

基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法

敖冉, 曹云鹏, 任得志, 李淑英

(哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 燃气轮机机组测量数据存在随机误差, 导致热力模型的仿真结果与机组实际运行的测量结果存在偏差, 气路诊断存在局限性。为了更准确地诊断燃气轮机的气路性能退化, 本文提出了一种基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法, 构建数据协调方程、仿真值与测量值均方误差相结合的目标函数, 以数据协调值代替原本的仿真值, 采用粒子群优化算法获得部件特性参数偏移的精确解。利用仿真模拟的退化故障案例, 开展了气路诊断仿真试验。结果表明: 仿真试验中退化因子的最大相对偏差小于0.96%, 优于传统无数据协调气路诊断方法的最大相对偏差值3.93%。

关键词: 燃气轮机; 气路诊断; 优化算法; 数据协调

中图分类号: TK477 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2024.12.020

[引用本文格式] 敖冉, 曹云鹏, 任得志, 等. 基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法[J]. 热能动力工程, 2024, 39(12): 176-183.
AO Ran, CAO Yunpeng, REN Dezhi, et al. A gas path diagnosis method for gas turbine based on data reconciliation[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(12): 176-183.

A Gas Path Diagnosis Method for Gas Turbine based on Data Reconciliation

AO Ran, CAO Yunpeng, REN Dezhi, LI Shuying

(College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin, China, Post Code: 150001)

Abstract: There are random errors in the measurement data of gas turbine units, resulting in a certain deviation between the simulation results of the thermal model and the measurement results of the actual operation of the unit, and the limitations of gas path diagnosis. To effectively diagnose the performance degradation of gas path of the gas turbine, this paper proposed a gas path diagnosis method based on data coordination. An objective function combining the data-coordinated equations with the mean-square error of the simulated and measured values was constructed, and the original simulated values were replaced by the data-coordinated values. The particle swarm optimization algorithm was used to obtain the accurate solution of the component characteristic parameter offset. The simulation test of gas path diagnosis was carried out based on the simulated degradation fault cases. The results show that the maximum relative deviation of degradation factor in the simulation test is less than 0.96%, which is 3.93% better than that of the traditional gas path diagnosis method without data coordination.

Key words: gas turbine, gas path diagnosis, optimization algorithm, data reconciliation

引言

目前, 联合循环发电技术逐渐成熟, 工业燃气轮

机需求大幅提升^[1]。燃气轮机机组结构复杂, 长期处于高温、高压、频繁启停与负荷变化的工作环境中, 而气路诊断方法能够表征气路部件性能退化或

收稿日期: 2024-03-05; 修订日期: 2024-05-05

基金项目: 国家科技重大专项(J2019-I-0003-0004)

Fund-supported Project: National Science and Technology Major Project(J2019-I-0003-0004)

作者简介: 敖冉(1997-), 女, 哈尔滨工程大学博士研究生。

通信作者: 曹云鹏(1979-), 男, 哈尔滨工程大学副教授。

故障,是燃气轮机状态运维的核心技术^[2]。

燃气轮机性能状态的退化程度可由气路部件特性参数的偏移量表征。由于部件特性参数不易测量,通常利用气路可测参数(如温度、压力、转速等)的变化逆向求解出部件特性参数偏差^[3]。Urban^[4]提出了一种线性气路分析方法,能够求解出部件特性的变化程度。由于燃气轮机机理模型具有非线性特点,线性气路分析方法不能准确地描述性能退化程度,因此气路诊断方法逐渐转向非线性方法研究。Gronstedt^[5]构建了仿真值和测量值偏差的目标函数,使用遗传优化算法求解部件特性参数,但遗传优化算法收敛时间较长。Ying 等人^[6]使用粒子群算法对燃气轮机进行气路诊断,该方法大大缩短了收敛时间,提升了诊断精度。

由于燃气轮机机组测量数据存在随机误差,利用测量数据标定热力仿真模型会影响仿真模型与实际燃气轮机的匹配,从而导致气路诊断精度低。本文提出了一种基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法,构建数据协调方程、仿真值与测量值均方误差相结合的目标函数,以数据协调值代替原本的仿真值,采用粒子群优化算法求解气路部件特性参数偏移量,准确地诊断出燃气轮机性能退化的程度。

1 数据协调

1.1 数学描述

描述燃气轮机运行过程的相关数据分为两种:应用传感器等仪器仪表直接测量的试验数据;基于能量、质量等守恒定律,经过热力仿真模型计算获得的仿真值。由于机组实际运行过程中存在仪器仪表不稳定性,测量数据和仿真数据存在矛盾性,数据无法估计机组真实状态。Kuehn 等人^[7]提出数据协调的概念。数据协调能够对数据进行修正,提高数据质量。机组的测量数据可以视为来自测量仪器的估计值,其不确定度取决于仪器仪表的精度。机组的状态可以通过较少的参数描述,所需参数的最小数目可能小于测量参数数目,这种现象就是测量冗余^[8]。

约束方程是描述系统受到的限制条件,如质量平衡、能量平衡等。由于测量误差的存在,以测量值标定热力仿真模型时,可能导致参数仿真值不满足约束方程。数据协调的主要思想是计算测量参

数的不确定度,根据测量冗余获得参数的协调值。德国标准 VDI 2048 可以对冗余的测量数据进行协调,通过校正计算对过程数据及其不确定性进行控制和质量改进^[9-10]。高斯修正准则是一种常用的数据协调依据,该准则的计算方式依据德国标准 VDI 2048。

假设测量参数的协调值为^[11]:

$$x_i = y_i + v_i \quad (1)$$

式中: y_i —测量值; x_i —协调值; v_i —改进量。

数据协调的方程式为:

$$\min (y - x)^T \mathbf{S}_x^{-1} (y - x) = \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - x_i)^2}{\sigma_i^2},$$

$$\text{s. t. } f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \quad (2)$$

式中: \mathbf{S}_x —测量参数的方差-协方差矩阵; σ_i —测量参数的均方差。

可以看出,数据协调为一个最优化问题,其目标是协调值与原始测量值的加权偏差最小。当参数仿真值不满足约束方程时,将协调值代替原本的仿真值就能减小热力仿真模型与实际机组间的不匹配性,从而更准确地描述系统状态。

1.2 均方差的估算

测量参数的均方差表征对数据协调目标函数的贡献^[12]。确定测量参数的均方差有 3 种方法:一是精度推算法,依据设备使用手册,利用传感器精度等级确定测量误差,从而确定测量参数的均方差;二是经验确定法,根据经验确定测量参数的均方差;三是数据分析法,依据历史运行的稳态数据,分析求解出各测量参数的均方差。本文选择第 1 种确定方法。

测量误差是在特定工作条件及精度水平下,传感器允许的测量数据绝对误差的最大值,用于量化仪器仪表的精度。表 1 给出了燃气轮机测量仪表信息,其中 MR 为仪表的量程。根据测量仪表的测量误差可以确定参数的均方差。

表 1 测量仪表信息

Tab. 1 The measuring instrument information

参 数	仪 表	测 量 误 差
压力/Pa	压力变送器	$\pm 0.0025 MR $
温度/℃	热电偶	$\text{Max} \{ \pm 0.0075 MR , \pm 2.5 \text{ } ^\circ\text{C} \}$
流量/ $\text{g} \cdot \text{s}^{-1}$	流量计	根据流量计说明书确定

确定测量误差后,通过式(3)计算得到测量参数的均方差 σ_i 。基于正态分布假设,测量参数的均方差表示为^[13]:

$$\sigma_i = \delta_i / 1.96 \quad (3)$$

式中: δ_i —测量误差;系数 1.96—正态分布的 95% 置信度的基准概率值。

2 气路诊断方法

2.1 诊断原理

燃气轮机气路诊断是一个逆向求解的过程,可视为一个寻优过程^[14]。利用热力仿真模型,通过可测量参数计算出当前状态的部件特性参数,并进一步求出部件性能退化因子,从而表征气路性能退化程度。燃气轮机气路可测量参数与部件特性参数的非线性关系表示为^[15]:

$$\vec{z} = f(\vec{q}, \vec{u}) + \vec{v} \quad (4)$$

式中: \vec{z} —可测量参数(如温度、压力等)组成的向量; \vec{q} —部件特性参数(如质量流量、等熵效率等)组成的向量; \vec{u} —外界条件组成的向量; \vec{v} —测量误差组成的向量。

气路部件的性能退化用 \vec{q} 的偏移程度来表征。通常采用部件性能退化因子 ΔSF 来表示 \vec{q} 的偏移程度^[16-17],定义如下:

$$\Delta SF_{c,fc} = (G_{c,cor,deg} - G_{c,cor}) / G_{c,cor} \quad (5)$$

$$\Delta SF_{c,eff} = (\eta_{c,deg} - \eta_c) / \eta_c \quad (6)$$

$$\Delta SF_{b,eff} = (\eta_{b,deg} - \eta_b) / \eta_b \quad (7)$$

$$\Delta SF_{t,fc} = (G_{t,cor,deg} - G_{t,cor}) / G_{t,cor} \quad (8)$$

$$\Delta SF_{t,eff} = (\eta_{t,deg} - \eta_t) / \eta_t \quad (9)$$

式中: $\Delta SF_{c,fc}$ —压气机流量退化因子; $\Delta SF_{c,eff}$ —压气机效率退化因子; $\Delta SF_{b,eff}$ —燃烧室燃烧效率退化因子; $\Delta SF_{t,fc}$ —涡轮流量退化因子; $\Delta SF_{t,eff}$ —涡轮效率退化因子; $G_{c,cor,deg}$ —性能退化状态下的压气机折合流量; $G_{c,cor}$ —健康状态下的压气机折合流量; $\eta_{b,deg}$ —性能退化状态下的燃烧室燃烧效率; η_b —健康状态下的燃烧室燃烧效率; $\eta_{c,deg}$ —性能退化状态下的压气机等熵效率; η_c —健康状态下的压气机等熵效率; $G_{t,cor,deg}$ —性能退化状态下的透平折合流量; $G_{t,cor}$ —健康状态下的透平折合流量; $\eta_{t,deg}$ —性能退化状态下的透平等熵效率; η_t —健康状态下的透平等熵效率。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)是一种进化优化计算技术,其核心思想是基于信息共享,使个体在求解空间中从无序演化为有序,分别从速度和位置两方面进行搜索,从而得到最优解。定义粒子的初始位置和速度分别为 $p_j(0)$ 、 $s_j(0)$ 。将所有待求解参数组合成一个多维的群粒子 $p_j(k)$,以表征粒子在求解空间中的位置。设定适应度函数,不断计算每个粒子的函数值,按照式(10)和式(11)更新粒子位置 p_j 和速度 s_j ^[18]:

$$s_j(k+1) = i\omega \cdot s(k) + c_1 r_1 (p_{j,best} - p_j(k)) + c_2 r_2 (p_{best} - p_j(k)) \quad (10)$$

$$p_j(k+1) = p_j(k) + s_j(k+1) \quad (11)$$

式中: $i\omega$ —惯性权重,对算法的收敛起到很大作用; c_1, c_2 —学习因子,调整局部最优值和全局最优值权重的参数,非负常数; r_1, r_2 —随机数,在[0-1]范围内; $p_{j,best}$ —在多次迭代中第 j 个粒子经过的最优位置; p_{best} —在多次迭代中所有粒子经过的最优位置。

在初始迭代中,粒子群中的每个粒子同时在求解空间更新位置 $p_j(k)$ 和速度 $s_j(k)$,两者的大小取决于上一步粒子的 $p_{j,best}$ 和 g_{best} ,对比每个粒子的个体最优解,确定粒子群的当前全局最优解,不断搜索迭代直至适应度函数值收敛,得到最后迭代中的改进最佳解。

2.3 目标函数

传统气路诊断方法通常将可测量参数的热力模型仿真值与实际测量值之间的均方误差作为目标函数,求解退化因子^[19]。由于没有考虑测量数据误差,导致热力仿真模型与实际燃气轮机机组不匹配,影响气路诊断的精度。本文采用线性加权方法,构建数据协调方程、仿真值与测量值均方误差相结合的目标函数 F_n ,以数据协调值代替原本的仿真值,消除仿真模型与测量结果的不匹配性对气路诊断带来的影响。

$$F_n = \mu_1 \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - x_i)^2}{\sigma_i^2} + \mu_2 \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - x_i}{y_i} \right)^2 \quad (12)$$

式中: μ_1, μ_2 —加权系数。

采用优化算法寻优,当 F_n 逐渐趋近于零时,输出最终的全局最优解 ΔSF 。

3 算法流程

针对在线测量数据误差在气路诊断过程中的问

题,提出了一种基于数据协调的燃气轮机气路诊断

方法,如图 1 所示。

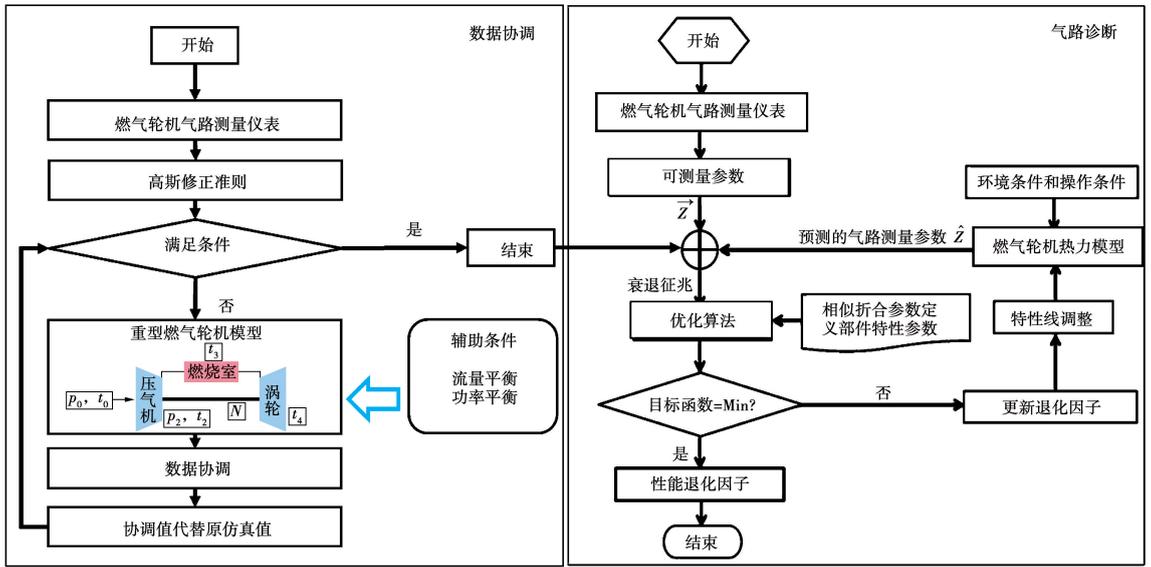


图 1 基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法

Fig. 1 Gas path diagnosis method of gas turbine based on data reconciliation

具体实施步骤如下:

步骤 1: 建立与研究对象匹配的燃气轮机热力仿真模型;

步骤 2: 在热力模型上植入退化因子, 用于模拟不同退化案例, 具体设置方法见文献[20]。通过使用折合参数确定气路部件性能参数, 消除 \vec{u} 对气路诊断精度的影响;

步骤 3: 构建数据协调方程、仿真值与测量值均方误差相结合的目标函数;

步骤 4: 采集待诊断燃气轮机稳态工况下某段时间内的气路可测量参数;

步骤 5: 采用粒子群优化算法迭代寻优, 更新退化因子, 直至 F_n 达到最小值, 计算获得当前状态各气路部件退化因子的最优解, 从而实现对燃气轮机的气路诊断。

压力 p_0 、环境温度 t_0 和发电功率 N , \vec{z} 包括压气机出口温度 t_2 、压气机出口压力 p_2 、燃烧室出口温度 t_3 和涡轮出口温度 t_4 。

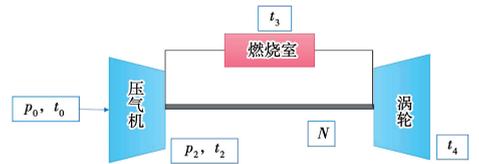


图 2 燃气轮机热力仿真模型简图

Fig. 2 Simplified diagram of thermal simulation model of gas turbine

热力模型的参数仿真验证结果如表 2 所示。

表 2 热力仿真模型精度验证结果

Tab. 2 Accuracy validation results of thermal simulation model

参 数	测量值	仿真值	相对误差/%
额定转速/ $r \cdot \min^{-1}$	3 000	3 000	0
额定功率/kW	255 600	255 600	0
压气机额定压比	15.40	15.25	0.97
燃烧室出口温度/ $^{\circ}C$	1 318	1 332.27	1.08
透平出口温度/ $^{\circ}C$	609	618.85	1.62

4 试验验证

4.1 诊断案例

以某电厂的 9F 级重型燃气轮机为例对本文方法进行验证。图 2 为燃气轮机热力仿真模型简图。该型燃气轮机主要气路部件包括压气机、燃烧室和涡轮。主要的测量参数由 \vec{u} 和 \vec{z} 组成, \vec{u} 包括大气

可以看出,所建立的燃气轮机热力模型在额定工况下的仿真结果与机组实际运行的测量结果不匹配,本文所提方法就是降低这种不匹配性对气路诊断精度的影响。

退化故障案例由仿真模型获得,引入了测量噪声,以模拟实际传感器的测量噪声^[21],获取退化故障时的气路测量参数。本文设计了7个退化故障案例,退化因子如表3所示。其中,案例1~3分别模拟压气机、燃烧室和涡轮单独出现性能退化的情况,也就是单部件性能退化案例;案例4~7为多部件性能退化的案例。

表3 退化故障案例退化因子

Tab.3 Degradation factor of degradation fault cases

案例	$\Delta SF_{e,fc}$	$\Delta SF_{e,eff}$	$\Delta SF_{b,eff}$	$\Delta SF_{t,fc}$	$\Delta SF_{t,eff}$
1	0.98	0.98	1	1	1
2	1	1	0.98	1	1
3	1	1	1	1.02	0.98
4	0.98	0.98	0.98	1	1
5	0.98	0.98	1	1.02	0.98
6	1	1	0.98	1.02	0.98
7	0.98	0.98	0.98	1.02	0.98

根据表3,将不同案例的退化因子植入热力模型中,得到不同退化程度下的气路测量参数。对7种案例状态下与健康状态下气路测量参数的偏差进行敏感性分析,结果如表4所示。

表5 采用 PSO-GPA 和 DR-PSO-GPA 方法时7个案例气路诊断结果

Tab.5 Gas path diagnosis results of 7 cases using PSO-GPA and DR-PSO-GPA methods

案例	PSO-GPA					DR-PSO-GPA				
	$\Delta SF_{e,fc}$	$\Delta SF_{e,eff}$	$\Delta SF_{b,eff}$	$\Delta SF_{t,fc}$	$\Delta SF_{t,eff}$	$\Delta SF_{e,fc}$	$\Delta SF_{e,eff}$	$\Delta SF_{b,eff}$	$\Delta SF_{t,fc}$	$\Delta SF_{t,eff}$
1	0.979 7	0.998 5	0.994 0	0.978 4	0.981 3	0.978 3	0.999 3	0.996 1	0.982 8	0.981 0
2	0.984 5	1.014 2	1.007 6	1.018 5	0.981 3	0.984 5	1.007 2	1.001 9	0.987 0	0.981 2
3	1.015 0	0.983 3	1.001 2	1.015 6	1.017 6	1.003 2	0.984 7	1.001 5	0.988 4	1.004 0
4	1.001 9	1.003 3	0.987 7	1.000 3	0.974 1	1.003 0	0.999 6	0.983 0	1.000 2	0.974 7
5	1.009 8	1.002 0	1.015 0	1.000 3	1.017 5	1.003 8	1.006 2	1.017 5	0.999 4	1.013 0
6	0.979 7	0.998 5	0.994 0	0.978 4	0.981 3	0.978 3	0.999 3	0.996 1	0.982 8	0.981 0
7	0.984 5	1.014 2	1.007 6	1.018 5	0.981 3	0.984 5	1.007 2	1.001 9	0.987 0	0.981 2

从表5可以看出,针对7个案例,PSO-GPA和DR-PSO-GPA方法均实现了燃气轮机气路部件的诊

表4 气路测量参数偏差敏感性分析(%)

Tab.4 Sensitivity analysis of deviation of measurable gas path parameters(%)

案例	p_2	t_2	t_3	t_4
1	0	1.37	1.76	1.72
2	0	0	-1.25	-1.13
3	0	0	0	1.34
4	0	1.37	0.48	0.57
5	0	1.37	1.76	3.09
6	0	0	-1.25	0.19
7	0	1.37	0.48	1.92

由表4可知,不同部件性能退化导致气路测量参数偏差的变化不同。因此,可以根据气路测量参数的偏差映射得到退化因子,从而描述气路性能退化程度。

4.2 诊断结果及分析

采用表3的7个案例测试本文所提出方法对气路部件性能退化的诊断能力。为了验证所提出方法的有效性,将实际性能退化程度、无数据协调的PSO-GPA方法和数据协调的PSO-GPA方法(DR-PSO-GPA)的气路诊断结果进行对比。考虑收敛精度与运算时间,结合文献[22-23],设置PSO算法种群规模为60,迭代次数为80,用于搜索退化因子 ΔSF 的最优解。对7个案例分别进行气路诊断,表5为分别采用PSO-GPA和DR-PSO-GPA方法时,7个案例气路诊断结果。

断,PSO-GPA方法的气路诊断结果出现了一定程度的模糊效应。

图 3 为单部件退化案例 3 的气路诊断结果。图 4 为多部件退化案例 4 的气路诊断结果。可以看出,与单部件退化相比,多部件退化的气路诊断结果模糊性更强,表明热力模型不匹配性和在线测量数据误差对多部件气路诊断的影响更大。同时,DR-PSO-GPA 方法有效改善了气路诊断结果的模糊性,气路诊断效果更佳。

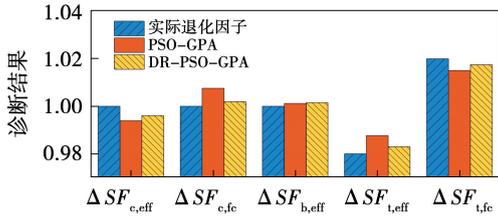


图 3 案例 3 气路诊断结果

Fig. 3 Gas path diagnosis result of case 3

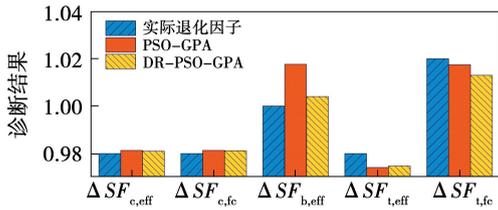


图 4 案例 4 气路诊断结果

Fig. 4 Gas path diagnosis result of case 4

图 5 为案例 1 搜索迭代过程。可以看到,随着迭代次数的增加,目标函数值 F_n 逐渐收敛,直至 F_n 值降低到 0.086%,对应得到气路部件退化因子全局最优解。表 6 为 7 个案例收敛情况。由表 6 可知,7 个案例均在 80 次迭代内收敛,且收敛效果良好。

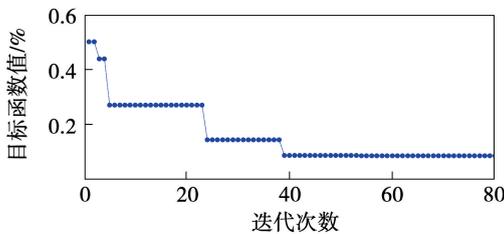


图 5 案例 1 搜索迭代过程

Fig. 5 Search iteration process of case 1

最大相对偏差量化表征诊断精度。表 7 为 7 个退化案例采用 PSO-GPA 方法和 DR-PSO-GPA 方法的诊断精度对比。从表 7 中可以看出,DR-PSO-GPA 方法能够降低最大相对偏差,表明该方法能够提高诊断精度,减小诊断结果的模糊性,提升诊断的稳定性。

表 6 7 个案例搜索迭代结果

Tab. 6 Search iteration results of 7 cases

案例	收敛代数	收敛时目标函数值/%
1	39	0.086
2	42	0.074
3	43	0.079
4	36	0.102
5	42	0.075
6	46	0.072
7	35	0.105

表 7 PSO-GPA 和 DR-PSO-GPA 方法诊断精度对比

Tab. 7 Comparison of diagnostic accuracies between PSO-GPA and DR-PSO-GPA methods

案例	最大相对偏差/%	
	PSO-GPA	DR-PSO-GPA
1	1.50	0.46
2	1.42	0.72
3	0.79	0.39
4	3.93	0.86
5	1.76	0.69
6	1.02	0.65
7	2.97	0.96

5 结 论

本文提出了一种基于数据协调的燃气轮机气路诊断方法,构建数据协调方程、仿真值与测量值均方差相结合的目标函数,采用 PSO 方法获得退化因子最优解。以某电厂 9F 级重型燃气轮机为例进行验证,得到结论:

- (1) 基于高斯修正准则的一般形式,采用线性加权方法,构建数据协调方程、仿真值与测量值均方差相结合的目标函数,以数据协调值代替原本的仿真值,保证了气路诊断过程中数据质量的有效性。
- (2) 传统 PSO-GPA 方法最大相对偏差小于

采用诊断出的退化因子与实际退化因子之间的

3.93%,所提出的 DR-PSO-GPA 方法最大相对偏差小于 0.96%,证明本文所提方法能够减小诊断结果模糊性,并且更准确地诊断出实际机组性能退化的程度。

(3) 本文所提方法适用于存在模型不匹配性和测量误差的燃气轮机气路诊断。

参考文献:

- [1] 蒋洪德,任 静,李雪英,等. 重型燃气轮机现状与发展趋势[J]. 中国电机工程学报,2014,34(29):5096-5102.
JIANG Hongde,REN Jing,LI Xueying,et al. Status and development trend of the heavy duty gas turbine[J]. Proceedings of the CSEE,2014,34(29):5096-5102.
- [2] 应雨龙,李靖超,庞景隆,等. 基于热力模型的燃气轮机气路故障预测诊断研究综述[J]. 中国电机工程学报,2019,39(3):731-743,952.
YING Yulong,LI Jingchao,PANG Jinglong,et al. Review of gas turbine gas-path fault diagnosis and prognosis based on thermodynamic model[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(3):731-743,952.
- [3] 林新智,冯 坤,胡明辉,等. 基于性能仿真的燃气轮机气路故障预警方法[J]. 热能动力工程,2020,35(9):36-43.
LIN Xinzhi,FENG Kun,HU Minghui,et al. Early warning method of gas path fault of gas turbine based on performance simulation[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2020,35(9):36-43.
- [4] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. Journal of Aircraft,1973,10(7):400-406.
- [5] GRONSTEDT T U J. Identifiability in multi-point gas turbine parameter estimation problems[C]//ASME Turbo Expo 2002:Power for Land,Sea,and Air. American Society of Mechanical Engineers,2002:9-17.
- [6] YING Yulong,CAO Yunpeng,LI Shuying,et al. Nonlinear steady-state model based gas turbine health status estimation approach with improved particle swarm optimization algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering,2015(3):1-12.
- [7] KUEHN R,DAVIDSON H. Computer control II: Mathematics of Control [J]. Chemical Engineering Progress,1961,57(6):44-47.
- [8] 皋宽英. 针对新型梯级循环热力系统的建模与性能分析[D]. 上海:上海交通大学,2017.
GAO Kuanying. Modeling and performance analysis of a new cascade cycle thermodynamic system [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University,2017.
- [9] LANGENSTEIN M,JANSKY J. Process data reconciliation in nuclear power plants [C]//EPRI Nuclear Power Performance Improvement Seminar. Prague,Czech Republic,2002.
- [10] LANGENSTEIN M. Power recapture and power uprate in NPPS with process data reconciliation in accordance with VDI 2048 [C]//14th International Conference on Nuclear Engineering. Miami,Florida,USA,2006.
- [11] JANSKY A. Financial benefits of process data reconciliation in power generating plants [C]//14th International Conference on Nuclear Engineering. Miami,Florida,USA,2006.
- [12] 范满意. 基于数据调和的燃气轮机状态监测与故障诊断研究 [D]. 上海:上海交通大学,2019.
FAN Manyi. Detection and fault diagnosis of gas turbine based on data reconciliation [D]. Shanghai:Shanghai Jiao Tong University,2019.
- [13] 蒋晓隆,刘 培,李 政. 数据协调方法在传感器故障监测中的应用 [J]. 清华大学学报(自然科学版),2014,54(6):763-768.
JIANG Xiaolong,LIU Pei,LI Zheng. Data reconciliation for sensor fault monitoring [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology),2014,54(6):763-768.
- [14] 王文阳. 基于神经网络的燃气轮机燃烧稳定性预测及分析 [J]. 动力工程学报,2023,43(7):842-849.
WANG Wenyang. Prediction and analysis of combustion stability of gas turbine based on neural network [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering,2023,43(7):842-849.
- [15] 应雨龙. 船用燃气轮机气路诊断技术研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2016.
YING Yulong. Study on gas path diagnosis for marine gas turbine [D]. Harbin:Harbin Engineering University,2016.
- [16] ZWEBEK A,PILIDIS P. Degradation effects on combined cycle power plant performance, Part 1: Gas turbine cycle component degradation effects [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,125(3):651-657.
- [17] 翁史烈,王永泓. 基于热力参数的燃气轮机智能故障诊断 [J]. 上海交通大学学报,2002,36(2):165-168.
WENG Shilie,WANG Yonghong. Intelligent fault diagnosis of gas turbine based on thermal parameters [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University,2002,36(2):165-168.
- [18] 黄小光,王永泓. 燃气轮机混合智能故障诊断专家系统 [J]. 船舶工程,2000,22(6):38-39.
HUANG Xiaoguang,WANG Yonghong. Hybrid intelligent fault diagnosis expert system for gas turbine [J]. Ship Engineering,2000,22(6):38-39.
- [19] 应雨龙,李淑英. 一种基于粒子群优化算法的燃气轮机自适应热力计算方法 [J]. 燃气轮机技术,2015,28(4):48-54.
YING Yulong,LI Shuying. A gas turbine performance adaptation method based on particle swarm optimization algorithm [J]. Gas Turbine Technology,2015,28(4):48-54.

- [20] 韩国栋. 基于深度学习的船用燃气轮机气路性能退化预测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2021.
HAN Guodong. Research on gas path performance degradation prediction method for marine gas turbine based on deep learning [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2021.
- [21] YING Yulong. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132(4): 041701.
- [22] 张雯雯, 王 刚, 朱朝晖, 等. 粒子群优化算法种群规模的选择

- 择[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(5): 125 - 128.
ZHANG Wenfen, WANG Gang, ZHU Chaohui, et al. Population size selection of particle swarm optimizer algorithm[J]. Computer Systems & Applications, 2010, 19(5): 125 - 128.
- [23] YANG B, XU Q, HE L, et al. A novel global optimization algorithm and its application to airfoil optimization[J]. Journal of Turbomachinery, 2015, 137(4): 041011.

(刘 颖 编辑)

(上接第 149 页)

- [15] TODD G D, THOMAS D. Large offshore rotor development: Design and analysis of the Sandia 100-meter wind turbine blade [R]. New Mexico: Sandia National Laboratories, 2011.
- [16] GBT 18451.1 - 2022 风力发电机组 设计要求[S].
GB/T 18451.1 - 2022. Wind energy generation systems - Design requirements[S].
- [17] KALVIG S, MANGER E, BJORN H. Comparing different CFD wind turbine modelling approaches with wind tunnel measurements [J]. Journal of Physics Conference Series, 2014, 555: 012056.
- [18] 缪维跑. 台风环境下风力机流固耦合响应及叶片自适应抗风性研究[D]. 上海:上海理工大学, 2019.
MIAO Weipao. Study of fluid structure interaction response of wind turbine in typhoon environments and wind resistance of adaptive blade[D]. Shanghai: University of Shanghai for Science and Technology, 2019.
- [19] 张进军. 有限元分析及 ANSYS Workbench 工程应用[M]. 西安:西北工业大学出版社, 2018.
ZHANG Jinjun. Finite element analysis and ANSYS Workbench engineering applications[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2018.

- [20] 张 颖. 大型风力机叶片振动及颤振特性研究[D]. 北京:华北电力大学, 2023.
ZHANG Ying. Research on vibration and flutter characteristics of large wind turbine blade[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [21] 刘笑天, 蒋超奇, 江丙云. ANSYS Workbench 有限元分析工程实例详解[M]. 北京:中国铁道出版社, 2017.
LIU Xiaotian, JIANG Chaoqi, JIANG Bingyu. ANSYS Workbench finite element analysis engineering examples in detail[M]. China Railway Publishing House, 2017.
- [22] 寇晓东. ALGOR 结构分析高级教程[M]. 北京:清华大学出版社, 2008.
KOU Xiaodong. ALGOR advanced course of structural analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.
- [23] 国家机械工业局. 风力发电机组风轮叶片[S].
State Ministry of Machinery Industry. Wind turbine blade[S].
- [24] HASELBACH P U, BITSCHKE R D, BRANNER K. The effect of delaminations on local buckling in wind turbine blades[J]. Renewable Energy, 2016, 85: 295 - 305.

(姜雪梅 编辑)