2024年9月
第43卷 第9期

DOI:10.19652/j.cnki.femt.2406210

飞控系统多元数据融合虚拟试验仿真模型验证*

陈银超　王　涛　闫泓宇　赵承韬
(中国航空工业集团公司成都飞机设计研究所 成都 610041)

摘　要:为提高飞控系统虚拟试验仿真模型的有效性与可信性,解决虚拟试验中多元冗余与强耦合数据的问题,提出了一种基于多元数据融合的仿真模型验证方法。首先,通过多元仿真数据融合,减少噪声和误差;其次,运用皮尔逊相关系数分析多元输出数据的相关性,并结合时域卷积神经网络-长短期记忆(TCN-LSTM)方法融合数据特征,深入挖掘数据的时空关联性;最后,通过概率分布分析评估仿真数据与参考数据的差异,转化为可信度等级,实现仿真模型的有效验证。实验结果表明,80%的输出数据达到仿真模型可信标准,其中有50%的输出数据达到完全可信标准,该方法显著提升了仿真模型的验证精度与可靠性。

关键词:飞控系统;多元数据融合;TCN-LSTM;仿真模型验证
中图分类号:V21;TN06　　**文献标识码**:A　　**国家标准学科分类代码**:590.50

Multivariate data fusion virtual test simulation model validation in flight control systems

Chen Yinchao　Wang Tao　Yan Hongyu　Zhao Chengtao
(Chengdu Aircraft Design & Research Institute, Chengdu 610041, China)

Abstract: This study seeks to enhance the effectiveness and reliability of virtual test simulation models for flight control systems. To address the challenges posed by multivariate redundancy and strong data coupling in virtual testing, a simulation model validation method based on multivariate data fusion is proposed. Initially, multivariate simulation data is integrated to minimize noise and reduce errors. Subsequently, the Pearson correlation coefficient is applied to assess the correlations among the multivariate output data, while the TCN-LSTM approach is utilized to fuse data features, thereby uncovering the spatial-temporal relationships within the data. Finally, probability distribution analysis is conducted to quantify the discrepancies between simulation and reference data, which are then converted into credibility scores to facilitate the effective validation of the simulation model. Experimental results indicate that 80% of the output data satisfies the simulation model credibility criteria, with 50% of the output data classified as fully credible. These findings underscore the method′s ability to significantly enhance the accuracy and reliability of simulation model validation, while effectively integrating the quantitative outcomes as required.

Keywords: flight control systems; multivariate data fusion; TCN-LSTM; simulation model validation

0　引　言

军用飞机作为国防领域至关重要的武器装备,具有高度的集成度、复杂的功能和昂贵的造价[1]。飞控系统是军用飞机的核心系统之一,其设计和性能直接影响到飞行安全、任务执行效率以及整体性能表现,对于保证战斗机的作战能力至关重要[2]。针对飞控系统开展虚拟试验研究可以在设计初期进行系统性能评估、故障模式分析、设计优化等工作,提高飞控系统设计、制造、维护过程的效率并降低成本[3]。然而虚拟试验往往存在一定的理论假设和模型简化,可能导致虚拟试验结果与实际情况存在差异。为了保证飞控系统虚拟试验的有效应用及可信性,需要针对飞控系统虚拟试验开展仿真模型验证研究,对相同输入条件下获取的多元仿真数据与参考数据进行比对,度量二

收稿日期:2024-07-17
* **基金项目**:国防基础科研项目(JCKY2021205A004)资助

者之间的一致性程度，有效验证飞控系统虚拟试验仿真模型，提高虚拟试验结果的可靠性和实际工程应用价值[4]。根据虚拟试验仿真模型输出结果类型，飞控系统仿真模型验证方法主要可分为静态验证方法、时域验证方法、频域验证方法以及基于特征类别的验证方法。

静态验证方法研究聚焦于数据的统计特征，包括数据均值、方差、均方差、百分位数以及概率分布等[5-6]。目前研究人员提出了参数估计法、假设检验法、贝叶斯因子、证据距离以及概率分布差异法等5种不同的仿真模型验证方法。其中Jiang等[7]提出了一种考虑非线性关系和不确定性的贝叶斯非线性结构方程建模方法，将其应用于多变量层次仿真模型的分等级评估验证。

时域验证方法要求仿真时序数据与参考时序数据时序一致，通过比对二者之间的距离和形状来验证仿真模型。常见的方法包括Theil不等式系数法(Theil's inequality coefficient，TIC)、灰色关联分析法(grey relational analysis，GRA)、相对平均绝对误差(relative mean absolute error，RMAE)、均方根误差(root mean square error，RMSE)以及欧氏距离等[8]。宁小磊等[9]将数据距离引入到灰色关联系数的计算中，综合时间序列形状的相似性和数值距离的接近性两个属性，提高了仿真模型验证的准确性。

频域验证方法针对周期性时序数据，主要由功率谱估计与相容性检验两部分组成。功率谱估计通过比对仿真数据与参考数据在各个频率上的功率分布，分析二者功率谱密度的统计特征一致性实现仿真模型验证。刘文钊等[10]采用经典谱估计和最大熵谱估计两种方法对仿真产生的两组雷达信号进行谱估计，利用相关系数方法在频域对模型进行验证。

基于特征类别的验证方法分析仿真数据与参考数据的特征，以此为基础实现仿真模型验证，包括基于知识、基于三角模糊数、基于数据特征以及基于集成学习的仿真模型验证方法等[11]。其中焦松等[12]采用三角模糊数描述专家意见，将仿真输出分为静态、缓变和速变三类，利用基于三角模糊数层次分析法和基于模糊综合评判法得到仿真模型可信度评估结果。周玉臣等[13]将仿真时序数据与参考时序数据的相似性分析问题转换为相似性等级分类问题，提出基于惩罚因子的多样性筛选准则挑选出具有最大差异性的基分类器，以此构建集成分类系统对时间序列的相似性等级进行分类，实现仿真模型验证。

飞控系统高度集成且子系统间交联耦合，加之内部状态监测参数繁多，导致了监测数据间存在高维耦合与关联性。现有的仿真验证方法无法有效挖掘飞控系统仿真模型仿真数据在时间空间维度的特性以及数据之间的相关性，导致仿真模型验证结果不准确，而且需要耗费大量时间且经济成本较高。

针对飞控系统虚拟试验仿真模型验证存在的上述难点，本文提出了一种基于多元数据融合的仿真模型验证方法。本文以信号级数据融合为基础，融合多元仿真数据，有效减少单个仿真数据源中的噪声和误差，提高输入数据的精度。本文采用皮尔逊相关系数(PCC)对仿真模型和真实参考系统在相同输入条件下的多元输出数据进行相关性分析，分别提取数据特征，采用基于时域卷积神经网络－长短期记忆(TCN-LSTM)的数据特征级融合方法进行特征融合，挖掘多元输出数据在时间和空间维度中的关联性，提高仿真模型验证的鲁棒性和精度。本文采用累积概率分布函数(CDF)对多元参考数据和仿真数据进行差异性评估分析，并将其转化为可信度等级评估结果，实现飞控系统虚拟试验仿真模型验证。

1 多元数据信号级融合方法

用S表示飞控系统，S_S和S_R分别表示虚拟试验仿真模型和真实参考系统。用O_S和O_R分别表示仿真模型和真实参考系统在相同输入条件下的多元输出数据集，o_{Sn}和o_{Rn}分别表示仿真模型和真实参考系统的某一组传感器数据，则有：

$$\begin{cases} o_{Sn} = \{o_{Sn}(t_1), o_{Sn}(t_2), \cdots, o_{Sn}(t_i)\} \\ o_{Rn} = \{o_{Rn}(t_1), o_{Rn}(t_2), \cdots, o_{Rn}(t_i)\} \end{cases} \tag{1}$$

式中：i表示多元输出数据时间序列长度；$t_1, t_2, \cdots, t_i$表示时间序列对应时刻点；n表示输出数据的维度，即飞控系统数据采集传感器的个数。

传统的仿真模型验证方法往往只关注单一的仿真和参考数据，没有综合考虑飞控系统多元数据之间的关系，无法有效挖掘多元数据在时间空间维度的特性以及数据之间的相关性。为此本文采用信号级数据融合方法，融合仿真模型多元输出数据可得：

$$O_S = \begin{bmatrix} o_{S1}(t_1) & o_{S1}(t_2) & \cdots & o_{S1}(t_i) \\ o_{S2}(t_1) & o_{S2}(t_2) & \cdots & o_{S2}(t_i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_{Sn}(t_1) & o_{Sn}(t_2) & \cdots & o_{Sn}(t_i) \end{bmatrix} \tag{2}$$

融合于仿真模型相同输入条件下的真实参考系统多元输出数据可得：

$$O_R = \begin{bmatrix} o_{R1}(t_1) & o_{R1}(t_2) & \cdots & o_{R1}(t_i) \\ o_{R2}(t_1) & o_{R2}(t_2) & \cdots & o_{R2}(t_i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ o_{Rn}(t_1) & o_{Rn}(t_2) & \cdots & o_{Rn}(t_i) \end{bmatrix} \tag{3}$$

经过信号级融合的多元输出数据减少单个仿真数据源中的噪声和误差，有效提升飞控系统虚拟试验仿真模型验证的精度和可靠性。

2 基于多元数据特征级融合的飞控系统仿真模型验证方法

飞控系统高度集成化且子系统间交联耦合，内部状态监测参数繁多，其虚拟试验仿真模型和真实参考系统经过信号级融合的多元输出数据呈现出复杂冗余、高维度和强耦合等特点。本文基于数据相关性分析和数据重构方法，

实现飞控系统多元数据特征级融合仿真模型验证。

2.1 多元数据相关性分析

PCC 相关系数是一种用于衡量连续变量之间相关性强度的统计方法[14]。它是两组数据的协方差及其标准差乘积的比值，它在本质上是对数据协方差的一种归一化量化，其计算结果在－1～＋1，可有效衡量变量之间线性相关程度。当 $PCC>0$ 时，表示两组数据之间是正相关，值越接近于 1 表明线性正相关性越强；当 $PCC<0$ 时，表示两组数据之间是负相关，值越接近于－1 表明线性负相关性越强；当 PCC 接近于 0 时，表示两组数据之间相关性很弱，数据之间不存在线性关系。PCC 公式如下：

$$r_{X,Y}=\frac{\mathrm{cov}(X,Y)}{\sigma_X\cdot\sigma_Y}=\frac{\sum_{i=1}^{N}(X_i-\mu_X)\cdot(Y_i-\mu_Y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(X_i-\mu_X)^2}\cdot\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(Y_i-\mu_Y)^2}} \tag{4}$$

式中：cov、σ 和 μ 分别表示数据 X 和 Y 之间的协方差以及各自的标准差和均值。

2.2 基于 TCN-LSTM 的特征级数据融合方法

飞控系统多元输出数据在时间、空间上相互关联，本文将 LSTM 与 TCN 引入数据重构神经网络模型中，捕捉多元输出数据在不同时间点之间的依赖关系并提取高层次空间特征[15-17]。图 1 所示为本文提出的数据重构神经网络模型，X 表示原始输入数据，X_p 表示经过数据预处理后的数据，X' 表示重构后的数据。模型的输入维度为 n，输出维度为 1，即采用真实参考系统的 n 个多元输出数据来重构 1 个数据，实现数据特征级融合。

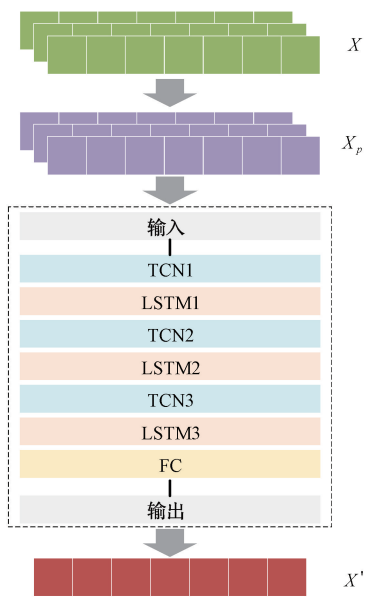

图 1 数据重构神经网络模型架构

Fig. 1 Neural network model architecture for data reconstruction

2.3 多元数据特征级融合仿真模型验证

基于上述 PCC 相关性分析和数据重构神经网络模型，飞控系统多元数据特征级融合仿真模型验证方法流程如图 2 所示。

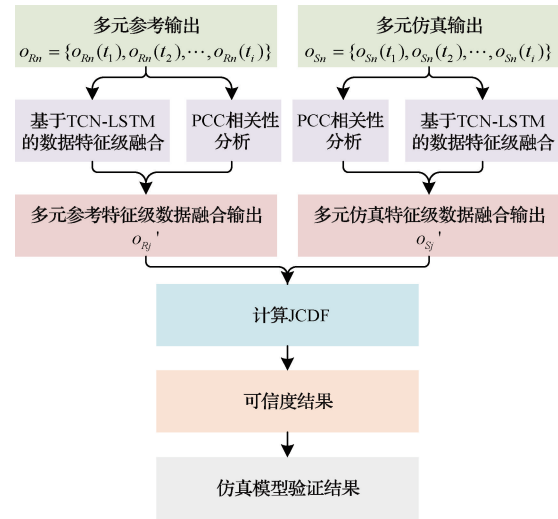

图 2 多元数据特征级融合仿真模型验证方法框架

Fig. 2 Framework of simulation model verification method for multivariate data feature-level fusion

1）对于仿真模型某一组仿真输出数据 o_{Sj}，$j\in[1,n]$，其真实参考系统在相同输入条件下的输出数据为 o_{Rj}，$j\in[1,n]$。

2）采用 PCC 相关性分析方法分别计算仿真模型和真实参考系统多元输出数据 O_S 中 o_{Sj} 以及 O_R 中 o_{Rj} 相关性系数，构建数据相关性矩阵。

$$\begin{cases} r_{o_{Sj},o_{Sn}}=\dfrac{\mathrm{cov}(o_{Sj},o_{Sn})}{\sigma_{o_{Sj}}\cdot\sigma_{o_{Sn}}} \\ r_{o_{Rj},o_{Rn}}=\dfrac{\mathrm{cov}(o_{Rj},o_{Rn})}{\sigma_{o_{Rj}}\cdot\sigma_{o_{Rn}}} \end{cases} \tag{5}$$

3）定义 $|r_{o_{Rj},o_{Rn}},r_{o_{Sj},o_{Sn}}|\in[0.8,1]$ 表示数据之间为具有较高的相关性，$|r_{o_{Rj},o_{Rn}},r_{o_{Sj},o_{Sn}}|\in[0.2,0.8)$ 表示数据之间存在相关性，$|r_{o_{Rj},o_{Rn}},r_{o_{Sj},o_{Sn}}|\in[0,0.2)$ 表示数据之间相关性较弱。分别将上述具有较高相关性输出数据组合成为多元输出特征数据集 O_S^C 和 O_R^C。

4）将上述多元输出特征数据集 O_S^C 和 O_R^C 作为数据重构神经网络模型的原始输入数据，分别得到重构后的数据 o_{Sj}' 和 o_{Rj}'，实现飞控系统多元数据特征级融合。

5）分别计算在相同输入条件下 o_{Rj}' 和 o_{Sj}' 的 CDF 函数，采用 K-S 检验（Kolmogorov-Smirnov test，K-S test）评估两组数据之间的 CDF 差异[18]。以此评估仿真数据与参考数据之间的差异，并将其转化为可信度等级评估结果 C，即{完全可信，可信，不可信}，P_{K-S} 表示 K-S 检验的 P 值，如下所示：

$$C\begin{cases}\text{完全可信}, & P_{K-S}\in[0.1,1]\\ \text{可信}, & P_{K-S}\in[0.05,1)\\ \text{不可信}, & P_{K-S}\in[0,0.05)\end{cases}\tag{6}$$

6)重复步骤1)～5),计算多元输出数据CDF,实现飞控系统多元数据特征级融合仿真模型验证。

分析飞控系统多元输出数据相关性,识别冗余信息并剔除,从而降低数据维度和复杂度,有效提高模型的泛化能力和训练效率。采用基于数据重构的神经网络模型融合飞控系统多元数据关键特征,模型可更多的关注数据的时间、空间特性,提高仿真模型验证的鲁棒性和精度。

3 实验验证

3.1 飞控系统多元输出数据

飞控系统虚拟试验以及真实参考系统采集到的多元输出数据共5组,每一组监测参数共有50 000个数据点。每组包含载荷类、角速率类、角度类、速度类、位置类等20个维度,具有丰富的信息内容。如表1所示。载荷类信号主要包括飞机轴向、侧向以及法向过载状态的信号,监测飞机在不同方向上所受载荷;角速率类信号主要包括飞机俯仰、滚转以及偏航角速率,监测和判断飞机在不同轴向上的角速率状态,帮助系统实时监测飞机的旋转运动;角度类信号主要包括攻角、俯仰角以及横滚角信号等,其大小与飞机升力和阻力密切相关;速度类信号主要包括真空速、地速以及天向速度信号,监测飞机的空气动力学性能和速度状态;位置类信号主要包括各类飞机的舵面的位置信号,包括方向舵、副翼等,对飞机的舵面的实际位置和变化进行实时监测。选择上述富含多维信息的参数进行仿真模型验证,可为全面分析飞机的飞行性能和动态行为提供了丰富的基础数据。不仅能够提高验证过程的准确性和可信度,还能提升仿真模型在复杂飞行条件下的鲁棒性和可靠性。

表1 飞控系统虚拟试验多元输出数据

Table 1 Multiple output data from flight control systems virtual test

序号	类型	输出数据名称	标签
1		轴向过载信号	L1-NX
2	载荷类信号	侧向过载信号	L1-NY
3		法向过载信号	L1-NZ
4		俯仰角速率信号	L1-PR
5	角速率类信号	滚转角速率信号	L1-RR
6		偏航角速率信号	L1-YR
7		攻角信号	L2-ALF
8		侧滑角信号	L2-BETA
9		飞行航迹角	L2-HJ
10	角度类信号	航迹倾斜角	L2-HJQX
11		真航向角信号	L2-HX
12		俯仰角信号	L2-PA
13		横滚角信号	L2-RA
14		真空速信号	L3-AS
15	速度类信号	地速信号	L3-GS
16		天向速度	L3-PS
17		左副翼舵面位置	L5-LOE
18	位置类	左方向舵舵面位置	L5-LRUD
19		右副翼舵面位置	L5-ROE
20		右方向舵舵面位置	L5-RRUD

3.2 飞控系统虚拟试验仿真模型验证

针对上述5组多元输出数据,分别采用数据信号级融合的方法可得:

$$O_S=\begin{bmatrix}o_{S1}(t_1) & o_{S1}(t_2) & \cdots & o_{S1}(t_i)\\ o_{S2}(t_1) & o_{S2}(t_2) & \cdots & o_{S2}(t_i)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ o_{Sn}(t_1) & o_{Sn}(t_2) & \cdots & o_{Sn}(t_i)\end{bmatrix},n\in[1,20]\tag{7}$$

$$O_R=\begin{bmatrix}o_{R1}(t_1) & o_{R1}(t_2) & \cdots & o_{R1}(t_i)\\ o_{R2}(t_1) & o_{R2}(t_2) & \cdots & o_{R2}(t_i)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ o_{Rn}(t_1) & o_{Rn}(t_2) & \cdots & o_{Rn}(t_i)\end{bmatrix},n\in[1,20]\tag{8}$$

首先采用最大绝对值缩放数据预处理方法,将仿真模型和真实参考系统输出原始数据归一化。采用PCC相关性分析方法构建相关性分析矩阵如图3和4所示。

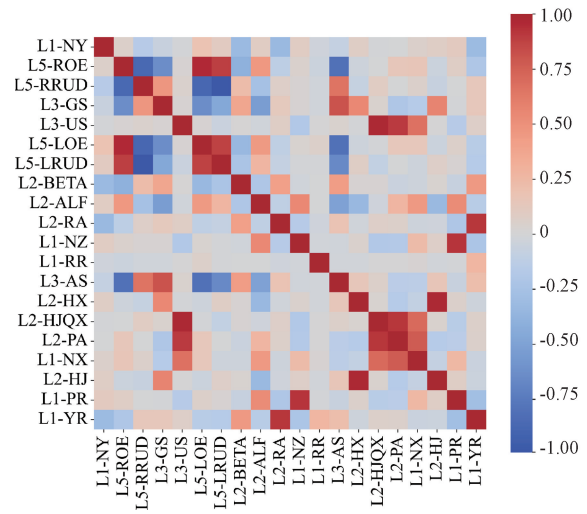

图3 真实参考系统多元输出数据相关性矩阵

Fig. 3 Correlation matrix of multiple output data from real reference system

以多元输出数据中横滚角信号为例,采用PCC相关性分析方法分别得到O_S和O_R中与横滚角信号存在相关性的特征数据集,如表2和3所示。

基于上述相关性分析结果,得到与横滚角信号存在相关性的数据组合为多元输出特征数据集O_S^C和O_R^C共

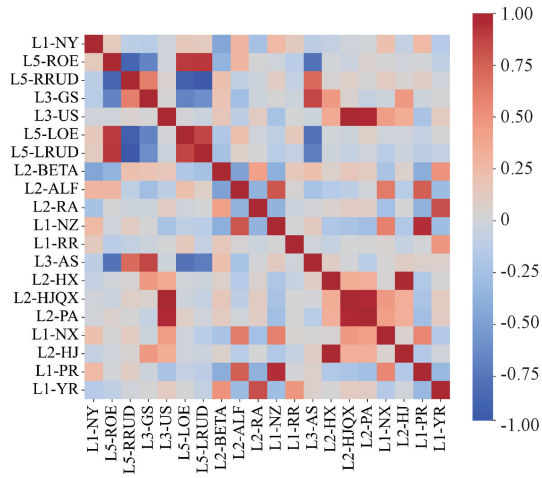

图 4 虚拟试验仿真模型多元输出数据相关性矩阵

Fig. 4 Correlation matrix of multiple output data from virtual test simulation model

表 2 真实参考系统横滚角信号相关性分析

Table 2 Correlation analysis of roll angle signals from real reference system

序号	相关性数据	相关性系数绝对值
1	L2-BETA	0.418 0
2	L2-ALF	0.232 2
3	L1-NZ	0.351 9
4	L1-PR	0.213 8
5	L1-YR	0.920 8
6	L1-NY	0.332 4

表 3 虚拟试验仿真模型横滚角信号相关性分析

Table 3 Correlation analysis of roll angle signals from virtual test simulation model

序号	相关性数据	相关性系数绝对值
1	L2-BETA	0.418 7
2	L2-ALF	0.361 9
3	L1-NZ	0.359 7
4	L1-PR	0.377 9
5	L1-YR	0.834 4
6	L1-NY	0.242 6

5 组，将前 3 组数据作为训练集，第 4 组数据作为测试集，第 5 组数据作为验证集。

基于 TCN-LSTM 的数据特征级融合神经网络模型参数如表 4 所示，采用深度学习框架 Pytorch 2.1.2 搭建，训练硬件设备为 GPU(NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti)，CPU(Intel Core i7-14700KF)，操作系统为 Win11 专业版，Python 版本为 Python 3.10.6，模型训练优化指标为均方误差(mean squared error，MSE)，用的优化器为 Adam，学习率设置为 0.001，应用权重衰减正则化技术(weight decay = 0.000 01)防止模型过拟合。

表 4 神经网络模型参数

Table 4 Neural network model parameters

网络层类型	核尺寸	核数目	移动步长
TCN 1(Conv1D)	3	32	1
TCN 1(Conv1D)	3	32	1
LSTM 1	—	64	—
TCN 2(Conv1D)	3	64	1
TCN 2(Conv1D)	3	64	1
LSTM 2	—	32	—
TCN 3(Conv1D)	3	32	1
TCN 3(Conv1D)	3	32	1
LSTM 3	—	16	—
FC	—	1	—

本文采用 MSE 与 R^2 作为数据融合结果的评估指标，真实参考系统和虚拟试验仿真模型的横滚角信号特征级数据融合结果对比如表 5 所示。从表 5 可以看出，融合后的数据与原始数据之间差异性较小，表明融合后的数据在保留自身关键特征的基础之上，还融合了其他与其具有相关性数据的特征。采用真实参考系统和虚拟试验仿真模型特征级融合后的数据度量二者之间的差异，可以有效提高仿真模型验证的可靠性及鲁棒性。

表 5 横滚角信号特征级融合结果对比

Table 5 Comparison of roll angle signal feature-level fusion results

数据	MSE	R^2
真实参考系统	0.000 203 3	0.810 2
虚拟试验仿真模型	0.000 218 4	0.795 3

计算上述真实参考系统和虚拟试验仿真模型特征级融合数据的 CDF，如图 5 所示。

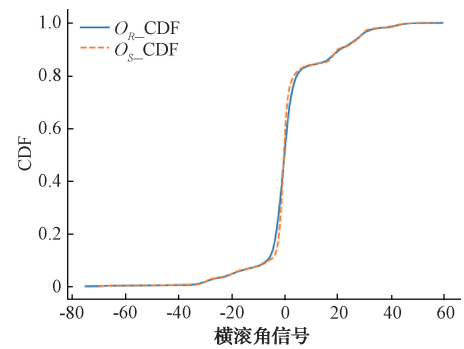

图 5 横滚角信号特征级融合数据 CDF

Fig. 5 CDF of roll angle signal feature-level fusion data

采用相同的特征级数据融合方法，获得在相同输入条件下真实参考系统和虚拟试验仿真模型的多元输出融合

数据，分别计算二者的CDF，采用K-S检验评估CDF差异性，K-S统计量越接近与0且 P 值大于显著性水平（$P>0.05$），则表明二者的CDF差异越小。评估结果如表6和图6所示。所提方法与现有方法综合对比结果如表7所示。

表6 CDF差异及可信度等级评估结果

Table 6 CDF difference and credibility level evaluation results

序号	多元输出融合数据	K-S检验		可信度等级
		K-S统计量	P 值	
1	L1-NX	0.008 24	0.066 71	可信
2	L1-NY	0.008 12	0.073 61	可信
3	L1-NZ	0.008 42	0.057 42	可信
4	L1-PR	0.008 38	0.059 39	可信
5	L1-RR	0.008 69	0.045 18	不可信
6	L1-YR	0.007 84	0.092 04	可信
7	L2-ALF	0.007 24	0.144 72	完全可信
8	L2-BETA	0.007 64	0.107 46	完全可信
9	L2-HJ	0.008 28	0.064 55	可信
10	L2-HJQX	0.007 49	0.119 48	完全可信
11	L2-HX	0.007 28	0.140 58	完全可信
12	L2-PA	0.006 88	0.186 56	完全可信
13	L2-RA	0.006 78	0.199 73	完全可信
14	L3-AS	0.008 46	0.055 51	可信
15	L3-GS	0.006 92	0.181 49	完全可信
16	L3-PS	0.009 16	0.029 94	不可信
17	L5-LOE	0.006 48	0.243 53	完全可信
18	L5-LRUD	0.007 66	0.105 83	完全可信
19	L5-ROE	0.008 95	0.035 91	不可信
20	L5-RRUD	0.008 19	0.068 95	可信

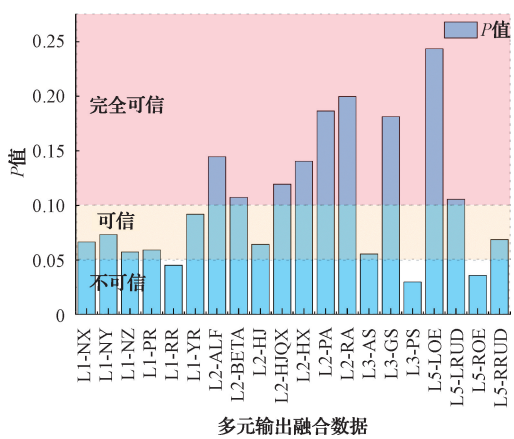

图6 CDF差异及可信度等级评估结果

Fig. 6 CDF difference and credibility level evaluation results

表7 综合对比结果

Table 7 Comprehensive comparison results

序号	仿真模型验证方法	K-S检验均值		可信度等级
		K-S统计量	P 值	
1	本文	0.007 86	0.103 93	完全可信
2	文献[4]	0.015 69	0.000 01	不可信
3	文献[8]	0.008 53	0.051 86	可信
4	文献[11]	0.003 51	0.914 97	完全可信
5	文献[12]	0.006 78	0.199 73	完全可信
6	文献[13]	0.002 759	0.990 92	可信

由综合对比结果可得，传统的仿真模型验证方法在飞控系统仿真模型验证中存在一定的局限性。它们依赖于数据的线性相关性，对数据中的非线性关系难以捕捉，导致仿真模型的验证结果不够准确。在处理多元数据冗余和强耦合时，效果较为有限，难以充分挖掘数据间的深层次关联性。出现了CDF差异评估 P 值的平均数虚高和虚低等情况，其飞控系统仿真模型验证结果可靠性和鲁棒性较低。所提出的方法能够有效降低仿真数据中的噪声和冗余，提升模型验证的整体精度。由上述CDF差异及可信度等级评估结果可得，飞控系统虚拟试验仿真模型和真实参考系统的20个多元输出数据CDF差异评估中，80%的输出数据达到仿真模型可信标准，这其中有50%的输出数据达到完全可信标准。CDF差异评估 P 值的平均数为0.103 93，达到完全可信标准，表明该仿真模型是完全可信的。

4 结 论

飞控系统高度集成且子系统间交联耦合，对其开展虚拟试验验证面临对象复杂、数据多元冗余强耦合等难题。本文在飞控系统多元输出数据信号级融合的基础上，提出一种基于TCN-LSTM的特征级数据融合方法，用于挖掘多元输出数据的时序关联关系以及空间关联特性。以此为基础采用CDF差异评估法评估虚拟试验仿真模型的可信度。采用飞控系统虚拟试验以及真实参考系统在相同输入条件下采集到的多元输出数据验证所提方法的有效性，实验结果表明所提方法可以有效减少单个输出数据中的噪声和误差并挖掘多元输出数据在时间和空间维度中的关联性，有效提高仿真模型验证的鲁棒性和精度。

参 考 文 献

[1] 钮建伟，安月琪，李晗，等. 军事领域中的人机协作研究综述[J]. 包装工程，2023，44(10)：24-39，14.
NIU J W，AN Y Q，LI H，et al. Human-machine collaboration in the military field [J]. Packaging Engineering，2023，44(10)：24-39，14.

[2] 张永孝. 飞控系统余度信号奇异故障处理策略研究[J]. 航空工程进展，2023，14(6)：1-13.

ZHANG Y X. Research on singular fault handling strategies of redundant signals in flight control systems[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(6): 1-13.

[3] 田亮，张岩山，王海维. 电传飞控作动系统建模与力纷争均衡研究[J]. 西北工业大学学报，2020，38(3)：643-648.
TIAN L, ZHANG Y SH, WANG H W. Research on modeling and force distribution equilibrium of telemetry flight control actuation system[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(3): 643-648.

[4] 宁小磊，赵新，吴颖霞，等. 基于概率关联分析的仿真模型验证方法研究[J]. 西北工业大学学报，2021，39(5)：1158-1167.
NING X L, ZHAO X, WU Y X, et al. Research on simulation model verification method based on probabilistic correlation analysis [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(5): 1158-1167.

[5] 李伟，周玉臣，林圣琳，等. 仿真模型验证方法综述[J]. 系统仿真学报，2019，31(7)：1249.
LI W, ZHOU Y CH, LIN SH L, et al. Review of simulation model validation methods[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(7): 1249-1256.

[6] 李伟，林圣琳，周玉臣，等. 复杂仿真系统可信度评估研究进展. 中国科学：信息科学，2018，48(7)：767-782.
LI W, LIN SH L, ZHOU Y CH, et al. Research progress on credibility assessment of a complex simulation system[J]. Scientia Sinica Informationis, 2018, 48(7): 767-782.

[7] JIANG X, MAHADEVAN S, URBINA A. Bayesian nonlinear structural equation modeling for hierarchical validation of dynamical systems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 957-975.

[8] 林圣琳，李伟，杨明，等. 考虑相关性的多元输出仿真模型验证方法[J]. 自动化学报，2019，45(9)：1666-1678.
LIN SH L, LI W, YANG M, et al. Multivariate validation method for simulation model under correlation [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(9): 1666-1678.

[9] 宁小磊，吴颖霞，于天朋，等. 基于改进灰色关联分析的仿真模型综合验证方法[J]. 兵工学报，2016，37(2)：338-347.
NING X L, WU Y X, YU T P, et al. Research on comprehensive validation of simulation models based on improved grey relational analysis [J]. Acta Armamentarii, 2016, 37(2): 338-347.

[10] 刘文钊，洪丽娜，戚宗锋. 基于谱估计的雷达信号模型验证方法[J]. 微计算机信息，2012，28(5)：161-163.
LIU W ZH, HONG L N, QI Z F. Model validation method of radar signal model based on spectrum estimation [J]. Microcomputer Information, 2012, 28(5): 161-163.

[11] 杨明，钱晓超，李伟，等. 基于数据特征的仿真动态输出验证方法[J]. 系统工程与电子技术，2016，38(2)：457-463.
YANG M, QIAN X CH, LI W, et al. Simulation dynamic output validation method based on the data feature [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(2): 457-463.

[12] 焦松，李伟，杨明. 基于三角模糊数的仿真模型验证方法[J]. 中南大学学报(自然科学版)，2014，45(1)：124-131.
JIAO S, LI W, YANG M. Validation method of simulation model based on triangular fuzzy number[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(1): 124-131.

[13] 周玉臣，方可，马萍，等. 基于集成学习的复杂仿真模型验证方法[J]. 系统工程与电子技术，2018，40(9)：2124-2130.
ZHOU Y CH, FANG K, MA P, et al. Complex simulation model validation method based on ensemble learning [J]. Systems Engineering and Electronic, 2018, 40(9): 2124-2130.

[14] 李姝昊，王晓丹，宋亚飞. 基于皮尔逊系数和不确定测度的冲突证据组合方法[J]. 电子测量与仪器学报，2021，35(8)：38-45.
LI SH H, WANG X D, SONG Y F, et al. Conflict evidence combination method based on Pearson coefficient and uncertainty measure [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 38-45.

[15] 张莞，张泰瑀，贾民平，等. 多传感器融合和 MHA-LSTM 的电机轴承剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报，2024，45(3)：84-93.
ZHANG W, ZHANG T Y, JIA M P, et al. Prediction of remaining life of motor bearings using multi-sensor fusion and MHA-LSTM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 84-93.

[16] 王朝阳，李丽敏，温宗周，等. 基于时间序列和 CNN-LSTM 的滑坡位移动态预测[J]. 国外电子测量技术，2022，41(3)：1-8.
WANG CH Y, LI L M, WEN Z ZH, et al. Dynamic

prediction of landslide displacement based on time series and CNN-LSTM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(3):1-8.

[17] 刘少卿，苗建国，苗强，等. 基于 TCN-BiGRU 的锂离子电池健康状态评估[J]. 电子测量技术，2023，46(23):68-76.
LIU SH Q, MIAO J G, MIAO Q, et al. Lithium-ion battery state of health estimation based on TCN-BiGRU [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23):68-76.

[18] LI W, CHEN W, JIANG Z, et al. New validation metrics for models with multiple correlated responses[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 127: 1-11.

作 者 简 介

陈银超，博士研究生，主要研究方向为飞控系统设计。
E-mail：105145634@qq.com

王涛，硕士研究生，主要研究方向为飞控系统设计。
E-mail：wangtaofly@126.com

闫泓宇，硕士研究生，主要研究方向为飞控系统设计。
E-mail：307009472@qq.com

赵承韬，硕士研究生，主要研究方向为飞控系统设计。
E-mail：13717821229@126.com