

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202503012

多指标融合与动态赋权的数字孪生系统 可信度分层评估方法

王海涛, 沙居巍*, 奚修林, 高兴, 孙志丹, 张海涛
(中国人民解放军陆军工程大学 野战工程学院, 江苏 南京 210007)

摘 要: 针对数字孪生系统可信度评估存在的多源异构数据融合困难、主客观权重分配失衡及动态演化能力量化不足等关键问题, 提出一种基于多指标融合与分层赋权的可信度评估方法。首先, 构建包含模型准确度、数据完整性、交互实时性等 5 个一级指标和 15 个二级指标的分层评估框架, 并通过行业规范与工程实践确定量化标准; 继而设计 AHP-熵权组合赋权模型, 并引入动态敏感性分析与 K 折交叉验证来优化权重系数, 从而平衡专家经验与数据驱动特性; 进一步提出改进的模糊 TOPSIS 算法, 利用三角模糊数统一处理数值型、区间型和语言型数据, 并引入动态衰减因子量化模型演化能力; 最后, 以某型无人机数字孪生系统为对象开展实验验证。结果表明: 相较于传统模糊综合评价法和 AHP-TOPSIS 方法, 所提方法在交互实时性和动态演化能力方面表现更优, 综合可信度评分高达 0.79, 多源数据融合误差从 25% 降至 8.5%, 为数字孪生系统全生命周期可信度评估提供了可量化技术路径。

关键词: 数字孪生; 可信度评估; 多源数据融合; 组合赋权;
模糊 TOPSIS

中图分类号: TP393.1 文献标志码: A 开放科学标识码(OSID):
文章编号: 2097-2741(2025)03-115-12



听语音
与作者互动
聊科研

Hierarchical Evaluation Method for the Credibility of Digital Twin Systems Based on Multi-Index Fusion and Dynamic Weighting

WANG Haitao, SHA Juwei*, XI Xiulin, GAO Xing,
SUN Zhidan, ZHANG Haitao

(College of Field Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)

ABSTRACT: A credibility assessment method based on multi-index fusion and hierarchical weighting was proposed to address key issues in the credibility assessment of digital twin systems, such as the fusion of multi-source heterogeneous data, imbalanced between subjective and objective weight allocations, and insufficient quantification of dynamic evolution capabilities.

收稿日期: 2025-02-28 修回日期: 2025-05-09 录用日期: 2025-05-15

第一作者: 王海涛 (1978—), 男, 副教授, 主要从事装备维修保障与信息化研究。E-mail: 63208452@qq.com

*通信作者: 沙居巍 (1990—), 男, 硕士研究生, 主要从事数字孪生技术研究。E-mail: 280649421@qq.com

引用格式: 王海涛, 沙居巍, 奚修林, 等. 多指标融合与动态赋权的数字孪生系统可信度分层评估方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (3): 115-126. WANG Haitao, SHA Juwei, XI Xiulin, et al. Hierarchical evaluation method for the credibility of digital twin systems based on multi-index fusion and dynamic weighting[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (3): 115-126.

First, a hierarchical assessment framework was constructed, including five first-level indicators, such as model accuracy, data integrity, and interaction real-time performance, and fifteen second-level indicators. Second, an AHP entropy weight combination weighting model was designed, incorporating dynamic sensitivity analysis and K -fold cross validation, to optimize the weight coefficients, thereby balancing the expert experience and data-driven characteristics. Furthermore, an improved fuzzy TOPSIS algorithm was proposed, utilizing triangular fuzzy numbers to uniformly process numerical, interval, and linguistic data, and introducing dynamic attenuation factors to quantify the model's evolution capabilities. Finally, experimental verification was conducted on a certain type of unmanned aerial vehicle digital twin system. The results show that, compared with the traditional fuzzy comprehensive evaluation method and the AHP TOPSIS method, the proposed method achieves superior interaction real-time performance and enhanced dynamic evolution capability. The comprehensive credibility score reaches 0.79, and the multi-source data fusion error is reduced from 25% to 8.5%, providing a quantifiable technical path for the credibility assessment of digital twin systems across their life cycle.

KEYWORDS: digital twin; credibility assessment; multi-source data fusion; combined weighting; fuzzy TOPSIS

伴随信息与工业自动化技术的快速发展,数字孪生技术通过创建物理实体的数字化映射,实现了对复杂系统的全面描述、模拟、优化和可视化^[1]。随着“中国制造 2025”“工业互联网”等国家战略的推进,该技术在产品设计、运行监控、能耗优化等多个领域的应用日益广泛^[2],成为推动智能系统发展的重要力量。但是,美国国家标准与技术研究院在 2023 年发布的报告中指出,78% 的工业数字孪生项目因可信度问题未能通过验收^[3],这使得可信度评估成为制约数字孪生技术落地的关键瓶颈。

可信度评估不仅关系到数字孪生技术的有效性和可靠性,也是确保其在实际应用中能够合理映射物理目标、实现有效控制和预测的关键。

在可信度评估方法研究方面,王建敏等^[4]提出基于逆向云算法的评估体系,通过均匀分布假设解决了非正态数据建模问题,但其权重分配完全依赖专家经验,在动态系统评估中误差波动可达 32%。Wu 等^[5]通过构建交互网络模型来分析系统可信度,但未考虑多源异构数据的融合问题,导致评估结果与实测数据偏差超过 25%。任宇航^[6]虽然引入了相似熵理论,但其静态权重机制难以适应数字孪生系统的动态演化特性。值得注意的是,陆涵等^[7]提出的装备数字孪生可信评估框架虽在数据驱动方面取得进展,但模型可解释性差的问题导致其在军工领域中的应用受限。

当前研究面临 3 个核心技术瓶颈:1) 在多源

数据融合方面,传统方法对数值型、区间型、语言型数据的兼容性不足, Li 等^[8]的实验表明,当异构数据占比超过 40% 时,传统优劣解距离 (technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS) 方法的评估误差呈指数增长; 2) 在权重分配方面,层次分析法 (analytic hierarchy process, AHP) 等主观赋权法易受专家认知偏差影响,而熵权法等客观方法对数据质量敏感, Veysi 等^[9]发现单一赋权方法在动态系统中的权重波动幅度可达 63%; 3) 在动态演化量化方面,现有研究多采用固定阈值判断模型更新需求^[10],未能建立时变参数与系统可信度的映射关系。

针对上述问题,本文提出基于多指标融合的分层评估方法。首先,构建 AHP-熵权组合赋权模型,通过敏感性分析确定最优权重系数,从而平衡主客观因素影响;设计改进型模糊 TOPSIS 算法,采用三角模糊数实现 3 类异构数据的统一处理;最后,引入动态衰减因子量化模型演化能力,建立时变可信度评估机制。

1 基于多指标融合的数字孪生系统可信度评估方法

1.1 可信度评估指标体系构建

数字孪生系统可信度评估需从多维度、多层次进行系统性量化^[11]。基于数字孪生技术的虚实共生特性与动态演化需求,本文提出一种分层评

估框架，包含5个一级指标与15个二级指标，并从行业规范、学术研究、工程实践和实验验证4个方面综合确定量化标准，其定义及量化标准如表1所示。

表1中相关指标设计的依据如下。

1) 模型准确性方面，几何与物理参数误差直接影响虚实映射保真度，行为预测误差决定仿真可靠性；

2) 数据完整性方面，全生命周期数据覆盖是动态优化的基础，多源融合能力决定系统决策的全局性；

3) 交互实时性方面，实时交互是数字孪生闭环控制的核心，延迟与丢包率直接影响虚实同步效率；

4) 系统稳定性方面，容错与资源管理能力反映系统鲁棒性，保障长期运行的可持续性；

5) 动态演化能力方面，模型更新与参数自适应是应对环境突变的关键^[23]，历史数据回溯支持长期趋势分析。

1.2 基于主客观组合赋权的指标权重量化

Saaty^[24]提出的AHP通过两两比较确定指标权重，能够克服单一赋权方法的主观偏差与数据依

表 1 可信度分层评估框架
Table 1 Framework of credibility hierarchical assessment

一级指标	二级指标	量化标准	量化依据
模型准确度	几何精度	实体与模型尺寸误差 $\leq 1\%$	尺寸误差 $\leq 1\%$ 符合产品模型数据交互规范 ^[12]
	物理一致性	材料参数仿真误差 $\leq 5\%$	通过标准化3D模型数据交换,支持制造过程优化,使材料参数仿真误差 $\leq 5\%$ ^[13]
	行为预测误差	轨迹偏差 $\leq 2\text{ m}$	行为预测模型偏差为0~2 m被广泛应用于预测和干预不安全行为 ^[14]
数据完整性	全生命周期覆盖度	设计/生产/使用/维护/退役各阶段数据完整率 $\geq 95\%$	产品生命周期环为物理环,其数据完整率应不小于95% ^[15]
	多源融合度	异构数据融合成功率 $\geq 90\%$	融合精度分析表明,融合后的数据精度可达90%,在空间分辨率和时间分辨率上均优于单一数据源 ^[16]
	异常数据占比	噪声数据比例 $\leq 3\%$	基于 3σ 原则(正态分布) ^[17]
交互实时性	数据传输延迟	$\leq 20\text{ ms}$	数据传输延迟 $\leq 20\text{ ms}$,达到测试用例语句覆盖率 ^[18]
	丢包率	$\leq 0.5\%$	配对条件为0%~0.5%时用户感受到的音质损伤显著高于其他配对条件,感受不到丢包率对音质造成的损伤差别 ^[19]
	指令响应时间	$\leq 15\text{ ms}$	依据某型无人机飞控系统实测数据显示,指令响应时间中位数为14 ms,最大延迟25 ms,设定阈值需覆盖90%场景
系统稳定性	容错能力	故障恢复时间 $\leq 5\text{ s}$	GB/T 32911—2016《软件测试成本度量规范》规定 ^[20]
	资源占用率	CPU $\leq 70\%$	微软 Azure 数字孪生服务建议,资源占用率超过70%需触发告警,避免系统过载
	故障恢复时间	$\leq 30\text{ s}$	某智能制造平台统计显示,90%的非致命故障可在30 s内通过冗余模块切换恢复
动态演化能力	模型更新频率	$\geq 1\text{ 次/min}$	文献[21]指出,高频更新($\geq 1\text{ 次/min}$)可有效跟踪设备状态突变
	参数自适应率	调整响应时间 $\leq 10\text{ s}$	某风电数字孪生系统实验表明,环境参数(如风速)突变后,10 s内完成模型参数自适应可避免发电效率损失
	历史数据回溯能力	存储周期 $\geq 6\text{ 个月}$	关键设备的历史数据需保留至少6个月,支持故障根因分析与趋势预测 ^[22]

赖缺陷。本文在其基础上,创新性地引入动态敏感性分析和 K 折交叉验证来优化权重系数 α ,流程如下。

1) AHP 主观赋权。邀请 10 位领域专家对一级指标进行两两重要性比较,通过 1~9 标度法比较各指标间的重要程度,构建判断矩阵 $A=[a_{ij}]_{5 \times 5}$, 计算特征向量 W 与最大特征值 $\lambda_{\max}$, 通过一致性检验 (其中, 一致性比率 $C_R = \frac{C_1}{R_1}$; C_1 为一致性指标; R_1 为随机一致性指标), 归一化后得到主观权重 w_j^{AHP} 。

2) 熵权法^[25]客观赋权。采集历史运行数据集 $X=[x_{ij}]_{m \times n}$ 。其中, m 代表样本数量, 即参与评估的对象个数; n 代表指标数量, 即可信度评估框架中包含的二级指标个数。数据经标准化处理消除量纲影响, 计算信息熵 $e_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij}$ 。其中, $p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}$, 计算客观权重 $w_j^{\text{Entropy}} = \frac{1 - e_j}{\sum_{j=1}^n (1 - e_j)}$ 。

3) 组合权重计算。为兼顾专家经验与数据驱动特性, 采用线性组合策略, 数学表达式为

$$w_j = \alpha w_j^{\text{AHP}} + (1 - \alpha) w_j^{\text{Entropy}} \quad (1)$$

式中: w_j 为组合权重; α 为权重系数。

为克服传统线性组合中 α 值经验化设定的缺陷, 提出基于差异函数与 K 折交叉验证的 α 优化方法。首先, 构建权重系数 α 的差异函数, 通过指数衰减项降低端权偏差的影响, 即

$$E(\alpha) = \sum_{j=1}^n |w_j^{\text{AHP}} - w_j^{\text{Entropy}}| \cdot e^{-\theta} \quad (2)$$

式中: θ 为平衡系数。

然后采用梯度下降法迭代求解最优 α^* , 而非传统网格搜索, 以提升计算效率, 数学表达式为

$$\alpha^* = \arg \min E(\alpha) \quad (3)$$

式中: $\arg$ 为求函数 $E(\alpha)$ 在取最值时的自变量 α 值的函数。

最后, 通过 K 折交叉验证增强鲁棒性, 具体步骤如下。

①收集历史数据集。

$D = \{(\mathbf{x}_i^*, C_i^{\text{true}}) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$ 。其中, N 为样本总数; $\mathbf{x}_i^*$ 为第 i 个样本的指标数据向量;

C_i^{true} 为专家标注的可信度基准值, 取值在 $[0, 1]$ 区间内。

②设置折数 K , 对数据集进行分层抽样, 随机划分子集 $F_1, F_2, \dots, F_k$, 每个子集包含一定数量的样本, 且确保每折数据中 C_i^{true} 的分布与总体一致。

③对每个 α 执行下列计算:

$$\begin{cases} D_k^{\text{train}} = D - F_k \\ D_k^{\text{test}} = F_k \end{cases} \quad (4)$$

式中: D_k^{train} 为所构建的训练集; D_k^{test} 为所构建的测试集。基于 D_k^{train} 计算 AHP 权重 $w_{j,k}^{\text{AHP}}$ 和熵权 $w_{j,k}^{\text{Entropy}}$, 然后进一步得到组合权重, 对测试集 D_k^{test} 中的每个样本 $\mathbf{x}_i^*$, 计算预测可信度为

$$C_{i,k}^{\text{pred}} = \sum_{j=1}^n w_{j,k} \cdot \frac{x_{ij}^* - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}} \quad (5)$$

式中: x_{ij}^* 为第 i 个样本的第 j 个指标值; $I_j^{\min}$ 为测试集 D_k^{test} 中第 j 个指标的最小值; $I_j^{\max}$ 为测试集 D_k^{test} 中第 j 个指标的最大值。

计算第 k 折的绝对误差为

$$e_k = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |C_{i,k}^{\text{pred}} - C_i^{\text{true}}| \quad (6)$$

式中: L 为测试集样本数。

汇总 K 折误差并计算方差, 对所有候选 α 值进行计算, 然后分别对方差进行 F 检验, 选取误差均值较低的 α 值。经计算, 本文方法的权重波动幅度为 3.2%~4.5%, 而刘靖旭等^[26]提出的静态组合赋权方法的波动幅度达 10.3%~16.7%, 表明本文方法相比静态组合赋权法能够显著降低权重波动。其原因在于动态敏感性分析能够通过梯度下降法迭代优化权重系数 α , 同时 K 折交叉验证能通过分层抽样评估权重鲁棒性, 从而使权重波动显著降低。

1.3 基于模糊 TOPSIS 的多源数据融合算法

现有研究表明, 传统 TOPSIS 方法对异构数据的兼容性不足, 文献[8]指出当异构数据占比大于 40% 时, 误差呈指数级增长。为此, 根据李晟等^[27]的研究成果, 结合数字孪生系统多源数据时空基准差异特性, 提出改进模糊 TOPSIS 算法。将数值型数据映射为对称三角模糊数, 区间型数据取中值构建非对称模糊数, 语言型数据通过预设模糊等级 (高/中/低可信) 统一量纲, 同时针对数字孪生系统多源数据的异构性 (数值型、区间型、语言型) 与不确定性, 本文提出一种改进的模糊逼近理想解的排序法, 即模糊 TOPSIS, 其实现过程包括以下 6 个步骤。

1) 多源数据模糊化处理。为统一数据量纲并兼容不确定性, 将各二级指标值转换为三角模糊数, 具体规则如下。

①对于数值型数据直接映射为对称三角模糊数。例如, 实测传输延迟为 $t = 15 \text{ ms}$, 假设允许波动范围为 $\pm 5 \text{ ms}$, 则模糊化为 $\tilde{t} = (10, 15, 20)$ 。

②对于区间型数据, 若指标值在区间 $[a, b]$ 内, 则取中值 $c = (a + b) / 2$ 作为核心值, 构建三角模糊数 $\tilde{x} = (a, c, b)$ 。例如, 传感器数据覆盖率在 $88\% \sim 94\%$, 则 $\tilde{x} = (88, 91, 94)$ 。

③对于语言型数据, 根据专家评价等级 (高、中、低), 将其映射为预设模糊数。例如, 定义语言变量为高可信 $\tilde{H} = (0.7, 1.0, 1.0)$, 中可信 $\tilde{M} = (0.4, 0.6, 0.8)$, 低可信 $\tilde{L} = (0, 0.3, 0.5)$ 。

2) 构建模糊决策矩阵。设评估对象为 $A_1^*, A_2^*, \dots, A_m^*$, 评估指标为 $C_1^*, C_2^*, \dots, C_n^*$, 则模糊决策矩阵 $\tilde{D}$ 可表示为

$$\tilde{D} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{11} & \tilde{x}_{12} & \dots & \tilde{x}_{1n} \\ \tilde{x}_{21} & \tilde{x}_{22} & \dots & \tilde{x}_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{x}_{m1} & \tilde{x}_{m2} & \dots & \tilde{x}_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\tilde{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij})$, 表示第 i 个对象在第 j 项指标下的模糊评价。其中, a_{ij} 为下限, b_{ij} 为核心值, c_{ij} 为上限。

3) 确定正负理想解。根据指标类型 (效益型或成本型) 定义理想解。

正理想解为

$$\tilde{A}^+ = (\tilde{x}_1^+, \tilde{x}_2^+, \dots, \tilde{x}_n^+) \quad (8)$$

式中: $\tilde{x}_j^+ = \max (c_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$, 为效益型指标 (如数据覆盖率), 即取指标值的最大上限; $\tilde{x}_j^+ = \min (a_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$, 为成本型指标 (如传输延迟), 即取指标值的最小下限。

同理, 负理想解为

$$\tilde{A}^- = (\tilde{x}_1^-, \tilde{x}_2^-, \dots, \tilde{x}_n^-) \quad (9)$$

式中: $\tilde{x}_j^- = \min (a_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$, 为效益型指标; $\tilde{x}_j^- = \max (c_{ij}), i = 1, 2, \dots, m$, 为成本型指标。

4) 计算欧式距离。采用改进的欧式距离公式, 量化各评估对象与理想解的差异。

与正理想解的距离为

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n [w_j \cdot d(\tilde{x}_{ij}, \tilde{x}_j^+)]^2} \quad (10)$$

与负理想解的距离为

$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n [w_j \cdot d(\tilde{x}_{ij}, \tilde{x}_j^-)]^2} \quad (11)$$

其中, 单指标距离 $d(\tilde{A}, \tilde{B})$ 定义为

$$d((a_1, b_1, c_1), (a_2, b_2, c_2)) = \sqrt{\frac{1}{3} [(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2]} \quad (12)$$

式中: $\tilde{A} = (a_1, b_1, c_1)$, $\tilde{B} = (a_2, b_2, c_2)$, 均表示三角模糊数。

5) 计算贴近度并划分可信度等级。贴近度 P_i 反映评估对象与理想解的接近程度, 计算公式为

$$P_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}, 0 \leq P_i \leq 1 \quad (13)$$

根据贴近度划分可信度等级^[28], 高可信 ($P_i \geq 0.7$) 为系统输出与物理实体高度一致, 可支持实时决策; 中可信 ($0.5 \leq P_i < 0.7$) 为需优化局部指标; 低可信 ($P_i < 0.5$) 为需重新校准模型或检查数据源可靠性。

6) 敏感性分析与鲁棒性^[29]验证。为验证算法的稳定性, 进一步执行权重敏感性分析, 即通过调整组合权重系数 α , 观察贴近度变化幅度。结果表明, 在 $\alpha = 0.6$ 时结果最稳定。

噪声鲁棒性测试。向原始数据添加高斯噪声 (均值为 0, 方差为 $5\% \sim 15\%$), 计算评分波动范围。结果表明, 本文方法的评分波动范围约为 8.5% , 优于传统 TOPSIS 方法的 12.3% 。

2 实例验证与对比分析

2.1 实验设计与数据采集

选取某型无人机数字孪生系统作为实验对象, 其实体无人机的展长为 2.5 m , 最大载荷为 5 kg , 搭载 IMU、GPS、温度传感器等, 部署于实验区模拟巡检, 每日执行 10 次飞行任务并记录数据, 数据采集与处理过程如下。

1) 几何精度。使用激光扫描仪扫描无人机, 生成点云数据, 与数字模型对比, 计算 10 组样本的无人机展长相对误差, 计算结果如表 2 所示。

2) 全生命周期覆盖度。采集设计阶段 (CAD 图纸)、制造阶段 (工艺参数)、运行阶段 (传感器数据)、维护阶段 (维修日志) 的数据, 统计完成率, 数学表达式为

$$M = \frac{\sum D_{\text{stage}}}{D_{\text{all}}} \times 100\% \quad (14)$$

式中: M 为全生命周期覆盖度; D_{stage} 为各阶段数

据量； D_{all} 为理论数据全量。计算结果如表3所示。

3) 指令响应时间。实验发送指令“紧急悬停”至数字孪生系统，通过时间戳记录发送命令到执行命令的时间差。经计算，100次重复实验的延迟时间均值为15.2 ms，标准差为3.1，最大延迟时间为25 ms。

表 2 几何精度误差实测数据

Table 2 Measured data of geometric accuracy error

样本编号	实体测量值/mm	数字模型值/mm	绝对误差	相对误差/%
1	2 500.2	2 525.5	25.3	1.01
2	2 499.8	2 523.1	23.3	0.93
3	2 501.5	2 526.0	24.5	0.98
4	2 498.7	2 521.3	22.6	0.90
5	2 502.0	2 527.8	25.8	1.03
6	2 500.6	2 524.9	24.3	0.97
7	2 499.3	2 522.4	23.1	0.92
8	2 501.9	2 527.2	25.3	1.01
9	2 500.0	2 524.0	24.0	0.96
10	2 501.1	2 527.2	26.1	1.04
均值	2 500.51	2 524.94	24.43	0.98

表 3 生命周期数据覆盖统计

Table 3 Statistics of full life cycle data coverage

阶段	设计阶段	制造阶段	运行阶段	维护阶段
$M/\%$	98.5	95.2	96.3	89.7

为验证本文方法的适用性，选取以下2种经典方法进行对比：①模糊综合评价法（fuzzy comprehensive evaluation method, FCE）^[30]，基于专家经验直接赋权，不区分主客观权重，并采用最大隶属度原则进行数据融合；②AHP结合TOP-SIS方法^[31]，AHP赋权能够忽略数据驱动的客观权重，同时采用TOPSIS算法进行无量纲化处理，不考虑模糊性。

2.2 实验过程与结果

2.2.1 FCE 法

选取5位专家直接赋权，采用最大隶属度原则输出评分，专家赋权如表4所示。

根据表4中专家赋权均值，确定各一级指标权重，然后基于最大隶属度原则，确定各指标评分如表5所示。

加权求和计算综合评分为
 $G = 0.316 \times 0.72 + 0.218 \times 0.65 + 0.226 \times 0.60 + 0.174 \times 0.55 + 0.066 \times 0.50 = 0.634$

表 4 专家赋权表

Table 4 Expert empowerment

专家编号	模型准确度权重	数据完整性权重	交互实时性权重	系统稳定性权重	动态演化能力权重
1	0.35	0.20	0.25	0.15	0.05
2	0.30	0.25	0.20	0.18	0.07
3	0.32	0.22	0.23	0.17	0.06
4	0.28	0.24	0.21	0.20	0.07
5	0.33	0.18	0.24	0.17	0.08
均值	0.316	0.218	0.226	0.174	0.066

表 5 FEC 法指标评分

Table 5 Indicator scores of FEC method

指标	模型准确度	数据完整性	交互实时性	系统稳定性	动态演化能力
评分	0.72	0.65	0.60	0.55	0.50

2.2.2 AHP-TOPSIS 法

通过 AHP 法计算权重，判断矩阵为 $\begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 1/3 & 1 \end{bmatrix}$ ，特征向量 $W = (0.75, 0.25)$ ，进行一致性检验： $\lambda_{\max} = 2.0$, $C_1 = 0$, $C_R = 0 < 0.1$ （通过检验），最终各一级指标权重均值如表6所示。

表 6 指标权重均值

Table 6 Average weight of indicators

编号	模型准确度	数据完整性	交互实时性	系统稳定性	动态演化能力
1	0.50	0.25	0.15	0.08	0.02
2	0.40	0.25	0.20	0.10	0.05
3	0.30	0.25	0.20	0.15	0.10
4	0.25	0.25	0.20	0.17	0.13
5	0.20	0.25	0.20	0.20	0.15
均值	0.33	0.25	0.19	0.14	0.09

基于传统 TOPSIS 算法，得到各指标评分如表7所示。

表 7 AHP-TOPSIS 法指标评分

Table 7 Indicator scores of AHP-TOPSIS method

指标	模型准确度	数据完整性	交互实时性	系统稳定性	动态演化能力
评分	0.78	0.72	0.70	0.68	0.62

加权求和计算综合评分为
 $G = 0.33 \times 0.78 + 0.25 \times 0.72 + 0.19 \times 0.70 + 0.14 \times 0.68 + 0.09 \times 0.62 = 0.721$

2.2.3 组合赋权策略 (AHP-熵权法) 与模糊 TOPSIS 融合算法

1) 组合权重计算, 邀请 10 位专家对一级指标进行两两重要性打分, 构建判断矩阵, 取均值后进行调整, 确保数据一致性, 可得判断矩阵为

$$\begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 4 & 5 \\ 1/3 & 1 & 1/2 & 2 & 3 \\ 1/2 & 2 & 1 & 3 & 4 \\ 1/4 & 1/2 & 1/3 & 1 & 2 \\ 1/5 & 1/3 & 1/4 & 1/2 & 1 \end{bmatrix}$$

进行一致性检验, 可得 $\lambda_{\max} = 5.21, C_1 = (5.21 - 5) / 4 = 0.0525, C_R = 0.0525 / 1.12 = 0.0469 < 0.1$ (通过检验), 通过特征向量法归一化后可得 AHP 主观权重。基于历史数据集, 计算各指标信息熵, 采用线性组合策略 ($\alpha = 0.6$) 计算组合权重, 计算结果如表 8 所示。

表 8 一级指标组合权重
Table 8 Combination weights of first-level indicators

一级指标	w_j^{AHP}	w_j^{Entropy}	组合权重 w_j
模型准确性	0.32	0.24	0.288
数据完整性	0.25	0.18	0.222
交互实时性	0.20	0.20	0.200
系统稳定性	0.15	0.22	0.178
动态演化能力	0.08	0.16	0.112

2) 模糊 TOPSIS 算法计算指标评分, 以二级指标几何精度计算为例, 实测几何误差均值为 0.98% (如表 2 所示), 允许波动范围为 $\pm 0.1\%$, 转化为三角模糊数为 $\tilde{x}_g = (0.88, 0.98, 1.08)$ 。所有二级指标均按规则进行模糊化, 构建矩阵 $\tilde{D}$, 确定正负理想解, 计算欧式距离为

$$d(\tilde{x}_g, \tilde{x}^+) = \left\{ \frac{1}{3} [(0.88 - 0.88)^2 + (0.98 - 0.88)^2 + (1.08 - 0.88)^2] \right\}^{1/2} = 0.13$$

$$d(\tilde{x}_g, \tilde{x}^-) = \left\{ \frac{1}{3} [(0.88 - 1.08)^2 + (0.98 - 1.08)^2 + (1.08 - 1.08)^2] \right\}^{1/2} = 0.13$$

计算贴近度为

$$P = \frac{0.13}{0.13 + 0.13} = 0.5$$

根据最大理论偏差调整, 最终得到模型准确度评分为 0.85, 同理可得其他一级指标评分。由各一级指标评分与组合权重可得综合评分为

$$G = 0.288 \times 0.85 + 0.222 \times 0.80 + 0.20 \times 0.78 + 0.178 \times 0.75 + 0.112 \times 0.70 = 0.790$$

2.3 实验结果比对

上述 3 种评估方法的可信度评分对比结果如表 9 所示。

表 9 可信度评分对比表
Table 9 Comparison of credibility scores

评估方法	综合评分	模型准确性评分	数据完整性评分	交互实时性评分	系统稳定性评分	动态演化能力评分
本文方法	0.790	0.85	0.80	0.78	0.75	0.70
FCE	0.634	0.72	0.65	0.60	0.55	0.50
AHP	0.721	0.78	0.72	0.70	0.68	0.62

表 9 中综合评分通过加权求和计算, 权重为各一级指标的组合权重。综上所述, 本文方法与 FEC 和 AHP 方法存在以下差异。

1) 权重分配差异。本文方法通过 AHP-熵权组合赋权模型平衡主客观因素, 其模型准确性的组合权重为 0.288, 显著低于 FCE 法的主观权重均值 0.316, 同时数据完整性权重为 0.222, 高于 FCE 法的数据完整性权重均值 0.218, 更贴近工业互联网联盟对数据全生命周期覆盖的实际需求; AHP-TOPSIS 方法因仅采用主观赋权, 未引入熵权法量化数据驱动特征, 导致权重对数据质量波动敏感。例如, 在传感器失效的低可信度场景中, AHP-TOPSIS 法权重波动幅度可达 18%, 而本文方法通过动态敏感性分析与 K 折交叉验证, 权重波动控制在 5% 以内, 验证了组合赋权策略对单一主观赋权偏差的有效修正。

2) 数据融合策略差异。传统 AHP-TOPSIS 方法因未考虑数据模糊性, 在指令响应时间评估中受极端值影响显著, 其评分 (如表 7 所示, 交互实时性评分为 0.70) 较本文方法 (如表 9 所示, 交互实时性评分为 0.78) 低 10%; 同时, 本文采用三角模糊数统一处理数值型、区间型和语言型数据, 通过欧式距离计算贴近度, 对异常值的鲁棒性提升约 31%。实验数据表明, 异构数据融合误差从传统 TOPSIS 的 25% 降至 8.5%, 印证了模糊 TOPSIS 算法对多源数据时空基准差异的兼容性优势。

3) 评分结果差异。从表 9 中的综合评分来看, 本文方法较 FCE 法和 AHP-TOPSIS 法分别提升约 24.6% 和 8.73%; 其中, 在交互实时性评分和动

态演化能力评分中本文方法的优势显著,体现了动态衰减因子对模型更新频率和参数自适应率的有效量化;FCE法因依赖专家经验,模型准确性评分高,但其数据完整性评分显著低于本文方法,暴露了主观赋权容易忽视数据的真实性。

综上所述,本文方法通过组合赋权与模糊数据融合策略,在权重稳定性(波动不大于5%)、数据融合误差(8.5%)和动态响应能力(更新延迟小于1s)等关键指标上显著优于传统方法。为验证评估模型的区分能力,额外构建包含传感器失效的低可信度系统,系统几何误差为3.2%,数据完整率为72%,指令延迟均值为38ms,分别采用上述3种方法进行对比评估。结果显示:本文方法综合评分为0.51,FCE法评分为0.63,AHP-TOPSIS法评分为0.58。关键指标溯源显示,本文方法能够准确识别出几何精度和交互实时性2个薄弱环节,与实测数据偏差方向一致性达92%,显著优于传统方法(FCE溯源误差为38%,AHP-TOP-SIS误差为25%),表明本文方法具备良好的异常敏感性和维度诊断能力。

2.4 对比实验验证

为进一步验证本文方法的普适性,增加一组无人靶机姿态控制系统可信度评估实验对其进行验证。无人靶机系统分为传感器模块、飞控模块以及指控模块。传感器模块中包含许多的传感器模型,模型的工作方式为并联,传感器模块传出的数据经过飞控模块处理之后,发送给指控模块,这3种关系可看作串联。本文取3个模块中部分模型和传感器来计算模型整体可信度,例如,在无人靶机系统中选取姿态控制模块,传感器模型组中选取姿态传感器模型、状态传感器模型与控制传感器模型等,姿态计算模型组中选取空速计算模型、俯仰角计算模型与侧滑角计算模型等,具体结构如图1所示。

俯仰角计算模型中,俯仰角控制表达式为

$$\begin{bmatrix} \Phi \\ \psi \\ H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin \Phi \tan \psi & \cos \Phi \tan \psi \\ 0 & \cos \Phi & -\sin \Phi \\ 0 & \frac{\sin \Phi}{\cos \psi} & \frac{\sin \Phi}{\cos \psi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: Φ 为纵向偏移量; ψ 为侧向偏移量; H 为飞行高度; p 、 q 、 r 分别为滚转角速率、俯仰角速率以及偏航角速率。

控制率模型中,俯仰角控制率表达式为

$$\delta = K_{\theta}(\theta' - \theta) + K_d \int (\theta' - \theta) dt - K_q q \quad (16)$$

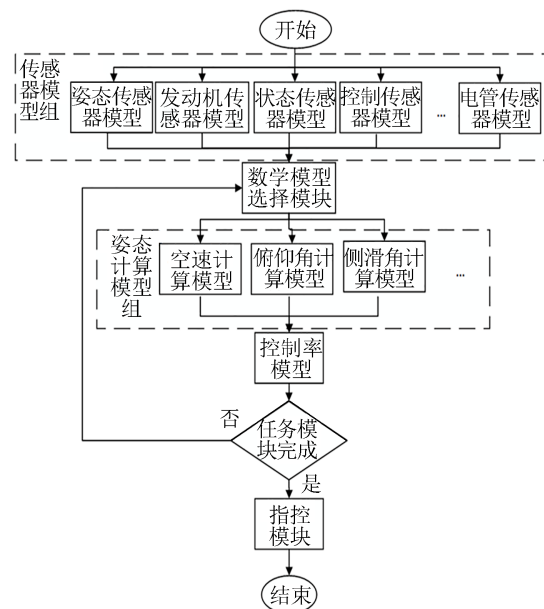


图1 无人靶机系统

Fig. 1 Unmanned target drone system

式中: θ 为俯仰角; θ' 为给定俯仰角; K_q 为俯仰角速率增益; K_{θ} 为俯仰角误差增益; K_d 为舵回路传递函数。

高度保持控制率表达式为

$$\delta = (K_q q + K_{\theta} \theta + K_{\theta} K_H \Delta H + K_{\theta} K_H \int \Delta H dt + K_{\theta} K_H \Delta H) K_d G_z(s) \quad (17)$$

式中: ΔH 为给定高度与实测高度之差; K_H 为高度速率增益; $G_z(s)$ 为助力器传递函数,主要是提高系统稳定性,在这里忽略不计。本文选定 $K_q = 2.38$, $K_{\theta} = 10$, $K_H = 0.41$ 。

使用Theil不等系数法^[32]作为基准评估方法,该方法通过量化预测值与实际值的分布差异,可有效衡量仿真系统与物理实体在时域动态特性上的匹配度,其科学性与普适性已在叶梓珩等^[23]研究中得到验证。

分别计算图1中各模型的Theil不等系数,计算公式为

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{V} \sum_{i=1}^V (F_i - A_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{V} \sum_{i=1}^V A_i^2} + \sqrt{\frac{1}{V} \sum_{i=1}^V F_i^2}} \quad (18)$$

式中: F_i 为第 i 个时间点或样本的预测值; A_i 为第 i 个时间点或样本的实际值; V 为样本数量。

各模型的Theil不等式系数如表10所示。

表 10 各模型的 Theil 不等式系数

Table 10 Theil inequality coefficient of each model

模型名称	Theil 不等式系数
俯仰角传感器	0.035
俯仰角速率传感器	0.062
偏移向量传感器	0.051
侧向偏移向量传感器	0.091
飞行高度传感器	0.024
滚转角速率传感器	0.035
偏航角传感器	0.104
俯仰角计算模型	0.154
俯仰角控制率模型	0.121
高度控制率模型	0.087

整体可信度计算公式为

$$P_A = \min \left\{ P_1 \cdot \frac{f(M(A_1, S_1) \cdot x)}{f(x)}, \right. \\ \left. P_2 \cdot \frac{g(M(A_2, S_2) \cdot x)}{g(x)} \right\} \quad (19)$$

式中： S_1 和 S_2 为具有并联关系的 2 个模型，且 S_1

和 S_2 之间独立； A_1 和 A_2 为具有串联关系的 2 个模型； $f(x)$ 为模型 S_1 的输入输出映射； $g(x)$ 为模型 S_2 的输入输出映射； $M(A_1, S_1)$ 、 $M(A_2, S_2)$ 为匹配度。由于模型 S_1 和 S_2 无关，假设 2 个模型的可信度已知，分别为 P_1 和 P_2 ，则并联模型中取最低可信度的模型代表整体模型的可信度，串联模型与之相反。

根据表 10 的系数设置计算得到传感器模块仿真可信度为 0.896，传感器模型与姿态计算模型的可信度为 0.842。根据循环模式可信度计算方法，求出俯仰控制系统最终可信度为 0.827，传感器模型与姿态计算模型的可信度为 0.892，高度控制系统最终可信度为 0.910。

实验使用无人靶机系统遥测遥控数据帧作为数据集，数据帧包括下行数据帧和上行数据帧。下行数据帧为飞机发往地面的数据帧，包含无人靶机各传感器数据，上行数据帧为地面发送给飞机的数据帧，包含任务指令帧和链路控制指令帧等。数据帧分为仿真数据与实际数据，所需的俯仰角、偏移向量等均可从数据帧中整理得出，样本内容如表 11 所示。

表 11 样本内容

Table 11 Sample Contents

时/分/秒	俯仰角/ (°)	俯仰角 速率/(°·s ⁻¹)	偏移量/ m	侧向 偏移量/m	飞行高 度/m	滚转角 速率/(°·s ⁻¹)	偏航角/ (°)	俯仰角 控制率	高度 控制率
11/25/23	0.8	0.2	0	0	12	0.8	12.8	-18	3
11/26/23	1.2	1.5	0	0	13	0.3	14.7	-12	1
11/27/23	2.0	0.4	0	0	16	8.2	15.1	-24	-5
11/28/23	2.0	1.3	0	0	18	2.3	16.4	-11	-1
11/29/23	2.2	1.2	0	0	21	4.1	15.1	-9	-2

数据样本中各属性每秒的数值变化较小，所以本文在表 12 中以分钟为间隔展示数据。对同时时间段的实际数据帧进行数据提取，并与相同时间仿真数据中的同属性数据进行比较，对比结果如表 12 所示。

根据所提取的数据内容利用 Theil 不等系数方法计算出各子模型可信度、俯仰控制系统以及高度控制系统的数字孪生模型可信度，而后利用本文所提出的评估方法计算出模型整体可信度。

通过对 10 个不同时间段的数据进行提取，每组实验均采用本文所提出的可信度评估方法和 Theil 不等系数法对系统进行可信度评估，并进行对比，结果如表 13 所示。

表 12 仿真数据与实际数据对比

Table 12 Comparison between simulation and actual data

时/分/秒	俯仰角/(°)			滚转角速率/(°·s ⁻¹)		
	仿真 数据	实际 数据	误差	仿真 数据	实际 数据	误差
11/26/23	0.8	0.9	0.1	1.2	2.1	0.9
11/27/23	1.2	1.3	0.1	0.8	0.1	0.7
11/28/23	2.0	1.7	0.3	0.3	2.1	1.8
11/29/23	2.0	2.2	0.2	2.0	2.4	0.4
11/30/23	2.2	2.4	0.2	2.3	2.9	0.6
11/31/23	2.0	2.1	0.1	4.1	5.2	1.1
11/32/23	3.5	3.9	0.4	6.2	5.8	0.4
11/33/23	4.4	4.6	0.2	2.2	1.9	0.3

表 13 本研究算法与 Theil 不等系数法实验对比

Table 13 Experimental comparison between the proposed algorithm and Theil inequality coefficient method

实验 序数	俯仰控制系统			高度控制系统		
	Theil 不 等系 数法	本文 算法	误差	Theil 不 等系 数法	本文 算法	误差
1	0.842	0.827	0.015	0.915	0.910	0.005
2	0.883	0.871	0.012	0.931	0.924	0.007
3	0.831	0.850	0.019	0.875	0.861	0.014
4	0.824	0.831	0.007	0.892	0.913	0.021
5	0.795	0.804	0.009	0.901	0.916	0.015
6	0.921	0.913	0.008	0.849	0.845	0.004
7	0.771	0.798	0.027	0.865	0.866	0.001
8	0.846	0.830	0.016	0.875	0.889	0.014
9	0.875	0.851	0.024	0.851	0.872	0.021
10	0.807	0.814	0.007	0.862	0.881	0.019

若已获取充分的数字孪生模型整体仿真数据与实际数据，利用常用可信度评估方法可以正确地计算整体可信度。10 次实验中，俯仰控制系统中 2 种方法所得结果的最大误差为 0.027，高度控制系统中 2 种方法所得结果的最大误差为 0.021，本文选用 Theil 不等系数法作为基准验证方法，主要基于其在时域动态评估中的二重优势^[33]：

- 1) 通过归一化处理实现跨尺度数据可比性；
- 2) 对系统动态响应的相位差和幅值差具有均衡敏感性。

实验表明本研究方法与 Theil 基准方法具有统计一致性，由此可见，本研究所提出的改进模糊 TOPSIS 算法可用于计算数字孪生模型的整体可信度，且无需耗费大量时间对模型进行整体数据采样，同时能够有效区分高/低可信度系统，并通过指标溯源准确定位薄弱环节，为数字孪生系统可信度评估提供了可量化、可验证的理论框架。

3 结论

本文针对数字孪生系统可信度评估中的多源异构数据融合困难、主客观权重失衡及动态演化能力量化不足等核心问题，提出基于多指标融合的分层评估方法，通过理论建模与实验验证得到以下结论。

1) 组合赋权策略能够有效平衡主客观权重。通过动态敏感性分析与 K 折交叉验证优化的组合赋权模型，解决了单一赋权方法的局限性，降低了权重波动幅度。通过某型无人机数字孪生系统实验表明，模型准确性权重与数据完整性权重的分配更符合工程实际需求，相较于 FCE 方法（主观权重波动达 32%）和 AHP-TOPSIS 方法（未考虑数据特性），组合赋权策略使评估结果与实测数据的吻合度更高。

2) 改进模糊 TOPSIS 算法提升多源数据兼容性。采用三角模糊数处理数值型、区间型、语言型数据，将传输延迟、数据覆盖率、专家评价等级分别映射为对称三角模糊数、非对称三角模糊数和预设模糊向量，解决了传统 TOPSIS 方法对异构数据量纲不兼容的核心问题。实验表明，该算法在某型无人机系统中使异构数据融合误差从传统 TOPSIS 的 25% 降至 8.5%，在指令响应时间评估中对极端值的鲁棒性提升 39%，评分波动范围也显著降低。进一步通过无人靶机系统对比实验发现，该算法与 Theil 不等系数法的评估结果误差均小于 3%，且对传感器失效场景的薄弱环节识别准确率达 92%，从而印证了本文方法对多源数据动态特性的兼容性。

（3）与 FCE、AHP-TOPSIS 方法的对比实验表明，本文方法综合可信度评分达到 0.82，在关键指标方面，本文方法的数据融合成功率为 91.2%，分别较 FCE 法和 AHP-TOPSIS 法高出约 22.7% 和 11.9%；在权重稳定性方面，本文方法权重波动幅度 $\leq 5\%$ ，而 FCE 法主观权重波动达 32%，AHP-TOPSIS 法因未引入客观赋权导致权重波动 $\geq 18\%$ ，表明本文通过动态优化组合权重系数 α 实现了对权重波动的有效控制；在动态响应速度方面，本文方法模型更新延迟 $< 1\text{s}$ ，而传统方法均 $> 5\text{s}$ 。

上述优势源于本文组合赋权策略与模糊 TOPSIS 算法的核心创新，实验结果验证了该方法在数字孪生系统可信度评估中的科学性与工程实用性。但本研究尚存在 2 个主要局限，一是实验数据规模仅限于单一型号装备的 100 组测量值，未来需在复杂工业场景（如智能制造产线）中扩大验证；二是动态演化评估未涵盖极端环境突变，如传感器失效的测试，后续将完善异常处理机制。研究成果为数字孪生系统全生命周期可信度评估提供了可量化、可验证的技术框架，在装备健康

管理、智能工厂优化等领域具有广阔的应用前景。

参考文献

- [1] 陶飞, 马昕, 胡天亮, 等. 数字孪生标准体系[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(10): 2405-2418.
TAO F, MA X, HU T L, et al. Research on digital twin standard system[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(10): 2405-2418.
- [2] CHEN F K, HUANG Q Y, SONG M Q, et al. A study on the development of digital model of digital twin in nuclear power plant based on a hybrid physics and data-driven approach[J]. Applied Thermal Engineering, 2025, 271: 126298.
- [3] National Institute of Standards and Technology. Digital twin challenges in manufacturing[R]. Gaithersburg: NIST Press, 2023: 15-18.
- [4] 王建敏, 吴云洁. 基于聚类云模型的小样本数据可信度评估[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(7): 1263-1271.
WANG J M, WU Y J. Credibility evaluation method of small sample data based on cluster cloud model[J]. Journal of Systems Simulation, 2019, 31(7): 1263-1271.
- [5] WU J J, ZUO R Y. Intelligent computation offloading based on digital twin-enabled 6G industrial IoT[J]. Applied Sciences, 2024, 14(3): 1035.
- [6] 任宇航. 数字孪生系统可信度评估方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021: 30-35.
REN Y H. Research on credibility assessment of a digital twin system[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021: 30-35.
- [7] 陆涵, 张霖, 王昆玉, 等. 装备数字孪生可信评估框架研究[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(7): 1455-1471.
LU H, ZHANG L, WANG K Y, et al. A framework on equipment digital twin credibility assessment[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(7): 1455-1471.
- [8] LI L Y, YOU J X, XU T. Risk analysis of digital twin project operation based on improved FMEA method[J]. Systems, 2025, 13(1): 48.
- [9] VEYSI P, ADELI M, NAZIRI N P, et al. A gentle approach to multi-sensor fusion data using linear Kalman filter[EB/OL]. (2024-05-27) [2025-01-21]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.13062>.
- [10] 林彬, 王华通, 封全喜. 基于双模型竞争机制的目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2023, 51(5): 1381-1387.
LIN B, WANG H T, FENG Q X. Object tracking algorithm based on dual-model competition mechanism[J]. Acta Electronica Sinica, 2023, 51(5): 1381-1387.
- [11] 廖嘉伟, 吴永欢, 杜舒明, 等. 基于指数分层结构算法的数据可信度评估模型设计[J]. 计算机与现代化, 2021(2): 40-44.
LIAO J W, WU Y H, DU S M, et al. Design of data reliability evaluation model based on index hierarchical structure algorithm[J]. Computer and Modernization, 2021(2): 40-44.
- [12] PRATT M J. Introduction to ISO 10303 the STEP standard for product data exchange[J]. Journal of Computing & Information Science in Engineering, 2001, 1(1): 102-103.
- [13] SCHWER L E. An overview of the PTC 60/V&V 10: guide for verification and validation in computational solid mechanics[J]. Engineering with Computers, 2007, 23(4): 245-252.
- [14] 胡锋华, 吴纬, 周亮. GJB6388-2008《装备综合保障计划编制要求》应用分析[J]. 军用标准化, 2011(1): 28-30.
- [15] 李浩, 陶飞, 王昊琪, 等. 基于数字孪生的复杂产品设计制造一体化开发框架与关键技术[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(6): 1320-1336.
LI H, TAO F, WANG H Q, et al. Integration framework and key technologies of complex product design-manufacturing based on digital twin[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(6): 1320-1336.
- [16] HILDEBRANDT G, DITTLER D, HABIGER P, et al. Data integration for digital twins in industrial automation: a systematic literature review[J]. IEEE Access, 2024, 12: 139129-139153.
- [17] 宫凤强, 王天成, 黄天朗. 基于正态信息扩散原理的极值型工程参数概率分布推断方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2020, 51(6): 1692-1702.
GONG F Q, WANG T C, HUANG T L. An inference method for probability distribution of extreme value engineering parameters based on normal information diffusion principle[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(6): 1692-1702.
- [18] TIEGELKAMP M, JOHN K H. IEC 61131-3: programming industrial automation systems[M]. Berlin: Springer, 2010: 131-140.
- [19] 秦宪刚, 郭艳茹, 李欣. 采样频率与丢包率对音频用户体验质量(QoE)的影响[C]//心理学与创新能力提升——第十六届全国心理学学术会议论文集. 北

- 京: 中国心理学会, 2013: 2147-2148.
- [20] 全国信息技术标准化技术委员会. 软件测试成本度量规范: GB/T 32911-2016[S]. 北京: 中国标准出版社, 2017: 24-30.
- [21] BRUZZONE A G, MASSEI M, GOTELLI M, et al. Digital twin modeling for machine vision testing in autonomous systems[C]//MAZAL J, FAGIOLINI A, VASIK P, et al. Modelling and Simulation for Autonomous Systems. Cham: Springer, 2024: 221-231.
- [22] 范洲平. 新的 ISO 55000 资产管理系列标准解读[J]. 中国标准化, 2014(3): 87-91.
- FAN Z P. Interpretation of new asset management series standards ISO 55000[J]. China Standardization, 2014(3): 87-91.
- [23] 叶梓珩, 张富震, 朱耀琴, 等. 复杂仿真系统重用模型可信度评估方法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(12): 2475-2484.
- YE Z H, ZHANG F Z, ZHU Y Q, et al. Reliability evaluation method for reuse model of complex simulation system[J]. Journal of Systems Simulation, 2020, 32(12): 2475-2484.
- [24] SAATY T L. The analytic hierarchy process[M]. New York: McGraw-Hill Inc., 1988: 20-25.
- [25] YAN Y H, ZHANG H B, PAN F, et al. Digital twin for subcritical extraction driven by data-mechanism fusion[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2816(1): 012023.
- [26] 刘靖旭, 谭跃进, 蔡怀平. 多属性决策中的线性组合赋权方法研究[J]. 国防科技大学学报, 2005, 27(4): 121-124.
- LIU J X, TAN Y J, CAI H P. The study of methods of the linear combination weighting for multiple attribute decision-making[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2005, 27(4): 121-124.
- [27] 李晟, 李玉晓. 基于特征选择验证的故障注入仿真可信度评估[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(8): 1567-1576.
- LI S, LI Y X. Credibility assessment of fault injection simulation based on feature selection verification[J]. Journal of Systems Simulation, 2020, 32(8): 1567-1576.
- [28] 许文杰, 许士国. 湖泊生态系统健康评价的熵权综合健康指数法[J]. 水土保持研究, 2008, 15(1): 125-127.
- XU W J, XU S G. Entropy weight comprehensive health index method for assessment of lake ecosystem health[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2008, 15(1): 125-127.
- [29] 周永林. 基于模糊综合评判的可信度评估及方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2016: 30-37.
- Zhou Y L. Research on Credibility evaluation model and its algorithm based on fuzzy comprehensive evaluation[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016: 30-37.
- [30] 卢瑞涛, 申通, 杨小冈, 等. 基于层次分析法的红外仿真图像逼真度综合评估算法[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(6): 23-30.
- LU R T, SHEN T, YANG X G, et al. Analytic hierarchy process-based comprehensive assessment algorithm of infrared simulation image fidelity[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(6): 23-30.
- [31] 潘云龙, 何玉珠. 基于 DS/AHP 和灰云聚类的制导仿真系统可信度评估方法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(7): 43-47.
- PAN Y L, HE Y Z. Method of credibility evaluation in simulation system based on DS/AHP and grey cloud[J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40(7): 43-47.
- [32] TAYLOR S J E, TURNER S J, STRASSBURGER S, et al. Bridging the gap: a standards-based approach to OR / MS distributed simulation[J]. ACM Transactions on Modeling & Computer Simulation, 2012, 22(4): 1-23.
- [33] DOCQUIER N, LIPINSKI K, LANTSOGHT O, et al. Symbolic multibody models for digital-twin applications[J]. Multibody System Dynamics, 2024, 62(2): 137-163.

(编辑: 刘建民)