

基于工况识别与自训练时空图卷积的航空发动机 气路故障诊断*

张世杰¹, 胡家文¹, 苗国磊²

(1. 电子科技大学 航空航天学院, 四川 成都 611731;

2. 成都航利(集团)实业有限公司, 四川 彭州 611936)

摘 要: 航空发动机气路故障模式和运行工况多样, 且相互耦合作用, 使得同一故障模式在不同运行工况下表现特征存在差异性, 增加了气路故障诊断的难度。提出一种基于多层感知器 (MLP) 工况识别与自训练时空图卷积网络 (ST-GCN) 模型的航空发动机气路故障诊断方法, 利用高度、马赫数、燃油流量及高低压转子转速构建 MLP 对运行工况进行识别。利用发动机各截面状态监测参数构建图邻接矩阵, 构建自训练 ST-GCN 半监督模型对相应工况下的故障模式进行诊断, 采用自适应粒子群优化算法 (APSO) 对模型超参数进行寻优。采用燃气轮机仿真程序 (GSP) 生成发动机在动态工况下的状态监测数据, 对提出方法的有效性进行验证。结果表明, 先进行工况识别, 再开展故障诊断, 相较于忽略工况直接进行诊断, 能够获得更高的故障诊断准确率, 达到 98.93%。

关键词: 航空发动机; 气路故障诊断; 运行工况; 自训练; 燃气轮机仿真程序

中图分类号: V263.6

文献标识码: A

文章编号: 1001-4055 (2024) 11-2401036-10

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 2401036

1 引 言

航空发动机工作环境恶劣, 常处于多变的运行工况下, 故障模式多样, 导致其维护费占到整机维护费用的 40% 以上^[1]。在航空发动机所有故障模式中, 气路系统故障占比超过 90%, 其维修费用达到发动机整机维修费用的 60%^[2]。气路系统故障模式一般包括侵蚀、污垢、腐蚀、叶间磨损、外来物损伤等^[3]。准确诊断发动机气路系统故障可以实现故障的快速定位, 有效降低维护费用, 同时避免重大的经济损失和安全事故。

故障诊断方法可以概括性地分为基于模型、专家系统和数据驱动三类方法。基于模型的故障诊断方法可以进行定性和定量的分析, 不需要考虑失效样本数量, 主要包括气路分析 (Gas Path Analysis, GPA)^[4]、卡尔曼滤波^[5-7], 以及构建系统的热力学模型^[8]等。

基于模型的诊断方法易受模型的不确定性影响, 通常很难针对复杂系统建立相应的诊断模型, 同时诊断模型的泛化能力较差。基于专家系统的诊断方法以领域专家的启发式经验或知识为核心, 构建系统故障模式与异常监测状态之间的因果关系^[9], 从而进行故障诊断。基于专家系统的方法存在难以获得先验知识和动态推理等问题, 导致准确度有限。数据驱动的诊断方法从运行数据中提取故障特征, 构建故障模式与故障特征之间的映射关系, 从而通过特征实现故障模式诊断。数据驱动的故障诊断方法依赖于系统运行过程中采集到的状态监测数据, 无需建立相应的物理模型和大量的专家经验知识, 随着传感器技术和计算技术的发展, 成为研究热点, 在很多领域得到应用。近年来人工神经网络^[10]、卷积神经网络^[11-12]、深度神经网络^[13]、深度置信网络^[14-15]、循环神经网络^[16]、生成对抗网络^[17]、自动编码器^[18]、支

* 收稿日期: 2024-01-11; 修订日期: 2024-04-13。

基金项目: 国家自然科学基金 (72171037; 71801168); 四川省自然科学基金 (2023NSFSC0476); 四川省科技厅项目 (2021ZDZX0004; 2022ZDZX0036)。

作者简介: 张世杰, 硕士生, 研究领域为航空发动机故障诊断。

通讯作者: 胡家文, 博士, 副教授, 研究领域为装备故障预测与健康管理。E-mail: hdl@uestc.edu.cn

引用格式: 张世杰, 胡家文, 苗国磊. 基于工况识别与自训练时空图卷积的航空发动机气路故障诊断[J]. 推进技术, 2024, 45(11): 2401036. (ZHANG S J, HU J W, MIAO G L. Fault diagnosis of aero-engine gas path based on condition recognition and self-training ST-GCN model[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(11): 2401036.)

持向量机^[19]等被广泛用于发动机气路系统的故障诊断,并取得良好的效果。

航空发动机运行工况多变,根据任务阶段可以分为起飞、爬升、巡航、盘旋、下降等。不同任务段对发动机的推力需求不同,发动机的操作状态也不同。大多数航空发动机气路故障诊断研究直接进行故障诊断建模,并未考虑运行工况对诊断的影响^[20-23]。在不同的运行工况下,高低压转子转速、各截面温度、压力等气路系统状态监测参数在相同失效模式下存在差异性,忽略工况的影响可能降低诊断的准确度。Huang等^[24]基于高低压转子转速和燃油流量将发动机运行状态分为4种,然后建立相应的故障诊断模型。此外,在氧涡轮泵异常检测^[25]、燃煤发电机组耗煤量预测^[26]、滚动轴承寿命预测^[27]、风电机故障预测^[28]等领域,均有先进行运行工况识别、再进行建模研究以考虑复杂工况的影响,最终达到提高模型准确率的效果。但是以上研究均使用聚类算法进行工况划分,可解释性差,难以结合航空发动机的运行机制,同时运行参数与运行工况之间的相关性尚不清楚。

航空发动机状态监测数据存在高维、时序相关等特点,同时运行工况和部分故障模式标签信息易获取,有必要构建相应模型加以利用。时空图卷积网络(Spatial Temporal Graph Convolutional Network, ST-GCN)是一种应用于图分类任务的神经网络^[29],将图卷积和时间卷积结合,提高了高维、时序数据处理能力,可以捕捉传感器之间的依赖关系,提取抽象的高层时空特征,在故障诊断方面有强大的潜力。

K-近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)常用于图结构的构建,原理是将数据视作节点,再通过KNN计算其最近邻来构建图结构。然而在图分类任务中,节点代表传感器,节点数据存在高维问题,无法直接使用KNN来进行图结构的构造。

本文提出一种基于多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)工况识别与自训练ST-GCN模型的航空发动机气路故障诊断,流程如图1所示。首先建立MLP模型对多个工况下的气路数据进行工况划分,然后通过自适应粒子群优化算法(Adaptive Particle Swarm Optimization, APSO)采用所有工况下发动机各截面状态监测参数确定自训练ST-GCN模型的超参数,再分别构建各工况下自训练ST-GCN模型进行诊断,最后采用燃气轮机仿真程序(Gas Turbine Simulation Program, GSP)生成的状态监测数据进行验证。

2 方 法

本文提出的航空发动机气路故障诊断方法分为三个部分,首先利用高度、马赫数、燃油流量及高低压转子转速构建MLP对发动机运行工况进行识别。再利用APSO基于多个工况下的气路故障数据确立自训练ST-GCN模型的超参数,分别是批量大小、初始学习率和节点邻接数,其中节点邻接数决定ST-GCN模型邻接矩阵的质量。最后基于各截面状态监测参数构建自训练ST-GCN半监督模型对相应工况下的故障模式进行诊断,使模型在调整权重时不会考虑该工况下与故障无关的数据。

MLP具有较强的非线性函数逼近能力,结构简

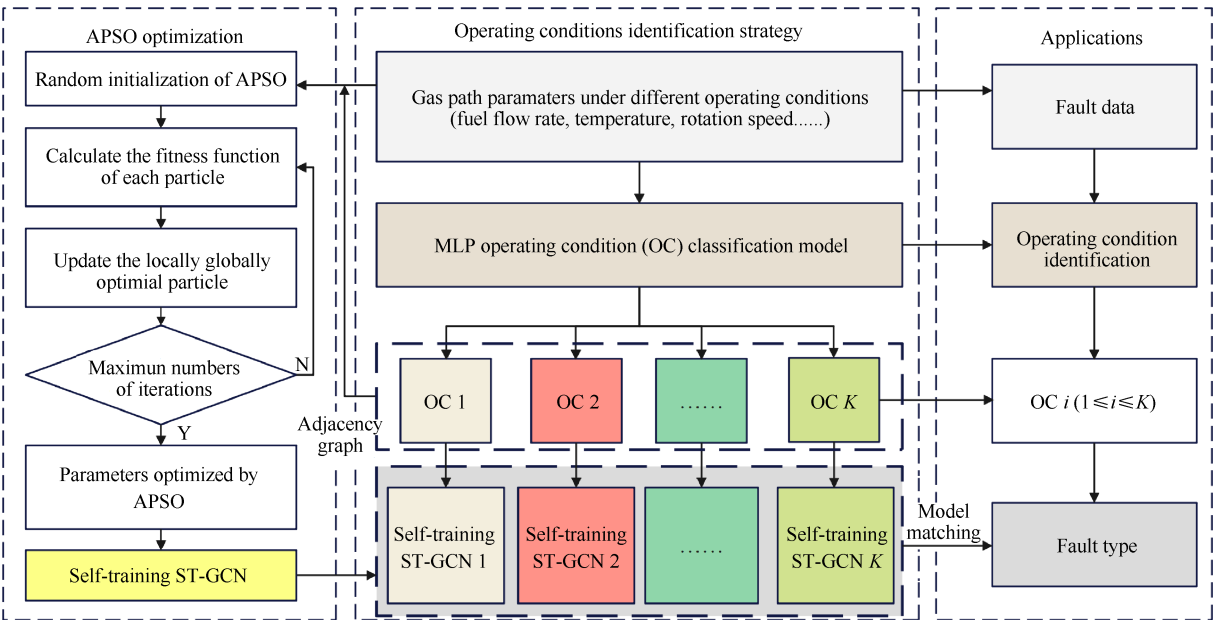


Fig. 1 Fault diagnosis process based on MLP condition recognition and self-training ST-GCN model

单且计算速度快。而ST-GCN是一种用于处理时空数据的深度学习模型,能够同时考虑气路数据的空间和时间序列信息。但ST-GCN模型超参数较多,依据经验调整往往无法达到最优,可引入APSO算法进行优化。同时ST-GCN模型是一种监督学习方法,航空发动机气路故障数据需要由专家进行标注,费时费力,实际应用中面临着有标签数据少的困难。需研究基于大量无标签数据且保证性能的方法,对此本文提出基于自训练的ST-GCN故障诊断方法。

2.1 MLP算法

MLP是一种具有代表性的前向结构人工神经网络,如图2所示,由输入层、隐藏层、输出层组成。设输入为 x_i ,隐藏层网络权值为 ω_{ji} , ω_{ji} 表示第 j 个隐藏层神经元与第 i 个输入之间的连接权值,激活函数为 $\text{ReLU}(x)$,输出层的网络权值为 ω_{kj} , ω_{kj} 表示第 k 个输出神经元与第 j 个隐藏层神经元之间的连接权值。

则有隐藏层的输入 α_j 为

$$\alpha_j = \sum_{i=1}^I \omega_{ji} x_i \quad (1)$$

隐藏层的输出 β_j 为

$$\beta_j = \text{ReLU}(\alpha_j) = \begin{cases} \alpha_j, & \alpha_j \geq 0 \\ 0, & \alpha_j < 0 \end{cases} \quad (2)$$

输出层的输出 y_k 为

$$y_k = \sum_{j=1}^J \omega_{kj} \beta_j \quad (3)$$

损失函数采用均方差误差计算

$$E_n = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_k - t_k)^2 \quad (4)$$

式中 t_k 是输入对应的标签向量。

则损失函数对输出层网络权值 ω_{kj} 的梯度为

$$\frac{\partial E_n}{\partial \omega_{kj}} = \frac{\partial E_n}{\partial y_k} \frac{\partial y_k}{\partial \omega_{kj}} = (y_k - t_k) \beta_j \quad (5)$$

损失函数对隐藏层网络权值 ω_{ji}^1 的梯度为

$$\frac{\partial E_n}{\partial \omega_{ji}} = \sum_k \omega_{kj} (y_k - t_k) x_i, \alpha_j \geq 0 \quad (6)$$

对于网络权值 ω_{ji} 的参数更新公式为

$$\omega'_{ji} = \omega_{ji} - \eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_{ji}} \quad (7)$$

式中 η 是学习率。

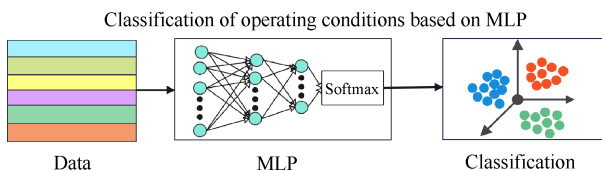


Fig. 2 Operating conditions classification

对于网络权值 ω_{kj} 的参数更新公式为

$$\omega'_{kj} = \omega_{kj} - \eta \frac{\partial E_n}{\partial \omega_{kj}} \quad (8)$$

2.2 ST-GCN算法

ST-GCN由多个时空卷积模块堆积组成,在时空卷积模块中先通过注意力层(Attention Layer, ATT)对不同传感器的信息进行加权,突出重要信息,再通过图卷积层(Graph Convolution Layer, GCN)提取输入中的空间特征,最后用时间卷积层(Time Convolution Layer, TCN)提取时间特征,而时空卷积模块间的残差连接保证了模型的泛化能力。最后调用全连接层和Softmax层进行分类,结构如图3所示。

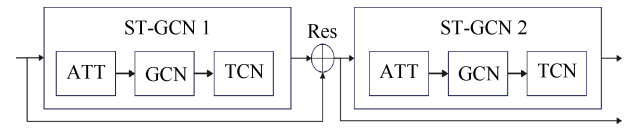


Fig. 3 Architecture diagram of ST-GCN model

输入特征 F 通过自适应线性映射,转化为三个向量 $q_i, k_i, v_i (i \in (1, 2, \dots, N))$,向量中的值在 $[-1, 1]$ 内,分别将不同序列的 q_i, k_i, v_i 并联,组成向量 $Q = [q_1, \dots, q_N]^T, K = [k_1, \dots, k_N]^T, V = [v_1, \dots, v_N]^T$ 。

计算权重 S

$$S = \frac{Q \times K^T}{\sqrt{d_K}} \quad (9)$$

式中 $\sqrt{d_K}$ 为 K 的维度,之后使用Softmax函数将权值转化为概率形式

$$P_{n,i} = \text{Softmax}(S'_{n,i}) = \frac{\exp(S'_{n,i})}{\sum_{i=1}^N \exp(S'_{n,i})} \quad (10)$$

式中 $S'_{n,i}$ 为 Q 中第 n 个向量与 K 中第 i 个向量的点积; $P_{n,i}$ 为由Softmax函数转化得到的概率; P 为权值矩阵 S' 的概率形式。则对加权矩阵 Z 有

$$Z = V \times P \quad (11)$$

整个注意力层输入输出的关系可以表示为

$$\text{Attention}(Q, K, V) = V \times \text{Softmax}\left(\frac{Q \times K^T}{\sqrt{d_K}}\right) \quad (12)$$

图卷积最早来源于图频谱理论,将图卷积定义为输入信号 x 和图核 Θ 的乘积,即

$$\Theta * x = \Theta(UAU^T)x = U\Theta(\Lambda)U^T x \quad (13)$$

式中“ $*$ ”是卷积运算符;图傅里叶基 $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ (n 是图的顶点个数)是归一化的图拉普拉斯矩阵; Λ 是由图拉普拉斯矩阵 L 的特征值组成的对角矩阵。

图拉普拉斯矩阵 L 表示如下

$$L = I - D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}} = U \Lambda U^T \in R^{n \times n} \quad (14)$$

式中 I 为单位矩阵; A 为节点邻接矩阵; D 为图的加权度矩阵, 表示节点之间的权重。

为了减小计算的复杂度, 使用切比雪夫多项式来近似拟合卷积核 Θ , 则卷积核 Θ 用切比雪夫多项式表示为

$$\Theta \approx \sum_{k=0}^K \theta_k T_k(\tilde{L}) \quad (15)$$

式中 $\tilde{L} = 2L/\lambda_{\max} - I$ 为缩放之后的特征向量矩阵, $\tilde{L} \in [-1, 1]$; $\lambda_{\max}$ 为 L 的最大特征值; K 是图卷积核的大小; k 是切比雪夫多项式的阶数; θ_k 为切比雪夫多项式系数。

切比雪夫多项式 $T_k(i)$ 递推公式为

$$T_k(i) = 2iT_{k-1}(i) - T_{k-2}(i) \quad (16)$$

式中 $T_0(i) = 1$; $T_1(i) = i$ 。那么图卷积公式可以表示为

$$\Theta * x = \sum_{k=0}^K \theta_k T_k(\tilde{L}) * x \quad (17)$$

时间卷积层由一维全卷积、膨胀因果卷积和空洞卷积组成, 通过零填充和一维全卷积每个隐藏层的输入和输出尺度一致, 因果卷积使得 t 时刻的输出只与前一层 $t-1$ 时刻及之前的元素相关, 空洞卷积引入扩张因子, 可获得更长的时间序列信息。输入序列为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_i]$, 输出序列为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_i]$, 第 s 个元素处卷积计算为

$$y(s) = \sum_{i=0}^{k-1} f(i) x_{(s-e \times i)} \quad (18)$$

式中 e 为扩张因子; $f(i)$ 为第 i 个滤波器的大小; $(s - e \times i)$ 表示第 s 个元素之前第 $(s - e \times i)$ 时刻。

2.3 基于原型的时空图构建

在航空发动机气路故障诊断中, 故障信息包含在多个传感器的一系列测量值中。基于 ST-GCN 的航空发动机气路故障诊断属于图分类任务, 即对航空发动机在不同故障情况下形成的时空图进行分类, 其中每一个传感器都可以视作一个图节点 (见图 4)。传感器节点的邻接矩阵可以具体表示节点在时空图中的连接关系。因此构建高质量的、能够表现设备特性的航空发动机气路时空图是故障诊断重要的一步。

将多传感器时间序列样本建模为时间图 G

$$G = (O, E, A) \quad (19)$$

式中 O 表示具有 N 个传感器节点的节点集; E 表示图所有节点之间的边; $A \in R^{N \times N}$ 表示邻接矩阵。

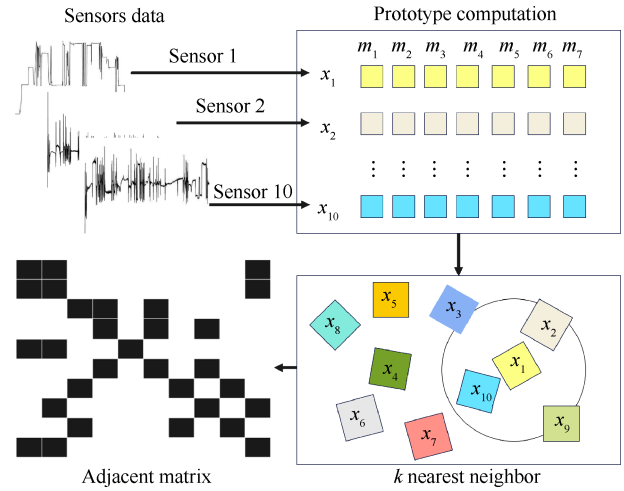


Fig. 4 Spacetime diagram construction

节点矩阵 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\} \in R^{T \times N}$ 由归一化后的数据原型组成, 其中 $x_i = \{c_1, c_2, \dots, c_T\}$ 代表第 i 个传感器 b_i 的原型向量, c_T 表示第 T 个故障类型对应的原型。原型计算方式为

$$c_T(1, t) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k y_T(i, t) \quad (20)$$

式中 y_T 为第 T 个故障类型的监测参数; i 为样本个数; t 为样本时间长度。

使用 KNN 方法基于节点矩阵求传感器节点的 ξ 个最近邻, 得到最近邻向量 J 。

则邻接矩阵 A 可表示为

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & b_j \in J_i \\ 0 & b_j \notin J_i \end{cases} \quad (21)$$

式中 b_j 表示第 j 个传感器; J_i 表示第 i 个传感器的最近邻向量。

不同工况下数据存在差异, 忽略工况直接计算原型并建立时空图, 不能很好表征数据在空间中的分布, 导致故障诊断准确率较低。设第 m 个工况下的最近邻矩阵为 A_m , 则加权邻接矩阵 A' 可以表示为下式, 对 A' 保留每一行最大的 ξ 个值, 得到最终的邻接矩阵。

$$A' = \sum_{m=1}^M \frac{1}{M} A_m \quad (22)$$

2.4 自适应粒子群优化算法

APSO 算法通过模拟鸟群中个体之间的信息共享和协作, 寻找最优解, 在每次迭代中, 通过粒子运动获得新的位置, 并被视为群体下一次运动的索引^[30]。

粒子群的划分遵从聚类中心的两个原则: (1) 应该被局部密度较低的点包围。(2) 应该远离局部密度

较高的点。群体 $S = \{x_i\}_{i=1}^W$ 由 W 个粒子组成,每个粒子的局部密度 ρ_i ,以及到较高局部密度粒子的距离 δ_i 如下式所示

$$\rho_i = \sum_{j \neq i} \exp\left(-\left(\frac{d_{ij}}{d}\right)^2\right) \quad (23)$$

$$\delta_i = \min_{j: \rho_j > \rho_i} (d_{ij}) \quad (24)$$

式中 d_{ij} 是粒子 x_i 和 x_j 之间的欧几里得距离; d 是截止距离。如果粒子的密度 ρ_i 是最大局部密度, δ_i 远远大于其最近粒子的距离 δ 。因此,子群的中心通常是 δ 最大的粒子,这些粒子的密度相对较大。

选择 δ 和 ρ 较大的粒子作为聚类的中心。将粒子划分成子群,并将子群中的粒子分为普通粒子和局部最优粒子两类。普通粒子在每个子群中最优粒子的指导下扩展局部搜索能力,如下式所示

$$x_i^{t+1} = \omega x_i^t + c_1 \alpha (p_{\text{best}}^t - x_i^t) + c_2 \beta (l_{\text{best } c}^t - x_i^t) \quad (25)$$

式中 x_i^t 是第 i 个粒子 t 时刻的位置; ω 是惯性权重; c_1, c_2 是学习因子; α, β 为随机数 ($\alpha, \beta \in [0, 1]$); p_{best} 为全局最优粒子的位置; $l_{\text{best } c}^t$ 为第 c 个子群中最优粒子 t 时刻的位置。

局部最优粒子则通过综合每个子组的信息进行更新:

$$l_{\text{best } i}^{t+1} = \omega l_{\text{best } i}^t + c_1 \alpha (p_{\text{best}}^t - l_{\text{best } i}^t) + c_2 \beta \left(\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C l_{\text{best } c}^t - l_{\text{best } i}^t \right) \quad (26)$$

式中 $l_{\text{best } i}^t$ 是第 i 个子群的局部最优粒子在 t 时刻的位置; C 为划分的子群数量。自适应粒子群优化算法被用于优化三个超参数(批量大小、初始学习率和节点邻接数)。

2.5 自训练

自训练是半监督方法中的一种,优点是简单便捷,可以通过对大量无标记数据进行训练,实现对未标记数据的利用,更好地利用数据集中的信息,降低对人工标注的依赖并提高模型性能。

基于自训练的 ST-GCN 方法如图 5 所示,具体步骤如下:

(1) 预先划分训练集、测试集、验证集,基于训练集训练初始 ST-GCN 模型,选择验证集上正确率最高的模型 Model 进行下一步。

(2) 使用模型 Model 对无标签数据进行测试,预测结果作为伪标签。

(3) 通过置信度对无标签样本进行选择,加入到训练集中,重新训练得到模型 Model₁。

(4) 将步骤 3 得到的模型 Model₁ 作为步骤 2 的输入,迭代至验证集准确率不再上升,用测试集对最终 Model 进行评估。

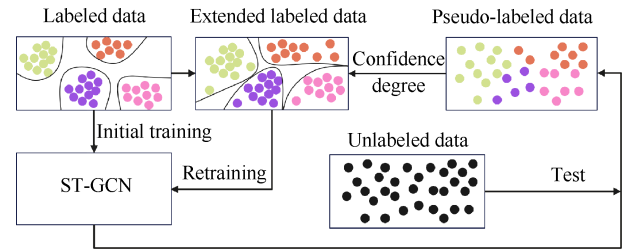


Fig. 5 Self-training ST-GCN

3 结果与分析

3.1 发动机模型构建

本文使用仿真软件 GSP 模拟双轴涡扇发动机以产生气路状态监测数据,对提出的故障诊断模型进行验证。GSP 被广泛用于航空发动机性能仿真中^[31],图 6 展示了 GSP 中建立的双轴涡扇发动机的结构模型。

在 GSP 中,所有的组件行为都通过对设计参数进行配置来控制(如最大转速、压比、效率、燃料流量等),表 1 为发动机的部分设计参数。

本文利用以上构建的发动机仿真模型获得了 5 种工况下的状态监测数据,在 GSP 中总压力比按照 MIL-E-5008B 规定的标准进行放缩,环境条件为 ISA

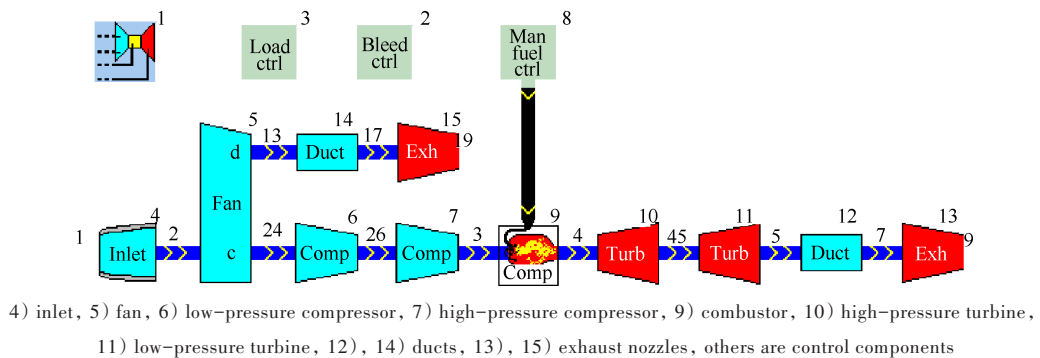


Fig. 6 Aero-engine model in GSP

Table 1 Parameters of the engine model

Parameter	Specification
Total pressure ratio	1(MIL-E-5008B)
Airflow/(kg/s)	635.363 2
Combustor exit temperature/K	1 800
Design speed/(r/min)	10 300/3 390
Maximum thrust/kN	150
Bypass ratio	15
Fuel consumption/(kg/s)	1.058 7

条件。GSP 提供了 50 多种状态监测参数,本文中选择的参数包括高度 H ,马赫数 Ma ,燃油流量 W_f ,低压压气机出口温度 T_{LPC} ,低压压气机出口压力 p_{LPC} ,高压压气机出口温度 T_{HPC} ,高压压气机出口压力 p_{HPC} ,高压涡轮出口温度 T_{HPT} ,高压涡轮出口压力 p_{HPT} ,高压转子转速 N_1 ,低压涡轮出口温度 T_{LPT} ,低压涡轮出口压力 p_{LPT} ,低压转子转速 N_2 [32]。

3.2 气路故障状态监测数据生成

GSP 模型中通过改变部件的健康参数来模拟性能退化,当部件退化超过设定阈值时,会影响发动机的性能并且造成严重的损伤,即认为发动机发生故障。本文以发动机气路故障中占比最大的污垢(70%~75%)和侵蚀(5%)两种模式为研究对象,设置污垢指数(Fouling-index, FI)和侵蚀指数(Erosion-index, EI)以表征故障严重程度,1% 的污垢指数代表部件效率下降 1% 且质量流量降低 0.5%,而 1% 的侵蚀指数代表部件效率下降 1% 且质量流量增加 0.5%。通过改变高低压压气机和高低压涡轮的质量流量和效率模拟发动机的相应故障模式,仿真中采用中等退化模拟故障 [33],选择的退化标准为:FI=0% 且 EI=0%(健康 M_0),FI=2% 或 EI=2%(故障),设置了 8 种单故障模式,如表 2 所示。

Table 2 Component failure modes

Fault mode description	Description
Low-pressure compressor erosion M_1	EI=2%
Low-pressure compressor fouling M_2	FI=2%
High-pressure compressor erosion M_3	EI=2%
High-pressure compressor fouling M_4	FI=2%
High-pressure turbine erosion M_5	EI=2%
High-pressure turbine fouling M_6	FI=2%
Low-pressure turbine erosion M_7	EI=2%
Low-pressure turbine fouling M_8	FI=2%

本文定义了五种飞行工况(OC):(1)起飞滑跑、(2)爬升、(3)巡航、(4)定常盘旋、(5)下降,具体参数见表 3,其中爬升如图 7 所示。

Table 3 Operating condition

OC	Mach number	Altitude/m
1	0 to 0.23	0
2	0.23±0.02	0 to 350
3	0.8±0.03	10 000±50
4	0.4±0.02	800±10
5	0.26 to 0.22	170 to 0

数据集共 4 500 个样本,每种工况样本为 900 个,其中健康样本 100 个,故障样本每种 100 个。样本长度为 35 s 的仿真数据,采样频率 1 Hz。

3.3 考虑运行工况的故障诊断

Wang 等 [34] 对风力涡轮机工况进行分类,分别提取特征并进行排序选择,提升了模型的准确性。采取工况划分是一种分而治之的策略,将数据集按照工况划分,再分别建立故障诊断模型,避免模型考虑与该工况下故障诊断相关性弱的参数,每个模型都可以专注于某个特定工况下与故障状态相关的参数,从而提高模型的精度。其他相关研究请参考 Häckell 等 [35]、Wang 等 [36]、Feng 等 [37]。

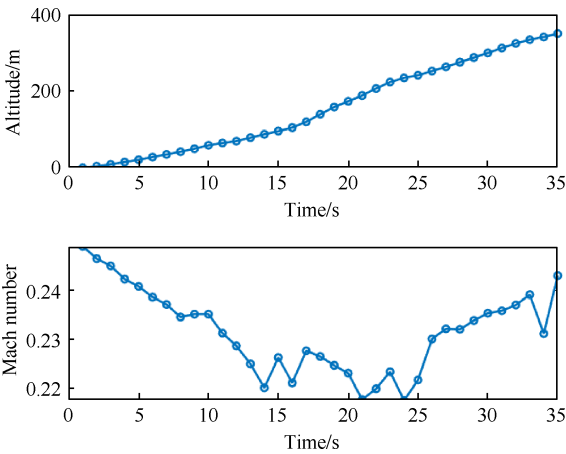


Fig. 7 Operating condition 2

以起飞滑跑(OC1)和巡航(OC3)两种工况下健康 M_0 和低压压气机侵蚀 M_1 的部分归一化低压压气机出口温度 T_{LPC} 数据为例,如图 8 所示,在 OC3 下,两种模式的数据在前期存在较大差异, M_0 为一直上升,而 M_1 则先下降再上升。在 OC1 下,则表现相同,都是上升。即 T_{LPC} 在 OC3 下,能够提供有益故障诊断的信息,而在 OC1 下,并无作用。

在保证样本分布一致的情况下,按照训练集:验证集:测试集=7:2:1 来划分工况数据集。MLP 参数设置为第一隐藏层 120 个神经元,第二隐藏层 84 个神经元,激活函数为 ReLU,优化器 Adam,学习率 0.001,采用 Softmax 分类器。

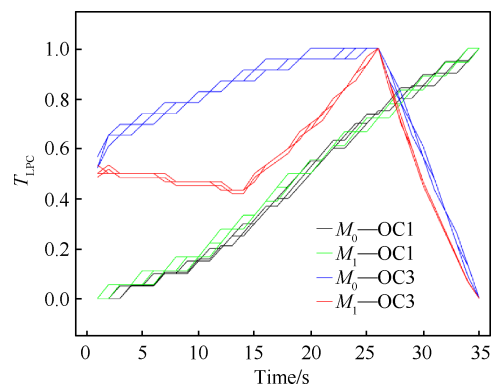


Fig. 8 T_{LPC} comparison of M_0 and M_1 model under operating conditions OC1 and OC3

本文采用高度、马赫数、燃油流量、高压转子转速及低压转子转速构建的 MLP 工况识别模型,在训练集、验证集和测试集上准确度都达到 100%,为下一阶段的相应工况下的故障模式诊断取得高的准确度提供了坚实的基础。

APSO 算法中粒子群数设置为 100,最大迭代次数为 1 000,惯性权重 $\omega = 0.96$,学习因子 $c_1 = 0.5, c_2 = 0.7$,每个粒子为三个属性的向量(批量大小[1, 128],初始学习率[$10^{-4}, 10^{-2}$],节点邻接数[1, 10])。在时空图的构建时,对于每个工况,分别根据标签数据求取邻接矩阵,然后通过加权求和的方法选择权重最大的邻居节点构建最终的邻接矩阵。根据 APSO 优化的结果, ξ 取 3,得到的邻接矩阵如图 9 所示。

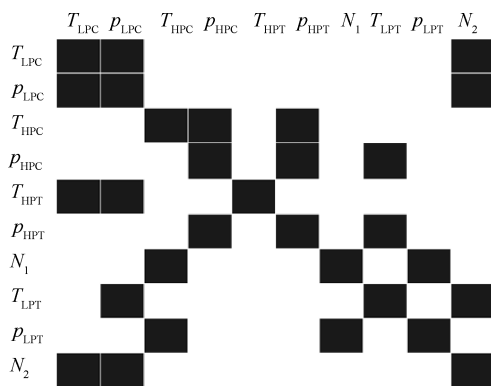


Fig. 9 Adjacency matrix

ST-GCN 模型结构如图 10 所示,采用两个时空卷积模块进行特征提取,全局池化层(Global Pooling Layer, GP)用于提取特征的全局信息,后接全连接层(Fully Connected Layer, FC)和 Softmax 分类器进行分类。第一个 ATT 的输出大小为(35, 10, 3),第二个 ATT 的输出大小为(18, 10, 32),其他网络层输出以此类推。时间卷积核大小 1×7,步长 2,激活函数采用

ReLU,自训练阈值是 0.95。各数据集比例如下:先各取 10% 的数据用作验证集和测试集,再在剩下的数据中划分有标签和无标签数据,标签数据占训练集比例为{5%, 10%, 15%, 20%}。对于每个工况分别建立自训练 ST-GCN 模型,在进行诊断时,先采用 MLP 工况识别模型对样本工况进行识别,然后根据所识别的工况类型再采用对应的自训练 ST-GCN 模型进行诊断。诊断结果如表 4 所示(10 次实验),在标签数据占 20% 时,故障诊断准确率达到 98.93%;当标签数据仅占 5% 时,准确率下降较多,故障诊断正确率为 80.51%。

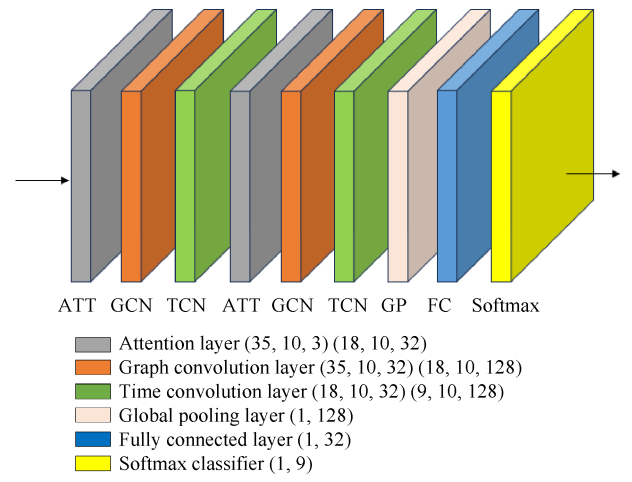


Fig. 10 Fault diagnosis model

OC	Diagnosis results of the semi-supervised model (mean +standard deviation) (%)			
	Proportion of labeled samples			
	5%	10%	15%	20%
1	76.56±2.25	84.89±1.87	92.67±1.33	99.11±0.97
2	75.33±2.27	88.11±1.72	93.67±1.41	98.67±0.97
3	87.44±1.93	94.11±1.58	97.22±1.02	99.33±0.54
4	80.67±2.06	89.78±1.47	95.00±1.14	98.44±1.02
5	82.56±1.99	89.33±1.66	95.44±1.16	99.11±0.83
Mean	80.51±2.10	89.25±1.66	94.80±1.21	98.93±0.87

3.4 与其它模型诊断结果对比

表 5 对比了通过原型降维再使用 KNN 求邻接矩阵和直接使用原始数据求取邻接矩阵下自训练 ST-GCN 模型的表现,发现采用基于原型的方法获得的邻接矩阵时,模型诊断准确率更高,标签数据占比越低时,表现越明显。说明通过原型降维后获得的邻接矩阵能够更好地描述航空发动机各传感器在空间中的邻接关系,帮助模型捕捉空间特征。

以本文自训练 ST-GCN 模型在标签数据占 20% 时的诊断效果为基准,采用目前流行的其它方法作

Table 5 Comparison of results for various adjacency matrices (mean + standard deviation) (%)				
Adjacent matrix	Proportion of labeled samples			
	5%	10%	15%	20%
Data prototype	80.51±2.10	89.25±1.66	94.80±1.21	98.93±0.87
Original data	78.40±2.05	88.02±1.82	93.42±1.33	98.00±0.86

对比实验,分别考虑两种情况,忽略工况直接进行故障诊断建模,以及先基于 MLP 进行工况识别再进行故障诊断的两阶段模型,诊断结果(10次实验)如表 6 所示。对于自训练 ST-GCN 模型,不考虑工况的影响直接进行故障诊断时,正确率为 96.69%,而两阶段的诊断方式正确率上升了 2.24%。同时,在考虑两阶段的故障诊断时,所有模型的故障模式诊断的准确率均有提升,贝叶斯分类器提升效果最大,提升了 4.75%。自组织映射(Self-organizing map, SOM)提升效果最小,为 1.52%。

在所有方法中,自训练 ST-GCN 的表现最佳。将数据先通过工况划分后再对每一工况的数据进行故障诊断,能够提升诊断的准确率,其中工况划分的准确性对于最终结果有直接的影响。

Table 6 Comparison of results for various classification methods(mean + standard deviation) (%)		
Method	Without operating conditions	Considering operating conditions
SVM	93.89±1.46	95.67±1.22
KNN	86.71±1.83	90.73±1.59
Bayesian classifier	90.47±1.63	95.22±1.33
Self-training ST-GCN	96.69±0.84	98.93±0.87
SOM ^[38]	83.61±2.40	85.13±2.18

4 结 论

本文提出一种基于 MLP 工况识别与自训练 ST-GCN 模型的航空发动机气路故障诊断方法,采用 GSP 生成的数据对模型进行验证,可以得到以下一些结论:

- (1)运行工况对发动机气路故障诊断有直接的影响。本文提出的基于 MLP 工况识别与自训练 ST-GCN 模型的航空发动机气路故障诊断方法,较不考虑工况直接进行故障诊断,其准确率有明显的提升。
- (2)本文利用高度、马赫数、燃油流量及高低压转子转速构建的 MLP 模型可以准确地对发动机运行工况进行识别,准确率达到 100%。

(3)本文通过各故障模式下传感器监测数据的原型来构建时空图,避免了高维数据的影响,得到的时空图更能有效地表征故障特征。

(4)利用各截面状态监测参数构建的自训练 ST-GCN 半监督模型对确定运行工况下的故障模式进行诊断,在标签数据占比 20% 时准确率达到 98.93%。

致 谢:感谢国家自然科学基金、四川省自然科学基金和四川省科技厅项目的资助。

参考文献

[1] 林 京,张博瑶,张大义,等. 航空燃气涡轮发动机故障诊断研究现状与展望[J]. 航空学报, 2022, 43 (8): 7-20.

[2] ZHANG B C, CHEN J, YIN X J, et al. Fault diagnosis based on grey relational analysis and synergetic pattern recognition for aero-engine gas-path systems [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2019, 233 (12) : 4598-4605.

[3] 曹 明,黄金泉,周 健,等. 民用航空发动机故障诊断与健康管理现状、挑战与机遇 I : 气路、机械和 FADEC 系统故障诊断与预测[J]. 航空学报, 2022, 43 (9): 9-41.

[4] CHEN Y Z, ZHAO X D, XIANG H C, et al. A sequential model-based approach for gas turbine performance diagnostics[J]. Energy, 2021, 220: 119657.

[5] 刘志丹,蔡林峰,曾宪艺,等. 涡扇发动机气路部件故障增益调度容错控制[J]. 推进技术, 2021, 42 (1): 208-219. (LIU Z D, GOU L F, ZENG X Y, et al. Gain-scheduling fault-tolerant control for gas path component fault of turbofan engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(1): 208-219.)

[6] 顾嘉辉,黄金泉,鲁 峰. 航空发动机健康估计的神经网络修正卡尔曼滤波算法[J]. 推进技术, 2018, 39 (11): 2564-2570. (GU J H, HUANG J Q, LU F. Neural network corrected Kalman filter algorithm for aero-engine health parameters estimation[J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(11): 2564-2570.)

[7] 崔玲丽,王 鑫,王华庆,等. 基于改进开关卡尔曼滤波的轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 44-51.

[8] LU S W, ZHOU W X, HUANG J Q, et al. A novel performance adaptation and diagnostic method for aero-engines based on the aerothermodynamic inverse model[J]. Aerospace, 2022, 9(1).

[9] CHEN M Q, QU R, FANG W. Case-based reasoning system for fault diagnosis of aero-engines[J]. Expert System with Application, 2022, 202: 117350.

[10] 潘鹏飞. 基于试飞数据的航空发动机状态监测与故障

- 诊断[J]. 推进技术, 2021, 42(12): 2826-2837. (PAN P F. Flight data-based condition monitoring and fault diagnosis of aero-engine[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(12): 2826-2837.)
- [11] 王奕惟, 莫李平, 王奕首, 等. 基于全航段QAR数据和卷积神经网络的航空发动机状态辨识[J]. 航空动力学报, 2021, 36(7): 1556-1563.
- [12] 韩淞宇, 邵海东, 姜洪开, 等. 基于提升卷积神经网络的航空发动机高速轴承智能故障诊断[J]. 航空学报, 2022, 43(9): 158-171.
- [13] 马 帅, 吴亚锋, 郑 华, 等. 基于飞行过程数据的航空发动机故障诊断方法研究[J]. 推进技术, 2023, 44(5): 2208041. (MA S, WU Y F, ZHENG H, et al. Aircraft engine fault diagnosis based on flight process data [J]. Journal of Propulsion Technology, 2023, 44(5): 2208041.)
- [14] 李本威, 林学森, 杨欣毅, 等. 深度置信网络在发动机气路部件性能衰退故障诊断中的应用研究[J]. 推进技术, 2016, 37(11): 2173-2180. (LI B W, LIN X S, YANG X Y, et al. Research on application of deep belief networks on engine gas path component performance degradation defect diagnostics[J]. Journal of Propulsion Technology, 2016, 37(11): 2173-2180.)
- [15] 张 鑫, 郭顺生, 李益兵, 等. 基于拉普拉斯特征映射和深度置信网络的半监督故障识别[J]. 机械工程学报, 2020, 56(1): 69-81.
- [16] YANG X S, BAI M L, LIU J F, et al. Gas path fault diagnosis for gas turbine group based on deep transfer learning[J]. Measurement, 2021, 181: 109631.
- [17] 于功也, 蔡伟东, 胡明辉, 等. 故障机理与领域自适应混合驱动的机械故障智能迁移诊断[J]. 航空学报, 2023, 44(2): 321-332.
- [18] 孙灿飞, 黄林然, 沈 勇. 复杂工况下的直升机行星传动轮系故障诊断[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 109-117.
- [19] 王修岩, 李萃芳, 高铭阳, 等. 基于SVM和SNN的航空发动机气路故障诊断[J]. 航空动力学报, 2014, 29(10): 2493-2498.
- [20] 李 魁, 胡 宇, 孙振生. 基于改进K-SVD字典训练的涡扇发动机气路突变故障稀疏诊断方法[J]. 航空动力学报, 2020, 35(9): 2006-2016.
- [21] 潘 阳, 李秋红, 王 元. 基于Broyden算法的航空发动机气路故障诊断[J]. 推进技术, 2017, 38(1): 191-198. (PAN Y, LI Q H, WANG Y. Aero-engine gas path fault diagnosis based on Broyden algorithm[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(1): 191-198.)
- [22] WANG K, GUO Y Q, ZHAO W L, et al. Gas path fault detection and isolation for aero-engine based on LSTM-DAE approach under multiple-model architecture [J]. Measurement, 2022, 202: 111875.
- [23] ZHOU D J, YAO Q B, WU H, et al. Fault diagnosis of gas turbine based on partly interpretable convolutional neural networks[J]. Energy, 2020, 200: 117467.
- [24] HUANG D W, MA S X, ZHOU D J, et al. Gas path fault diagnosis for gas turbine engines with fully operating regions using mode identification and model matching [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 34(1): 015903.
- [25] 王 冠, 王婧雨, 刘巧珍, 等. 数据驱动的运载火箭氧涡轮泵异常分析方法[J]. 宇航学报, 2022, 43(7): 964-973.
- [26] ZHOU J, ZHANG W. Coal consumption prediction in thermal power units: a feature construction and selection method[J]. Energy, 2023, 273: 126996.
- [27] WANG H, CHEN J H, QU J M, et al. A new approach for safety life prediction of industrial rolling bearing based on state recognition and similarity analysis [J]. Safety Science, 2020, 122: 104530.
- [28] TURNBULL A, CARROLL J, MCDONALD A, et al. Prediction of wind turbine generator failure using two-stage cluster-classification methodology [J]. Wind Energy, 2019, 22: 1593-1602.
- [29] FENG L Q, ZHAO Y Q, ZHAO W X, et al. A comparative review of graph convolutional networks for human skeleton-based action recognition [J]. Artificial Intelligence Review, 2022, 55: 4275-4305.
- [30] WANG Y Z, CHEN L, ZHOU B. Fault diagnosis for rotary machinery with selective ensemble neural networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 113: 112-130.
- [31] MARIA GRAZIA D G, MARCO Q. Hybrid multigene genetic programming-artificial neural networks approach for dynamic performance prediction of an aeroengine [J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 103: 105902.
- [32] TAYARANI-BATHAIE S S, KHORASANI K. Fault detection and isolation of gas turbine engines using a bank of neural networks [J]. Journal of Process Control, 2015, 36: 22-41.
- [33] HANACHI H, LIU J, MECHEFSKE C. Multi-mode diagnosis of a gas turbine engine using an adaptive neuro-fuzzy system [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(1): 1-9.
- [34] WANG H, WANG H B, JIANG G Q, et al. Early fault detection of wind turbines based on operational condition clustering and optimized deep belief network modeling [J]. Energies, 2019, 12(6).
- [35] HÄCKELL M W, ROLFES R, KANE M B, et al. Three-tier modular structural health monitoring framework using environmental and operational condition clustering for data normalization: validation on an operational wind tur-

- bine system[J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(8): 1632–1646.
- [36] WANG X, WANG T Y, MING A B, et al. Cross-operating condition degradation knowledge learning for remaining useful life estimation of bearings[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 3520911.
- [37] FENG Z X, LI Y G, SUN B, et al. Abnormal operating condition identification of industrial processes based on deep learning with global–local slow feature analysis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 3513211.
- [38] SHEN Y Y, KHORASANI K. Hybrid multi-mode machine learning-based fault diagnosis strategies with application to aircraft gas turbine engines[J]. Neural Networks, 2020, 130: 126–142.

(编辑:朱立影)

Fault diagnosis of aero-engine gas path based on condition recognition and self-training ST-GCN model

ZHANG Shijie¹, HU Jiawen¹, MIAO Guolei²

(1. School of Aeronautics and Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China; 2. Chengdu Hangli (Group) Industrial Company Limited, Pengzhou 611936, China)

Abstract: The fault modes and operating conditions of an aero-engine gas path system are diverse and they interact with each other, resulting in variations in the characteristics manifestations of a same failure mode under different operating condition. This complexity increases the difficulty of gas path fault diagnosis. This paper proposes a fault diagnosis of aero-engine gas path based on multilayer perceptron (MLP) condition recognition and self-training spatial temporal graph convolutional neural network (ST-GCN) model. A MLP model was constructed to identify the operating condition based on altitude, Mach number, fuel flow, high-pressure rotor speed and low-pressure rotor speed. The cross-sectional state monitoring parameters of the engine were used to construct a graph adjacency matrix. A self-training ST-GCN semi-supervised model was developed based on monitoring parameters of each cross-section state to diagnose the failure mode under the corresponding operating condition. An adaptive particle swarm optimization (APSO) algorithm was adopted for the selection of model hyperparameters. The effectiveness of the gas path fault diagnosis method was validated by the aero-engine state monitoring parameters under dynamic operating conditions generated by gas turbine simulation program (GSP). The results indicate that, compared to directly diagnosing without considering operating conditions, the approach of first identifying the operating conditions and then conducting fault diagnosis can effectively improve the accuracy of fault diagnosis. The fault diagnosis accuracy reaches 98.93%.

Key words: Aero-engine; Gas path fault diagnosis; Operating condition; Self-training; Gas turbine simulation program

Received: 2024-01-11; Revised: 2024-04-13.

DOI: 10.13675/j.cnki. tjjs. 2401036

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (72171037; 71801168); Natural Science Foundation of Sichuan (2023NSFSC0476); Sichuan Science and Technology Program (2021ZDZX0004; 2022ZDZX0036).

Corresponding author: HU Jiawen, E-mail: hdl@uestc.edu.cn