

DOI:10.16356/j.2097-6771.2026.03.021

基于 MFP-TCN-iTransformer 模型 QAR 数据驱动的 飞机俯仰角预测方法

王兴隆¹, 宋子凯², 薛鹏³

(1. 中国民航大学空中交通管理学院, 天津 300300; 2. 中国民航大学计算机与人工智能学院, 天津 300300;
3. 中国民航大学工程训练中心, 天津 300300)

摘要: 为实现俯仰角的精准预测, 本文提出一种融合多飞行阶段(Multi-flight phase, MFP)编码的 TCN-iTransformer 模型, 称为 MFP-TCN-iTransformer。该方法构建联合预测架构: iTTransformer 模块提取快速存取记录器(Quick access recorder, QAR)数据的全局时序特征并捕捉跨变量依赖关系, 时序卷积网络(Temporal convolutional network, TCN)模块通过膨胀卷积建模俯仰角的多尺度时序依赖; 同时引入多飞行阶段编码, 将飞行过程划分 5 个阶段, 以区分不同阶段的数据特性; 最后设计特征融合机制, 将离散阶段信息与连续 QAR 数据相结合, 以增强模型对阶段特性的适应能力。基于 264 352 条 QAR 数据的实验表明, 所提模型在平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean square error, RMSE)上较其他基准模型平均提升 19.16% 和 22.05%。之后经过系统的消融实验验证了各核心组件的有效性, 并确认精细化飞行阶段编码能带来稳定的性能提升。结果表明, 该模型能够实现高精度的俯仰角预测, 对提升飞行安全具有实际价值。

关键词: 俯仰角预测; MFP-TCN-iTransformer 模型; 快速存取记录器; 多飞行阶段编码; 飞行安全

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2026)03-0682-14

A QAR Data-Driven Aircraft Pitch Angle Prediction Method Based on the MFP-TCN-iTransformer Model

WANG Xinglong¹, SONG Zikai², XUE Peng³

(1. College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 2. College of Computer and Artificial Intelligence, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China; 3. Engineering Training Center, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: To achieve precise prediction of pitch angles, this paper proposes a TCN-iTransformer model, named MFP-TCN-iTransformer, that integrates multi-flight phase (MFP) encoding. This method constructs a joint prediction architecture: The iTTransformer module extracts global temporal features from quick access recorder (QAR) data and captures cross-variable dependencies, while the temporal convolutional network (TCN) module models multi-scale temporal dependencies of the pitch angle through dilated convolution. Additionally, MFP encoding is introduced, dividing the flight process into five phases to distinguish the data characteristics of different stages. Finally, a feature fusion mechanism is designed to combine discrete phase information with continuous QAR data, enhancing the model's adaptability to phase characteristics. Experiments based on 264 352 pieces of QAR data show that the proposed model achieves an average

基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB4302905)。

收稿日期: 2025-11-06; **修订日期:** 2026-03-26

通信作者: 王兴隆, 男, 研究员, E-mail: xinglong1979@163.com。

引用格式: 王兴隆, 宋子凯, 薛鹏. 基于 MFP-TCN-iTransformer 模型 QAR 数据驱动的飞机俯仰角预测方法[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(3): 682-695. WANG Xinglong, SONG Zikai, XUE Peng. A QAR data-driven aircraft pitch angle prediction method based on the MFP-TCN-iTransformer model[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2026, 58(3): 682-695.

improvement of 19.16% and 22.05% in mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE), respectively, compared to other benchmark models. Systematic ablation studies subsequently verify the effectiveness of each core component and confirm that refined flight phase encoding brings stable performance improvements. The results indicate that the model can achieve high-precision pitch angle prediction, which has practical value for enhancing flight safety.

Key words: pitch angle prediction; MFP-TCN-iTransformer model; quick access recorder (QAR); multi-flight phase (MFP) encoding; flight safety

俯仰角是飞行员判断飞机姿态、避免失速的核心仪表参数,其异常变化直接关联飞行安全。传统监控方法依赖于传感器实时数据与固定阈值报警,存在响应滞后、无法预测趋势等局限。历史事故表明,俯仰通道的突然失控往往源于缓慢发展的机械或控制系统故障,若仅依赖事后报警,机组处置时间极为有限。例如,1999年西南航空SZ4509航班,因升降舵操纵系统装配错误导致俯仰操纵失效,飞机最终呈俯冲姿态坠毁,机上61人全部遇难。若能对俯仰角进行精准预测,并将其信息同时提供给机组和飞控系统,即可在故障发生前提供预警,为飞行员和飞控系统的决策与干预争取关键时间,从而有效提升飞行安全裕度。

作为民航飞机飞行数据的核心来源,快速存取记录器(Quick access recorder, QAR)持续记录飞行期间的各类系统参数,连续完整地反映飞机系统在实际运行中的状态或失效的征兆信号^[1],在保障飞行安全方面,发挥着不可或缺的关键作用。目前,QAR数据分析主要依赖领域专家的先验知识与经验判断^[2],该方法虽适用于已知典型事件的个案分析,但难以扩展至海量数据,无法充分挖掘其潜在价值。Hinton等^[3]提出的深度学习理论是近年来机器学习领域内的研究热点,旨在研究如何从数据中自动提取多层特征^[4]。相对于传统特征提取方法,深度学习方法在进行特征提取时无需手动进行,而是采用端到端的学习框架,且具有多隐层结构,能够实现数据特征的逐层转换,保证更加有效的特征提取^[5-6]。因此国内外已有学者将深度学习应用于QAR数据的特征提取与预测中。王奕惟等^[7]运用卷积神经网络,提出一种基于全航段QAR数据的航空发动机状态识别方法。该方法深入挖掘了全航段飞行数据中的丰富信息,有效提升了发动机状态辨识的准确率。Uzun等^[8]基于QAR油门数据并采用深度学习技术精确预测喷气式飞机的燃油消耗,解决传统基于性能表的燃油计划模型与实际飞行燃油消耗不匹配的问题。与此同时,现有研究虽在俯仰角预测领域取得一定进展,但均存在显著局限性:张鹏等^[9]提出的卷积神经网络-长短期记忆(Convolutional neural network-long

short-term memory, CNN-LSTM)模型虽能同步捕捉空间与时间维度的特征,但未引入飞行阶段编码机制,导致其难以适应不同飞行阶段的动态差异;段照斌等^[10]的QAR2Vec模型虽引入了飞行阶段编码概念,但其依赖单一Transformer架构且仅采用3阶段划分(起飞、巡航、下降),一方面注意力机制局限于时间维度,无法有效建模引擎推力、俯仰速率等变量的跨维度依赖,另一方面粗粒度阶段划分难以区分高动态阶段的细微特性;潘卫军等^[11]通过特征工程与神经网络结合提升了预测精度,但缺乏多尺度时序建模能力,难以捕获俯仰角的长程波动依赖。

针对上述局限,本文提出一种融合多飞行阶段(Multi-flight phase, MFP)编码的TCN-iTransformer模型,即MFP-TCN-iTransformer,模型通过3重创新实现突破:(1)构建iTransformer与时序卷积网络(Temporal convolutional network, TCN)的联合架构,iTransformer以变量维度为Token单元捕捉跨变量依赖,TCN通过膨胀卷积建模多尺度时序模式,解决单一模型协同能力不足的问题;(2)引入5阶段飞行阶段编码(起飞、爬升、巡航、下降、进近),以细粒度划分适配飞行动态;(3)设计特征融合机制,将阶段信息作为可学习向量与QAR数据融合,最终实现对俯仰角的高精度预测。俯仰角预测的实际意义在于,为飞行员提供潜在失控预警,使其能在故障明显化前提早介入处理。同时为实时飞控系统提供态势感知。例如,在传感器数据延迟或噪声环境下,预测值可作为冗余输入,提高系统鲁棒性,或用于预测性控制,优化舵面响应。实验结果表明,所提模型在多项指标上显著优于主流基线预测模型,验证了飞行阶段编码与时空特征融合对提升预测性能与飞行安全能力的有效性。

1 相关工作

本文提出了一种MFP-TCN-iTransformer模型。该框架涉及飞机的飞行阶段、俯仰角的相关知识。

1.1 飞行阶段与俯仰姿态

一架民航飞机的飞行过程可以分为5个阶段:起飞阶段、爬升阶段、巡航阶段、下降阶段和进近阶

段。本文的飞行阶段划分方法,主要基于QAR数据中固有的Flight_Phase参数列。为实现更高效、更具针对性的阶段分析,本文参考了国际民航组织的相关规章(例如,通常将“进近”定义为从起始进近定位点开始到着陆滑跑结束的连续过程)。同时,在飞行品质监控和安全管理系统中,为了聚焦

核心风险,常将运行特性类似的子阶段合并分析^[12]。例如,将“进近”和“最后进近”合并,因为两者都处于着陆构型,飞机姿态和速度变化频繁,机组工作负荷高,风险类型相似。综上,本文结合飞行运行实际,将原始的12个子阶段映射为5个核心阶段,具体如表1所示。

表 1 飞行阶段划分依据

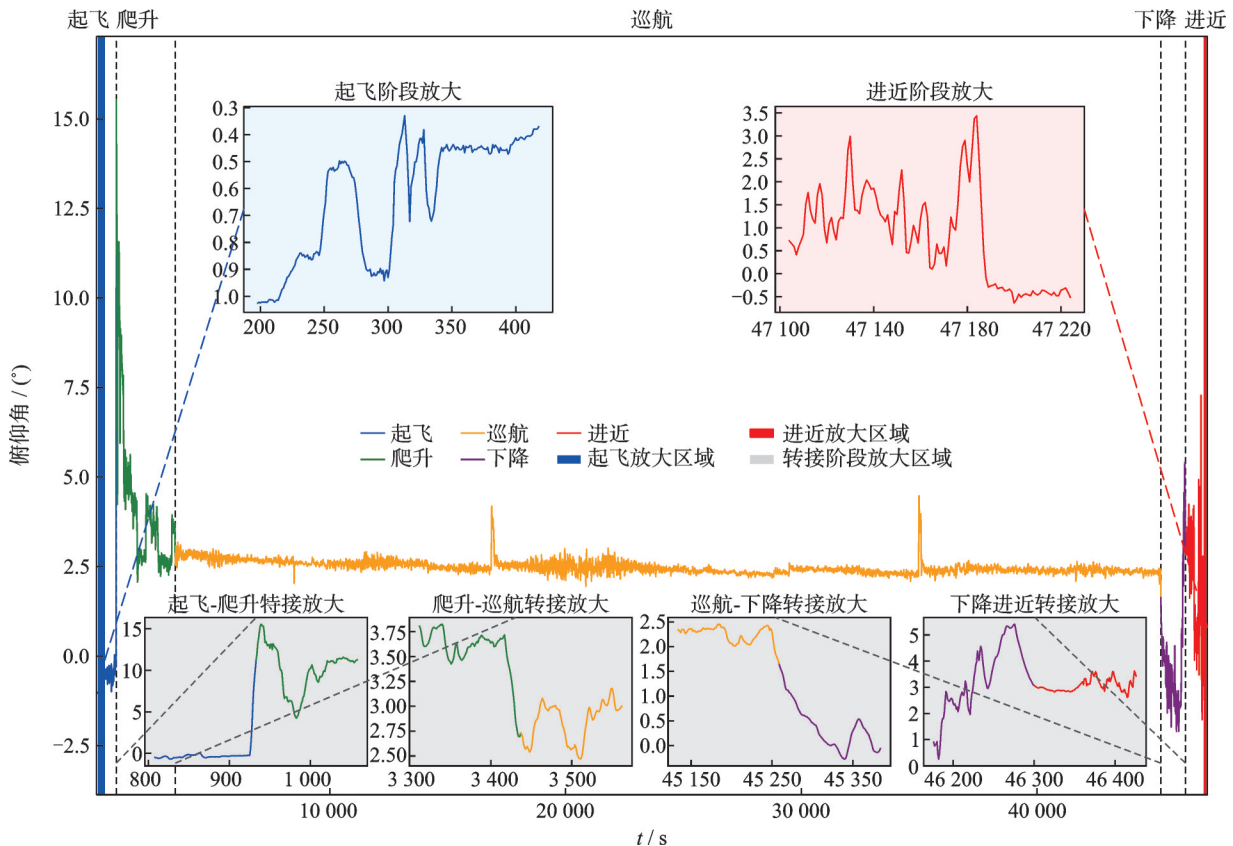
Table 1 Basis for flight phase division

核心阶段	包含的原始子阶段编号	对应原始阶段名称(英文)	备注
起飞阶段	1~3	1: ENG start 2: Taxi out 3: Take off	涵盖从发动机启动至离地的初始操作
爬升阶段	4~5	4: INIT climb 5: Climb	从离地到达巡航高度的爬升过程
巡航阶段	6~7	6: Cruise 7: LVL change	主要为高空平飞及高度调整阶段
下降阶段	8	8: Descent	巡航后的下降过程
进近阶段	9~12	9: Approach 10: Final App 11: Flare 12: Landing	将进近至着陆的连续高风险阶段合并分析

需要说明的是,本文采用的5阶段离散编码是对连续飞行过程的一种离散化处理,其优势在于能清晰、高效地区分核心飞行阶段,并适配后续分析。当然,这种划分未显式建模阶段间模糊的过渡特性。在本文的分析框架下,上述离散划分已能有

效支撑研究,故未引入更复杂的模糊处理机制或概率模型。

图1展示了飞行过程中俯仰角的变化情况。如图所示,俯仰角与飞行阶段存在直观关系。巡航阶段俯仰角变化平稳,反映出飞行状态平稳。而起



注:数据源于修正处理后的QAR记录,具体为已进行缺失值插补和归一化处理。

图 1 5类不同飞行阶段下飞机俯仰角变化情况

Fig.1 Changes in aircraft pitch angle during five different flight phases

飞、爬升、下降和进近阶段则表现出明显的参数波动,进而表征上述阶段有频繁的飞行动作。此外,由图1可以看出,在起飞、进近阶段飞机俯仰角呈现出秒间高频动态波动特性,这源于其固有的短周期动力学、强烈的外部扰动耦合及操纵指令响应。俯仰角预测的精度和鲁棒性,直接决定了飞机在复杂动态环境下的飞行品质、安全裕度与任务完成能力。因此,实现俯仰角的精准预测,是保障飞行安全的关键一环。但纵观现有技术,传统基于飞控系统的俯仰角控制方案存在一定局限,主要体现在其高度依赖PID控制器或固定阈值进行报警。这种反应式控制在飞行器处于高动态阶段时,往往因传感器延迟或外部扰动而导致控制响应滞后甚至诱发振荡^[13]。相比之下,引入预测方法能够通过建模时序依赖关系,对未来俯仰角变化进行预测,从而为飞控系统提供前馈信息,实现前瞻性调节。

俯仰姿态是飞行安全的关键因素。张鹏等^[14]强调俯仰角是表征姿态控制系统运行状态的重要指标,有效且精度高的俯仰角预测模型能够为飞机

运行提供安全保障和异常姿态预警,还能够针对QAR的数据分析提供支持。张晓敏^[15]研究表明俯仰预测作为姿态控制的核心环节,直接关系到失速预警、故障诊断和飞行性能优化,是智慧航空发展的关键技术支撑。严启华等^[16]通过实验验证精准的俯仰预测是异常检测系统的核心输入,支撑故障诊断算法开发,以及为故障注入测试提供数据支撑,优化故障模拟场景。

1.2 iTransformer模型

Transformer模型凭借强大的序列建模能力在自然语言处理领域取得显著成功,但在直接应用于电力负荷预测、交通流量预测等多元时间序列任务时,常面临挑战:传统方法将每个时间点视为一个Token,使自注意力机制主要作用于时间维度,难以有效捕捉变量间复杂的依赖关系。为克服此局限,iTransformer提出“维度倒置”思路,将每个变量的整个时间序列作为一个独立Token(如图2所示),使自注意力机制能够在变量维度上运作,从而更有效地挖掘多变量之间的深层关联。

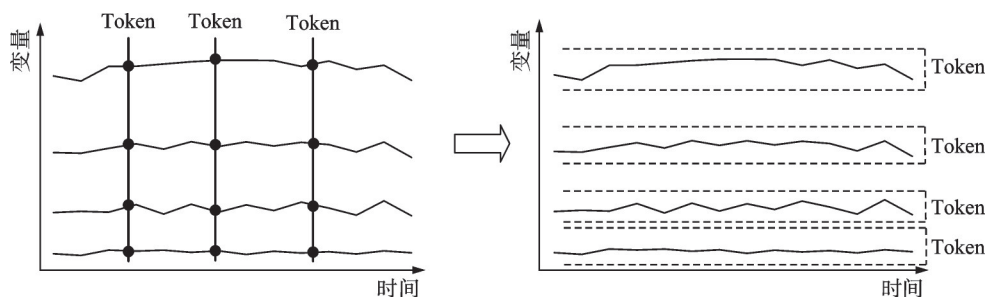


图2 模型输入倒置

Fig.2 Model input inversion

杨霖等^[17]基于改进iTransformer模型,融合实时路况、行驶特征及制冷参数等多源异构数据,实现了冷藏车辆碳排放的高精度动态预测。王钰涵^[18]基于改进的CNN-iTransformer耦合架构,通过卷积神经网络提取局部特征并融合iTransformer的全局时序建模能力,显著提升了金融时间序列预测精度。王恒昆等^[19]基于改进的iTransformer架构,通过时间维度独立嵌入与自注意力-前馈网络职责倒置机制,实现了高速公路通行费的多维动态特征精准捕获。张建辉等^[20]提出BOA-iTransformer预测模型,通过贝叶斯优化特征选择与变量独立嵌入机制,精准融合气象增量/统计/时变特征与光伏出力时序。李汶珈等^[21]基于多变量相空间重构与iTransformer健康评估模型,深度解析水电机组动力学特性。鉴于iTransformer在建模跨变量依赖性方面的优势,本文将将其纳入模型框架。

1.3 TCN模型

TCN是一种专为时序数据建模设计的卷积神经网络架构。其核心思想是通过因果卷积确保时序因果关系,并引入膨胀卷积扩展感受野,从而高效捕捉多尺度依赖关系。TCN的典型结构包含以下特性。

(1)因果性约束:时刻 t 的输出仅依赖于 t 及之前的输入,避免未来信息泄露。

(2)膨胀机制:TCN的核心在于膨胀卷积层(图3)。

相较于循环神经网络(Recurrent neural network,RNN)、CNN等其他模型,TCN具有并行计算能力强、训练稳定、长程依赖建模高效等优势,广泛用于时间序列预测任务。杨鑫源等^[22]提出新型TCN-Attention协同架构,通过TCN精准提取负荷序列局部突变特征,耦合注意力机制捕捉全局周期趋势,实现对电力负荷短期概率分布的综合建

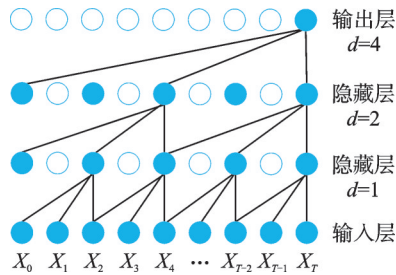


图3 膨胀因果卷积结构

Fig.3 Dilated causal convolution structure

模。李子凯等^[23]构建了双层多头自注意力时间卷积网络模型,通过融合负荷与风电功率构建的高成本发电特征,深度解析电价波动时序规律及外部因素耦合影响。赵洪山等^[24]提出 TCN-高斯过程(Gaussian process, GP)耦合预测框架,利用 TCN 精准挖掘净负荷时序复杂映射规律,并通过复合核高斯过程建模预测残差,实现点预测精度提升与概率不确定性量化双重突破。黄河等^[25]提出门控时空图网络(Gated graph neural network, GGNN)-TCN 异构时空融合架构,通过 TCN 精准建模交通流长序列时间依赖性,耦合门控图神经网络增强空间拓扑演化规律提取能力。鉴于 TCN 在通过层级膨胀卷积结构实现多尺度特征学习的优势,本文将其纳入模型框架。

2 MFP-TCN-iTransformer 模型

针对 QAR 数据的多源性、异构性和复杂时序依赖特性,本文提出融合 TCN 与 iTransformer 的协同建模框架,对存在核心问题进行定向优化。

(1)多物理意义变量的联合建模:QAR 数据在同一时间步包含引擎转速、气压高度、舵面偏角等物理意义迥异的变量。传统时序模型难以区分其

内在特性差异。iTransformer 创新性地以变量维度作为 Token 单元,通过自注意力机制动态学习变量间的物理关联性。例如,在飞行爬升阶段,系统自动强化爬升率与引擎推力的注意力权重,捕获多物理量的协同变化规律。

(2)针对传感器采样频率不一致(例如 1 Hz 导航数据与 16 Hz 振动数据)及量纲差异(例如高度单位 ft 与角度单位($^{\circ}$))。模型引入层级特征校准机制:iTransformer 中的前馈网络的残差模块实施自适应幅值缩放,消除量级差异;与此同时,在时间维度对齐基础上,引入物理维度对齐策略。具体地,基于飞行阶段划分,对异频数据进行分组插值,以捕捉俯仰角与高度、速度等物理量的协同变化。TCN 的卷积层则负责多速率输入在时间维度的最终融合,增强模型对飞行动态的适应性。该方法借鉴了多传感器数据融合中物理基准对齐的思想^[10,12],可更精细地解决异频数据异构性问题。

(3)周期风险依赖关系的解耦分析:TCN 模块凭借其膨胀卷积核与残差连接特性,构建多尺度依赖检测能力。TCN 的多尺度时序建模可捕捉俯仰角控制的偏差累积效应,以替代传统被动阈值报警机制,从而实现早期风险预警。

此外飞机在不同飞行阶段展现出显著差异的运行状态,因此在俯仰角预测的过程中,必须充分考虑飞行阶段的差异性因素。

文中所采用的 MFP-TCN-iTransformer 模型结构如图 4 所示。该模型主要包括嵌入层、TCN-iTransformer 网络层以及输出层 3 大部分。其中浅绿色部分表示嵌入层,绿色部分表示 TCN-iTransformer 网络,深绿色部分表示输出层。

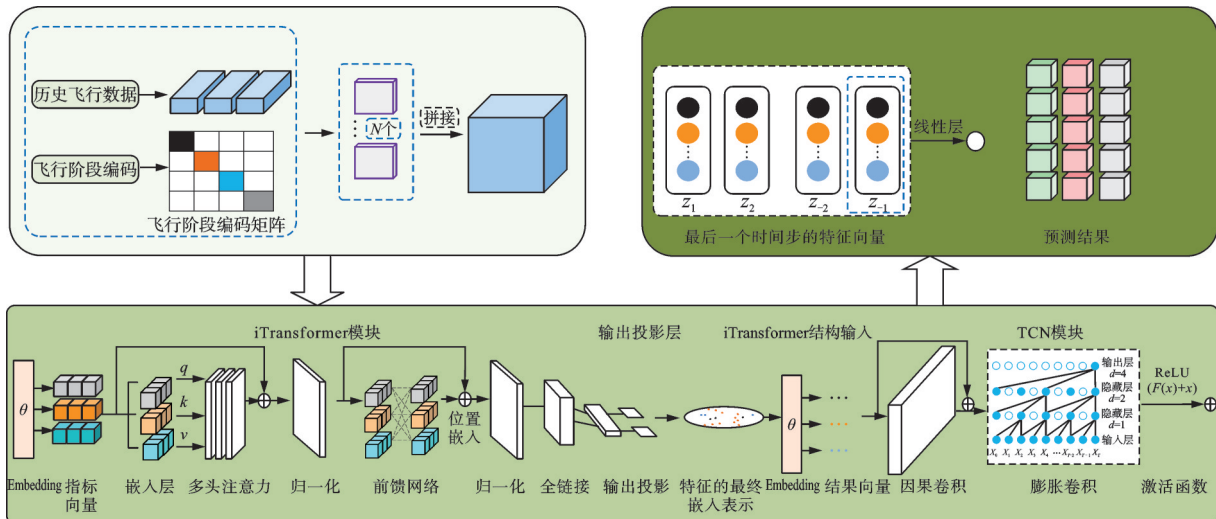


图4 MFP-TCN-iTransformer 模型结构图

Fig.4 Structure diagram of MFP-TCN-iTransformer model

2.1 基于物理机理的特征体系构建

俯仰角的动态变化本质上由作用在飞机上的力矩平衡决定,主要受操纵指令、发动机推力和气动状态等物理因素的影响。为构建具有明确物理意义的预测模型,本文从QAR数据中依据上述机理选取关键参数。

(1) 操纵指令:直接反映飞行员意图,包括驾驶舱俯仰指令位置、驾驶舱操纵杆俯仰位置等。

(2) 发动机推力:提供主要动力,影响爬升率与速度,包括发动机转速、左右侧油门杆位置等。

(3) 气动与运动学状态:决定当前飞行姿态和受力的关键变量,包括俯仰速率、滚转角、真空速、标准气压高度和垂直速度等。

(4) 其他飞机相关系统反馈:包括纵向加速度、垂直加速度等。

以上参数共同构成了一个反映俯仰动力学核心物理过程的特征集合。本文提出的MFP-TCN-iTransformer模型,特别是其中的iTTransformer模块,正是为了有效捕捉上述多物理意义变量之间复杂的跨维度依赖关系而设计。

2.2 任务定义

在俯仰角的时序预测模型中,其核心任务可归纳为多元时序预测任务。

多元时序预测任务的目标是通过对观察到的历史数据序列

$$\mathbf{X}_{1:T} = \{X_1^i, X_2^i, X_3^i, \dots, X_T^i\} \in \mathbf{R}^{T \times N} \quad (1)$$

建模得到预测模型 F ,利用 F 预测未来一段时间内的数据 $X_{T+1:T+L}^i$,其中 i 表示第 i 个节点, N 表示每个时间步有 N 个原始特征,包含 N 个特征维度的任务称为 N 元时序预测, T 表示观测时间长度,预测任务形式化为

$$X_{T+1:T+L}^i = F(\mathbf{X}_{1:T}, \theta) \quad (2)$$

式中: L 表示预测时间长度, θ 表示模型 F 中所有参数。

2.3 嵌入层

嵌入层将原始输入 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{T \times N}$ 与飞行阶段编码 G 融合。

(1) 输入样本:归一化处理后的QAR数据矩阵 S 。

(2) 飞行阶段编码:定义可学习向量 $G = [g_1, g_2, g_3, g_4, g_5]$ 分别对应起飞、爬升、巡航、下降、进近阶段(维度 d_g)。之后通过广播机制将 $G \in \mathbf{R}^{d_g}$ 扩展为与 S 同维度的矩阵 $G' = \text{broadcast}(G) \in \mathbf{R}^{T \times d_g}$ 。

(3) 融合输出:沿特征维度拼接

$$E = \text{concat}([X, G']) \in \mathbf{R}^{T \times (N + d_g)} \quad (3)$$

注:飞行阶段编码 G 基于1.1节的客观划分,

从该标识列中直接提取每个时间步的阶段标签。标签随后被映射为可学习向量 $G = [g_1, g_2, g_3, g_4, g_5]$,通过嵌入层实现先验知识与数据动态同步。

2.4 TCN-iTransformer网络

2.4.1 iTTransformer单元

改进传统iTTransformer以适配QAR多元时序数据。将嵌入层输出 $E \in \mathbf{R}^{T \times (N + d_g)}$ 视为 $N + d_g$ 个独立的 T 维时间序列 $X_{:,1}, X_{:,2}, \dots, X_{:, (N + d_g)}$,其中 $X_{:,n} \in \mathbf{R}^T$ 。

Embedding: $\mathbf{R}^T \rightarrow \mathbf{R}^D$ 对每个序列 $X_{:,n}$ 的处理,得到 $H^0 \in \mathbf{R}^{(N + d_g) \times D}$ 。

多头自注意力(Multi-head self-attention, MHSA)定义为

$$\text{MHSA}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_r) \mathbf{W}^O \quad (4)$$

式中: $\text{head}_j = \text{Attention}(\mathbf{Q} \mathbf{W}_j^Q, \mathbf{K} \mathbf{W}_j^K, \mathbf{V} \mathbf{W}_j^V)$, r 为注意力头数。缩放点积注意力定义为

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q} \mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right) \mathbf{V} \quad (5)$$

位置感知前馈网络(Position-wise FFN)定义如下。引入时间截嵌入增强位置敏感性

$$\text{FFN}(x) = \text{ReLU}(x \mathbf{W}_1 + \mathbf{b}_1) \mathbf{W}_2 + \mathbf{b}_2 + U \quad (6)$$

式中 U 表示位置嵌入。

$$U = \text{Positional Encoding}(t) \in \mathbf{R}^D \quad (7)$$

$$\text{TrmBlock}: H^{l+1} = \text{TrmBlock}(H^l)$$

包含LayerNorm、MHSA、FFN。最终输出 $H^M \in \mathbf{R}^{(N + d_g) \times D}$ 。

2.4.2 TCN单元

接下来,iTTransformer的输出 H^M 输入TCN中。

采用膨胀因果卷积捕获长期依赖,具体如下。

因果约束:输出 y_k 仅依赖输入 x_1, x_2, \dots, x_k 。

膨胀卷积:第 l 层卷积核大小为 K ,膨胀因子 $d = 2^{l-1}$

$$y_i^{(l)} = \sum_{i=0}^{k-1} W_i^{(l)} \cdot x_{i-d \cdot i}^{(l-1)} \quad (8)$$

归一化与激活

$$z^{(l)} = \text{ReLU}(\text{BatchNorm}(y^{(l)})) \quad (9)$$

残差连接:避免梯度消失,第 l 层输出为

$$H^{(l)} = H^{(l-1)} + \text{ReLU}(\text{Conv1D}(H^{(l-1)})) \quad (10)$$

该层代表一个包含膨胀卷积、激活、归一化等操作的残差块。

2.4.3 融合机制

融合机制的核心在于实现iTTransformer模块与TCN模块的高效衔接,解决全局特征嵌入向时

间序列的转换问题。

iTransformer 输出每个变量的嵌入表示 $H^M \in \mathbf{R}^{(N+d_g) \times D}$, 但其维度无法直接输入 TCN (需时间步 \times 特征数)。为此, 设计一种可学习的解码机制。

多层感知机 (Multi-layer perceptron, MLP) 解码器结构: 对 H^M 的每一行即每个变量的嵌入向量 $h_s \in \mathbf{R}^D$ 应用一个两层全连接网络 MLP, 其结构为: 输入层维度 $D \rightarrow 512$, ReLU 激活; 输出层维度 $512 \rightarrow T$, 线性激活。该 MLP 的作用是将高维嵌入非线性映射回时间域, 保留变量间的依赖关系同时引入柔性变换, 避免直接重塑导致的信息损失。

维度转换逻辑: MLP 解码后, 每个变量生成一个长度为 T 的时间序列 $\tilde{h}_s \in \mathbf{R}^T$ 。将所有 $(N+d_g)$ 个序列沿特征维度堆叠, 形成 TCN 的输入张量 $H^{(0)} \in \mathbf{R}^{(N+d_g) \times T}$ 。这一过程可形式化为 $H^{(0)} =$

$$\text{Stack}\left(\text{MLP}(h_1), \text{MLP}(h_2), \dots, \text{MLP}(h_{N+d_g})\right) \quad (11)$$

式中 Stack 表示堆叠操作, 确保时间步对齐且特征维度扩展至 $N+d_g$ (含飞行阶段编码)。

总的来说, 融合机制可实现 TCN-iTransformer 网络与整体架构的协同: 首先使 iTransformer 捕获跨变量依赖关系, 之后通过 MLP 解码为时序信号, 再由 TCN 的膨胀卷积提取多尺度时序模式。

2.5 输出层

取 $Z \in \mathbf{R}^{C_{\text{out}}}$ (TCN 输出) 的末端状态 $z_T = Z[:, -1] \in \mathbf{R}^{C_{\text{out}}}$ 作为全序列表征, 通过线性层预测未来 S 步

$$\hat{y}_{T+s} = W \cdot z_T + b \quad s = 1, 2, \dots, S \quad (12)$$

式中: 输出层预测未来 S 步的俯仰角, $z_T \in \mathbf{R}^D$ 是 TCN 的最终隐藏状态, $W \in \mathbf{R}^{S \times D}$, b 为可学习的参数。

算法 1 融合多飞行阶段编码的 TCN-iTransformer 预测模型

输入: 历史 QAR 数据 (T 个时间步, 每个时间步 N 个特征), 飞行阶段标识列

输出: 未来 S 个时间步的俯仰角预测值

(1) 数据预处理

① 缺失值处理: 对缺失数据点进行缺失值插补处理。

② 归一化: 将原始数据进行标准化处理。

(2) 飞行阶段编码

① 初始化 5 个飞行阶段 (起飞、爬升、巡航、下

降、进近) 的可学习嵌入向量。

② 根据每个时间步的飞行阶段标识, 查找对应的嵌入向量。

③ 生成飞行阶段编码矩阵 (维度: 时间步数 \times 嵌入维度)。

(3) 特征融合

将预处理后的 QAR 数据与飞行阶段编码矩阵按特征维度拼接。

(4) iTransformer 处理

① 将融合后的每个特征的时间序列独立输入嵌入层 (MLP), 得到每个特征的嵌入表示。

② 通过 L 层 Transformer 块: 每层包含多头自注意力机制和前馈神经网络。

③ 输出每个特征的最终嵌入表示。

(5) TCN 输入转换

① 将 iTransformer 输出的每个特征嵌入表示通过解码 MLP, 还原为时间序列形式。

② 将所有特征还原后的时间序列堆叠为三维张量 (特征数 \times 时间步数)。

(6) TCN 处理

① 通过 K 层时序卷积块:

每层包含因果卷积 (保证时序因果性) 和膨胀卷积 (扩大感受野)。

使用残差连接加速训练。

② 输出最终时序特征张量。

(7) 预测输出

① 取 TCN 输出最后一个时间步的特征向量。

② 通过全连接层生成未来 S 步的俯仰角预测值。

(8) 返回预测结果

3 实验与分析

3.1 实验数据描述与预处理

根据飞行阶段的不同, 文中所使用的实验数据共分为 5 组, 均来自同一架波音飞机的真实 QAR 数据, 并选取了该架飞机 20 个飞行架次共 264 352 条记录数据。

为确保模型输入特征既覆盖核心物理因素又避免冗余, 本文采用了两阶段特征筛选策略: 首先, 基于 2.1 节所述的物理机理, 并结合飞行控制系统工作原理^[26], 初步筛选出与俯仰动力学直接相关的 29 个核心参数 (不包含飞行阶段标识列), 构建了具有明确物理意义的初始特征集。其中俯仰角的原始采样间隔为 16 Hz, 并统一所有参数的采样间隔为 16 Hz, 表 2 列出了初始特征集中所有参数的名称、注释及单位。

表2 相关参数表

Table 2 List of relevant parameters

参数名称	参数注释	单位
FLIGHT_PHASE	飞行阶段标识列,包含12个离散值,用于划分5大阶段	—
ALT_QNH	气压高度	ft
ALT_STD_C	标准修正高度	ft
ALT_STD_RATE	高度变化率	ft/s
RALTC	无线电高度值	ft
GD	地面距离	NM
AD	飞行距离	NM
TAS	真空速	kt
IVV_C	垂直速度	ft/min
VRTG_C	垂直加速度	<i>g</i>
LATG_C	横向加速度	<i>g</i>
LONG_C	纵向加速度	<i>g</i>
FLPG_C	飞航加速度	<i>g</i>
MACH_C	马赫数	—
PITCH_C	俯仰角	(°)
PITCH_RATE	俯仰速率	(°)/s
ROLL_C	滚转角	(°)
ROLL_RATE	滚转速率	(°)/s
CK_PITCH_CPT	驾驶舱左侧俯仰指令位置	(°)
CK_PITCH_FO	驾驶舱右侧俯仰指令位置	(°)
CK_LEFT_PITCH_CMD	驾驶舱左侧操纵杆俯仰位置	(°)
CK_LEFT_ROLL_CMD	驾驶舱左侧操纵杆滚转位置	(°)
CK_RIGHT_PITCH_CMD	驾驶舱右侧操纵杆俯仰位置	(°)
CK_RIGHT_ROLL_CMD	驾驶舱右侧操纵杆滚转位置	(°)
THROTTLE_LEVER_L	左侧油门杆位置	(°)
THROTTLE_LEVER_R	右侧油门杆位置	(°)
ENG_N1_L	左发动机转速	r/min
ENG_N1_R	右发动机转速	r/min
ENG_FF_L	左发动机燃油流量消耗率	kg/h
ENG_FF_R	右发动机燃油流量消耗率	kg/h

随后,为优化数据质量与模型效率,对初始特征集进行了系统的特征筛选:首先,计算了全部29个参数的皮尔逊相关系数矩阵,以识别相关性过高的特征组。例如,分析发现高度参数ALT_QNH、ALT_STD_C与RALTC之间相关性极高,即两两相关系数大于0.95,表明它们携带的垂直位置信息高度重叠。在此基础上,为避免冗余并提升数据质量,本文选择保留其中数据完整性更优的ALT_STD_C,并移除ALT_QNH与RALTC。其次,结合模型注意力权重分析,优先删除在关键飞行阶段中贡献度较低,即贡献率小于1%的参数,删除的参数为MACH_C和GD。最终优化参数集至25个特征。对于数据中存在的缺失值,本文使用分组插值来进行填充。最后,本文通过标准归一化对输入数据进行预处理,使得数据规范化。上述流程旨在确保特征集同时具备物理完备性与数据有效性。此外,当某参数如真空速,在连续时间步上的读数恒定于其已知的设备量程上

限时,该区间即被判定为量程饱和。在数据预处理阶段,对此类区间进行专项标注,以在模型训练中排除这些非真实的失真信号,避免其干扰模型训练。

3.2 实验设置

为验证模型的有效性,在基于Python的PyTorch深度学习平台上开展实验。其中数据按6:2:2的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集。实验中相同部分的网络参数设置一致。在训练过程中,设置批大小为128,使用Adam优化器进行优化训练,初始学习率为0.001,训练步数为400步,训练时若验证集误差在10步以内且不再减少,则提前终止训练,并保存误差最低模型。为消除随机性影响,所有实验均独立重复运行10次。每次运行包括:(1)重新初始化所有模型参数;(2)重新随机划分训练/验证/测试集(6:2:2比例);(3)记录每次运行的性能指标。最终报告结果为10次运行的平均值。具体的实验参数如表3所示。

表 3 实验参数设置

参数	值	参数	值
初始学习率	0.001	因果空洞卷积块数	6
epoch	400	卷积核大小	3
提前终止 epoch	10	激活函数	ReLU
嵌入维度	25	丢弃率	0.1
堆叠块数	12	批大小	128
多头注意力头数	8		

3.3 评价标准

为衡量不同模型的性能,参考相关论文^[27],文中采用平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean square error, RMSE)作为评价指标。

(1) MAE 定义为

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (13)$$

式中: n 为样本数量, y_i 为第 i 个样本点的真实值, \hat{y}_i 为第 i 个样本点的预测值。

MAE 值表示预测值与真实值之间绝对误差的平均值。其值越小,说明预测值与真实值的平均偏差越小,模型预测的准确性越高。

(2) RMSE 定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

RMSE 值表示预测值与真实值之间误差平方的平均值的平方根,其值越小,表明模型预测的精度越高,预测值与真实值的整体偏差越小。

3.4 实验结果与分析

本实验设置 4 个预测步长 1、16、48 和 160,其选择与 QAR 数据的采样频率(16 Hz)直接相关。1 步(0.062 5 s)预测用于检验模型对瞬时动态的捕捉能力;16 步、48 步(1 s、3 s)预测对应短期态势感知的关键时间窗口,具有直接的安防应用价值;160 步(10 s)预测则用于评估模型对中长期趋势和依赖关系的建模能力,对飞行安全决策尤为重要。在所有飞行阶段采用统一的预测步长,旨在建立一个公平的基准,以系统性地评估模型在不同阶段、不同预测窗口下的普适性能。

针对 5 个飞行阶段的不同预测步长,表 4 列出了包括门控循环单元(Gated recurrent unit, GRU)和分块时间序列 Transformer (Patch time series Transformer, PatchTST)在内的 7 种模型的平均 MAE 和平均 RMSE。

表 4 不同模型在各飞行阶段的 MAE 及 RMSE 对比

Table 4 Comparison of MAE and RMSE across different models during various flight phases

飞行阶段	模型	0.062 5 s	1 s	3 s	10 s
		MAE/RMSE	MAE/RMSE	MAE/RMSE	MAE/RMSE
起飞	TCN-iTransformer	0.08/0.112	0.104/0.125	0.136/0.165	0.176/0.255
	Transformer	0.102/0.123	0.133/0.166	0.174/0.194	0.225/0.322
	CNN-LSTM	0.100/0.117	0.130/0.186	0.170/0.181	0.220/0.278
	GRU	0.104/0.133	0.135/0.164	0.177/0.212	0.229/0.315
	Informer	0.098/0.108	0.127/0.187	0.166/0.177	0.215/0.271
	Crossformer	0.096/0.101	0.125/0.139	0.163/0.183	0.211/0.266
	PatchTST	0.080/0.111	0.120/0.134	0.156/0.169	0.182/0.256
爬升	TCN-iTransformer	0.062/0.071	0.078/0.094	0.102/0.106	0.132/0.146
	Transformer	0.069/0.074	0.090/0.109	0.117/0.135	0.152/0.175
	CNN-LSTM	0.072/0.116	0.094/0.108	0.122/0.167	0.158/0.185
	GRU	0.078/0.124	0.101/0.124	0.133/0.178	0.192/0.254
	Informer	0.077/0.113	0.102/0.133	0.131/0.192	0.169/0.207
	Crossformer	0.073/0.092	0.095/0.122	0.124/0.133	0.161/0.203
	PatchTST	0.075/0.085	0.098/0.118	0.128/0.152	0.165/0.179
巡航	TCN-iTransformer	0.041/0.047	0.052/0.059	0.068/0.074	0.088/0.099
	Transformer	0.046/0.051	0.060/0.079	0.078/0.089	0.101/0.109
	CNN-LSTM	0.050/0.056	0.065/0.085	0.085/0.101	0.170/0.220
	GRU	0.048/0.054	0.062/0.072	0.082/0.111	0.206/0.299
	Informer	0.052/0.056	0.068/0.082	0.088/0.099	0.114/0.139
	Crossformer	0.051/0.059	0.067/0.073	0.087/0.092	0.113/0.138
	PatchTST	0.042/0.049	0.063/0.069	0.083/0.090	0.107/0.128
下降	TCN-iTransformer	0.090/0.118	0.117/0.134	0.153/0.176	0.198/0.216
	Transformer	0.103/0.122	0.135/0.179	0.176/0.247	0.228/0.308
	CNN-LSTM	0.112/0.135	0.156/0.215	0.191/0.295	0.247/0.277

续表

飞行阶段	模型	0.062 5 s	1 s	3 s	10 s
		MAE/RMSE	MAE/RMSE	MAE/RMSE	MAE/RMSE
进近	GRU	0.108/0.136	0.140/0.197	0.184/0.271	0.288/0.339
	Informer	0.117/0.164	0.152/0.173	0.199/0.219	0.257/0.301
	Crossformer	0.115/0.158	0.159/0.178	0.196/0.229	0.253/0.288
	PatchTST	0.110/0.142	0.143/0.164	0.187/0.231	0.242/0.252
	TCN-iTransformer	0.122/0.135	0.156/0.165	0.204/0.255	0.264/0.277
	Transformer	0.138/0.202	0.179/0.223	0.235/0.284	0.304/0.385
	CNN-LSTM	0.156/0.195	0.203/0.291	0.265/0.273	0.343/0.491
	GRU	0.150/0.238	0.195/0.269	0.255/0.294	0.392/0.463
	Informer	0.154/0.199	0.20/0.282	0.261/0.262	0.338/0.386
	Crossformer	0.146/0.157	0.199/0.255	0.249/0.286	0.322/0.339
PatchTST	0.144/0.146	0.187/0.216	0.245/0.274	0.317/0.324	

综合表 4 的实验结果可以看出,TCN-iTransformer 模型在平均 MAE 和 RMSE 两项评价指标上均显著优于对比模型。具体表现如下。

(1) 性能优势显著:在几乎所有飞行阶段的各预测步长上,TCN-iTransformer 的 MAE 与 RMSE 值均为最低;仅在起飞阶段单步预测中,其 MAE 与 RMSE 与 PatchTST 持平,但在其他时间步的预测中仍保持明显优势。

(2) 巡航阶段预测精度最高:所有模型在巡航阶段的 MAE 与 RMSE 值均低于其他阶段。主要原因在于其飞行状态平稳,自动控制系统主导运行,人为操作干预少,参数波动小,时序规律性强。

(3) 复杂阶段预测难度大:相比之下,起飞、进近等阶段包含大量人为操作如拉杆、调整姿态等、复杂的飞行动作及外部环境干扰,导致俯仰角动态变化剧烈且非线性更强,从而增大了预测难度。尤其在进近阶段,所有模型的 MAE 普遍较大,进一步验证进近阶段是俯仰角预测中难度最高、也是最关键的阶段。

3.5 消融实验与分析

为了评估模型中每个组件的有效性,本节依次去除每个组件,并分别对模型进行消融分析。

(1) 修改嵌入层的飞行阶段编码为 3 个阶段(即仅有起飞、巡航、下降 3 个阶段)的 MFP-TCN-iTransformer-V1,以对比本文相比于 QAR2Vec^[10]模型的优势。

(2) 去除嵌入层的飞行阶段编码,仅使用单一的 TCN-iTransformer 模型的 MFP-TCN-iTransformer-V2。

(3) 在异步数据处理时,仅考虑时间维度的技术对齐,但忽略物理维度对齐的 MFP-TCN-iTransformer-V3。

如表 5 所示,去除飞行阶段编码的模型

(MFP-TCN-iTransformer-V2)会导致模型性能下降,且经过更为精细化的飞行阶段编码后,模型的性能出现小幅提升。这直接证明了将飞行阶段信息显式编码并融入模型输入,对于模型理解和区分不同飞行阶段特有的动态模式至关重要。忽略这种显著的阶段差异性信息会损害模型的预测精度。此外,数据在时间维度对齐基础上,引入物理维度对齐策略,可提高预测精度。

表 5 飞行阶段编码组件消融实验对比

Table 5 Comparison of ablation experiments on flight phase encoding components

方法	MAE	RMSE
MFP-TCN-iTransformer(5阶段)	0.163	0.248
MFP-TCN-iTransformer-V1(3阶段)	0.165	0.251
MFP-TCN-iTransformer-V2 (无飞行阶段编码)	0.169	0.257
MFP-TCN-iTransformer-V2 (无物理维度对齐)	0.199	0.271

之后,为了验证 TCN 组件对整体模型性能的影响,设置了去除 TCN 组件的 iTransformer 模型进行消融分析,以及为验证 itransformer 模型对于整体的影响,设置了 TCN-Transformer 模型进行消融分析。

表 6 清晰地揭示了模型核心组件的贡献。

表 6 模型组件消融实验对比

Table 6 Comparison of ablation experiments on model components

方法	MAE	RMSE
TCN-iTransformer	0.169	0.257
iTransformer	0.177	0.267
TCN-Transformer	0.172	0.261

(1) TCN 组件对模型至关重要:移除 TCN 组件导致了最显著的性能下降。MAE 从 0.169 增加到 0.177, RMSE 从 0.257 增加到 0.267。这证明了

TCN在通过层级膨胀卷积结构实现多尺度特征学习方面不可或缺的优越性。

(2) iTransformer 模块同样带来关键提升:将 iTransformer 替换为标准 Transformer 会导致性能下降。MAE 从 0.169 增加到 0.172, RMSE 从 0.257 增加到 0.261。这表明 iTransformer 创新的架构设计显著提升了模型的特征提取和表示能力。

综上,TCN 与 iTransformer 的协同配合是 MFP-TCN-iTransformer 模型取得优越性能的关键因素。

3.6 结果可视化

如图 5 所示,TCN-iTransformer 的预测曲线与真实值高度重合,显示出最小的波动偏差。这种优

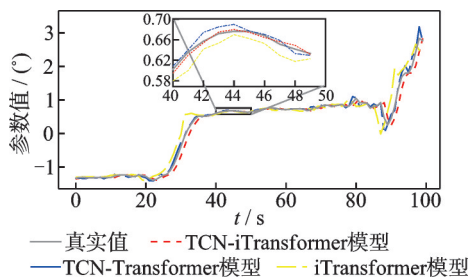


图 5 不同模型在俯仰角预测上的可视化结果

Fig.5 Visualization results of different models on pitch angle prediction

异的拟合效果直观证实了模型对复杂时空动态的适应能力,与表 5 中的定量结果形成有力呼应,凸显了 TCN-iTransformer 模型的协同配合机制在俯仰角预测上的优势。

3.7 模型可解释性分析

为深入探究 MFP-TCN-iTransformer 模型的内部决策机制并验证其物理合理性,本小节利用 iTransformer 模块中内置的多头自注意力机制进行了可视化分析。热力图用于可视化特定时间步下某注意力层的注意力权重分布,其中颜色的深浅反映了注意力权重的大小,图中颜色越深表示注意力权重越大,也就是说模型在该位置的注意力越集中。在特征热力图中可以直观地看到模型在不同位置 and 不同注意力头之间的注意力分配情况,热力图的横坐标代表序列中每个元素(或时间步长)作为键或值时的位置索引,而纵坐标则代表序列中每个元素作为查询时的位置索引。这种表示方式旨在展示在给定特征或注意力头下,序列中不同时间点之间的相关性或注意力权重。

本文选取巡航与进近这两个动力学特性迥异的飞行阶段进行对比分析。图 6 展示了模型在不同飞行阶段对各输入参数的注意力权重分布。其

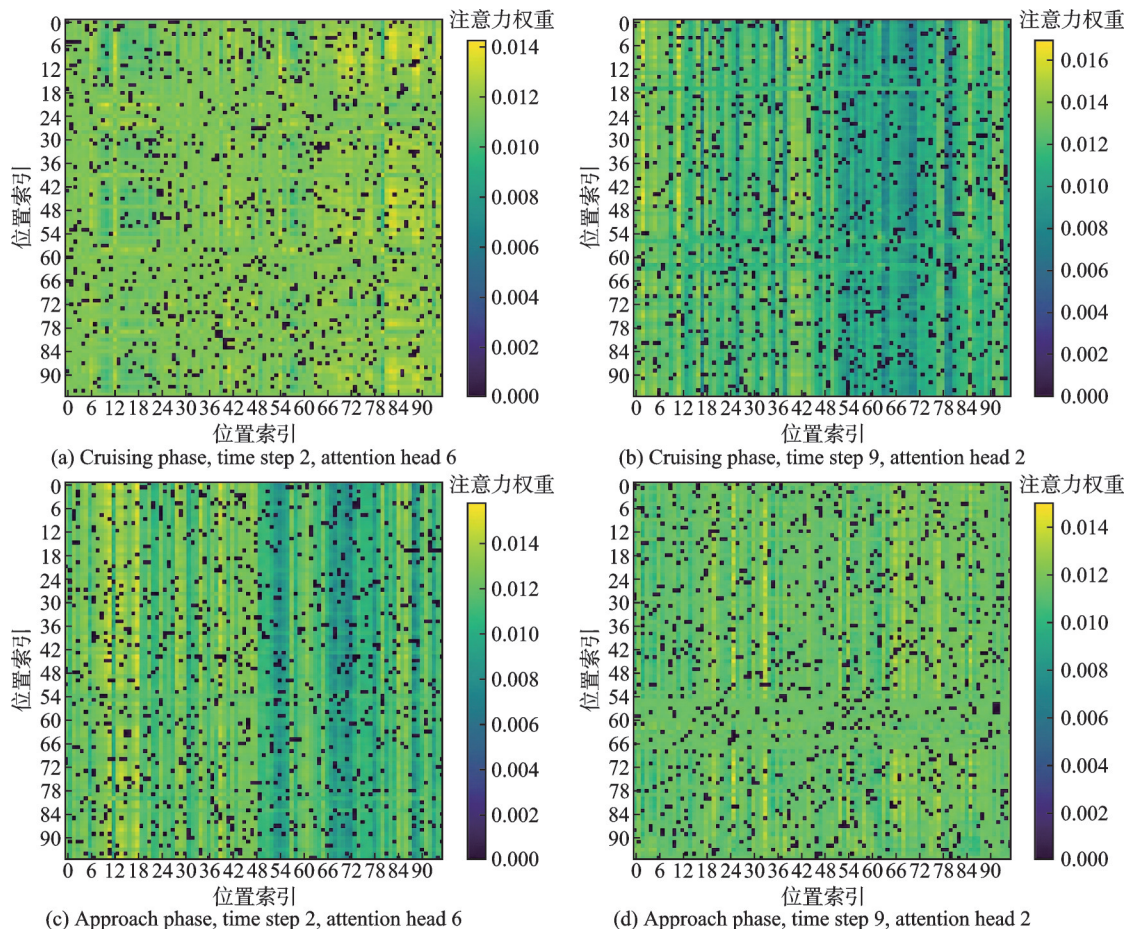


图 6 基于多头注意力的特征热力图

Fig.6 Feature heatmap based on multi-head attention

中图 6(a)和图 6(b)分别表示模型在巡航阶段的注意力权重分布,图 6(c)和图 6(d)分别表示模型在进近阶段的注意力权重分布。由于多头注意力机制包含多个注意力头,此处选取其中两个典型注意力头(头 6 与头 2)的可视化结果进行展示,以体现注意力模式的多样性。这种基于数据驱动的注意力分配机制,使模型能够隐式区分人为操作指令与系统响应,从而更好地区分正常操作与潜在异常。

为进一步量化特征重要性差异,绘制了特征重要性分布柱状图(图 7),具体步骤为:首先计算每个特征在所有头和时步上的平均注意力权重。之后将每个权重向量进行归一化,使其限于[0, 1]区间,以得到相对重要性分数。最后按重要性分数排列特征,并生成柱状图。该图以直观的图形化方式呈现了 24 维(优化后的 25 维参数集去掉俯仰角这 1 个参数)输入特征对模型预测结果的相对贡

献度,不仅清晰揭示了关键特征在跨阶段对比中的影响强度差异,还为阐释模型如何从 QAR 数据中区分人为操作与控制系统因素提供了数据支撑。

由图 7 可以看出:(1) 在巡航阶段,飞机状态平稳,模型的注意力高度集中于垂直速度、飞航加速度和真空速等运动学状态参数。这表明模型准确地捕捉到巡航阶段的本质特征,即维持稳定的姿态和速度,其决策逻辑与飞控系统的目标高度一致。(2) 在进近阶段,此阶段具有高动态、高风险的特征,模型的注意力发生了显著转移,权重最高的参数依次为标准修正高度、俯仰速率和高度变化率等关键操纵与状态反馈参数,这与进近阶段的真实飞行任务高度吻合即飞行员需要紧密关注高度、空速和俯仰姿态,以完成着陆。

上述分析表明,MFP-TCN-iTransformer 模型不仅实现了高精度预测,更通过学习注意力权重分

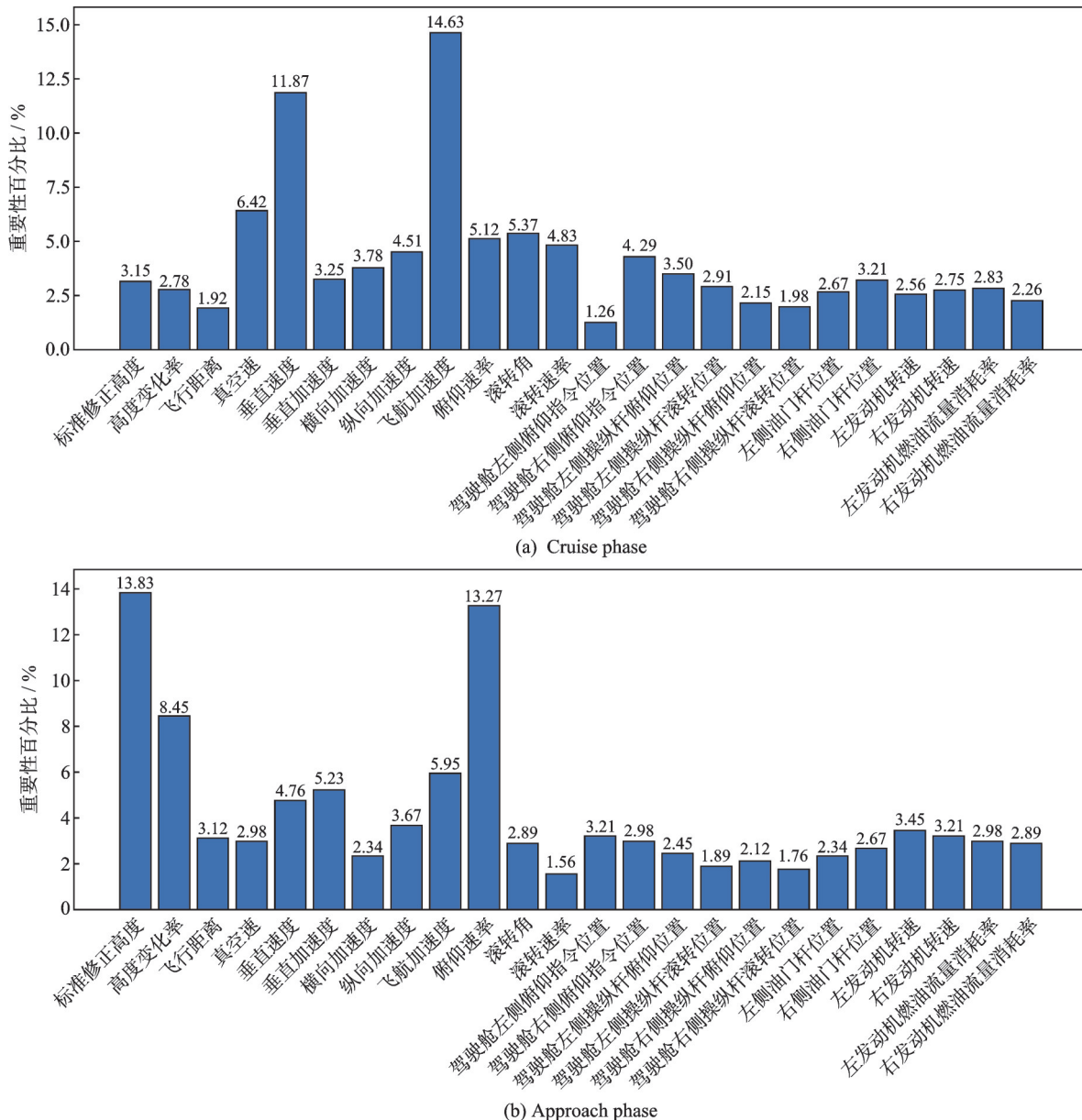


图 7 基于注意力权重的特征贡献度分布柱状图

Fig.7 Histogram of feature contribution distribution based on attention weights

布,隐式捕获了不同飞行阶段的物理机理与操作逻辑,从而增强了模型的可解释性与可靠性,为飞行安全分析提供了可信的决策依据。

4 结 论

(1) 本文提出的 MFP-TCN-iTransformer 模型,有效融合了 iTransformer 在跨变量依赖性建模与 TCN 在长时序依赖性处理方面的优势。基于真实 QAR 数据集的俯仰角预测实验表明,该模型显著提升了预测精度。之后通过消融实验,进一步量化了 TCN 模块和 iTransformer 模块对模型性能提升的具体贡献。

(2) 考虑到飞机不同飞行阶段的运行特性存在显著差异,并且借鉴前人的研究经验,本文在构建 TCN-iTransformer 模型时,引入了更为精细的飞行阶段编码机制。之后通过消融实验验证了更为精细的飞行阶段编码机制可以提升预测精度。具体而言,该机制通过引入 5 阶段飞行编码,为建立飞行状态与数据模式的动态关联提供了新范式,使模型得以区分阶段特性,实现精细化预测。例如,模型在巡航阶段侧重于状态维持,而在进近阶段则会注意力集中于俯仰速率、高度等高动态参数,从而更贴合不同阶段的实际操控需求。

(3) 本文作为一项探索性工作,主要基于特定波音机型的 QAR 数据验证模型框架的有效性,其不同机型及复杂气象条件下的普适性将是未来重要的研究方向。未来工作将收集包括空客等不同机型的 QAR 数据,并引入湍流、结冰等复杂气象数据作为外部变量,全面评估模型的跨平台和复杂环境下的鲁棒性。

(4) 本文聚焦于俯仰角的预测问题。研究验证了模型在单一参数预测上的有效性。未来工作将考虑将该模型框架应用于更多关键飞行状态参数如滚转角、空速、高度变化率等的预测,以构建更全面的飞行状态监控体系。在现阶段的研究中,本文未将预测结果与实际飞行故障模式的诊断阈值进行关联分析。未来工作将扩展至更多下游任务的验证,深入探索将模型预测结果与实际飞行故障模式诊断阈值进行关联分析,推动模型在飞机故障诊断实践中的应用。

参考文献:

[1] 耿宏,李萍萍. QAR 数据处理在气动力矩参数辨识中的应用[J]. 航空电子技术, 2012, 43(3): 25-29.
GENG Hong, LI Pingping. Application of QAR data processing in aerodynamic moment parameter identification[J]. Avionics Technology, 2012, 43(3): 25-29.

[2] 胡明辉,高金吉,江志农,等. 航空发动机振动监测与

故障诊断技术研究进展[J]. 航空学报, 2024, 45(4): 1-29.

HU Minghui, GAO Jinji, JIANG Zhinong, et al. Research progress on vibration monitoring and fault diagnosis for aero-engine[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(4): 1-29.

[3] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.

[4] 张军阳,王慧丽,郭阳,等. 深度学习相关研究综述[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(7): 1921-1928, 1936.

ZHANG Junyang, WANG Huili, GUO Yang, et al. Review of deep learning[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(7): 1921-1928, 1936.

[5] JIA F, LEI Y G, LIN J, et al. Deep neural networks: A promising tool for fault characteristic mining and intelligent diagnosis of rotating machinery with massive data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73: 303-315.

[6] ZHANG Q C, YANG L T, CHEN Z K. Deep computation model for unsupervised feature learning on big data[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2016, 9(1): 161-171.

[7] 王奕惟,莫李平,王奕首,等. 基于全航段 QAR 数据和卷积神经网络的航空发动机状态辨识[J]. 航空动力学报, 2021, 36(7): 1556-1563.

WANG Yiwei, MO Liping, WANG Yishou, et al. Aero-engine status identification based on full-segment QAR data and convolutional neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(7): 1556-1563.

[8] UZUN M, DEMIREZEN M U, KOYUNCU E, et al. Design of a hybrid digital-twin flight performance model through machine learning[C]//Proceedings of 2019 IEEE Aerospace Conference. Big Sky, USA: IEEE, 2019: 1-14.

[9] 张鹏,杨涛,刘亚楠,等. 基于 CNN-LSTM 的 QAR 数据特征提取与预测[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 2958-2961.

ZHANG Peng, YANG Tao, LIU Yanan, et al. Feature extraction and prediction of QAR data based on CNN-LSTM[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(10): 2958-2961.

[10] 段照斌,杜海龙,张鹏. 基于 QAR2Vec 模型的 QAR 数据特征提取[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(1): 145-152.

DUAN Zhaobin, DU Hailong, ZHANG Peng. Feature extraction of QAR data based on QAR2Vec model[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(1): 145-152.

[11] 潘卫军,尹子锐,冷元飞,等. 结合 ResNet 和特征工程的 QAR 数据预测方法[J]. 计算机仿真, 2024, 41(2): 34-37, 73.

PAN Weijun, YIN Zirui, LENG Yuanfei, et al. QAR data prediction method combining ResNet and feature engineering[J]. Computer Simulation, 2024,

- 41(2): 34-37, 73.
- [12] 汪磊, 张楠, 高杉. 基于QAR数据与关联规则的着陆阶段超限风险评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(6): 1907-1915.
WANG Lei, ZHANG Nan, GAO Shan. Risk assessment of landing phase exceedance based on QAR data and association rule[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(6): 1907-1915.
- [13] 吕腾飞. 民机RF航段飞行控制算法设计和仿真验证[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2025.
LYU Tengfei. Design and simulation verification of flight control algorithm for RF segment of civil aircraft [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2025.
- [14] 张鹏, 刘静静, 胡芳语. 基于XGB-GRU的飞机俯仰预测模型[C]//第十七届中国智能交通年会(ITSAC 2022)论文集. 成都: [s.n.], 2022: 158-159.
- [15] 张晓敏. 基于DNN的飞机俯仰运动响应预测研究[J]. 飞行力学, 2022, 40(2): 53-60.
ZHANG Xiaomin. Aircraft pitch motion response prediction research based on DNN[J]. Flight Dynamics, 2022, 40(2): 53-60.
- [16] 严启华, 罗亮, 陈振宇, 等. 基于差分自回归移动平均模型、长短期记忆网络模型及相关模型的无人机俯仰角预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(5): 2142-2149.
YAN Qihua, LUO Liang, CHEN Zhenyu, et al. UAV pitch angle prediction based on ARIMA and LSTM related models[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(5): 2142-2149.
- [17] 杨霖, 刘双印, 徐龙琴, 等. 多源信息融合下冷链配送车辆碳排放动态预测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(4): 138-148.
YANG Lin, LIU Shuangyin, XU Longqin, et al. Dynamic prediction method for carbon emissions of cold chain distribution vehicle under multi-source information fusion[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(4): 138-148.
- [18] 王钰涵. 基于CNN-iTransformer的金融时间序列预测[D]. 上海: 东华大学, 2024.
WANG Yuhan. Financial time series prediction based on CNN-iTransformer[D]. Shanghai: Donghua University, 2024.
- [19] 王恒昆, 谷金, 宋之凡, 等. 基于iTransformer的高速公路通行费精准预测模型[J]. 山东科学, 2025, 38(1): 120-128.
WANG Hengkun, GU Jin, SONG Zhifan, et al. A precise highway toll prediction model based on iTransformer[J]. Shandong Science, 2025, 38(1): 120-128.
- [20] 张建辉, 滕婕, 李秀慧, 等. 基于气象特征和改进Transformer的光伏功率短期预测[J]. 热能动力工程, 2024, 39(8): 146-154.
ZHANG Jianhui, TENG Jie, LI Xiuhui, et al. Short-term prediction of photovoltaic power based on meteorological features and improved transformer[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(8): 146-154.
- [21] 李汶珈, 曾祥学, 李利华, 等. 基于混沌理论与iTransformer的水电机组状态退化趋势评估[J]. 中国农村水利水电, 2025(11): 171-178, 186.
LI Wenjia, ZENG Xiangxue, LI Lihua, et al. Condition degradation trend assessment of hydropower units based on chaos theory and iTransformer[J]. China Rural Water and Hydropower, 2025(11): 171-178, 186.
- [22] 杨鑫源, 范传光, 叶佳锐, 等. 基于TCN-Attention模型的电力负荷短期概率预测方法[J]. 供用电, 2025, 42(4): 91-98.
YANG Xinyuan, FAN Chuanguang, YE Jiarui, et al. A short-term probability prediction method of power load based on TCN-Attention model[J]. Distribution & Utilization, 2025, 42(4): 91-98.
- [23] 李子凯, 杨波, 周忠堂, 等. 考虑高比例风电波动的多注意力TCN电价预测方法[J]. 电测与仪表, 2025, 62(3): 138-146.
LI Zikai, YANG Bo, ZHOU Zhongtang, et al. A multi-attention TCN based electricity price forecasting method considering high proportion of wind power fluctuation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(3): 138-146.
- [24] 赵洪山, 吴雨晨, 潘思潮, 等. 基于TCN和高斯过程残差建模学习的净负荷概率预测方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(12): 588-595.
ZHAO Hongshan, WU Yuchen, PAN Sichao, et al. Probabilistic net load forecasting based on TCN and Gaussian process-enabled residual modeling learning approach[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(12): 588-595.
- [25] 黄河, 谢军义, 李志晖, 等. 基于门控时空图网络和TCN的交通流预测方法[J]. 交通科技, 2024(6): 126-131.
HUANG He, XIE Junyi, LI Zhihui, et al. Traffic flow forecasting method based on gated spatial-temporal spatiotemporal graph network and TCN[J]. Transportation Science & Technology, 2024(6): 126-131.
- [26] 徐军. 飞行控制系统: 设计、原型系统及半物理仿真实验[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2015.
XU Jun. Flight control system[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2015.
- [27] 谢荣怡, 梁春, 林倍民, 等. 基于改进型Transformer模型的光伏出力实时估计方法研究[J]. 价值工程, 2025, 44(1): 143-145.
XIE Rongyi, LIANG Chun, LIN Beimin, et al. Research on real-time estimation method of PV output based on improved transformer model[J]. Value Engineering, 2025, 44(1): 143-145.