

基于 GRU 模型的高机动试飞航空器轨迹预测方法研究

张会英, 彭曼, 杨地

(成都飞机工业(集团)有限责任公司, 四川 成都 610091)

摘要: 文章利用注意力机制提取试飞运动轨迹数据中的有效信息, 采用门控循环神经网络(Gated Recurrent Neural Network, GRU)模型处理时序问题, 提出了一种高机动试飞航空器实时多步轨迹预测方法。在结合注意力机制和门控循环神经网络进行航迹预测的基础上, 根据轨迹预测结果进行高机动试飞航空器防相撞检测, 提高试飞过程中航空器飞行轨迹的可预测性, 减少地面管制员的工作量, 在保障试飞安全的前提下, 进一步提高科研试飞效率。

关键词: 轨迹预测; 注意力机制; 门控循环神经网络; 防相撞

中图分类号: V355.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-9759(2022)04-0007-03

Research on Trajectory Prediction Method of High Mobility Aircraft Based on GRU Model

ZHANG Huiying, PENG Man, YANG Di

(AVIC CHENGDU AIR CRAFT INDUSTRIAL (GROUP) CO. LTD, Sichuan Chengdu, Postcode: 610091)

Abstract: In this paper, the attention mechanism is used to extract the effective information from the flight test trajectory data, and the gated recurrent neural network model is used to deal with the timing problem. A real-time multi-step trajectory prediction method of high maneuvering flight test aircraft is proposed. Based on the track prediction combined with attention mechanism and gated cyclic neural network, the collision prevention detection of high maneuvering flight test aircraft is carried out according to the track prediction results, so as to improve the predictability of aircraft flight track in the process of flight test, reduce the workload of ground controllers, and further improve the efficiency of scientific research flight test on the premise of ensuring the safety of flight test.

Key words: trajectory prediction ; attention mechanism ; gated recurrent neural network ; collision-avoidance

0 引言

在试飞过程中, 民航空域和试飞空域地理位置较近会导致试飞航空器触发告警系统。针对此问题, 可以采用航迹预测等技术手段, 提高高机动试飞航空器防相撞检测能力, 保障科研试飞工作安全高效进行^[1]。防相撞探测技术的实现是在预测飞行轨迹的基础上进行防相撞探测判定, 如何准确地预测飞行轨迹是提高防相撞探测准确率和试飞空域利用率的关键。同时, 精确的航迹预测可以提高空中交通管制效率和保障试飞安全, 及时且有效地解决冲突问题^[2]。

航空器轨迹预测方法主要包括基于动力学模型、基于状态估计模型和基于机器学习模型^[3]。在轨迹预测模型中, 动力学模型在已知航空器的位置、速度、加速度等参数条件下建立运动方程, 从而实现轨迹预测, 模型相对简单。由于试飞航空器运动轨迹复杂, 基于动力学模型难以有效捕捉到高机动试飞航空器运动模式, 轨迹预测误差较大。基于状态估计模型的轨迹估算方法需要大量试飞航空器相关指标和气象等方面的精准参数, 地面空管保障人员难以及时获取实时指挥意图信息, 因此很难构建有效的轨迹估算模型。与上述两种轨迹预测模型相比, 基于机器学习模型的轨迹估算精度较高, 可以自适应学习航空器运动模式。

采用机器学习方法预测轨迹, 主要运用的神经网络包括门控循环神经网络^[4]、反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)^[5-8]、长短期记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)^[9-10]以及贝叶斯神经网络(Bayesian Neural Networks, BNN)^[11]等。文献[12]和文献[13]结合气象信息和神经网络预测飞行器轨迹。文献[4]与本文都采用 GRU 模

型预测轨迹, 不同的是本文利用注意力机制对轨迹信息进行处理, 提高了预测精确度。

1 高机动试飞航空器轨迹预测

在试飞过程中, 高机动试飞航空器根据试飞任务的要求完成特定飞行动作, 本文根据这一特点利用注意力机制提取高机动试飞航空器运动轨迹中的重要信息, 采用 GRU 神经网络对时序问题进行处理, 提出了一种高机动试飞航迹预测模型, 该模型具体结构如图 1 所示, 核心算法单元由注意力模块和 GRU 模块构成。

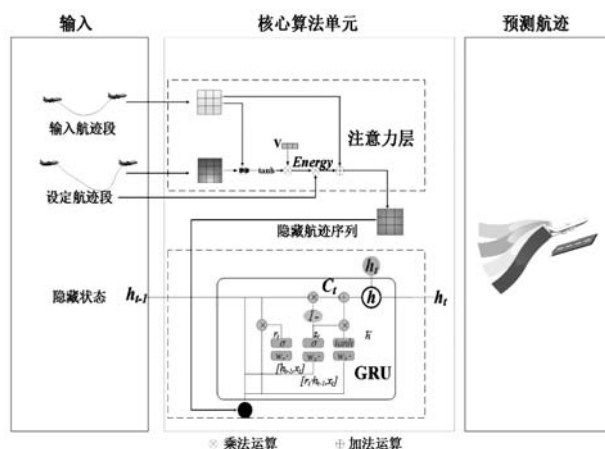


图 1 高机动试飞航空器航迹预测模型

1.1 基于注意力机制的隐藏航迹序列

在试飞开始之前, 针对不同的试飞科目根据分型卡片设定高机动试飞航空器飞行轨迹, 如图 2 所示。

收稿日期: 2022-02-14

作者简介: 张会英(1978-), 女, 四川成都人, 本科, 计算机科学与技术专业; 彭曼(1995-), 女, 湖北黄冈人, 硕士研究生, 信息与通信工程专业; 杨地(1985-), 男, 四川成都人, 硕士研究生, 电子工程专业。

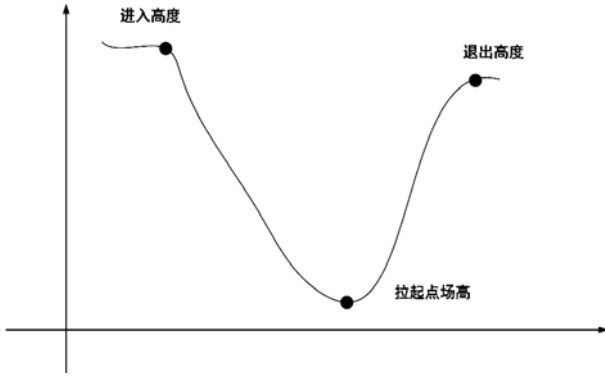


图2 设定飞行轨迹示意图

a 函数表示元素级注意力机制计算方法, x_i 为每组点迹序列信息, d_j 为训练科目设定的轨迹子序列, W_{id} , W_{ix} 表示训练科目轨迹子序列 d_j 和输入点迹 x_i 的系数矩阵, $\tan h$ 表示是一种类似于幅度增大的 sigmoid 函数, 将输入值转换为 -1 至 1 之间。元素级注意力机制计算公式为:

$$a = v^T \tan h(W_{id}d_j + W_{ix}x_i) \quad (1)$$

e_{ij} 表示对于输入参数经计算后的元素级注意力系数, 计算公式如下:

$$e_{ij} = a(x_i, d_j) \quad (2)$$

e_{ik} 为一个 e_{ij} 实例, α_{ij} 为参与计算的注意力系数向量。在训练过程中, 注意力机制计算公式如下:

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{k=1}^T \exp(e_{ik})} \quad (3)$$

c_i 表示在当前输入 x_i 信息时训练科目的重点关注信息, 即背景信息向量, 计算公式如下:

$$c_i = \sum_{j=1}^T \alpha_{ij} d_j \quad (4)$$

在获取 α_{ij} 注意力系数后, 与训练科目轨迹子序列对应相乘后获得加权训练科目的轨迹子序列矩阵, 将加权训练科目的轨迹子序列矩阵与原始输入高机动航空器轨迹信息进行融合形成隐藏轨迹序列。

1.2 基于门控神经网络的航迹预测

通过注意力机制获取隐藏轨迹序列后, 将隐藏轨迹序列作为 GRU 模块的输入, 进行轨迹预测模型训练, 训练主要包括数据预处理、特征选择、标签标注和模型训练等。

r_t 表示重置门, σ 表示 sigmoid 激活函数, h_{t-1} 为 t 时刻的隐藏状态, x_t 表示 t 时刻的输入, 初始时刻的隐藏状态为 0, W_{ir} 为重置门的系数矩阵, W_{hr} 为 t 时刻重置门中 h_{t-1} 隐藏状态的系数矩阵, 重置门计算公式如下:

$$r_t = \sigma(W_{ir}x_t + W_{hr}h_{t-1}) \quad (5)$$

z_t 表示更新门, W_{iz} 为更新门的系数矩阵, W_{hz} 为 t 时刻更新门中 h_{t-1} 的系数矩阵, 更新门的计算公式如下:

$$z_t = \sigma(W_{iz}x_t + W_{hz}h_{t-1}) \quad (6)$$

c_t 表示 t 时刻的候选隐藏状态, W_{in} 和 W_{hn} 分别为 t 时刻中 x_t 和 h_{t-1} 的系数矩阵。 t 时刻的候选隐藏状态计算公式如下:

$$c_t = \tanh(W_{in}x_t + r_t(W_{hn} * h_{t-1})) \quad (7)$$

h_t 为 t 时刻的隐藏状态, h_t 由 $t-1$ 时刻的隐藏状态 h_{t-1} 、重置门 r_t 、更新门 z_t 和 t 时刻的候选隐藏状态 c_t 计算得出, 计算公式如下:

$$h_t = z_t * h_{t-1} + (1 - z_t) * c_t \quad (8)$$

输入 GRU 模型进行计算后获取实时高机动试飞航空器轨迹估算结果。重复上述过程, 经过多步迭代直至完成模型训练。

2 仿真结果分析

本文应用注意力机制进行信息捕捉, 利用门控循环神经网络

预测高机动航空器轨迹。本文对比三种不同方法的轨迹预测结果, 分别为本文所提结合注意力机制和 GRU 的轨迹预测、基于 ANN(Artificial Neural Network, 人工神经网络)的轨迹预测和基于 GRU 的轨迹预测, 将三种方法的轨迹预测误差进行分析。

三种方法的 X 轴方向预测误差箱对比如图 3 所示。从图中可以看出, 本文所提方法 X 轴方向预测误差最小。基于 ANN 的轨迹预测比基于 GRU 的轨迹预测的误差均在 10KM 之内, 且基于 ANN 的轨迹预测比基于 GRU 的轨迹预测的误差大, 说明 GRU 更适合用于轨迹预测。此外, 结合 ATT 可以进一步增加轨迹预测精确度。

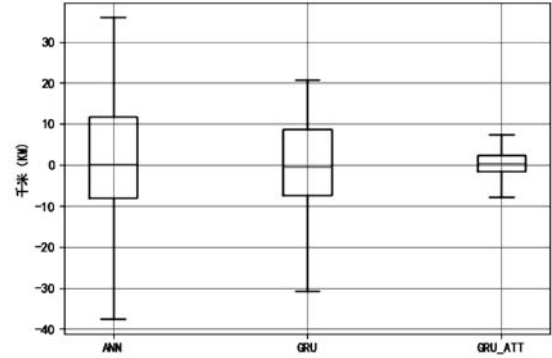


图3 X轴方向预测误差箱对比图

三种方法的 Y 轴方向预测误差箱对比如图 4 所示。图 4 表明, 与其它两种预测方法相比, 本文所提方法 Y 轴方向预测误差最小, 但与 X 轴方向预测相比, Y 轴方向预测误差更大。

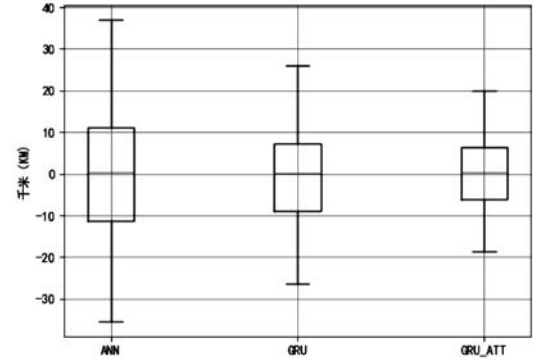


图4 Y轴方向预测误差箱对比图

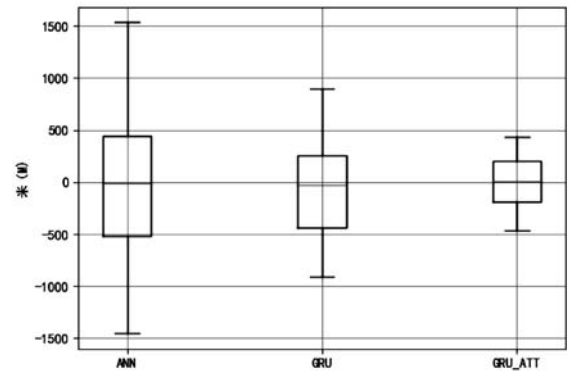


图5 Z轴方向预测误差箱对比图

三种方法的 Z 轴方向预测误差箱对比如图 5 所示。从图中可以看出, 与 X 轴方向和 Y 轴方向预测相比, Z 轴方向预测误差最小。对于 Z 轴方向预测, 在三种方法中, 本文所提结合注意力机制和 GRU 的高机动试飞航空器轨迹预测方法误差相对较小。仿真结果表明, 针对不同的预测方法和不同的方向预测, 本文所提方法最优。

多式海陆联运方式与路径智能化规划平台的设计

罗 云,梁春美,胡云琴,郑卫娟

(武警海警学院 信息技术教研室,浙江 宁波 315801)

摘要:多式海陆联运能够有效节约运输成本与时间。为解决多式海陆联运方式与路径规划问题,提出了一种免疫遗传改进算法。该算法通过引入免疫机制,来提升遗传算法的全局搜索能力和收敛速度,其能够有效抑制遗传算法易于陷入局部收敛的缺陷。此外,还给出了一种多式海陆联运方式与路径智能化规划平台的设计。仿真验证表明,所提免疫遗传算法具有良好的全局优化性能,其能够得到理想规划方案。

关键词:多式海陆联运;路径规划;遗传算法;免疫

中图分类号:U116.2

文献标识码:A

文章编号:2096-9759(2022)04-0009-04

Design of Intelligent Planning Platform for Multimodal Sea and Land Combined Transport Mode and Path

LUO Yun, LIANG Chunmei, HU Yunqin, ZHENG Weijuan

(China Coast Guard Academy, Department of computer application, Ningbo 315801, China)

Abstract: It can effectively save transportation cost and time by multimodal sea and land combined transport. In order to solve the problem of multimodal sea and land combined transportation mode and path planning effectively, an improved immune genetic algorithm is proposed. An immune mechanism is introduced to improve the global search ability and convergence speed of genetic algorithm, and the defect that genetic is prone to local convergence can be improved effectively. In addition, a design of intelligent planning platform for multimodal sea and land combined transport mode and path is also given. The simulation results show that the proposed algorithm has good global optimization performance and can plan an ideal planning scheme.

Key words: Multimodal sea and land combined transport; path planning; genetic algorithm; immune

0 引言

多式海陆联运是一种不可或缺的重要运输方式,它是海

岸线上不同港口之间的一种能够有效节约运输成本与时间的重要运输方式。随着海上运输事业的飞速发展,多式海陆联

收稿日期:2022-03-11

作者简介:罗云(1979-),男,硕士研究生,武警海警学院信息技术教研室讲师,主要研究方向为神经网络、智能优化算法;梁春美(1979-),女,本科,武警海警学院信息技术教研室副教授,主要研究方向为软件工程、网络安全;胡云琴(1973-),女,本科硕士,武警海警学院网电对抗教研室教授,主要研究方向为信息指挥、计算机技术;郑卫娟(1979-),女,本科,武警海警学院信息技术教研室副教授,主要研究方向为数据挖掘及云计算资源调度算法。

将三种预测方法与真实轨迹进行对比,三维对比结果如图6所示。图6表明,基于ANN模型预测结果与真实轨迹相比,偏差较大,本文所提结合注意力机制和GRU的高机动试飞航空器轨迹预测最接近真实轨迹。

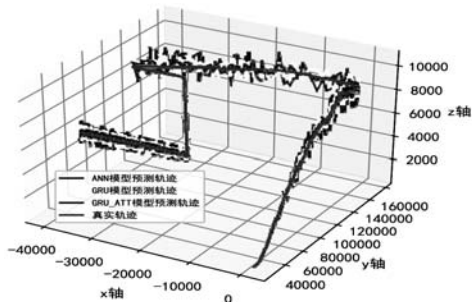


图6 三种模型轨迹预测对比

3 结语

本文所提基于GRU模型的高机动试飞航空器轨迹预测方法,采用注意力机制捕捉试飞科目设定的飞行轨迹,结合门控循环神经网络,对高机动试飞航空器进行飞行航迹预测,有效提高了高机动试飞航空器航迹估算的准确度。基于该航迹预测方法,建立高机动试飞航空器航迹预测模型,可以有效提升高机动试飞航空器防相撞检测精确度。

参考文献:

[1] 曾智悦.空管系统中告警技术的应用研究[D].四川大学,2005.
[2] 郭运韬,朱衍波,黄智刚.民用飞机航迹预测关键技术研究[J].中国民航大学学报,2007,25(1):20-24.

[3] 徐正风,曾维理,羊钊.航空器轨迹预测技术研究综述[J].计算机工程与应用,2021,57(12):65-74.
[4] 崔亚奇,熊伟,何友.不确定航迹自适应预测模型[J].航空学报,2019,40(5):236-245.
[5] 谭伟,陆百川,黄美灵.神经网络结合遗传算法用于航迹预测[J].重庆交通大学学报(自然科学版),2010,29(1):147-150.
[6] 钱夔,周颖,杨柳静.基于BP神经网络的空中目标航迹预测模型[J].指挥信息系统与技术,2017,8(3):54-58.
[7] WU Z J, TIAN S, MA L A. 4D trajectory prediction model based on the BP neural network[J]. Journal of Intelligent Systems, 2019, 29(1): 1545-1557.
[8] 李楠,强懿耕,焦庆宇.一种基于反向神经网络的航空器飞行轨迹预测[J].科学技术与工程,2019,19(21):330-335.
[9] SHI Z Y, XU M, PAN Q, et al. LSTM-based flight trajectory prediction[C]//2018 International Joint Conference on Neural Networks(IJCNN), 2018: 1-8.
[10] 石庆研,岳聚财,韩萍.基于LSTM-ARIMA模型的短期航班飞行轨迹预测[J].信号处理,2019,35(12):2000-2009.
[11] ZHANG X G, MAHADEVAN S. Bayesian neural networks for flight trajectory prediction: regression methods vs point-mass model[C]//ATM Seminar, 2013.
[12] PANG Y T, LIU Y M. Conditional generative adversarial networks(CGAN) for aircraft trajectory prediction considering weather effects[C]//AIAA Scitech 2020 Forum, 2020: 1853.
[13] PANG Y I, LIU Y M. Probabilistic aircraft trajectory prediction considering weather uncertainties using dropout as Bayesian approximate variational inference[C]//AIAA Scitech 2020 Forum, 2020: 1413.