu. cn

**Guan Jun** received a Ph. D. from Nanjing University of Science and Technology in 2018. He is now an associate professor at Jiangsu University of Science and Technology. His main research interests include missile and projectile flight and control.



**袁树森**, 2018 年于江苏师范大学获得学士学位, 2023 年于南京理工大学获得博士学位, 现为南京理工大学瞬态物理全国重点实验室博士后, 主要研究方向为复杂系统机械动力学、非线性振动及控制。

E-mail: njjustyuan@ 163. com

**Yuan Shusen** received his B. Sc. degree from Jiangsu Normal University in 2018 and a Ph. D. from Nanjing University of Science and Technology in 2023. He is now a postdoctoral researcher at the National Key Laboratory of Transient Physics, Nanjing University of Science and Technology. His main research interests include mechanical dynamics of complex systems, nonlinear vibration, and control.