

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306886

弱数据下多源传感融合的某试车台气路健康评估方法^{*}

唐智^{1,2} 柏林² 白豪³ 吴过^{2,4} 王章旭²

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400044;
3. 重庆川仪软件有限公司 重庆 401121; 4. 上海联影医疗科技股份有限公司 上海 201807)

摘要: 航天发动机试车台作为检验发动机可靠性的关键装备,其健康状态评估对确保发动机安全运行具有重要意义。试车台气路系统具有故障模式复杂多变,多点位、多模态传感信息关联性强等特点,且存在数据积累有限、采集的健康状态样本分布不均、人工监测运行状态造成人力资源浪费以及高误警率等问题。为此,提出了基于自适应重构相空间-支持高阶张量机的健康评估模型。该方法首先通过设计 $E_1(m)$ 的稳定性判定准则,实现对气路系统相空间的自适应重构;其次采用张量对气路系统的多点位、多模态数据进行表征;然后基于支持高阶张量机挖掘张量样本中的多源传感关联信息与健康模式,实现对试车台气路系统的健康状态评估;最后利用中航某所发动机试车台实际试车数据,与支持向量机、决策树与朴素贝叶斯算法对比,结果表明提出方法在弱数据环境下具有良好评估能力,整体评估精度为 89.7%,在极端弱数据环境,精度下降保持在 8% 以内。

关键词: 发动机试车台;健康评估;支持高阶张量机;相空间重构;信息融合

中图分类号: TN06;TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Health assessment method for gas circuit system of engine test bed based on multi source sensor information fusion under weak data environment

Tang Zhi^{1,2} Bo Lin² Bai Hao³ Wu Guo^{2,4} Wang Zhangxu²

(1. School of Advance Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. Chongqing Chuanyi Software Co., Ltd., Chongqing 401121, China;
4. Shanghai United Imaging Healthcare Co., Ltd., Shanghai 201807, China)

Abstract: The aerospace engine test bench is a key equipment for verifying engine reliability, and its health status assessment is of great significance for ensuring the safe operation of the engine. The gas circuit system of the engine test bench has the characteristics of complex and variable fault modes, strong correlation between multi-point and multimodal sensing information, etc. Moreover, there are issues such as uneven distribution of collected health status samples, high signal noise, human resource waste caused by manual monitoring of the operating status of the gas pipeline system, and high false alarm rates. To this end, a health assessment model for test benches based on adaptive reconstruction of phase space and support for high-order tensor machines is proposed. This method first involves designing stability criterion for $E_1(m)$ to achieve adaptive phase space reconstruction of the gas path system. Secondly, tensors are used to characterize the multi-point and multimodal data of the pneumatic system. Then, a high-order tensor machine is used to mine the multi-source sensor correlation information and fault modes in tensor samples, achieving a health status assessment of the test bench pneumatic system. Finally, the proposed method is compared with the support vector machine, decision tree and plain Bayesian algorithms based on the actual test data from the engine test bench of a China National Aviation Corporation (CNAC). The results show that the proposed method has a good evaluation capability in a weak data environment, with an overall evaluation accuracy of 89.7%, and the accuracy drop is kept within 8% in an extremely weak data environment.

Keywords: engine test bed; health evaluation; support high-order tensor machine; adaptive constructive phase space; information fuse

收稿日期: 2023-09-11 Received Date: 2023-09-11

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(52175077)项目资助

0 引言

航天发动机正式服役前会通过试车台模拟发动机实际工作条件以验证发动机的性能与可靠性^[1-2]。因此,试验台架的稳定性对于试验结果准确度尤为重要。本文以发动机试车台气路系统为例,针对试车台健康评估面临的测试数据积累有限、样本类别分布不均衡,试车过程高压、高温以及强振动带来的噪声干扰等问题,研究在上述弱数据环境下航天发动机试车台气路系统的健康评估方法^[3]。

发动机试车台健康评估的核心是监测和处理传感器数据并提取健康状态特征,以检测试车台的异常状态,广泛使用的检测方法包括统计分析^[4]、趋势分析^[5]以及测量噪声识别。这些方法通常监测一个信号来提供基本的健康评估能力,当某关键变量超过固定阈值时即显示故障状态^[6],其健康状态响应简单。如 Temple 等^[7]利用斯坦尼斯火箭发动机试验台大量历史数据确定试验台健康基线,通过对监测指标与健康基线进行差异分析,以设计和开发试车台健康管理系统。Wohltham 等^[8]将基于物理模型和统计方法的故障诊断算法集成到 LEC MCheck 软件中,直接用于试验台自动故障诊断。Sarotte 等^[9]提出了基于定量物理模型的液体火箭发动机试验台架非线性容错控制策略,其故障检测同样通过计算数据残差实现。然而上述方法往往需要丰富的人工经验来设置状态阈值或健康基线,以判定发动机试车台健康状况^[10]。

多源传感融合^[11-13]则通过整合多个来源的数据以作出更明智的决策。单模态传感数据信息承载能力有限,多模态(压力、流量等)数据对试车台健康状态具有更加全面的表征能力。具体而言,Zhu 等^[14]提出了基于相关向量机结合模糊评估的策略用于对发动机试车台进行健康评估。Feng 等^[15]基于层次分析法计算各监测传感器的权重,然后采用模糊综合评价法对多传感器数据进行融合,进而实现对液体火箭发动机地面试验台的健康状况评价。Zhu 等^[16]研究了一种具有小波分解功能的智能传感器,用于实时检测火箭发动机试车台的瞬态变化,为健康监测系统提供了基础。Zhu 等^[17]使用基于自组织映射的故障诊断方法,将试车台数据可视化为二维图,根据图中不同区域进行故障辨识,并通过实验数据进行了验证。

综上,发动机试车台健康监测仍然是一个值得研究和开发的领域,相对而言,可采用的实施案例较少。上述研究表明:1) 航天发动机试验台架健康状态样本稀缺导致人工阈值设置困难,不恰当的阈值设置将导致大量误警与漏警。2) 相较于多点位,多模态的传感数据而言,基于单模态传感数据的信号处理方法对试车台系统

健康状态的表征能力受限。3) 直接对多点位、多模态的传感数据进行拼接忽视了传感数据在时序上的关联信息,不利于挖掘多源传感信号中的“语义信息”。4) 通过数据融合仅能对试车台系统进行健康度评价,无法详细感知试车台故障类型。

目前弱数据下多源传感融合的航天发动机试车台气路系统健康评估方法鲜有报道。本文针对上述存在的问题与挑战,以某航天发动机试车台的气路系统为例,提出基于自适应重构相空间-支持高阶张量模型的健康评估方法。该方法采用了自适应相空间重构来描述试车台气路系统的动力学特性;针对多点位时序传感数据间耦合性强的特点,提出了发动机试车台气路系统的多点位、多模态传感数据张量化表征方式,以增强对气路系统健康状态信息的承载能力;设计了支持高阶张量模型,学习张量样本中各传感器信号之间的关联信息与故障模式,进而准确地辨识试车台架气路系统的健康状态。

1 气路系统多模态信号自适应重构相空间

1.1 基于重构相空间的复杂气路系统描述

发动机试车台采集的传感器信号通常表现出多模态信号耦合严重等特性。整个试车台气路系统按照一定的动力学法则发生相互作用,传统试车台气路系统研究思路则是根据面临的实际对象建立动力学方程组,并对该方程组进行求解,从而反应试车台气路系统在各个时间点的表现。该方法受限于建模者对气路系统的抽象过程以及建模经验。因此,根据系统某一时间段的时间序列数据,逆向重构气路系统相空间进而对完整的复杂气路系统的动力学特性进行描述成为又一解决方案。

试车台气路系统的健康状态信号均为传感器采集而来的一维时间序列信号 $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, x 表征某一健康状态下的某维信息,由此可重构 m 维相空间矩阵如下:

$$X_m(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)\}^T = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_{N-(m-1)\tau} \\ x_{1+\tau} & x_{2+\tau} & \cdots & x_{N-(m-2)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{1+(m-1)\tau} & x_{2+(m-1)\tau} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $1 \leq i \leq N - (m - 1)\tau$ 。

从式(1)可以看出重构发动机气路系统相空间关键在于确定嵌入维数 m 和延迟时间 τ 。若延迟时间 τ 选取过大,在进行气路系统相空间重构后,传感器信号的信息量会被过度压缩,气路系统的动力学特性难以凸显。嵌入维数 m 过小将导致传感信息丢失, m 过大将导致计算量增加以及结果不稳定。因此,有必要研究如何确定重

构相空间过程的 m 和 τ 。

1.2 相空间重构参数选取

实际工程应用中,试车台气路系统的传感器测点信号中的噪声会影响延迟时间的选取,互信息法因具有良好的抗噪能力被用来确定延迟时间^[18]。在已知延迟时间 τ 时常采用 CAO 法^[19] 确定重构相空间的嵌入维度,设 m 维台架气路系统相空间中的点表示为 $X_m(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x[i + (m - 1)\tau]\}$, 其临近点表示为 $X_m(j) = \{x(j), x(j + \tau), \dots, x[j + (m - 1)\tau]\}$, 则通过判定 $E_1(m)$ 的变化情况确定嵌入维度。

$$E(m) = \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \frac{X_m(i) - X_m(j)}{X_{m+1}(i) - X_{m+1}(j)} \quad (2)$$

$$E_1(m) = \frac{E(m + 1)}{E(m)} \quad (3)$$

即随 m 的增大,判据 $E_1(m)$ 不变时即所求嵌入维度。

1.3 嵌入维度优化设计

传统 CAO 法通过人为观察判定 $E_1(m)$ 是否变化以确定 m 。然而,随着 m 增大,区分 $E_1(m)$ 是缓慢增加还是停止改变较为困难且存在较大主观性。为解决该问题,本文基于曲线的波动情况,开发了自适应阈值确定方法以判定 $E_1(m)$ 曲线的稳定性,从而实现自适应相空间重构(adaptive phase space reconstruction, APSR)。详细判定方法如算法 1 中伪代码所示。

算法 1 面向 CAO 的稳定性判定准则

输入参数:判据曲线 $E_1(m)$

```

1  计算曲线的波动序列:  $\delta_i = |E_1(i) - E_1(i+1)|, 1 \leq i \leq M-1$ 
2  根据  $E_1(m)$  波动情况,初始化阈值  $c = 0.5$ 
3  获得第一个  $\delta_i < c$  时对应的下标  $n$ 
4  for  $i = 1; M-1$ 
5      if  $\delta_i < c$ 
6           $n = i$ 
7          break
8      end
9  end
10  $\delta_j = \max(\delta_i) n \leq i \leq M-1$ 
11 自适应阈值:  $c = \bar{\delta}_i \quad j \leq i \leq M-1$ 
12 判断稳定性
13 for  $i = j; M-2$ 
14     if  $\delta_i > \delta_{i+1} \& \delta_{i+1} > \delta_{i+2} \& \delta_i < c$ 
15         best_m = i+1
16     break
17 end
18 best_m = M-1
19 end
20 输出最佳嵌入维度
```

首先根据式(3)计算出整个序列 $E_1(m)$, 进而得到波动序列 δ_i 。根据波动序列对初始阈值 c 随机初始化, c

一般在 $0.001 \sim 0.5$ 之间取值,曲线波动情况越小,阈值越小。在波动序列中查询第 1 次出现小于阈值 c 时的 δ_i 及其对应的下标 n ,并找出下标 n 之后的最大波动值 δ_j , 计算下标 j 之后的波动序列的波动均值计算下标 j 之后波动序列的均值作为新的阈值 c 。在下标 j 之后的波动序列 δ_i 中,若存在 $\delta_i > \delta_{i+1}, \delta_{i+1} > \delta_{i+2}$ 并且 $\delta_i < c$, 即获得最佳嵌入维度 $\text{best_}m = i+1$, 反之, $\text{best_}m = M-1$ 。自适应 CAO 法通过 $E_1(m)$ 曲线的波动情况,通过迭代更新自动确定选择嵌入维度 m 的阈值,从而避免人为观察曲线变化确定 m 存在的主观随机性。

2 基于支持高阶张量模型的健康评估

2.1 多点位传感张量定义

发动机试车台气路系统传感器采集的时域信号形式上表现为一维向量,然而向量形式的传感数据描述形式单一,数据处理过程易出现维数灾难且忽略了传感数据间的关联信息。因此本文提出传感数据张量化方法以全面、系统、合理地表征发动机试车台气路系统的健康模式。

针对航天发动机试车台架采集的多点位传感数据,其张量形式表现为 $\mathbf{T} = (t_{i1, i2, \dots, iN}) \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$, 其中 t_{iN} 表示第 N 个传感器的样本数据, I_N 为第 N 个传感器数据进行样本划分后的维度。值得注意的是:当 $N=1$ 时, $\mathbf{T}$ 退化为向量;当 $N=2$ 时, $\mathbf{T}$ 为矩阵。因此,简单地将多点位传感器时序数据进行拼接,张量 $\mathbf{T}$ 则构成二维矩阵。为全面评价航天发动机试车台气路系统健康状态,通常采用 3 个或 3 个以上传感器数据进行相空间重构后,进而组成张量表征系统健康状态。

2.2 支持张量模型

针对航天发动机试车台气路系统的健康评估,构建由 s 个样本组成的训练数据集可表示如下。

$$D = \{(T_1, y_1), (T_2, y_2), \dots, (T_s, y_s)\} \quad (4)$$

$y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, s$

式中: $T_i \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 为第 i 个需要辨识健康状态的样本, y_i 表示第 i 个样本的健康状态标签。支持张量模型作为支持向量机^[20] 的衍生模型,其优化目标如式(5)所示。

$$\min_{\omega_n, \xi_n} f(\omega_n |_{n=1}^N, b, C, \xi_n |_{n=1}^N) \quad (5)$$

s. t. $y_i \left(T_i \prod_{n=1}^N \omega_n + b \right) \geq 1 - \xi_n \quad i = 1, 2, \dots, s$

式中: f 为目标函数, $\omega_n \in R^I (1 \leq n \leq N)$ 和 b 分别为第 n 个超平面的权重参数和偏置, C 为正则化参数,控制着模型对误分类样本的容忍度, ξ_n 表示松弛变量, $\times_n$ 表示张量的 n 模积运算。

对于 N 个权重参数的优化问题,可将其分解为 N 个

子问题并采用交替投影迭代求解。即得到支持张量模型分解为子问题后,第 n 个子问题的优化目标如式(6)所示。

$$\begin{aligned} \min_{\omega_n, b_n, \xi_n} J(\omega_n, b_n, \xi_n) &= \frac{1}{2} \omega_n^T \prod_{1 \leq m \leq N} \omega_m^2 + C \sum_{i=1}^s \xi_i^{(n)} \\ \text{s. t. } y_i \left[(\omega_n)^T \left(T_i \prod_{1 \leq m \leq N} x_n \omega_m \right) + b_n \right] &\geq 1 - \xi_i^{(n)} \\ \xi_i^{(n)} &\geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, s \end{aligned} \quad (6)$$

2.3 支持高阶张量模型

式(6)的求解本质是对张量做任意一维度的线性映射,这意味着张量式传感数据中“关联信息”仍未被充分利用。为此,本文采用的支持高阶张量模型将权重参数限制为 c - p 秩为 1 的张量,则得支持高阶张量模型如式(7)所示,其中 $W = \omega_1 \otimes \omega_2 \cdots \otimes \omega_n = \otimes_{n=1}^N \omega_n$, $\otimes$ 表示 Kronecker 积。

$$\begin{aligned} \min_{W, b, \xi} J(W, b, \xi) &= \frac{1}{2} \| \otimes_{k=1}^s \omega_k \|^2 + C \sum_{i=1}^s \xi_i \\ \text{s. t. } y_i (\langle \otimes_{k=1}^s \omega_k, X \rangle + b) &\geq 1 - \xi_i \\ \xi_i &\geq 0, i = 1, 2, \dots, s \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)的求解通常将其转化为对偶问题式(8):

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^s \alpha_i \alpha_j y_i y_j < T_i, T_j > - \sum_{i=1}^s \alpha_i \\ \text{s. t. } \quad & \sum_{i=1}^s \alpha_i y_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, s \end{aligned} \quad (8)$$

式中:张量化的多点位、多模态传感数据表示为 $T_i, T_j \in R^{I_1 \times I_2 \times \cdots \times I_N}$, α_i, α_j 为拉格朗日乘子。为计算张量内积 T_i, T_j 并且避免张量退化为向量,对张量 T_i, T_j 进行 CP 分解 $T_i = \sum_{r_i=1}^R t_{i1}^{r_i} \otimes t_{i2}^{r_i} \cdots \otimes t_{iN}^{r_i} = \sum_{r_i=1}^R \otimes_{n=1}^N t_{in}^{r_i}, T_j = \sum_{r_j=1}^R t_{j1}^{r_j} \otimes t_{j2}^{r_j} \cdots \otimes t_{jN}^{r_j} = \sum_{r_j=1}^R \otimes_{n=1}^N t_{jn}^{r_j}$, 进而保留多点位、多模态传感数据之间的关联信息。因此,基于 CP 分解的张量内积求解可写成式(9):

$$\begin{aligned} \langle T_i, T_j \rangle &= \left\langle \sum_{r_i=1}^R \otimes_{n=1}^N t_{in}^{r_i}, \sum_{r_j=1}^R \otimes_{n=1}^N t_{jn}^{r_j} \right\rangle = \\ \sum_{r_i=1}^R \sum_{r_j=1}^R \langle t_{i1}^{r_i}, t_{j1}^{r_j} \rangle \langle t_{i2}^{r_i}, t_{j2}^{r_j} \rangle \cdots \langle t_{iN}^{r_i}, t_{jN}^{r_j} \rangle &= \sum_{r_i=1}^R \sum_{r_j=1}^R \prod_{n=1}^N \langle t_{in}^{r_i}, t_{jn}^{r_j} \rangle \end{aligned} \quad (9)$$

采用序列最小优化算法 (sequential minimal optimization, SMO) [21] 选择一对拉格朗日乘子 α_i, α_j 进行更新,余下乘子固定,即转化为求包含两个参数二次规划问题的解析解。通过轮流迭代优化最终可得所有拉格朗日乘子的最优解。基于最优解即可计算出 W 与 b ,从而判别发动机试验台架健康状态,如式(10)所示。待预测的多点位、多模态的张量样本作为模型输入 X ,模型权重

参数 W 以及偏置参数 b 基于上述训练过程获取,通过 $f(X)$ 即可判别台架健康状态。

$$f(X) = \langle W, X \rangle + b = \langle \otimes_{n=1}^N \omega_n, X \rangle + b \quad (10)$$

2.4 多源传感关联融合的气路系统健康评估方法

基于自适应相空间重构和支持高阶张量机 (APSR-SHTM) 的航天发动机试车台气路系统健康评估方法具体流程如下:

S1:对气路系统中各测点信号进行同步时域截取,获得一维时域样本;

S2:对时域样本采用互信息法和自适应 CAO 法分析确定延迟时间 τ 和嵌入维度 m ;

S3:基于获得的 τ 和 m 对样本进行自适应相空间重构,获得矩阵式样本;

S4:将多点位矩阵式数据按序排列构建三阶张量样本;

S5:按照 3 : 1 的比例将张量样本随机划分为训练集与测试集,训练集用于训练 SHTM 模型;

S6:将测试集喂入 SHTM,验证模型健康评估性能、弱数据环境下性能退化情况等。

3 实验验证与对比

3.1 试车台气路系统简介

图 1 给出中航集团某研究所航天发动机试车台燃料供给系统的管路布局及传感器测点信息。本文主要研究试车台中气路系统的健康状态评估,气路系统作为主要供应系统为发动机提供氧化剂。实验所用传感器测点位于 2(Pto2)、6(qmo)、8(P44)和 22(Io2)。其中所使用的流量传感器与压力传感器如图 2 所示,流量计型号为 CMF025,压强传感器型号为 YSZK313。每次点火用时约 28 s,采样频率为 1 000 Hz。本实验选取测点 P44、qmo、Io2 截取每种健康状态的时域信号各 8 000 数据点,分别划分为 100 个样本,每个样本 80 个数据点,4 种健康状态共 400 个样本。模型基于 MATLAB R2018a 软件环境开发,实验计算机硬件配置如下:CPU i7-6700K, RAM 16 GB。实验过程采用标签 1、2、3、4 分别表示气路系统正常、管路泄露故障、过滤器堵塞故障和阀门开关异常 4 种健康状态。

3.2 基于多点位传感数据的张量构建

试车台气路系统故障表现形式通常为多点位传感数据异常,单一测点难以准确地表征某一类故障状态。为克服传统算法对多点位传感数据处理时“语义信息”丢失的问题,通过对传感数据测算相空间重构参数,建立矩阵式数据样本,从而将多点位的矩阵式样本排列构建为三阶张量。张量式样本能更准确表示气路系统多点位、

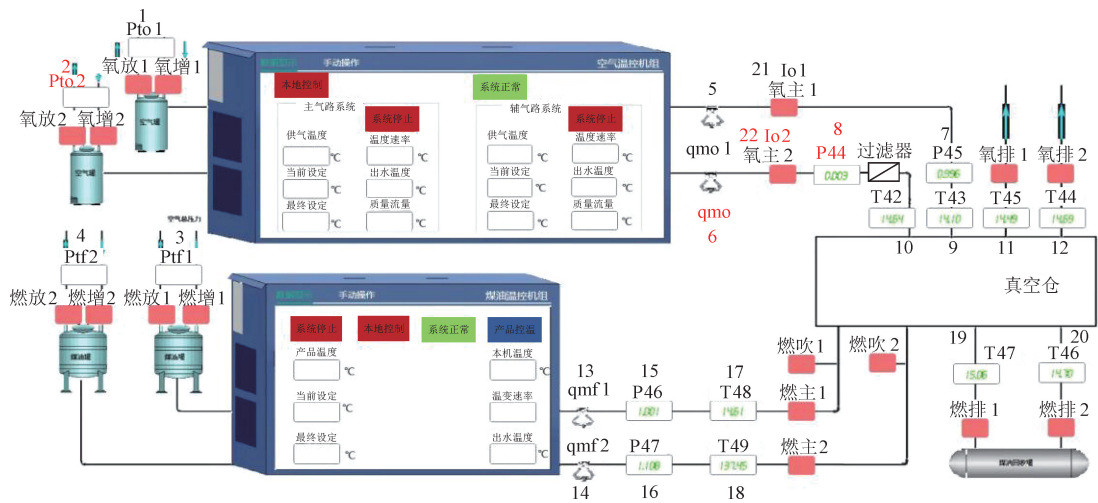


图 1 试车台燃料供给系统测点分布

Fig. 1 Measuring point distribution of fuel supply system on test bench

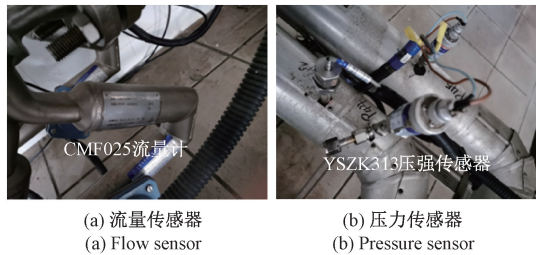


图 2 试验台

Fig. 2 Test bench

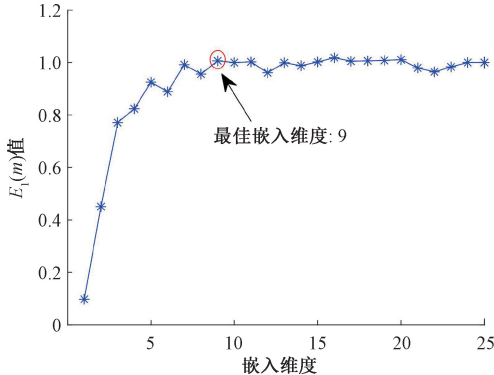


图 3 基于稳定性准则确定嵌入维度

Fig. 3 Embedding dimension determination based on stability criteria

多模态传感数据,表征传感器数据间的相互关联信息。

首先,按照互信息法对测点样本求取延迟时间 τ ,根据极小值判定方法得延迟时间 τ 为 5;根据 CAO 法求得 $E_1(m)$ 曲线如图 3 所示。 $E_1(m)$ 曲线不存在绝对稳定的情况,根据传统的 CAO 法难以人为观察确定嵌入维度 m 。然而,基于第 1.3 节所提出的 $E_1(m)$ 稳定性判定准则,通过判定 $\delta_i > \delta_{i+1}, \delta_{i+1} > \delta_{i+2}$ 并且 $\delta_i < c$ 。使用稳定性准则确定最佳嵌入维度 m 为 9;然后对每一个样本根据确定的 τ 和 m 进行相空间重构得到 $R^{9 \times 39}$ 的矩阵式数据;最后将矩阵按传感器点位顺序排列构建 $R^{9 \times 39 \times 3}$ 的三阶张量。如图 4 所示,其中 9 为每个张量样本的行空间维数,39 表示每个张量样本的列空间维数,3 为传感器点位数。

3.3 健康评估模型性能比较

图 5 对比了本方法与支持向量机 (support vector machines, SVM)、决策树 (decision tree, DT)、梯度提升算法 (gradient boosting, GB) 以及朴素贝叶斯算法 (naive Bayes, NB) 的健康评估能力与训练时长。GB 算法需要大量训练数据迭代优化弱学习器,而发动机试车台样本稀缺导致其辨识效果最差,平均准确率仅有 76%;试车台

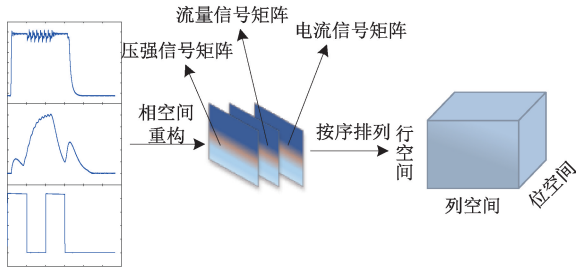


图 4 多点位、多模态传感数据张量化

Fig. 4 Tensorization of multi-point, multi-modal sensing data

气路系统工作在高温,高压和强振动的环境中,传感器采集的数据易受环境噪声干扰,而 DT 算法易对噪声和异常值敏感,使得其平均准确率为 77%;SVM 寻找最优超平面实现样本分类,但忽略了测点数据的内部关联信息,因而分类效果不甚理想;NB 算法基于独立性假设,即特征之间相互独立,未考虑多点位传感数据间相关性。

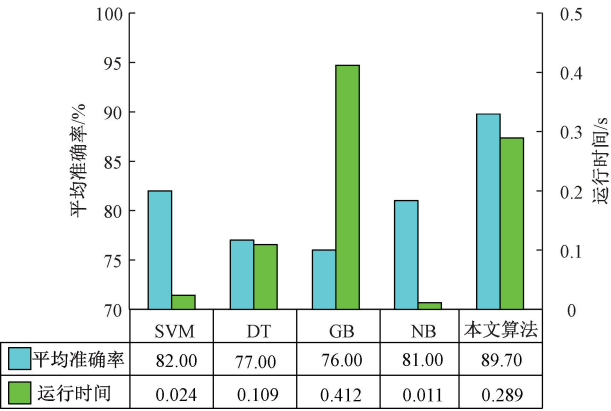


图5 评估性能与运行时间分析

Fig. 5 The performance and runtime analysis of the APSR-SHTM model

本文算法经过自适应相空间重建建立三阶张量样本,采用高阶张量机处理高维数据,能较好捕捉高维数据中的复杂故障模式,并对传感器测点信号间的相关性进行学习,增强了模型对试车台气路系统健康状态的判别能力,其平均准确率为89.7%。此外,NB算法运行时间最少,这得益于其基于独立性假设,在训练时只需计算先验概率和条件概率,计算量较小;GB算法的运行时间最大且平均准确率最低,因为GB采用多个迭代优化的弱学习器提升预测效果并需要调整多个超参数;相比于传统SVM算法,本文算法运行时间较长,这是由于APSR使样本维数增加,张量CP分解导致计算量增大导致,但相较于对比算法,张量式数据能更合理地表征试车台气路系统故障模式。

4 弱数据环境下的模型性能分析

4.1 模型样本需求分析

为验证APSR-SHTM模型在小样本下的诊断能力,实验将每种健康状态训练样本数从13个增加至75个,余下样本作为测试集。图6呈现了在不同样本量下相空间重构前后SHTM的分类效果。小训练样本时(训练样本占比小于40%)相空间重构后的模型比重构前模型准确率高1%~2%左右,随着样本量逐渐增加,重构前后模型分类效果差距愈加明显。特别地,在总体训练样本达到300个时,二者的性能差距上升至5%左右,如图6中折线所示。究其原因是相比于一维时间序列,相空间重构后的矩阵式数据能更加全面地表征气路系统的动力学特性,从而有利于提高模型诊断性能。重构前的模型随着样本量增加,分类效果提升缓慢,反观重构后的模型准确率近乎线性增加。由此可知,自适应相空间重构可有效提升SHTM模型的分类效果。

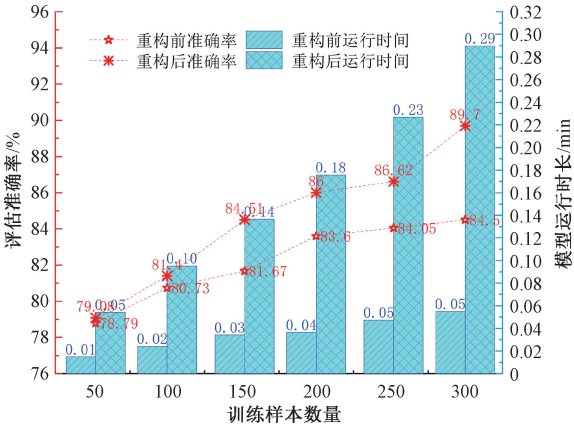


图6 训练样本需求分析

Fig. 6 Requirement analysis for the training sample

为了更加全面地了解自适应相空间重构前后的模型性能,图6柱状还详细比较了相空间重构前后训练样本数从52增至300的过程中模型运行时间。APSR虽然能更好的表征气路系统的健康状态模式,但基于延迟时间与重构维度重构的矩阵式数据,增加了样本维度,同时SHTM中采用交替最小二乘法(alternating least squares, ALS)对张量进行CP分解也具有更大的时间复杂度。因此重构后的模型训练时长比重构前训练时长大且随训练样本数增加这种情况越发明显。

图7采用混淆矩阵说明APSR-SHTM模型在300个训练样本下的测试详情,矩阵最后一行表示精度(阳性预测值)与错误率;最后一列表示召回率(真阳性率)与假阴性率;右下角的百分比表示整体准确率。混淆矩阵表明,经过APSR后的评估模型在对第1、2类样本的召回率提升明显,分别提升了4%与12%,并且对这两类的预测精度亦有改善,这是由于APSR有效反映了发动机试车台气路系统的动力学特性,并采用了SHTM学习张量结构特征,即多点位传感测点的关联性,从而具有较好的评估能力。第3类样本属于过滤器堵塞故障,此类的样本数据变化较为明显,故两类模型的召回率都达到了96%。综上,设计的张量式样本充分利用多点位,多模态传感数据对气路系统的健康状态进行合理表征,经过SHTM对张量样本中传感器关联信息以及健康模式充分学习后,可实现对气路系统的健康评估。

4.2 不均衡样本对模型的影响

为验证APSR-SHTM模型在不均衡数据环境下的健康状态辨识效果,本文将每种健康状态下训练集的数据失衡程度分别设置为20%、40%、60%与80%4个等级,并将失衡的样本分别输入APSR-SHTM进行模型训练。图8呈现了在不同失衡程度下APSR-SHTM的表现,当训练数据的缺失程度在20%~60%时,APSR-SHTM模型

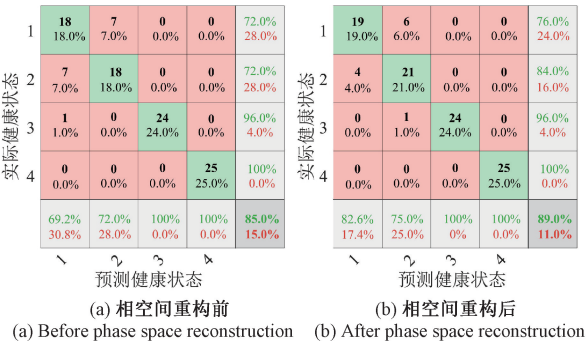


图 7 混淆矩阵
Fig. 7 Confusion matrix

的表现效果良好,每一缺失类别的评估准确率均在 84% 以上;当第 1、第 2 和第 3 类别的训练数据缺失程度分别为 80% 时,模型辨识效果出现显著的下降。但总体而言,针对每种健康状态缺失程度为 80% 时,模型的平均准确率达到 81.4%。上述结果表明 APSR-SHTM 模型具有良好的不平衡数据处理能力。

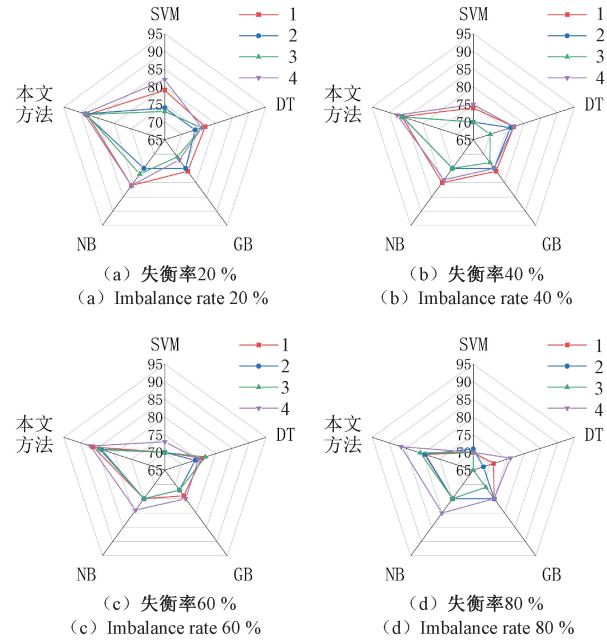


图 8 不平衡样本下的评估性能研究
Fig. 8 Evaluation performance research under unbalanced samples

此外,为进一步凸显本文方法的优越性,本文将其与 SVM、DT、GB 以及 NB 算法进行对比分析。如图 8 所示,无论训练样本的缺失程度为 20%、40%、60% 还是 80%,本文方法的辨识准确率均高于对比方法,这是由于 APSR 自适应构建的张量式数据有利于全面地描述气路系统的健康状态特性,且 SHTM 通过张量 CP 分解深入挖掘张量样本中的结构关系,从而实现在某一点位传感数据失衡

情况下仍能做出明智的健康状态决策。

4.3 模型噪声鲁棒性分析

为测试 APSR-SHTM 的抗噪能力,对数据集分别添加信噪比 (signal-noise ratio, SNR) 为 1、-4 和 -10 dB 的 3 种等级的噪声。如表 1 所示,随着噪声强度增大,模型评估能力略有下降,但即使在信噪比为 -10 dB 时,APSR-SHTM 模型的评估精度仍保持在 88.4%,这是因为 SHTM 能够从多个维度挖掘张量样本中的“语义信息”,并且不对数据分布作过多假设,从而能更好的适应和拟合样本中的非噪声数据。此外,相比于 SVM、DT、GB 与 NB,APSR-SHTM 在不同强度噪声下的评估精度最高,并且在噪声强度逐渐增大时,模型诊断精度波动最小。在 SNR=1 dB 和 SNR=-10 dB 时,APSR-SHTM 模型评估性能退化仅约 1%,表明该模型对噪声具有较高的鲁棒性。

表 1 各方法在不同噪声强度下的评估精度

Table 1 The evaluation accuracy of each method under different noise levels (%)					
SNR	SVM	DT	GB	NB	本文方法
1 dB	82.2	68.2	74	75.2	89.5
-4 dB	81.1	67.6	68.7	61.1	89.2
-10 dB	78.4	66.1	59.1	55.5	88.4

5 结 论

针对某型航天发动机试车台气路系统健康评估中的样本数据积累有限、样本类别分布不均以及噪声干扰等问题,本文提出了基于多源传感信息融合的 APSR-SHTM 模型用于弱数据环境下的试车台气路系统健康状态监测,避免人工监测单点位、单模态传感器所带来的师资力量浪费以及高误警率。提出的 APSR-SHTM 模型在发动机试车台进行验证并得出以下结论:

- 1) 传统相空间重构中嵌入维度通过对 $E_1(m)$ 变化趋势进行主观判定确定,针对人为判定存在的随机性问题,本文设计了稳定性判定准则,提出了自适应 CAO 法确定相空间重构过程的嵌入维度;
- 2) 消融实验表明基于 APSR 构建的张量式数据训练所得模型比不经过重构的评估模型健康状态监测准确率更高,且随训练样本量的增加,二者性能差距逐渐增大;
- 3) 提出的 APSR-SHTM 模型通过构建高维数据并挖掘样本中测点间关联信息能有效适应强噪声和样本不平衡等弱数据环境。

综上,相比于传统的向量式数据,经过相空间重构构建的张量式样本有利于表征发动机试车台气路系统的健康状态模式;但张量样本的构建以及张量 CP 分解对模型效率造成一定影响。后续研究将致力于张量分解的效率提升。

参考文献

- [1] PEREZ-ROCA S, MARZAT J, PIET-LAHANIER H, et al. A survey of automatic control methods for liquid-propellant rocket engines [J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2019,107:63-84.
- [2] PEREZ-ROCA S, MARZAT J, PIET-LAHANIER H, et al. Model-based robust transient control of reusable liquid-propellant rocket engines [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020,57(1):129-144.
- [3] FIGUEROA F, SCHMALZEL J. Rocket testing and integrated system health management [J]. *Condition Monitoring and Control for Intelligent Manufacturing*, 2006:373-391.
- [4] XU L, ZHAO S, LI N, et al. Application of QGA-Bp for fault detection of liquid rocket engines [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019,55(5):2464-2472.
- [5] LEONARDI M, PIZZARELLI M, NASUTI F. Analysis of thermal stratification impact on the design of cooling channels for liquid rocket engines [J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2019,135:811-821.
- [6] 温从众,丁迅,张忠,等. 基于离群点算法的在线监测传感器的设计与研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022,36(12):19-27.
- WEN C ZH, DING X, ZHANG ZH, et al. Design and research of online monitoring sensor based on outlier algorithm [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022,36(12):19-27.
- [7] TEMPLE G, JIZE N, WYSOCKI P. Testability modeling and analysis of a rocket engine test stand [C]. 2005 IEEE Aerospace Conference. MT, USA, 2005:3874-3895.
- [8] WOHLTHAN M, PIRKER G, SAUPERL I, et al. Methodology for automated fault diagnosis at engine test beds [R]. SAE Technical Paper, 2017.
- [9] SAROTTE C, MARZAT J, LAHANIER H P, et al. Cryogenic liquid rocket engine test bench fault-tolerant control system: Cooling system application [J]. *IFAC-Papers Online*, 2019,52(12):280-285.
- [10] HWANG I, KIM S, KIM Y, et al. A survey of fault detection, isolation, and reconfiguration methods [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009,18(3):636-653.
- [11] FENG Y, LIU Z, CHEN J, et al. Unsupervised multimodal anomaly detection with missing sources for liquid rocket engine [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, DOI: 10.1109/TNNLS.2022.3162949.
- [12] YAN H, LIU Z, CHEN J, et al. Memory-augmented skip-connected autoencoder for unsupervised anomaly detection of rocket engines with multi-source fusion [J]. *ISA Transactions*, 2023,133:53-65.
- [13] 王骁贤,陆思良,何清波,等. 变转速工况下基于多传感器信号深度特征融合的电机故障诊断研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022,43(3):59-67.
- WANG X X, LU S L, HE Q B, et al. Motor fault diagnosis based on deep feature fusion of multi-sensor data under variable speed condition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022,43(3):59-67.
- [14] ZHU F, SHEN Z, WANG Q. A data-driven health evaluation method for engine test-beds [C]. IEEE, 2013:162-167.
- [15] FENG Z, WANG Q. Research on health evaluation system of liquid-propellant rocket engine ground-testing bed based on fuzzy theory [J]. *Acta Astronautica*, 2007,61(10):840-853.
- [16] ZHU F, SHEN Z, WANG Q. Intelligent transient transitions detection of LRE test bed [C]. Eighth International Symposium on Precision Engineering Measurement and Instrumentation. SPIE, 2013:391-397.
- [17] ZHU N, FENG Z G, WANG Q. Fault diagnosis of rocket engine ground testing bed with self-organizing maps (SOMs) [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2009,16(2):204-208.
- [18] 李自强,魏磊,韩大鹏,等. 基于相空间重构的高压断路器机械故障诊断研究 [J]. *电力系统保护与控制*, 2018,46(9):129-135.
- LI Z Q, WEI L, HAN D P, et al. Research on mechanical fault diagnosis of high voltage vacuum circuit breaker based on phase space reconstruction [J]. *Power System Protection and Control*, 2018,46(9):129-135.
- [19] 周炜. 基于特征挖掘与融合的深度学滚动轴承故障诊断 [D]. 郑州:河南大学, 2020.
- ZHOU W. Feature fusion fault diagnosis using feature mining and a deep learning method for rolling bearing [D]. Zhengzhou: Henan University. 2020.
- [20] 陶志勇,于子佳,林森. PSO_SVM 算法在太阳能电池裂缝缺陷检测研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2021,44(1):18-25.
- TAO ZH Y, YU Z J, LIN S. Research on crack defect detection of solar cell based on PSO_SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021,44(1):18-25.
- [21] 李岩,吴国文. SVM-SMO 算法分析及在运维中的应用 [J]. *智能计算机与应用*, 2018,8(2):78-80.
- LI Y, WU G W. Analysis of SVM-SMO algorithm and its application in operation [J]. *Intelligent Computer and*

Applications, 2018,8(2): 78-80.

作者简介



唐智 (通信作者), 于2023年获得重庆大学博士学位, 目前就职于重庆邮电大学先进制造工程学院, 主要研究方向为机械故障诊断和残余使用寿命预测。

E-mail: tangzhi@cqupt.edu.cn

Tang Zhi (Corresponding author)

received the Ph. D. degree from the Chongqing University in 2023. He is currently a lecture with the School of advanced manufacturing engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include machine fault diagnosis and remaining useful life prediction.



柏林, 教授、博士生导师, 主要研究方向为机电设备故障预测与健康管理和、机电设备动态性能评估、智能测控系统开发等。

E-mail: bolin001@aliyun.com

Bo Lin is a professor and doctoral supervisor. His main research interests include fault prediction and health management of mechanical and electrical equipment, dynamic performance evaluation of mechanical and electrical equipment, and intelligent measurement and control system development.



白豪, 2019年于重庆理工大学获得学士学位, 2023年于重庆大学获得硕士学位, 现为重庆川仪软件有限公司初级工程师, 主要研究方向为工业设备智能运维系统、工业设备的数字孪生。

E-mail: 3335344879@qq.com

Bai Hao received a B. Sc. degree from Chongqing University of Technology in 2019 and a M. Sc. degree from Chongqing University in 2023. He is currently a junior engineer at Chongqing Chuanyi Software Co., Ltd. His main research interests include industrial equipment intelligent operation and maintenance systems and digital twins of industrial equipment.



吴过, 2020年于西南科技大学获得学士学位, 2023年于重庆大学获得硕士学位, 现为上海联影医疗科技股份有限公司初级工程师, 主要研究方向为医疗软件测试。

E-mail: wu_guo@163.com

Wu Guo received a B. Sc. degree from Southwest University of Science and Technology in 2020 and a M. Sc. degree from Chongqing University in 2023. He is currently a junior engineer at Shanghai Lianying Medical Technology Co., Ltd. His main research interest includes medical software testing.



王章旭, 2022年获得中国石油大学(华东)学士学位, 现为重庆大学机械传动国家重点实验室硕士研究生, 主要研究方向为机械设备状态检测与故障诊断。

E-mail: 18784612083@163.com

Wang Zhangxu received his B. Sc. degree, in 2022 from China University of Petroleum (East China). He is currently a M. Sc. candidate in the College of Chongqing University. His research interests include condition detection and fault diagnosis of mechanical equipment.