

DOI: 10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202504001

# 基于复杂网络的重大装备健康指标构建方法

蔡志强<sup>1</sup>, 王兆强<sup>2,3\*</sup>, 胡昌华<sup>2</sup>, 田永政<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 机电学院, 西安 710072;

2. 火箭军工程大学, 西安 710025;

3. 浙江大学 流体动力基础件与机电系统全国重点实验室, 杭州 310058)

**摘 要:** 针对重大装备剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 预测中如何构建能够准确反映系统退化并提升 RUL 预测精度的健康指标 (health index, HI) 问题, 提出一种基于复杂网络的 HI 构建方法。首先, 对多源数据的相关性进行分析, 建立基于传感器指标相关性的网络模型, 并结合网络动力学对多源数据间的耦合机制进行刻画。然后, 利用建立的网络和动力学模型, 分析各传感器指标对系统状态的影响程度并得到权重因子, 通过线性加权实现多源数据的融合, 构建一个复合 HI。最后, 基于构建的 HI, 利用 Wiener 过程进行退化建模和寿命预测, 并利用 C-MAPSS 发动机数据集进行验证。结果表明: 构建的 HI 能较好地反映发动机的退化过程, 且在 HI 的性能评价结果和发动机的寿命预测结果上优于单一传感器指标和现有的一些 HIs, 验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 重大装备; 剩余使用寿命预测; 健康指标; 复杂网络; Wiener 过程

**中图分类号:** V263.6; TB114 **文献标志码:** A **开放科学标识码(OSID):**

**文章编号:** 2097-2741(2025)04-001-10



听  
语  
音  
聊  
科  
研  
与  
作  
者  
互  
动

## Construction Method for Health Index of Complex Network-Based Major Equipment

CAI Zhiqiang<sup>1</sup>, WANG Zhaoqiang<sup>2,3\*</sup>, HU Changhua<sup>2</sup>, TIAN Yongzheng<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China;

3. State Key Laboratory of Fluid Power & Mechatronic Systems, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

**ABSTRACT:** A complex network-based health index (HI) construction method was proposed to address the issue of constructing an HI that accurately reflects system degradation and enhances the prediction accuracy of the remaining useful life (RUL) of major equipment. First, the correla-

收稿日期: 2024-11-30

修回日期: 2025-03-15

录用日期: 2025-03-21

**基金项目:** 国家重点研发计划 (2024YFB3311204); 陕西省自然科学基金研究计划重点项目 (2025JC-QYXQ-038);

军事重点实验室开放基金 (ICL-2023-0304); 流体动力基础件与机电系统全国重点实验室开放基金 (GZKF-202430)

**第一作者:** 蔡志强 (1981—), 男, 教授, 主要从事重大装备健康管理及寿命预测研究。E-mail: caizhiqiang@nwpu.edu.cn

**\*通信作者:** 王兆强 (1986—), 男, 副教授, 主要从事装备故障预测与健康研究。E-mail: zhaoqiangwang@126.com

**引用格式:** 蔡志强, 王兆强, 胡昌华, 等. 基于复杂网络的重大装备健康指标构建方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39 (4): 1-10. CAI Zhiqiang, WANG Zhaoqiang, HU Changhua, et al. Construction method for health index of complex network-based major equipment[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39 (4): 1-10.

tion of multi-source data was analyzed to establish a performance network model based on the correlation of sensor indices, and the coupling mechanism among the multi-source data was characterized using network dynamics. Subsequently, utilizing the established network and dynamic model, the degree of influence of each sensor index on the system state was analyzed to obtain its weight factor. The fusion of multi-source data was achieved through linear weighting to construct a composite HI. Finally, the Wiener process was utilized for degradation modeling and life prediction based on the constructed HI. The proposed method was validated using a C-MAPSS engine dataset. The results indicate that the constructed HI can effectively reflect the degradation process of the engine, and can outperform the single-sensor index and existing HIs in terms of HI performance evaluation and engine life prediction. Thus, the effectiveness of the proposed method is validated.

**KEYWORDS:** major equipment; remaining useful life prediction; health index; complex network; Wiener process

故障预测与健康管理 (prognostics and health management, PHM) 技术的发展为重大装备的健康管理提供了有力支持, 赋予了更加智能化、精细化的健康管理手段来保障装备的安全运行<sup>[1-3]</sup>。剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 预测作为 PHM 的关键技术之一, 已受到广泛关注和研究。RUL 预测旨在对机器可能发生故障的时间和剩余寿命进行预测, 准确的 RUL 预测可以极大地支持维修决策, 从而有效避免机器故障导致的安全问题和经济损失<sup>[4-6]</sup>。因此, 开发有效的 RUL 预测方法对保障重大装备的安全运行至关重要。

健康指标 (health index, HI) 的构建是进行 RUL 预测的重要工作之一, 通过构建准确可靠的 HI, 可以更有效地评估装备的健康状态, 从而为 RUL 预测提供有力支持<sup>[7]</sup>。在对装备状态进行监测时, 通常面临多源的传感器数据<sup>[8]</sup>。单一传感器获取的信息往往难以充分刻画重大装备的健康状态<sup>[9]</sup>。例如, 在涡扇发动机的状态监测中, 包含了低压压气机出口温度、高压压气机出口温度、风扇入口压力、外涵道总压力、燃烧室燃气比等信息。因此, 如何从多源数据中构建一个能够真实有效地反映系统性能退化的综合健康指标至关重要。

近年来, 出现了大量的 HI 构建方法, 可以分为物理健康指标 (physics health index, PHI) 和虚拟健康指标 (virtual health index, VHI)<sup>[6,10]</sup>。PHI 与失效的物理学特征有关, 通常使用统计学方法或信号处理方法从监测信号中提取。例如, Huang 等<sup>[11]</sup>和 Li 等<sup>[12]</sup>使用均方根对轴承的 RUL 进行预测。Hanachi 等<sup>[13]</sup>开发了基于热损失指数和功率亏

缺指数的 PHIs, 对涡扇发动机的健康状况进行监测。Soualhi 等<sup>[14]</sup>利用 Hilbert-Huang 变换对振动信号进行分析, 提取缺陷频率作为 PHI。然而, PHI 与所研究的系统具有强烈的依赖性, 构建的 PHI 及其对应的处理方法不能直接应用到其他系统上<sup>[15]</sup>。与 PHI 相比, VHI 没有明确的物理意义, 通常由多个 PHIs 或传感器信号融合而成, 从而对装备的退化趋势进行描述。例如, Guo 等<sup>[16]</sup>利用递归神经网络融合多个统计指标对轴承健康状况进行刻画并进行 RUL 预测。Zhang 等<sup>[17]</sup>利用长短期记忆网络构建了 VHI。Zhang 等<sup>[7]</sup>结合长短期记忆网络和欧氏距离选择退化信号, 构建了系统的 VHI。Wen 等<sup>[15]</sup>提出一种利用遗传规划算法融合数据构建 VHI 的方法。Kim 等<sup>[18]</sup>根据 HI 应当具有的单调性等特征建立相应的优化函数, 提出了融合数据构建 VHI 的方法。Cai 等<sup>[19]</sup>提出一种相对熵权重设置的 VHI 构建方法。尽管 VHI 的构建已经在许多系统中得到研究, 但是, 大多数方法是基于经验退化知识学习的, 且多源数据之间往往存在相关性, 其耦合机制的刻画也是一大挑战。

鉴于此, 本文结合网络动力学对多源数据之间的耦合进行了刻画, 提出一种基于复杂网络的 VHI 构建方法。通过构建传感器指标相关性网络, 结合网络动力学对指标间的耦合机制进行刻画, 并计算每个指标对系统性能的影响, 通过加权融合构建 VHI, 实现对系统健康状态退化趋势的刻画。基于构建的 VHI, 结合 Wiener 过程对系统退化的演变过程建模并进行寿命预测, 同时利用 C-MAPSS 发动机的多源传感器数据集对所提方法进行了验证。

## 1 健康指标构建

### 1.1 基于复杂网络的健康指标构建方法

重大装备的运行涉及多个参数和状态, 而单一传感器只能提供有限的信息。因此, 需要使用不同传感器测量不同的物理量或参数, 通过这些信息进行融合, 更全面地了解装备的健康状况<sup>[9]</sup>。考虑到各传感器数据之间可能存在一定的耦合关系, 利用网络动力学对传感器数据间的耦合机制进行刻画。假设各传感器监测指标之间的耦合关系在整个运行过程中保持稳定, 指标 $(x_i, x_j)$ 相关系数的计算表达式为

$$\rho(x_i, x_j) = \frac{c(x_i, x_j)}{\sigma_{x_i} \sigma_{x_j}} \quad (1)$$

式中:  $c(x_i, x_j)$  为 $(x_i, x_j)$ 的协方差;  $\sigma_{x_i}$ 和 $\sigma_{x_j}$ 分别为 $x_i$ 和 $x_j$ 的标准差。根据 $\rho(x_i, x_j)$ 可以对表示指标相关性的加权邻接矩阵进行描述, 计算表达式为

$$A_{ij} = \begin{cases} \hat{A}_{ij} = \rho(x_i, x_j), & \rho(x_i, x_j) > 0 \\ 0, & \rho(x_i, x_j) = 0 \\ \bar{A}_{ij} = -\rho(x_i, x_j), & \rho(x_i, x_j) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $A_{ij}$  为加权邻接矩阵 $A$ 中的元素, 用于刻画指标 $(x_i, x_j)$ 之间的关系;  $\hat{A}_{ij}$ 表示正相关性;  $\bar{A}_{ij}$ 表示负相关性。

将每个指标看作节点, 若 $A_{ij} \neq 0$ , 表示它们之间存在链接。由于指标之间可能存在正相关性或负相关性, 因此, 邻接矩阵 $A$ 可表示为

$$A = \hat{A} + \bar{A} \quad (3)$$

式中:  $\hat{A}$ 为正相关加权邻接矩阵;  $\bar{A}$ 为负相关加权邻接矩阵。

通过以上邻接矩阵可以对指标相关性网络进行构建, 但这仅仅能够表示它们之间存在关系, 由于一个指标的增加可能引起另一个指标的增加或减小, 为了进一步对2个指标之间的作用机制进行描述, 引入网络调控动力学<sup>[20-21]</sup>对其耦合关系进行描述, 表达式为

$$\frac{dx_i}{dt} = -B_i x_i + \sum_{j=1}^N \hat{A}_{ij} \frac{x_j}{1+x_j} + \sum_{j=1}^N \bar{A}_{ij} \frac{1}{1+x_j} \quad (4)$$

式中:  $t$ 为监测时间;  $B_i$ 为反应速率;  $N$ 为节点数量。由于 $B_i$ 未知, 因此, 需要对每个节点的 $B_i$ 进行估计。系统达到稳态时, 当式(4)满足

$$\frac{dx_i}{dt} = 0 \quad (5)$$

$B_i$ 可表示为

$$B_i = \sum_{j=1}^N \hat{A}_{ij} \frac{x_j}{x_i(1+x_j)} + \sum_{j=1}^N \bar{A}_{ij} \frac{1}{x_i(1+x_j)} \quad (6)$$

根据文献[22], 可以通过平均最近邻活性对系统状态进行近似表示, 系统状态 $x_{\text{eff}}$ 的表达式为

$$x_{\text{eff}} = \frac{\mathbf{1}^T A \mathbf{x}}{\mathbf{1}^T A \mathbf{1}} = \frac{\langle kx \rangle}{\langle k \rangle} \quad (7)$$

式中:  $\langle kx \rangle = (1/N) \sum_{i=1}^N k_i x_i$ ,  $k_i$ 为节点 $i$ 的加权度;  $\langle k \rangle$ 为平均加权度;  $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^T$ 。

通过对节点逐一去除, 可以计算每个节点对 $x_{\text{eff}}$ 的影响, 可表示为

$$\Delta x_{\text{eff}}^i = x_{\text{eff}} - x_{\text{eff}}^i \quad (8)$$

式中:  $x_{\text{eff}}^i$ 表示节点 $i$ 被去除后的系统状态。因此, 节点 $i$ 对系统状态的影响程度的计算表达式为

$$h_i = \frac{\Delta x_{\text{eff}}^i}{\sum_{i=1}^N \Delta x_{\text{eff}}^i} \quad (9)$$

根据计算得到的 $h_i$ , 可以对各传感器数据进行加权融合来构建健康指标。各传感器指标融合系数的计算表达式为

$$w_i = g(x_i(t)) h_i \quad (10)$$

式中:  $g(\cdot)$ 为符号函数, 若对应的传感器数据单调递减, 其值为 $-1$ , 否则为 $1$ 。

根据得到的融合系数, 装备 $m$ 随时间 $t$ 变化的HI的计算表达式为

$$Z_m(t) = \sum_{i=1}^N w_i x_{m,i}(t) \quad (11)$$

式中:  $w_i$ 为第 $i$ 个传感器指标的融合系数;  $x_{m,i}(t)$ 为第 $m$ 个装备的第 $i$ 个传感器在 $t$ 时刻的数据。

### 1.2 健康指标评价方法

HI的性能对寿命预测的结果有显著影响<sup>[6]</sup>。目前, 已有许多方法用于对HI的性能进行评估, 本文采用单调性、相关性、一致性以及混合评价指标。

在装备实际运行过程中, 若不考虑维修, 装备的退化通常是不可逆的。为了反映装备的退化过程, 一个合适的HI应该具备较好的单调性, 即单调递减或递增的特性来刻画装备的退化, 这是HI的一个固有属性, 与其他因素无关<sup>[6]</sup>。单调性的计算表达式为<sup>[19]</sup>

$$I_{\text{mon}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{|N_{dZ_m > 0} - N_{dZ_m < 0}|}{T_m - 1} \quad (12)$$

式中:  $M$ 为装备个数;  $dZ_m$ 为相邻时间点的 $Z_m$ 的差值;  $N_{dZ_m > 0}$ 和 $N_{dZ_m < 0}$ 分别表示 $dZ_m > 0$ 和 $dZ_m < 0$

的数量； $T_m$ 为 $Z_m$ 的时间序列长度。

随着运行时间的增加，装备逐渐退化的可能性增加。因此，希望HI的退化趋势与装备的运行时间呈相关性。与单调性不同，相关性描述了HI与运行时间的相关系数，计算表达式<sup>[6]</sup>为

$$I_{\text{cor}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left[ T_m \left( \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{Z}_m(t) \tilde{l}(t) \right) - \left( \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{Z}_m(t) \right) \left( \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{l}(t) \right) \right] / \left[ \left[ T_m \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{Z}_m^2(t) - \left( \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{Z}_m(t) \right)^2 \right] \cdot \left[ T_m \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{l}^2(t) - \left( \sum_{t=1}^{T_m} \tilde{l}(t) \right)^2 \right] \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (13)$$

式中： $\tilde{Z}_m(t)$ 和 $\tilde{l}(t)$ 分别表示HI和运行时间的排序序列。

对于不同装备的同一HI，希望在相同的运行条件和失效模式下，其失效阈值的方差越小越好，可以通过一致性指标进行评估<sup>[6]</sup>，计算表达式为

$$I_{\text{con}} = \exp \left( \frac{-S(P_{\text{EoL}})}{E(|P_0 - P_{\text{EoL}}|)} \right) \quad (14)$$

式中： $P_{\text{EoL}}$ 为寿命结束时刻不同装备的HI组成的向量； $P_0$ 为寿命初始时刻不同装备的HI组成的向量； $S(P_{\text{EoL}})$ 为 $P_{\text{EoL}}$ 的标准差； $E(|P_0 - P_{\text{EoL}}|)$ 为 $|P_0 - P_{\text{EoL}}|$ 的均值。

以上3个指标从不同方面评价了HI的性能。但是，有时仅用一个指标不足以选择一个合适的HI，综合多个属性更有利于对HI性能进行判断。借鉴文献[23-24]的方法，对单调性、相关性和一致性进行加权求和，得到混合评价指标，表达式为

$$I_{\text{hyb}} = \alpha_1 I_{\text{mon}} + \alpha_2 I_{\text{cor}} + \alpha_3 I_{\text{con}} \quad (15)$$

式中： $\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1$ ， $\alpha_i > 0$ ；本研究中设置 $\alpha_1 = 0.2$ ， $\alpha_2 = 0.5$ ， $\alpha_3 = 0.3$ 。

$I_{\text{mon}}$ 、 $I_{\text{cor}}$ 、 $I_{\text{con}}$ 和 $I_{\text{hyb}}$ 的值越大，表明所构建的HI性能越好。

## 2 寿命预测

### 2.1 基于Wiener过程的退化过程建模及寿命预测方法

根据文献[9]与[25]，利用Wiener过程对装备

的退化过程进行建模，并进行寿命预测，以验证所构建HI的效果。Wiener过程可表示为

$$Z_m(t) = z_{m,0} + \lambda_m t + \sigma_m B(t) \quad (16)$$

式中： $z_{m,0}$ 为第 $m$ 个装备的初始退化量； $\lambda_m$ 为漂移系数，刻画了装备的退化率； $\sigma_m$ 为扩散系数，描述了退化过程的随机不确定性； $B(t)$ 为描述退化过程时变随机性的标准Brownian运动。

记第 $m$ 个装备的监测时刻为 $t_m = \{t_{m,0}, t_{m,1}, \dots, t_{m,K_m}\}$ ，对应的HI观测数据为 $z_m = \{z_{m,0}, z_{m,1}, \dots, z_{m,K_m}\}$ ， $z_{m,e} = Z_m(t_{m,e})$ ， $e \in [0, K_m]$ 。  $K_m + 1$ 为第 $m$ 个装备HI的监测数量。基于首达时间的概念，装备 $m$ 的寿命可表示为

$$Y_m = \inf \{t: Z_m(t) \geq v | z_{m,0} < v\} \quad (17)$$

式中： $v$ 为失效阈值。

根据文献[26]， $Y_m$ 的概率密度函数 $f(Y_m)$ 、期望 $E(Y_m)$ 和方差 $V(Y_m)$ 可表示为

$$f(Y_m) = \frac{v - z_{m,0}}{\sqrt{2\pi t^3 \sigma_m^2}} \exp \left\{ -\frac{(v - z_{m,0} - \lambda_m t)^2}{2\sigma_m^2 t} \right\} \quad (18)$$

$$E(Y_m) = \frac{v - z_{m,0}}{\lambda_m} \quad (19)$$

$$V(Y_m) = \frac{(v - z_{m,0}) \sigma_m^2}{\lambda_m^3} \quad (20)$$

根据标准Brownian运动的增量独立性、高斯性和马氏性，参数 $\lambda_m$ 和 $\sigma_m$ 可利用 $z_m$ 进行极大似然估计得到， $z_m$ 增量数据集的似然函数为

$$\ln(L(\Theta)) = \sum_{j=1}^{K_m} \ln \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi \sigma_m^2 \Delta t}} \right) - \sum_{j=1}^{K_m} \left( \frac{(\Delta z_{m,j} - \lambda_m \Delta t_j)^2}{2\sigma_m^2 \Delta t} \right) \quad (21)$$

式中： $\Delta t = t_{m,j} - t_{m,j-1}$ ，为监测间隔时间，仅考虑等时间间隔的情况； $\Delta z_{m,j} = z_{m,j} - z_{m,j-1}$ ， $z_m$ 表示在相邻监测时间的增量。

参数 $\lambda_m$ 和 $\sigma_m$ 的极大似然估计可表示为

$$\begin{cases} \hat{\lambda}_m = \frac{z_{m,K_m} - z_{m,0}}{K_m \Delta t} \\ \hat{\sigma}_m^2 = \frac{1}{t_{K_m}} \left[ \sum_{j=1}^{K_m} (\Delta z_{m,j})^2 - \frac{(z_{m,K_m} - z_{m,0})^2}{K_m} \right] \end{cases} \quad (22)$$

第 $m$ 个装备的寿命预测值为

$$\hat{y}_m = \frac{v - z_{m,0}}{\hat{\lambda}_m} = \frac{K_m \Delta t \left( v - \sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,0}) w_j \right)}{\sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,K_m}) w_j - \sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,0}) w_j} \quad (23)$$

式中： $v$ 为未知变量，可通过建立以下目标函数求解得到

$$J(v) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\hat{y}_m - y_m)^2 =$$

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left( \frac{K_m \Delta t \left( v - \sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,0}) w_j \right)}{\sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,k_m}) w_j - \sum_{j=1}^N x_{m,j}(t_{m,0}) w_j} - y_m \right)^2 \quad (24)$$

式中:  $y_m$  为实际寿命值。式 (24) 表征了寿命预测值与实际值的误差, 通过最小化  $J(v)$  可以得到最优解。

## 2.2 寿命预测结果评价方法

采用均方根误差<sup>[6]</sup>、平均绝对百分比误差<sup>[19]</sup>和评分函数<sup>[25]</sup>作为寿命预测结果评价指标, 对预测结果进行评价。在寿命预测研究中, 这3个指标被广泛采用, 以此对比不同方法的预测表现。

均方根误差反映了预测误差平方的均值, 其计算表达式为

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (y_m - \hat{y}_m)^2} \quad (25)$$

平均绝对百分比误差关注预测误差的百分比, 其计算表达式为

$$R_{MAPE} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left| \frac{y_m - \hat{y}_m}{y_m} \right| \quad (26)$$

评分函数采用非对称评价的方式, 给予滞后预测更大的惩罚, 因为相比于提前预测, 滞后预测可能带来更严重的后果。评分函数的计算表达式为

$$R_s = \begin{cases} \sum_{m=1}^M \left[ \exp\left(\frac{\hat{y}_m - y_m}{10}\right) - 1 \right], & y_m - \hat{y}_m < 0 \\ \sum_{m=1}^M \left[ \exp\left(\frac{y_m - \hat{y}_m}{13}\right) - 1 \right], & y_m - \hat{y}_m \geq 0 \end{cases} \quad (27)$$

$R_{RMSE}$ 、 $R_{MAPE}$  和  $R_s$  的值越小, 表明预测的结果越好。

## 3 实验验证

### 3.1 数据描述

为验证所提 HI 的效果, 利用 C-MAPSS 发动机数据集<sup>[27]</sup>中的 FD001 数据集进行测试。FD001 数据集分为训练集和测试集, 分别包含 100 个发动机的全寿命周期数据和运行一段时间后的截断数据, 每组数据中都包含 21 个传感器的监测数据。借鉴文献[9]中的方法, 对 FD001 数据集进行划分和测试。

表 1 和图 1 分别给出了传感器数据的描述和部分原始数据图。

表 1 传感器指标说明

Table 1 Description of sensor indices

| 编号 | 符号        | 说明             |
|----|-----------|----------------|
| 1  | T2        | 风扇进口总温度        |
| 2  | T24       | 低压压气机出口总温度     |
| 3  | T30       | 高压压气机出口总温度     |
| 4  | T50       | 低压涡轮出口总温度      |
| 5  | P2        | 风扇入口压力         |
| 6  | P15       | 外涵道总压力         |
| 7  | P30       | 高压压气机出口总压力     |
| 8  | Nf        | 发动机风扇转速        |
| 9  | Nc        | 发动机核心转速        |
| 10 | epr       | 发动机压力比         |
| 11 | Ps30      | 高压压气机出口静压      |
| 12 | phi       | 燃料流量与 Ps30 的比率 |
| 13 | NRf       | 校正风扇转速         |
| 14 | NRc       | 校正核心转速         |
| 15 | BPR       | 涵道比            |
| 16 | farB      | 燃烧室燃气比         |
| 17 | htBleed   | 引气焓值           |
| 18 | Nf-dmd    | 风扇转速设定值        |
| 19 | PCNfR-dmd | 校正风扇转速设定值      |
| 20 | W31       | 高压涡轮冷却引气流量     |
| 21 | W32       | 低压涡轮冷却引气流量     |

### 3.2 健康指标构建及评价

在原始数据中, 有部分传感器数据不具有明显的时变特征, 如传感器 1、5、6、10、16、18、19, 因此, 在后续分析中舍弃了这部分传感器数据。由于不同的传感器数据往往具有不同的量纲和数量级, 需要对原始数据进行归一化处理。本文采用最大-最小归一化方法, 将数据缩放到同一尺度下。此外, 原始数据中具有较大的随机性和波动性, 故需要对数据进行降噪处理, 采用滑动平均的方法, 窗口大小设置为 30。

对原始数据进行预处理后, 根据所提出的网络构建方法建立了传感器指标相关性网络, 如图 2 所示。其中, 各节点代表不同的传感器指标, 黑色边表示对应的 2 个传感器指标之间具有正相关关系, 红色边则表示负相关关系。在网络构建过程中, 每一时刻的传感器指标数据为同一监测时刻所有发动机数据的均值。网络构建完成后, 通过调控动力学对传感器指标间的耦合机制进行了刻画, 并计算了各指标的融合系数, 结果如图 3 所示。

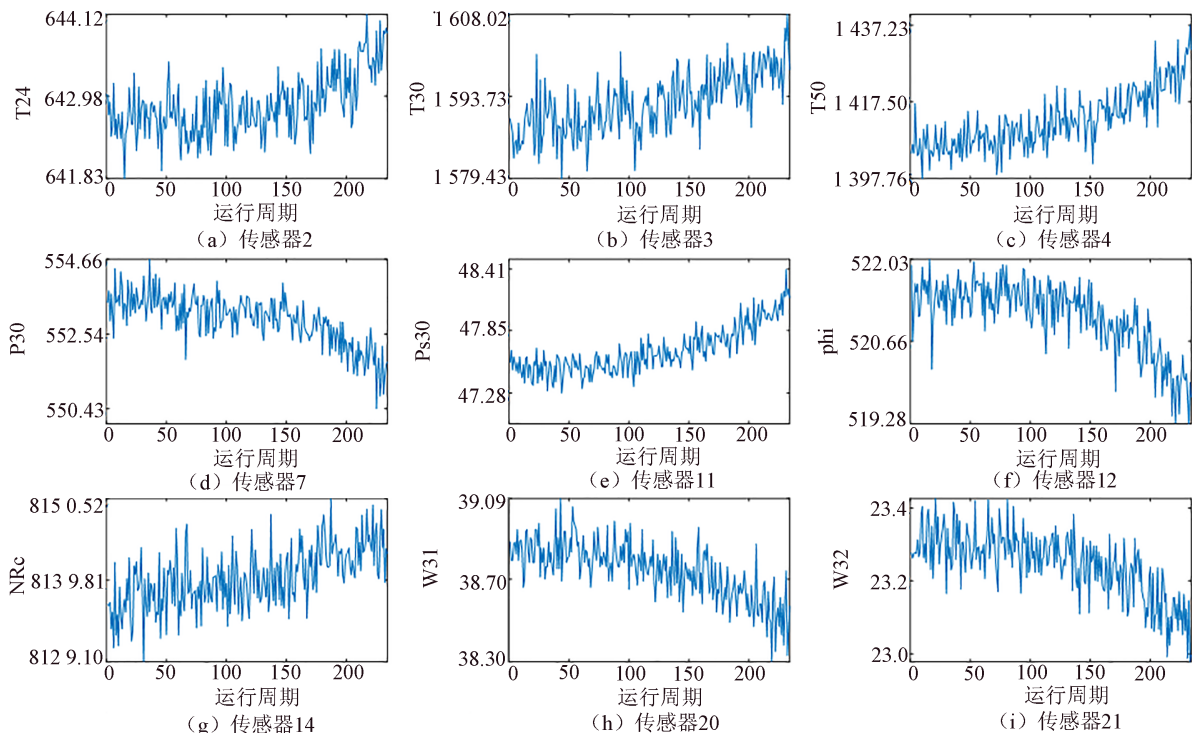


图 1 传感器数据示意

Fig. 1 Diagram of sensor data

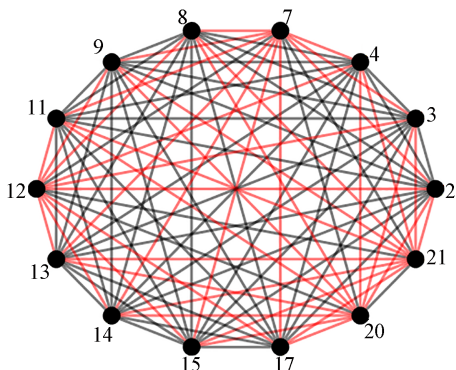


图 2 传感器指标相关性网络

Fig. 2 Correlation network of sensor indices

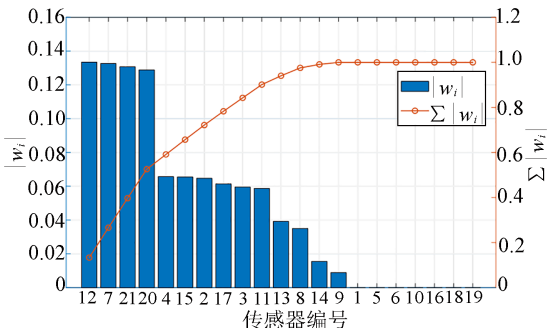


图 3 传感器数据融合系数

Fig. 3 Fusion coefficient of sensor data

由图3可以看出，各传感器指标对系统状态的影响程度各不相同，传感器12、7、21和20对系

统状态的影响相对较大，传感器9对系统状态的影响最小。从传感器12到传感器9，各传感器指标对系统状态的影响程度逐渐减小，累计影响值逐渐增大，最终累计影响值为1。

根据图3中得到的融合系数，利用式(11)对各传感器数据进行加权融合，得到发动机随运行时间变化的HI，结果如图4所示。图4中每条曲线代表一个发动机的数据，可以看出，随着运行时间的增加，构建的HI逐渐增加，能反映发动机随运行时间变化的退化过程。因此，会存在一个失效阈值，一旦HI的值超过该阈值，则会发生失效。

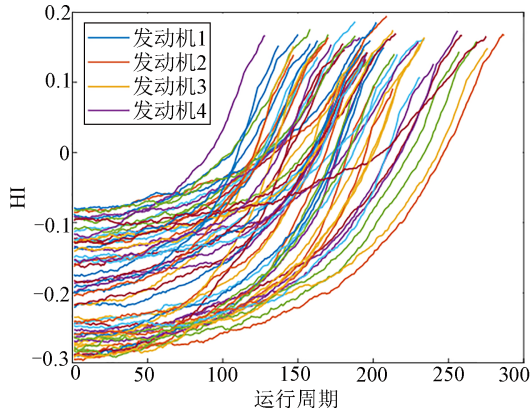


图 4 健康指标随时间变化的曲线

Fig. 4 HI curves with the variations in time

根据计算得到的HI, 利用1.2节中提到的评价方法对HI的性能进行评估。本文从2个方面进行对比, 一是与对应的单传感器指标进行对比, 结果如图5所示; 二是与其他文献构建的HI进行对比, 结果如图6所示。为保证对比的公平性, 所有的对比数据均采用了与本文相同的预处理方法。

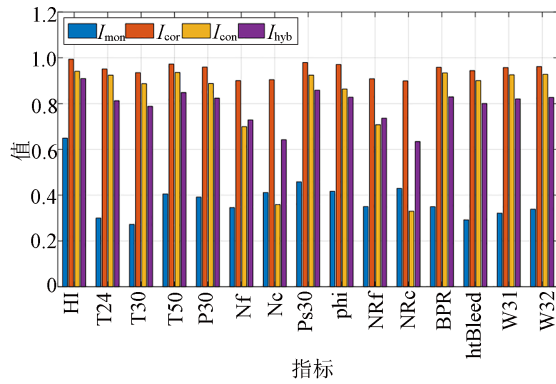


图5 本文HI与传感器指标性能对比

Fig. 5 Performance comparison of the proposed HI and sensor indices

由图5可以看出, 构建的HI在单调性、相关性、一致性和混合评价指标方面的值均大于各传感器指标相应的值。表明本文构建的HI能较好地反映装备的退化过程, 其表现优于各传感器指标。由图6可以看出, 本文构建的HI与文献[28]和[29]构建的HI在单调性、相关性、一致性和混合评价指标方面的表现非常接近。从数值来看, 本

文构建的HI在单调性和相关性上略低于文献[28]和[29], 但在一致性和混合评价指标方面均略优于文献[28]和[29], 而在单调性、相关性、一致性以及混合评价指标方面的表现均优于文献[15]和[30]。

### 3.3 寿命预测结果分析

利用寿命预测模型验证HI的效果。根据式(24), 需要求解最优的失效阈值。本文采用了拟牛顿法进行求解, 得到 $v^* = 0.1532$ 。利用2.2节中提到的寿命预测结果评价指标对比构建的HI与各传感器指标得到的预测结果, 结果如表2所示。与其他文献中的HI的预测结果进行对比, 结果如图7所示。

由表2可以看出, 相比于其他传感器指标, 本文构建的HI具有更小的 $R_{RMSE}$ 、 $R_{MAPE}$ 和 $R_s$ 值, 表明其具有更好的预测效果, 能更好地反映发动机的退化过程并用于寿命预测。由图7可以看出, 相比于其他HI, 本文构建的HI具有更小的 $R_{RMSE}$ 、 $R_{MAPE}$ 和 $R_s$ 值, 表明本文构建的HI具有更好的预测结果。虽然本文构建的HI与Ref2和Ref3在单调性、相关性、一致性和混合评价指标方面的表现非常接近, 但是从图7的预测结果来看, 本文构建HI的预测误差更小。综合图6和图7的结果来看, 本文构建的HI在性能评估和预测结果上都表现较好, 进一步说明了本文所提方法的有效性和应用潜力。

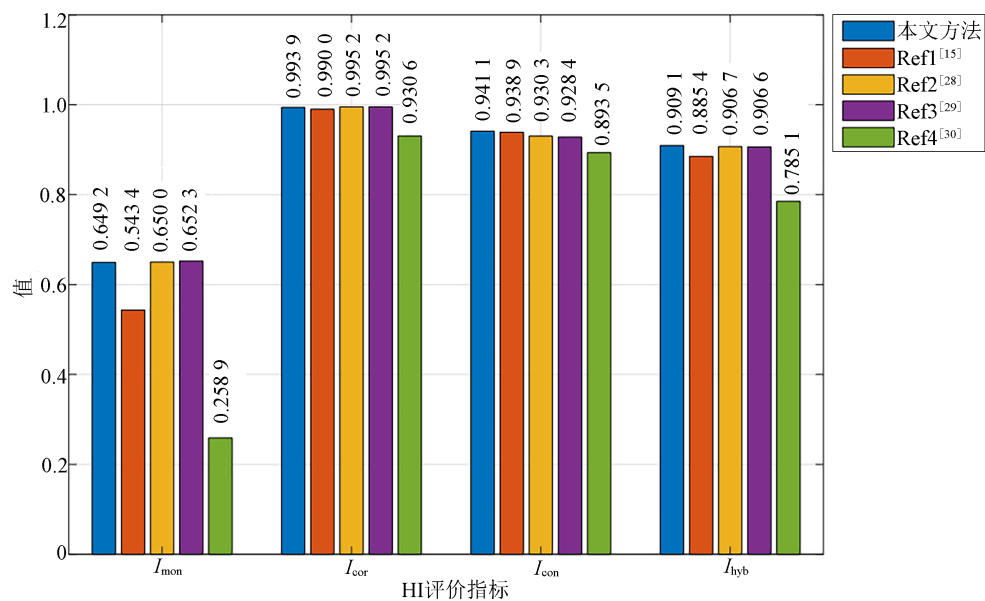


图6 不同HIs在单调性、相关性、一致性和混合评价指标上的对比

Fig. 6 Comparison of different HIs in monotonicity, correlation, consistency and hybrid evaluation indices

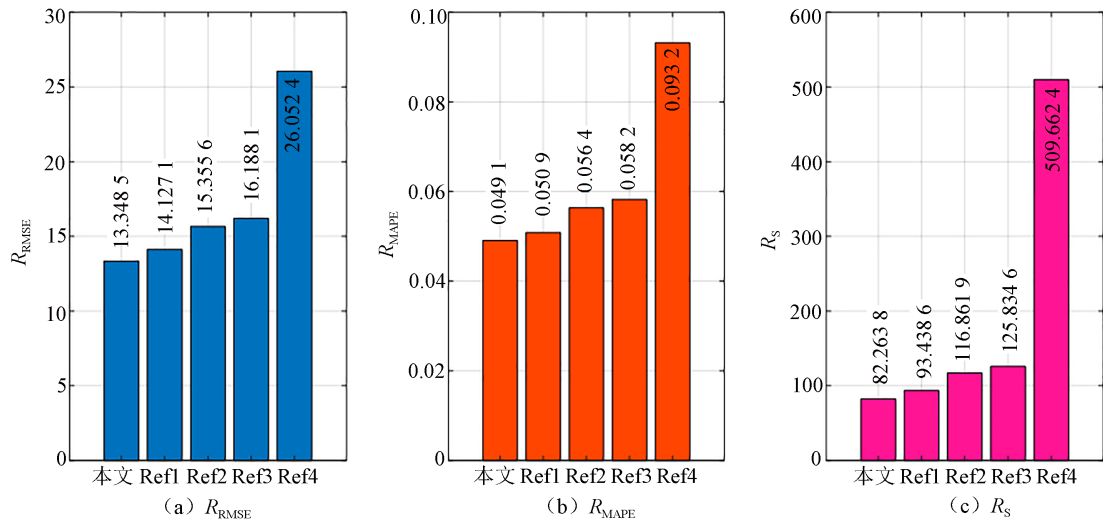


图 7 不同 HIs 寿命预测结果性能对比

Fig. 7 Performance comparison of life prediction results of different HIs

表 2 HI 与传感器指标寿命预测结果性能对比  
Table 2 Performance comparison of life prediction results of HI and sensor indices

| 参数      | $R_{RMSE}$ | $R_{MAPE}$ | $R_s$        |
|---------|------------|------------|--------------|
| HI      | 13.348 5   | 0.049 1    | 82.263 8     |
| T24     | 14.933 7   | 0.056 2    | 131.562 8    |
| T30     | 22.002 1   | 0.083 6    | 452.148 5    |
| T50     | 16.408 8   | 0.058 0    | 121.589 4    |
| P30     | 29.368 7   | 0.110 1    | 976.071 8    |
| Nf      | 91.966 6   | 0.377 1    | 2.482 9E+06  |
| Nc      | 697.118 4  | 1.712 1    | 7.389 2E+121 |
| Ps30    | 17.689 1   | 0.061 9    | 228.280 6    |
| phi     | 32.683 6   | 0.127 8    | 1.245 3E+03  |
| NRf     | 90.410 4   | 0.375 9    | 1.439 2E+08  |
| NRc     | 324.938 3  | 1.176 7    | 228.280 6    |
| BPR     | 17.652 4   | 0.061 0    | 160.765 2    |
| htBleed | 19.730 4   | 0.081 0    | 466.546 2    |
| W31     | 18.870 0   | 0.065 8    | 181.528 5    |
| W32     | 17.821 8   | 0.060 0    | 202.408 5    |

## 4 结论

针对多源传感器数据的融合，提出了一种基于复杂网络的 HI 构建方法。通过对各传感器数据时变相关性的分析，建立了传感器指标相关性网络，并通过网络动力学对传感器指标间的耦合机制进行了刻画，分析每个传感器指标对系统耦合性能的影响，计算融合系数，最终通过加权融合

构建了能体现系统退化过程的 HI。基于构建的 HI，利用 Wiener 过程进行退化建模和寿命预测。通过 C-MAPSS 数据集对本文方法进行了测试。结果表明，提出的 HI 能较好地刻画系统的退化过程，其在单调性、一致性等健康指标的性能评价上均优于其他单传感器指标和一些现有的 HIs。在寿命预测结果的性能评价上，通过与其他单传感器指标和现有 HIs 的结果进行对比，也体现了本文所构建 HI 的有效性和应用潜力。

本文方法也存在一些不足，一是通过各传感器指标对系统耦合性能的影响来计算融合系数，而不是利用复杂网络理论从多个系统状态评价指标进行分析，未能构建多个健康指标或混合健康指标，以更好地支持寿命预测模型；二是采用最基本的线性 Wiener 过程进行退化建模和寿命预测，具有一定的局限性。在后续工作中可进一步改进寿命预测模型，并考虑健康指标的构建与寿命预测模型的双向联动，以提升预测性能。

## 参考文献

- [1] WANG W, SONG H H, SI S B, et al. Data augmentation based on diffusion probabilistic model for remaining useful life estimation of aero-engines [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 252: 110394.
- [2] 杨静宗, 杨天晴, 吴丽玫. 基于 ITD-SVD 和 MOMEDA 的故障特征提取方法 [J]. 工业工程, 2021, 24(6): 48-56.  
YANG J Z, YANG T Q, WU L M. A fault feature extraction method based on ITD-SVD and

- MOMEDA[J]. Industrial Engineering Journal, 2021, 24(6): 48-56.
- [3] 袁晓静, 罗伟蓬, 张宏强, 等. 基于区块链的装备维修支持系统设计与开发[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(1): 54-63.
- YUAN X J, LUO W P, ZHANG H Q, et al. Design and development of equipment maintenance support system based on blockchain[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(1): 54-63.
- [4] 朱晓峰, 徐曼菲, 刘治红, 等. 集成主成分分析与随机森林模型的关键工装寿命预测方法[J]. 工业工程, 2023, 26(5): 149-158.
- ZHU X F, XU M F, LIU Z H, et al. Life span prediction of key fixtures integrating principal component analysis and random forest model[J]. Industrial Engineering Journal, 2023, 26(5): 149-158.
- [5] 迟骋, 李向阳, 张志利, 等. 基于动态卷积的混合模型性能评估方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(5): 53-58, 80.
- CHI C, LI X Y, ZHANG Z L, et al. Performance evaluation method of hybrid model based on dynamic convolution[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(5): 53-58, 80.
- [6] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics: a systematic review from data acquisition to RUL prediction[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [7] ZHANG Y D, ZHANG C, WANG S P, et al. Health indicators for remaining useful life prediction of complex systems based on long short-term memory network and improved particle filter[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 241: 109666.
- [8] 陆文灏, 柯勇伟, 郭永强, 等. 面向多目标优化的航空发动机装配特征选择[J]. 工业工程, 2024, 27(4): 1-8.
- LU W H, KE Y W, GUO Y Q, et al. Feature selection for aero-engine assembly using multi-objective optimization[J]. Industrial Engineering Journal, 2024, 27(4): 1-8.
- [9] 李天梅, 司小胜, 张建勋. 多源传感监测线性退化装备数模联动的剩余寿命预测方法[J]. 航空学报, 2023, 44(8): 94-112.
- LI T M, SI X S, ZHANG J X. Data-model interactive remaining useful life prediction method for multi-sensor monitored linear stochastic degrading devices[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(8): 94-112.
- [10] PENG Z Q, HUANG X C, TANG D Y, et al. Health indicator construction based on multisensors for intelligent remaining useful life prediction: a reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3507813.
- [11] HUANG Z Y, XU Z G, WANG W H, et al. Remaining useful life prediction for a nonlinear heterogeneous Wiener process model with an adaptive drift[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2015, 64(2): 687-700.
- [12] LI N P, LEI Y G, LIN J, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7762-7773.
- [13] HANACHI H, LIU J, BANERJEE A, et al. A physics-based modeling approach for performance monitoring in gas turbine engines[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2015, 64(1): 197-205.
- [14] SOUALHI A, MEDJAHED K, ZERHOUNI N. Bearing health monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine, and regression[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(1): 52-62.
- [15] WEN P F, ZHAO S, CHEN S W, et al. A generalized remaining useful life prediction method for complex systems based on composite health indicator[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2021, 205: 107241.
- [16] GUO L, LI N P, JIA F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing, 2017, 240: 98-109.
- [17] ZHANG H X, XI X P, PAN R. A two-stage data-driven approach to remaining useful life prediction via long short-term memory networks[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2023, 237: 109332.
- [18] KIM M, SONG C Y, LIU K B. A generic health index approach for multisensor degradation modeling and sensor selection[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2019, 16(3): 1426-1437.
- [19] CAI L, YIN H P, LIN J D, et al. An update-strategy-based Gaussian process regression method for aeroengines fault prediction[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(2): 1941-1951.

- [20] GÓMEZ-GARDEÑES J, MORENO Y, FLORÍA L M. Michaelis-Menten dynamics in complex heterogeneous networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2005, 352(2-4): 265-281.
- [21] BARZEL B, BARABÁSI A L. Universality in network dynamics[J]. *Nature Physics*, 2013, 9(11): 673-681.
- [22] GAO J X, BARZEL B, BARABÁSI A L. Universal resilience patterns in complex networks[J]. *Nature*, 2016, 530: 307-312.
- [23] CHEN D L, ZHOU J H, QIN Y. Unsupervised health indicator fusing time and frequency domain information and its application to remaining useful life prediction[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 3506812.
- [24] ZHOU J H, QIN Y, LUO J, et al. Remaining useful life prediction by distribution contact ratio health indicator and consolidated memory GRU[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(7): 8472-8483.
- [25] 李天梅, 司小胜, 刘翔, 等. 大数据下数模联动的随机退化装备剩余寿命预测技术[J]. *自动化学报*, 2022, 48(9): 2119-2141.
- LI T M, SI X S, LIU X, et al. Data-model interactive remaining useful life prediction technologies for stochastic degrading devices with big data[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(9): 2119-2141.
- [26] LI T M, PEI H, PANG Z N, et al. A sequential Bayesian updated Wiener process model for remaining useful life prediction[J]. *IEEE Access*, 2019, 8: 5471-5480.
- [27] SAXENA A, GOEBEL K, SIMON D, et al. Damage propagation modeling for aircraft engine run-to-failure simulation[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1-9.
- [28] LIU K B, CHEHADE A, SONG C Y. Optimize the signal quality of the composite health index via data fusion for degradation modeling and prognostic analysis[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2017, 14(3): 1504-1514.
- [29] LIU K B, HUANG S. Integration of data fusion methodology and degradation modeling process to improve prognostics[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2016, 13(1): 344-354.
- [30] 刘小峰, 叶榕婷, 柏林, 等. 基于灰色理论的航空发动机剩余寿命预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1): 74-81.
- LIU X F, YE R T, BO L, et al. Remaining useful life estimation for aero-engines based on grey theory[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1): 74-81.
- (编辑: 于福兴)