

文章编号:1001-2060(2023)09-0166-08

# 基于性能仿真模型和 Bootstrap 的燃气轮机气路故障预警算法

罗振宇<sup>1</sup>, 冯 坤<sup>2</sup>, 刘保侠<sup>3</sup>, 闫斌斌<sup>2</sup>

(1. 北京化工大学发动机健康监控及网络化教育部重点实验室, 北京 100029;  
2. 北京化工大学高端机械装备健康监控与自愈化北京市重点实验室, 北京 100029;  
3. 国家管网集团北方管道有限责任公司, 河北 廊坊 065000)

**摘要:**针对传统均值标准差阈值法不能用于变工况故障预警这一问题,以三轴燃气轮机的性能仿真模型为基础,提出了基于 Bootstrap 方法的气路参数波动比阈值计算模型,对三轴燃气轮机 0.8 以及 1.0 工况下的低压涡轮出口温度  $T_6$  进行故障预警研究,并与传统均值标准差阈值法进行预警结果对比。结果表明:该计算模型用于预警阈值计算的样本量更丰富、具有更高的可信度;其得到的预警阈值单值图,在燃气轮机与样本数据运行情况较为一致时可作为燃气轮机的固有属性,对于变工况故障预警及运行情况较为相近的燃气轮机故障预警同样适用;预警阈值偏差仅为 -0.015%,相较于传统的动态阈值法减少了计算量。

**关键词:**三轴燃气轮机; 预警阈值; 气路故障; Bootstrap 方法; 气路参数波动比

中图分类号:TK14 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2023.09.020

[引用本文格式] 罗振宇, 冯 坤, 刘保侠, 等. 基于性能仿真模型和 Bootstrap 的燃气轮机气路故障预警算法 [J]. 热能动力工程, 2023, 38(9): 166-173. LUO Zhen-yu, FENG Kun, LIU Bao-xia, et al. Early warning algorithm of gas turbine gas path fault based on performance simulation model and Bootstrap [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(9): 166-173.

## Early Warning Algorithm of Gas Turbine Gas Path Fault based on Performance Simulation Model and Bootstrap

LUO Zhen-yu<sup>1</sup>, FENG Kun<sup>2</sup>, LIU Bao-xia<sup>3</sup>, YAN Bin-bin<sup>2</sup>

(1. Key Lab of Engine Health Monitoring-Control and Networking of Ministry of Education, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Post Code: 100029; 2. Beijing Key Laboratory of High-end Mechanical Equipment Health Monitoring and Self-Recovery, Beijing University of Chemical Technology, Beijing, China, Post Code: 100029;  
3. National Pipeline Network Group North Pipeline Co., Ltd., Langfang, China, Post Code: 065000)

**Abstract:** In view of the problem that the traditional mean standard deviation threshold method cannot be applied to fault warning under variable working conditions, based on the performance simulation model of three-shaft gas turbine, a calculation model of gas path parameter fluctuation ratio threshold value by the Bootstrap method was proposed. With this calculation model, failure warning research was conducted on the low pressure turbine outlet temperature  $T_6$  of three-shaft gas turbine under 0.8 and 1.0 working conditions, and the warning results were compared with the traditional mean standard deviation threshold method. The results show that the calculation model has the following three advantages: the sample size for early warning threshold calculation is more abundant and has higher reliability; the single value diagram of early warning threshold obtained by the calculation model can be used as the inherent attribute of the

gas turbine when the operation condition of the gas turbine is relatively consistent with the sample data. It is also applicable to the fault warning under variable working conditions and the fault early warning of gas turbines with similar operation conditions; the deviation of early warning threshold is only -0.015%, compared with the traditional dynamic threshold method, the calculation amount is reduced.

**Key words:** three-shaft gas turbine, warning threshold, gas path fault, Bootstrap method, fluctuation ratio of gas path parameters

## 引言

燃气轮机是一种先进而复杂的成套动力机械设备,因其具有体积小、重量轻、功率大和机动性强等特点,已广泛应用于我国航空、船舶运输以及石油化工等行业<sup>[1-2]</sup>。由于燃气轮机的复杂性以及重要性,对其开展故障诊断和故障预警工作来提升燃气轮机运行的可靠性和安全性就显得尤为重要<sup>[3]</sup>。

在燃气轮机实际的维护过程中,故障诊断是维护技术中的核心部分,因此故障诊断技术的发展对目前主流的维修方式—视情维修具有重要作用<sup>[4-5]</sup>。国内众多学者对燃气轮机的故障诊断技术做了相关的研究:基于时间序列模型的燃气轮机性能预测研究<sup>[6]</sup>;基于性能仿真模型对燃气轮机气路故障预警研究<sup>[7]</sup>;应用D-S证据理论的燃气轮机系统诊断研究<sup>[8]</sup>等。对于燃气轮机的维修问题,故障预警工作能够极大提高维修效率,针对故障预警阈值的设定问题,有基于动态自适应数据窗口<sup>[9-13]</sup>的动态阈值法<sup>[14-15]</sup>、基于核密度估计的预警阈值法<sup>[16]</sup>、均值方差阈值法以及传统的固定阈值法。基于动态自适应数据窗口的动态阈值法在处理差异不大的数据样本时,需要对每个数据样本进行计算得到预警阈值,计算量较大;基于核密度估计的预警阈值法使用条件较为苛刻,需要大量的符合正态分布的样本,难以普遍使用;而传统的固定阈值预警方法采用固定的报警限,易造成低工况下的漏警和高工况下的误警问题,不适合长期处于变工况运行的燃气轮机气路状态预警。

本文提出了一种从正常数据出发来估计预警阈值<sup>[17]</sup>的燃气轮机故障预警计算模型,该计算模型在性能仿真模型的基础上计算出样本数据的性能参数,并绘制出样本参数关于气路参数波动比的直方图、均值直方图、标准差直方图,再加以整合形成预

警阈值单值图,从中选取合适的预警阈值,用于三轴燃气轮机的故障预警研究。

Bootstrap方法最早是由美国统计学家Efron<sup>[18-20]</sup>提出,目前已经被广泛地应用于各个领域<sup>[21]</sup>。本文以三轴燃气轮机的性能仿真模型为基础,对三轴燃气轮机的实测数据进行分析处理,提出了基于Bootstrap方法的气路参数波动比阈值计算模型,改进后的方法具有以下优点:(1)该模型方法利用实验数据样本得到了丰富的计算样本,提高了预警的可信度;(2)预警阈值单值图在燃气轮机运行情况比较一致时,在一定误差范围内且满足预警要求的前提下可看作该台燃气轮机的一种固有属性直接使用,这对于后续对该台燃机的故障预警而言,可以减少工作量;(3)相较于只能用于单工况故障预警的传统均值标准差阈值法,本方法适用范围更广,能适用于变工况下的故障预警。

## 1 基于Bootstrap方法的气路参数波动比阈值计算模型

### 1.1 传统均值标准差阈值法

根据已有的实测数据样本进行式(1)~式(3)的计算,得到预警阈值。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (2)$$

$$\theta = \mu + 3\sigma \quad (3)$$

式中: $\mu$ —均值; $n$ —实测数据样本的数量; $x_i$ —实测数据样本数值; $\sigma$ —标准差; $\theta$ —预警阈值。

### 1.2 仿真模型的构建

三轴燃气轮机仿真模型由7个模块构成,分别为低压压气机模块、高压压气机模块、燃烧室模块、高压涡轮模块、低压涡轮模块、动力涡轮模块以及稳态求解模块。三轴燃气轮机的仿真模型简图如图1

所示。其中,  $T$  代表温度,  $p$  代表压强,  $G$  代表流量,  $N$  代表功率。

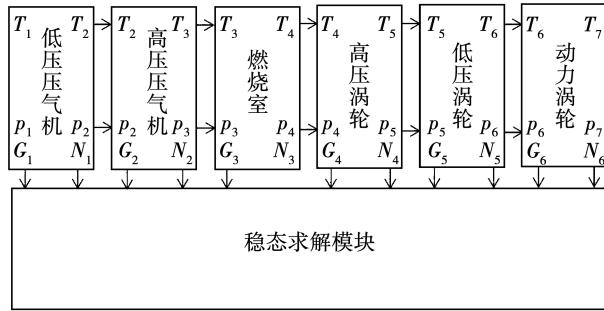


图 1 三轴燃气轮机的仿真模型简图

Fig. 1 Simulation model diagram of three-shaft gas turbine

压气机模块主要由特性模块、温升模块和功率模块构成。其中, 特性模块是三轴燃气轮机压气机的特性曲线, 温升模块以式(4)为核心构建, 功率模块以式(5)为核心构建。

涡轮模块主要由特性模块、温降模块、功率模块构成。其中, 特性模块是三轴燃气轮机涡轮的特性曲线, 温降模块以式(6)为核心构建, 功率模块以式(7)为核心构建。

燃烧室模块主要由温升模块构成, 以式(8)为核心构建。

$$T_{\text{out}} = T_{\text{in}} + T_{\text{in}} \cdot (\pi_e^{R/c_p} - 1) / \eta_e \quad (4)$$

$$p_e = G_e \cdot c_p \cdot T_{\text{in}} \cdot (\pi_e^{R/c_p} - 1) / \eta_e \quad (5)$$

$$T_{\text{out}} = T_{\text{in}} - T_{\text{in}} \cdot \left(1 - \frac{1}{\pi_t^{R/c_p}}\right) \cdot \eta_t \quad (6)$$

$$p_t = G_t \cdot c_p \cdot T_{\text{in}} \cdot \left(1 - \frac{1}{\pi_t^{R/c_p}}\right) \cdot \eta_t \quad (7)$$

$$T_{\text{out}} = T_{\text{in}} + \frac{Q_f \cdot \eta_b \cdot G_f}{G_b \cdot c_p} \quad (8)$$

式中:  $T$ —温度, K;  $R$ —干空气比气体常数, 0.287 kJ/kg·K;  $\pi$ —压比;  $c_p$ —气体比定压热容, kJ/(kg·K);  $\eta$ —效率;  $p$ —压强, Pa;  $G$ —流量, kg/s;  $Q_f$ —燃料热值, kJ/kg。下标 in、out、e、t、b 及 f—部件模块进口、部件模块出口、压气机、涡轮、燃烧室和燃料。

由于仿真模型的精度会对故障预警工作造成一定的影响, 在建模前还需要根据燃气轮机特性曲线图进行仿真初始点的修正工作。除此之外, 模型中的其他参数也会影响仿真结果进而影响到故障预警工作, 如气体热力性能参数中的比定压热容, 为了降

低该参数对结果造成的误差, 根据燃气轮机部件进出口温度的平均温度来确定气体比定压热容。

### 1.3 气路参数波动比的计算

燃气轮机的气路是指燃气在燃气轮机各部件的运行路径, 气路参数一般是指各部件进出口处的气体热力参数。燃气轮机的气路参数又可分为反映燃气轮机性能的性能参数和可通过仪表测量得到的测量参数。燃气轮机的气路在发生故障时, 其性能会劣化, 气路参数从而相应地改变, 工程上通常利用便于测量和观察得到的测量参数来进行故障预警, 通过对测量参数的计算得到不利于测量的性能参数, 并根据其变化特征来判断故障。

为了实现变工况预警, 需根据气路参数数据先定义一个统计量, 由此提出一个燃气轮机理论仿真值与实测值之间差异度指标——气路参数波动比  $r$ , 其意义是仿真数据与同一时刻实际数据的差与环境条件波动影响下仿真值上下限之差的比值, 相较于传统预警方法中的固定阈值, 由于气路参数波动比中的分母是随着工况和初始环境条件变化而变化的, 可用于变工况条件, 并且  $r$  值是一个无量纲数, 便于不同参数之间  $r$  值的比较, 具有很好的统一性<sup>[3]</sup>。气路参数波动比  $r$  计算流程如图 2 所示。

$$r = \frac{|T_m - T_s|}{(T_{\max} - T_{\min})} \quad (9)$$

式中:  $r$ —气路参数波动比;  $T_m$ —现场测得的燃气轮机部件的出口温度, 本文以低压涡轮出口温度  $T_6$  为例, 下同;  $T_s$ —经过 Matlab/Simulink 仿真得到的燃气轮机部件的出口温度;  $T_{\max}$ —环境温度、气压为上限时的燃气轮机部件的出口温度仿真值;  $T_{\min}$ —环境温度、气压为下限时的燃气轮机部件的出口温度仿真值。

### 1.4 计算模型介绍

由于三轴燃气轮机每次启停过程中的运行情况并不是恒定不变的, 可能出现某次运行时某一工况运行时间长短不同的情况, 导致数据样本集里的数据分布发生变化。三轴燃气轮机目前难以获得大量的实测数据。在一台三轴燃气轮机单次启停过程中实测数据足够的前提下, 为了得到更多样本数据用于故障预警工作, 可以采用 Bootstrap 统计方法, 利用已有的实验数据样本获得更丰富的、数

据分布有差异的计算样本,用以提高预警工作的可信度。

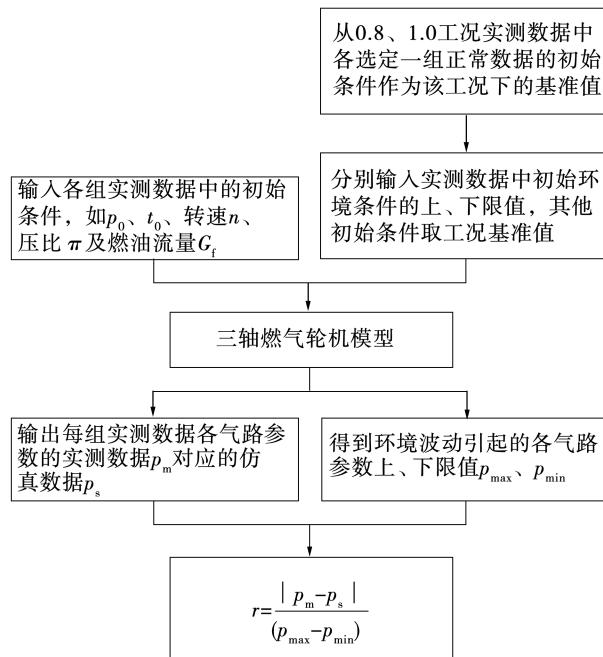


图2 气路参数波动比  $r$  的计算流程图

Fig. 2 Flow chart for calculating fluctuation ratio  $r$  of gas path parameters

#### 1.4.1 算法模型的计算流程

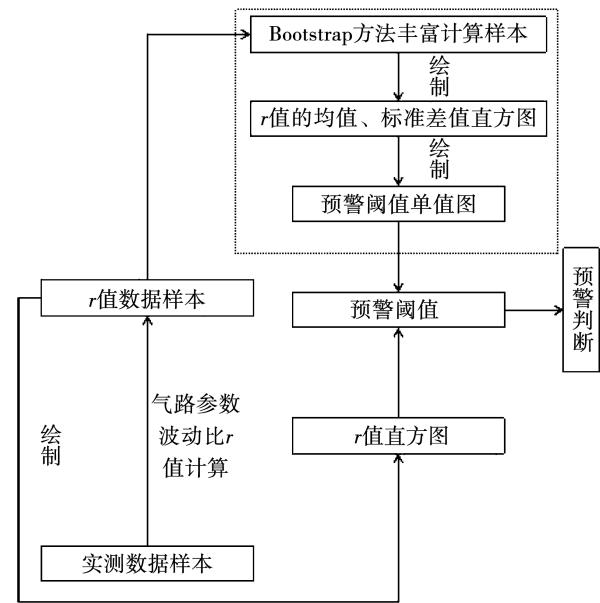
阈值计算流程如图3所示。计算步骤为:

(1) 参照气路参数波动比  $r$  计算流程图(图2)根据已有的  $n$  个实测数据样本集(其中 0.8 工况实测数据为  $O$  个, 1.0 工况实测数据为  $P$  个)计算出  $n$  个  $r$  值, 并形成  $r$  值的直方图。

(2) 利用 Bootstrap 方法从步骤(1)中的  $n$  个实测数据样本集随机抽取  $n$  次作为新的样本集并都按照气路参数波动比  $r$  计算流程图算出  $n$  个  $r$  值。其中, 每次有放回地抽取  $n$  个样本数据记为 1 次实验。

(3) 利用 Bootstrap 方法进行大量抽取实验获得丰富的计算样本后, 对每组抽取实验的结果, 均进行均值标准差预警阈值计算。将得到的多个数据样本的均值和标准差值进行分组并将其整理形成均值、标准差直方图。

(4) 将均值直方图和标准差直方图进行整合, 得到的预警阈值用单值图来表示。再根据实测数据的气路参数波动比  $r$  值的分组和分布选取合适的预警阈值。



## 2 计算示例

根据三轴燃气轮机 0.8 及 1.0 工况的 771 组实测数据计算低压压气机出口温度  $T_6$ 。其中,0.8 工况数据 90 组,1.0 工况数据 681 组。将现场实测到的 90 组 0.8 工况和 681 组 1.0 工况下低压压气机出口温度数据  $T_6$  代入气路参数波动比  $r$  的计算式, 将结果绘制成  $r$  频数直方图, 如图 4 所示。

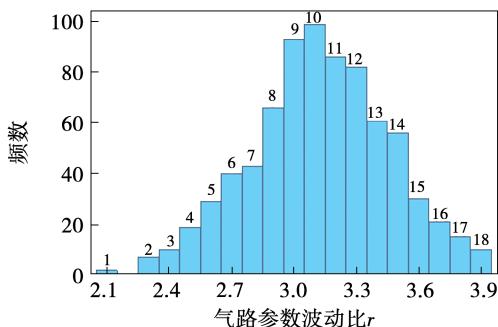


图 4  $r$  值频数分布直方图

Fig. 4 Distribution histogram of frequency of  $r$

用 Bootstrap 方法进行 10 000 次抽取实验, 对这 10 000 组抽取实验的结果, 均按照图 2 流程计算出每组  $r$  值并求均值及标准差, 绘制成  $r$  均值频数直方图, 如图 5 ~ 图 6 所示。

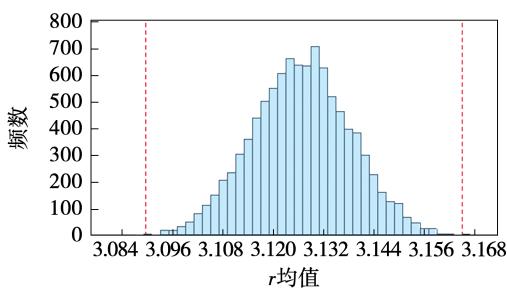


图 5  $r$  值均值分布直方图

Fig. 5 Distribution histogram of mean value of  $r$

将  $r$  的均值直方图和标准差直方图整合。将图 5 与图 6 中  $r$  的均值以及标准差值的各直方分为 18 组, 整合后得到预警阈值的单值图, 如图 7 所示。图中, 阈值从下往上与图 4 中的直方序号一一对应。最终从单值图的 18 个数值中确定预警阈值为 4.14。

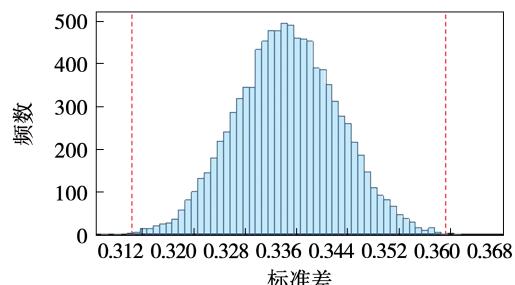


图 6  $r$  值标准差直方图

Fig. 6 Histogram of  $r$  value standard deviation

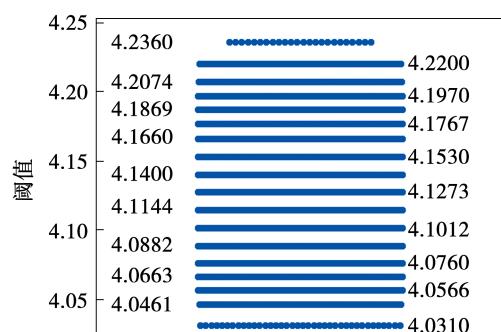


图 7  $r$  的预警阈值单值图

Fig. 7 Single value diagram of early warning threshold of  $r$

对同一台燃气轮机的另一次正常启停过程按照计算模型流程计算预警阈值单值图,  $r$  值直方图、均值直方图、标准差直方图、预警阈值单值图如图 8 ~ 图 11 所示。对比表明, 两个启停过程的数据结果差异微小。最终, 选定的预警阈值为 4.1267。两次阈值偏差仅为 -0.015%。后续对于这类运行情况的燃气轮机仅需完成图 3 中虚线外的流程, 大大减少了计算量。

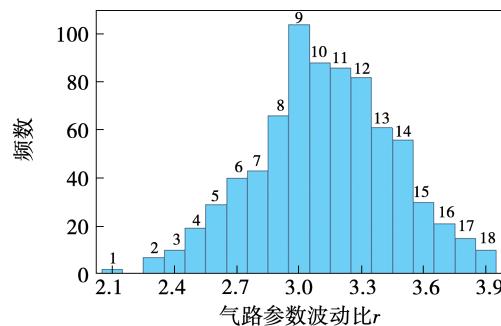
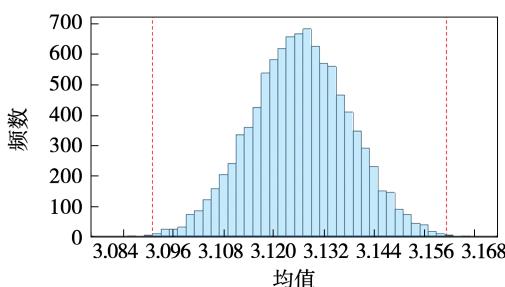
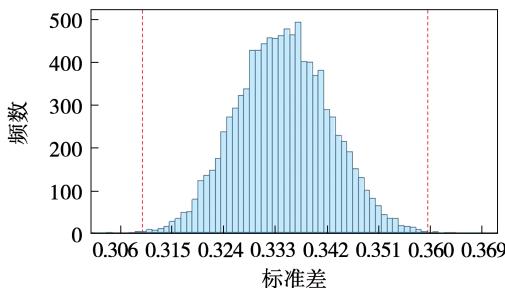
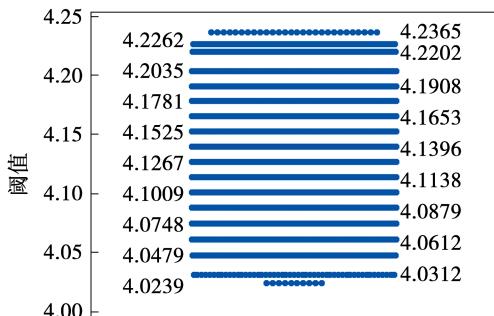


图 8  $r$  值频数分布直方图

Fig. 8 Distribution histogram of frequency of  $r$

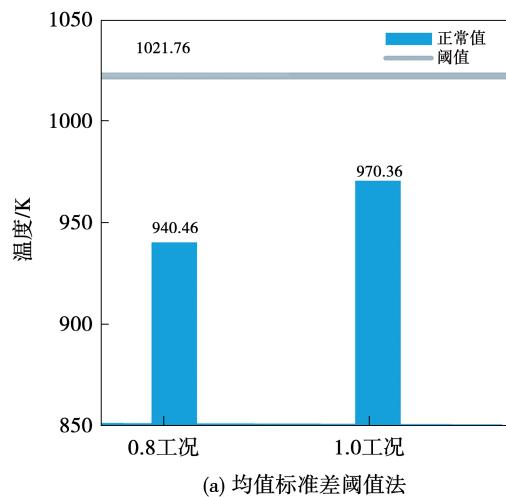
图 9  $r$  值均值分布直方图Fig. 9 Distribution histogram of mean value of  $r$ 图 10  $r$  值标准差直方图Fig. 10 Histogram of  $r$  value standard deviation图 11  $r$  的预警阈值单值图Fig. 11 Single value diagram of early warning threshold of  $r$ 

### 3 阈值计算方法改进前后的预警结果对比

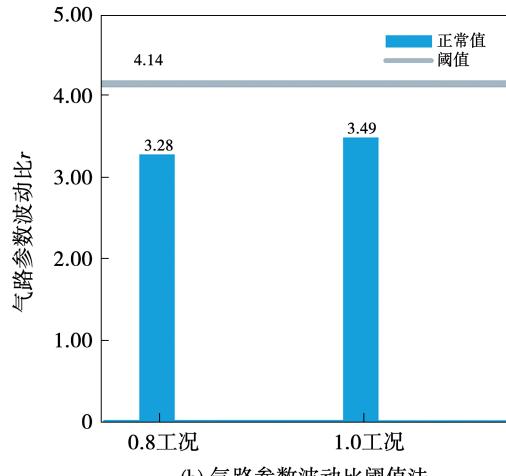
分别采用均值标准差阈值法和气路参数波动比阈值法对数据样本进行处理,结果如图 12 所示。从图 12 可以看出,在燃气轮机正常工作时,改进前后的故障预警方法都对燃气轮机的状态做出了正确的判断,没有出现误警。

从现场得知,燃气轮机在 0.8 工况时发生故障,故障时采集到的数据与预警阈值对比,如图 13 所示。从图 13 可以看到,改进前的预警阈值法并

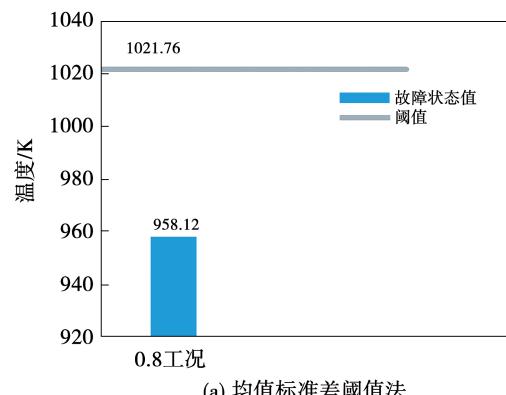
没有对此故障做出预警,出现漏警现象;改进后的预警阈值法则对此故障做出了预警,没有出现漏警现象。



(a) 均值标准差阈值法



(b) 气路参数波动比阈值法

图 12 燃机变工况状态下  $T_6$  正常状态预警结果柱状图Fig. 12 Histograms of normal state warning results of  $T_6$  under off design condition of gas turbine

(a) 均值标准差阈值法

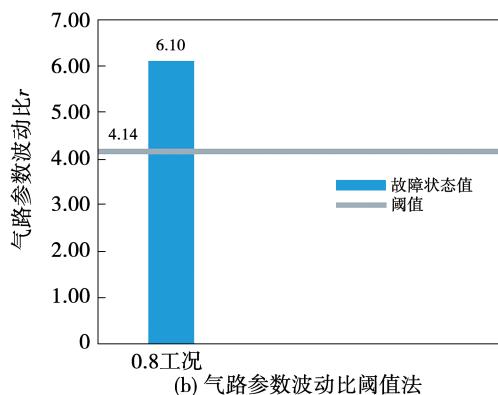


图 13 燃机变工况状态下方法改进前后  
关于  $T_6$  的故障状态预警结果柱状图

**Fig. 13 Histogram of fault state warning results of  $T_6$  before and after method improvement under off design condition of gas turbine**

## 4 结 论

提出基于 Bootstrap 和气路性能仿真模型的气路参数波动比阈值计算方法,相较于传统的均值标准差阈值法具有以下优势:

(1) 用于预警阈值计算的样本量更大,具有更高的可信度;

(2) 该方法得到的预警阈值单值图可作为该台燃气轮机与样本数据运行情况较为一致时的固有属性。对于同台运行情况较为相近的燃机故障预警同样适用,预警阈值偏差仅为 -0.015%。相较于传统的动态阈值法而言,减少了计算量;该方法对于变工况下的故障预警同样适用。

## 参考文献:

- [1] GUSTAVO B C, CLEVERSON B, ALBERTO T, et al. Thermoeconomic optimization of organic Rankine bottoming cycles for micro gas turbines [J]. Applied Thermal Engineering, 2020 ( 164 ) : 114477.
- [2] 宋宏海, 黄治国. 燃气轮机产业发展现状及策略分析 [J]. 中国军转民, 2011(8) : 22 - 25.  
SONG Hong-hai, HUANG Zhi-guo. Development status and strategy analysis of gas turbine industry [J]. Defense Industry Conversion in China, 2011(8) : 22 - 25.
- [3] CARAZAS F J G, SOUZA G F M D. Availability analysis of gas turbines used in power plants [J]. International Journal of Thermodynamics, 2009, 12 : 28 - 37.
- [4] 林 海. 船用三轴燃气轮机故障诊断数学模型的研究 [D]. 上海:上海交通大学, 2002.  
LIN Hai. The research on the fault diagnosis model for triple-axial gas turbine [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2002.
- [5] 赵鹤楠. 船用三轴燃气轮机气路故障诊断研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2014.  
ZHAO He-nan. Gas path fault diagnosis of marine three-shaft gas turbine [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2014.
- [6] 王伟影, 王建丰, 崔 宝, 等. 基于时间序列模型的燃气轮机气路性能退化预测 [J]. 热能动力工程, 2016, 31(3) : 50 - 55.  
WANG Wei-ying, WANG Jian-feng, CUI Bao, et al. Prediction on gas path performance degradation of gas turbine based on time series model [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2016, 31(3) : 50 - 55.
- [7] 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 Xin-zhi, FENG Kun, HU Ming-hui, 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.
- [8] 温广瑞, 黄子灵, 张 平, 等. D-S 证据理论及其在燃气轮机系统诊断中的应用研究 [J]. 热能动力工程, 2021, 36 ( 9 ) : 228 - 236.  
WEN Guang-rui, HUANG Zi-ling, ZHANG Ping, et al. Research on D-S evidence theory and its application in gas turbine system diagnosis [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36 ( 9 ) : 228 - 236.
- [9] GOLAB L, OEZSU M T. Processing sliding window multi-joins in continuous queries over data streams [C]// Berlin: Proceedings of the 29th International Conference on Very Large Databases, 2003.
- [10] MOURATIDIS K, BAKIRAS S, PAPADIAS D. Continuous monitoring of top-k queries over sliding windows [C]// Chicago, IL ( US ) : Proceedings of the 2006 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, 2006.
- [11] ALAN O, SHAW C, LISA H. The comparative efficacy of imputation methods for missing data in structural equation modeling [J]. European Journal of Operational Research, 2003, 151(1) : 53 - 79.
- [12] BABCOCK B, DATAR M, MOTWANI R, et al. Sampling from a moving window over streaming data [C]// San Francisco, CA ( US ) : Proceedings of the 13th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, 2002.
- [13] BABCOCK B, BABU S, DATAR M, et al. Models and issues in data stream systems [C]// New York : Proceeding of the 21st ACM

- Symposium on Principles of Database Systems,2002.
- [14] 王易南,陈康,闫杰.三捷联惯组冗余系统故障检测阈值设计方法[J].固体火箭技术,2014,37(4):458–461,441.  
WANG Yi-nan,CHEN Kang,YAN Jie. Dynamic threshold design for detection of the redundant strap-down inertial navigation system[J]. Journal of Solid Rocket Technology,2014,37(4):458 – 461 ,441.
- [15] 徐国强,曹洁,徐帆,等.一种三捷联惯组量化动态阈值置信区间估计方法:201610192260.2[P].2016-08-24.  
XU Guo-qiang,CAO Jie,XU Fan,et al. A three-strapdown inertial quantized dynamic threshold confidence interval estimation method:201610192260.2[P].2016-08-24.
- [16] 林新智.双轴燃气轮机性能仿真及故障特征研究[D].北京:北京化工大学,2020.  
LIN Xin-zhi. Research on performance simulation and fault characteristics of dual shaft gas turbine[D]. Beijing:Beijing University of Chemical Technology,2020.
- [17] 程晶,那建,杨会金.舰船设备振动监测阈值设定方法[J].舰船科学技术,2012,34(11):68–70,116.  
CHENG Jing,NA Jian,YANG Hui-jin. Approach to thresholding vibration monitoring of on-board machinery[J]. Ship Science and Technology,2012,34(11):68 – 70,116.
- [18] EFRON B. Bootstrap methods;another look at the jackknife[J]. The Annals of Statistics,1979,7(1):1–26.
- [19] EFRON B,STEIN C. The jackknife estimate of variance[J]. The Annals of Statistics,1981,9(3):586 – 596.
- [20] BURNHAM K P,EFRON B. The jackknife,the bootstrap and other resampling plans[J]. Biometrics,1983,39(3):816.
- [21] 谢益辉,朱钰.Bootstrap方法的历史发展和前沿研究[J].统计与信息论坛,2008,23(2):90–96.  
XIE Yi-hui,ZHU Yu. Bootstrap methods:developments and frontiers[J]. Statistics & Information Forum,2008,23(2):90 – 96.

(丛敏编辑)

## (上接第157页)

- [6] 丁明,鲍玉莹,毕锐.应用改进马尔科夫链的光伏出力时间序列模拟[J].电网技术,2016,40(2):459–464.  
DING Ming,BAO Yu-ying,BI Rui. Simulation of PV output time series used improved Markov chain [J]. Power System Technology,2016,40(2):459 – 464.
- [7] 王鑫.分布式光伏发电全气象系统及出力预测方法研究[D].徐州:中国矿业大学,2021.  
WANG Xin. Research on meteorological system of distributed photovoltaic power generation and its output prediction method [ D ]. Xuzhou:China University of Mining and Technology,2021.
- [8] 吴硕.光伏发电系统功率预测方法研究综述[J].热能动力工程,2021,36(8):1–7.  
WU Shuo. Review of power forecasting methods of photovoltaic power generation system [ J ]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2021,36(8):1 – 7.
- [9] HUANG C J,KUO P H. Multiple-input deep convolutional neural network model for short-term photovoltaic power forecasting [ J ]. IEEE Access,2019,7:74822 – 74834.
- [10] 史佳琪,张建华.基于多模型融合Stacking集成学习方式的负荷预测方法[J].中国电机工程学报,2019,39(14):4032–4041.  
SHI Jia-qi,ZHANG Jian-hua. Load forecasting based on multi-model by stacking ensemble learning [ J ]. Proceedings of the CSEE,2019,39(14):4032 – 4041.
- [11] 卿会,李薇,刘文娇,等.基于极点对称模态分解-支持向量机的短期光伏发电预测方法[J].热能动力工程,2022,37(10):189–197.  
QING Hui,LI Wei,LIU Wen-jiao,et al. Research on short-term photovoltaic power-forecasting technology based on ESMD-SVM [ J ]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2022,37(10):189 – 197.
- [12] 朱玥,顾洁,孟璐.基于EMD-LSTM的光伏发电预测模型[J].电力工程技术,2020,39(2):51–58.  
ZHU Yue,GU Jie,MENG Lu. Photovoltaic power generation prediction model based on EMD-LSTM [ J ]. Electric Power Engineering Technology,2020,39(2):51 – 58.
- [13] YU B,YIN H,ZHU Z. Spatio-temporal graph convolutional networks:a deep learning framework for traffic forecasting [ C ]// California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization,2018.
- [14] ZHENG Ling,ZHOU Bin,CAO Yi-jia. Spatio-temporal wind speed prediction of multiple wind farms using capsule network [ J ]. Renewable Energy,2021,175:718 – 730.
- [15] BENESTY J,CHEN J,HUANG Y. Pearson correlation coefficient [ M ]. Berlin:Springer,2009.
- [16] ZHAO L,SONG Y,ZHANG C. T-GCN:a temporal graph convolutional network for traffic prediction [ J ]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2019,21(9):3848 – 3858.

(丛敏编辑)