

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.01.047

# 基于多元状态估计和差值裕度的机组设备运行信号波动超限报警

朱珂<sup>1</sup>, 李启锋<sup>2</sup>, 吴辰璇<sup>1</sup>, 费盼峰<sup>1</sup>

(1. 杭州和利时自动化有限公司, 浙江 杭州 310018; 2. 中煤新集利辛发电有限公司, 安徽 亳州 236701)

**摘要:**对机组设备运行信号的波动分析,如果采用神经网络方法生成报警结果,容易受到不确定因素的影响,使得报警结果  $F_1$  值较低。因此,提出基于多元状态估计和差值裕度的机组设备运行信号波动超限报警方法。利用多元状态估计算法分析历史信号数据,充分挖掘各特征参数之间的关系,结合记忆矩阵、观测向量推导出设备目标时刻运行信号估计向量。以欧式距离作为衡量指标,计算估计向量和观测向量之间的差值裕度,以此来反映两个向量之间的偏离度,并通过滑动窗口推导出设备运行信号波动超限报警阈值。应用间隔抽样法优化历史记忆矩阵构建流程后,将实际运行信号代入其中,观察差值裕度是否超过预警阈值,给出最终信号波动超限报警结果。实验结果表明:新研究方法的报警结果  $F_1$  值大于 0.85,证明了其可以实现高质量的设备运行报警。

**关键词:**信号波动;多元状态估计;差值裕度;滑动窗口法;报警阈值;记忆矩阵

**中图分类号:** TM315    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1671-5276(2026)01-0250-05

## Unit Equipment Operation Signal Fluctuation Exceeding Limit Alarm Based on Multivariate State Estimation and Difference Margin

ZHU Ke<sup>1</sup>, LI Qifeng<sup>2</sup>, WU Chenxuan<sup>1</sup>, FEI Panfeng<sup>1</sup>

(1. Hangzhou Hollysys Automation Technologies Co., Ltd., Hangzhou 310018, China;

2. China Coal Xinjilixin Power Generation Co., Ltd., Bozhou 236701, China)

**Abstract:** The analysis on the fluctuation of operating signals of unit equipment, if conducted by neural network methods for generating alarm results, may easily be affected by uncertain factors, leading to lower  $F_1$  values of the alarm results. A method based on multivariate state estimation and difference margin is proposed for the alarm of equipment operation signal fluctuation exceeding the limit. Multivariate state estimation algorithms are applied to analyze historical signal data, the relationship between various feature parameters is thoroughly explored, and the estimated vector of the target operating signal of the equipment at the target time is derived by combining memory matrices and observation vectors. Euclidean distance used as a measure, the margin of difference between the estimated vector and the observed vector is calculated to reflect the deviation between the two vectors, and the alarm threshold for equipment operation signal fluctuation exceeding the limit is derived through a sliding window. Upon the optimization of the construction process of the historical memory matrix using interval sampling method, the actual running signals are substituted into it, and the difference margin is observed to see if it exceeds the warning threshold, and the final signal fluctuation exceeding the limit alarm result is given. The experimental results show that the  $F_1$  value of the alarm result by the new research method is greater than 0.85, proving that the method can achieve high-quality equipment operation alarm.

**Keywords:** signal fluctuation; multivariate state estimation; difference margin; sliding window method; alarm threshold; memory matrix

## 0 引言

在复杂的工业环境中,如电力、化工、制造等领域,设备的正常运行往往需要密切监测。这些设备通常由许多组件组成,每个组件的运行状态都会影响其整体性能<sup>[1]</sup>。为此,对各个组件的运行状态进行准确估计并对其异常波动进行预警是

至关重要的。在过去几十年中,许多研究者致力于开发各种设备状态监测技术。这些方法主要包括基于物理模型的预测、基于统计的方法、基于人工智能的方法等。然而,这些方法往往在处理具有时变性、非线性和不确定性的机组设备运行状态时遇到挑战<sup>[2]</sup>。因此,开发一种新的状态估计方法,能够准确反映设备运行状态的动态变化,并

**基金项目:**国家重点研发计划项目(2022YFB3304605)

**第一作者简介:**朱珂(1978—),男,河南洛阳人,高级工程师,硕士,研究方向为电力系统自动化、智能电厂智能控制, bicaijiaobg5@163.com。

在出现异常时及时报警,是当前研究的重点。

文献[3]运用引力搜索算法对变分模态分解算法涉及的各项参数进行优化,形成改进变分模态分解算法,应用其分解设备运行信号,并获取能量熵、奇异谱熵等特征信息,将其输入深度置信网络模型中,自动得出报警结果。但是,该方法报警实时性较差。文献[4]结合自动编码器和卷积神经网络,设计了一种深度学习故障预警。针对机组设备运行信号进行深入分析,获取设备运行状态参数,与告警阈值进行对比,获取故障预警结果。实例分析结果表明:该方法抗干扰能力较差。文献[5]将  $K$  均值聚类算法和莱特准则联合起来,建立一种在线预警策略。通过主成分分析算法完成对设备运行信号特征的降维,并利用融合莱特准则的  $K$  均值算法实现特征聚类,从而识别出设备运行故障状态。但是,该方法报警结果存在较大的误报率。

本文在机组设备运行信号监测过程中,提出一种基于多元状态估计和差值裕度的新型报警方法。先使用多元状态估计对设备的运行状态进行预测,然后通过差值裕度概念对预测值与实际值之间的偏差进行监控。当偏差超过预设的阈值时,系统会发出报警信号,提示设备运行异常。

## 1 结合多元状态估计和差值裕度设计机组设备运行信号波动超限报警方法

### 1.1 设计运行信号多元状态估计技术

利用多元状态估计算法<sup>[6]</sup>,对机组设备运行信号进行非线性和非参数建模,从历史信号数据中筛选出有意义的观测向量,建立可以代表设备正常运行状态的历史矩阵,再通过归一化处理得到最终的记忆矩阵。该矩阵的大小取决于设备状态特征和观测向量数量<sup>[7]</sup>。以某一时刻为例,机组设备的观测向量如式(1)所示。

$$\mathbf{X}_t = [x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt}] \quad (1)$$

式中: $t$  为时刻; $\mathbf{X}$  为观测向量; $x$  为设备状态特征; $n$  为特征总数量。

汇总所有机组设备的观测向量,即可形成如式(2)所示的记忆矩阵。

$$\boldsymbol{\eta} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nm} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}$  为记忆矩阵; $m$  为目标时间段内获取的机

组设备观测向量总数量。

以记忆矩阵为基础,运用多元状态估计原理<sup>[8]</sup>,可以推算出机组设备在某一时刻的估计向量。

$$\mathbf{X}' = \boldsymbol{\eta} \times \mathbf{W} = w_1 \mathbf{X}_1 + w_2 \mathbf{X}_2 + \cdots + w_m \mathbf{X}_m \quad (3)$$

式中: $\mathbf{X}'$  为估计向量; $\mathbf{W}$  为可以描述观测向量与记忆矩阵之间相似度的权值矩阵; $w$  为权值向量。

权值矩阵计算公式为

$$\mathbf{W} = (\boldsymbol{\eta}^T \times \boldsymbol{\eta})^{-1} \times (\boldsymbol{\eta}^T \times \mathbf{O}) \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}^T$  为记忆矩阵的转置矩阵; $\mathbf{O}$  为目标时刻的观测向量。

考虑到记忆矩阵内的观测向量存在线性相关,这使得式(4)无法进行直接计算。因此,引入非线性运算符<sup>[9]</sup>,求解不同观测向量之间的相关性,所得计算结果为

$$\otimes (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

式中: $\otimes$  为非线性运算符; $\mathbf{Y}$ 、 $y$  分别为一个观测向量和向量内的设备状态特征; $i$  为特征观测值编号索引。

依托于式(4)和式(5)计算出合理的权值向量,将其引入估计向量计算过程中,即可得到:

$$\mathbf{X}' = \boldsymbol{\eta} \times (\boldsymbol{\eta}^T \otimes \boldsymbol{\eta})^{-1} \times (\boldsymbol{\eta}^T \otimes \mathbf{O}) \quad (6)$$

通过上述多元状态估计分析,获取机组设备运行信号对应的估计向量,以此为基础进行后续信号波动超限报警研究。

### 1.2 计算设备运行信号波动差值裕度

分析设备运行信号估计向量和观测向量之间的差异,可以准确反映信号波动是否超限。因此,本研究引入差值裕度思想,计算设备运行信号观测值与估计值的残差,获取二者之间的差值裕度,再以此为波动超限判断指标<sup>[10]</sup>。为了简化信号偏离差值裕度计算过程,选择欧式距离作为衡量指标<sup>[11]</sup>,以任意一个时刻的信号为例,其对应的差值裕度函数可以定义为

$$d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w'_i (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

式中: $d$  为设备运行信号偏离差值裕度; $w'$  为考虑变量包含故障信息量赋予的权重系数。

综合所有时刻信号点的差值裕度,即可获取综合差值裕度函数。

$$D = \sum_{t=1}^m d(\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_{t+1}) \quad (8)$$

式中  $D$  为综合差值裕度。

通过一系列计算得出观测向量和估计向量之

间的综合差值裕度,当其取值较大时,代表两个向量之间的偏离度较大,直接说明了此时设备运行信号波动与正常运行状态之间存在较大差异。

### 1.3 设置信号波动超限报警阈值

在已知机组设备运行信号存在异常的情况下,想要判断是否进行超限报警,需要先设置一个合理的报警阈值。该阶段应用滑动窗口法减少不确定因素带来的负面影响<sup>[12]</sup>,通过固定尺寸的滑动窗口捕捉设备运行信号偏离差值裕度曲线的连续性变化<sup>[13]</sup>,从而给出准确的超限报警结果。设置滑动窗口的宽度为  $N$  时,滑动窗口法分析差值裕度变化特点的过程如图 1 所示。

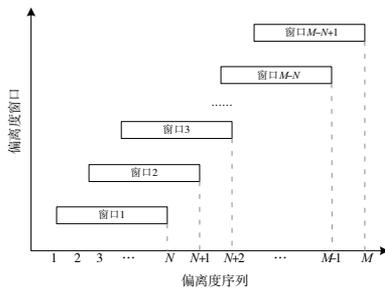


图 1 滑动窗口法

在滑动窗口每一次分析过程中,窗口内都包含数个差值裕度,对其进一步计算可以求出平均差值裕度。

$$\bar{D} = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N D_u \quad (9)$$

式中: $\bar{D}$ 为平均差值裕度; $N$ 为滑动窗口的宽度,也代表窗口内包含的差值裕度数量; $D_u$ 为第  $u$  个差值裕度。

在滑动窗口分析结束后,获取平均差值裕度最大值,基于此可以推导出机组设备运行信号波动超限报警阈值为

$$E = k \times \bar{D}_{\max} \quad (10)$$

式中: $E$ 为报警阈值; $k$ 为报警阈值系数; $\bar{D}_{\max}$ 为最大平均差值裕度。

### 1.4 生成机组设备运行超限报警结果

结合多元状态估计和差值裕度,实现机组设备运行信号波动超限报警时,考虑到历史记忆矩阵的构建质量,会直接影响最终报警结果。提出在报警分析阶段,相对机组设备正常运行状态历史数据进行优选,保留高质量的状态向量,再应用等间隔抽样方法进行历史记忆矩阵建立<sup>[14-15]</sup>,具体的构建流程如图 2 所示。

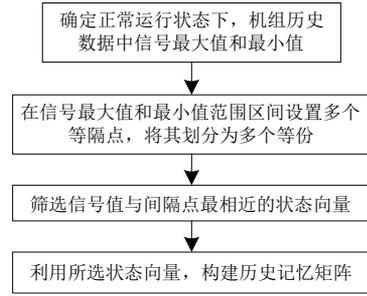


图 2 等间隔抽样法构建历史记忆矩阵流程

按照图 2 所示的流程进行操作,建立设备运行状态历史数据对应的历史记忆矩阵。将其与设备实际运行信号同时代入多元状态估计(MSET)模型中<sup>[16-17]</sup>,通过对比二者的差值裕度和报警阈值,来确定是否给出报警结果,具体的报警触发流程如图 3 所示。

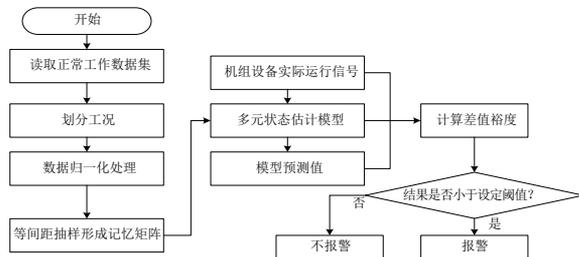


图 3 机组设备运行信号波动超限报警流程图

按照图 3 所示的流程,完成机组设备运行信号波动超限报警处理<sup>[18]</sup>,即可获取负荷真实设备运行状态的超限报警结果<sup>[19]</sup>。

## 2 实验

### 2.1 数据来源与预处理

在新型设备运行信号波动超限报警方法设计完成后,需要检验其实际应用效果,只有明确其可行性和优越性后,才能大范围推广应用。这种情况下,以某电厂内的 1 号锅炉 A 引风机作为研究对象,该设备在 2023 年 11 月 15 日 14:46 出现故障问题停止运转,而在这之前一直处于正常工作状态。该研究对象参数如表 1 所示。

表 1 XFYW-SQ 4C 实验对象参数

参数	数值
转速/(r/min)	2 900
风量/(m <sup>3</sup> /h)	2 720~4 561
全压/Pa	1 912~1 392
电机型号	Y100L-3
功率/kW	3

为了考察基于多元状态估计和差值裕度的报警方法应用效果,选取目标设备故障前半个月内的正常运行状态数据,作为历史记忆矩阵建立的基础。随后,获取11月15日0:00~14:46之间的设备端侧轴承水平振动信号、端侧轴承垂直振动信号,从中筛选出120个有意义的样本,构建观测向量集。将数据样本输入MATLAB 2021c实验系统中进行实验。系统硬件设置为Ifort V10-O3编译器,260G-SSD固态硬盘,Intel Xeon 64 2.33 GHz处理器,内存32 GB。系统软件设置为Revit2020数据库,Python编程语言,Centors 7.0操作系统,Tensorflow算法训练和测试框架。

机组设备运行信号数据获取后,需要利用式(11)对其进行预处理,使得数据量纲统一。

$$g'_{a,b} = \frac{g_{a,b} - \min g_b}{\max g_b - \min g_b} \quad (11)$$

式中: $a$ 为数据点; $b$ 为参数; $g$ 为设备运行信号数据; $g'$ 为归一化后的数据; $\max$ 、 $\min$ 分别为最大值和最小值取值函数。

数据预处理完成后,组成信号波动超限报警所需的实验数据集,用来验证新研究方法的应用效果。在实验过程中,采用基于深度卷积自编码器的报警技术、基于模糊减法聚类的报警技术同步进行实验测试,对比不同方法报警结果,以此来体现各种方法的有效性。

## 2.2 设置记忆矩阵规模

考虑到记忆矩阵规模的调整,会对多元状态估计分析的方均根误差、计算时间产生极大影响。因此,在实验过程中先统计不同记忆矩阵规模下MSET模型应用效果,如图4所示。

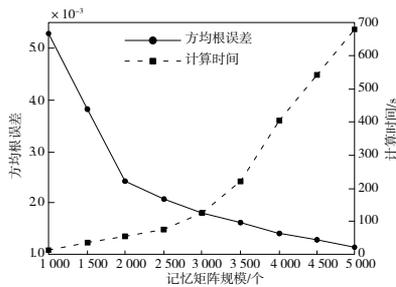


图4 MSET模型测试结果

从图4可以看出,记忆矩阵规模的增大,会使得MSET模型估计方均根误差不断降低,但计算时间会按照非线性的模式大幅度增长,从而影响设备运行信号波动超限报警的实时性。综合来看,本次实验过程中设置记忆矩阵规模为3000,

此时MSET模型估计方均根误差低于 $2.0 \times 10^{-3}$ ,计算时间仅为110s,可以更好地满足信号报警要求。

## 2.3 信号波动超限报警结果

以实验数据为研究对象,利用优化调整后的多元状态估计模型获取估计向量,最终得到信号估计值和观测值对比结果如图5、图6所示。

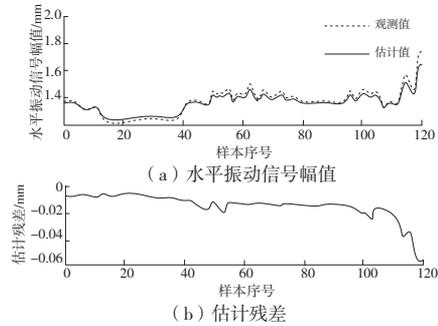


图5 设备端侧轴承水平振动信号

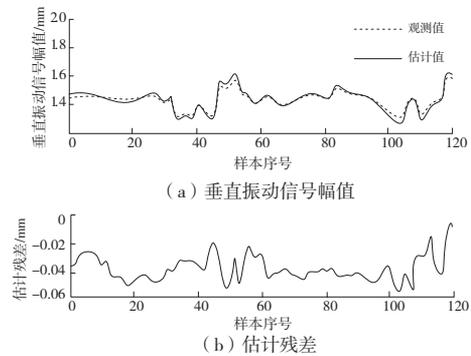


图6 设备端侧轴承垂直振动信号

根据图5和图6可知,机组设备端侧轴承水平振动信号的估计残差在第100个序号后出现明显变化,而垂直振动信号的估计残差并未出现显著变化趋势。二者结合起来观测设备运行信号波动幅值,观测值与实际值误差小于0.2 mm,估计残差低于0.06,可以准确捕捉故障情况。

这种情况下,结合多元状态估计思想和差值裕度思想,获取变量的差值裕度变化曲线。设置滑动窗口宽度为10,基于此推算出平均差值裕度和报警阈值分别为1.4、0.31,得到如图7所示的报警结果。

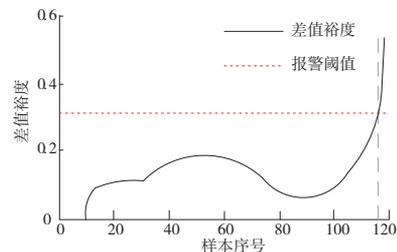


图7 差值裕度变化曲线

根据图 7 可知,从第 116 个信号样本开始,差值裕度超过了报警阈值,证明此时设备运行信号波动超限,需要及时发出报警结果。

## 2.4 方法性能对比

从上述实验结果可以看出,新研究方法报警结果是准确的。随后,运用新方法和另外两种作为对照组的方法同步进行多次设备信号波动超限报警测试,并观察多次报警结果的  $F_1$  分数如图 8 所示,以此来证明不同方法的应用性能。

$$F_1 = \frac{2pr}{p+r} \quad (12)$$

式中: $F_1$  为准确率和召回率的加权平均值; $p$ 、 $r$  分别为设备运行信号波动超限报警结果的准确率、召回率。

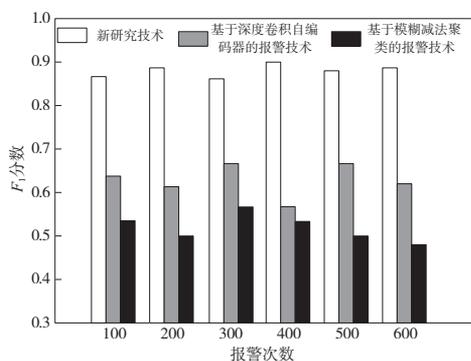


图 8 不同方法报警结果  $F_1$  分数对比

由图 8 可知,结合多元状态估计和差值裕度的报警方法应用后,所得结果的  $F_1$  分数保持在 0.85 以上,而另外两种技术报警结果的  $F_1$  分数明显更低,分别保持在 0.6 左右和 0.5 左右。从对比结果可以看出,将上文研究的新技术应用到电力、工业等领域,可以实现设备运行状态的高质量监控。

## 3 结语

本文针对机组设备运行信号波动超限报警问题进行研究后,生成一种满足预期设计要求的新方法,对设备的运行状态进行高质量监控,能够准确预测设备的运行状态,在出现异常时及时报警。在未来研究中,可以进一步探讨该方法在不同工业环境中的应用,与其他智能监测技术相结合,以实现更高效、更智能的设备状态监测。

## 参考文献:

[1] 孟良,苏元浩,许同乐,等. 并行卷积神经网络的风电机组故障诊断方法[J]. 太阳能学报,2023,44(5):449-456.

[2] 何葵东,王卫玉,金艳,等. 基于 CNN-SVM 的水电机组智能故障诊断方法研究[J]. 水电能源科学,2023,41(4):207-210,215.

[3] 王卫玉,侯凯,何葵东,等. 基于 GSA 优化 VMD-DBN 的水电机组故障诊断[J]. 武汉大学学报(工学版),2023,56(2):244-250.

[4] 刘家瑞,杨国田,杨锡运. 基于深度卷积自编码器的风电机组故障预警方法研究[J]. 太阳能学报,2022,43(11):215-223.

[5] 徐雄,林海军,刘悠勇,等. 融合 PCA 与自适应 K-Means 聚类的水电机组故障检测在线方法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(3):260-267.

[6] 郭鼎,傅骏伟,顾宝,等. 基于多元状态估计的尿素水解系统预警算法研究与应用[J]. 节能,2023,42(10):67-69.

[7] 杨伟新,樊小伟,孙荣富,等. 数字孪生驱动的风电机组三维可视化监控与故障预警方法[J]. 弹箭与制导学报,2023,43(2):94-102.

[8] 安吉振,乔世超,陈衡,等. 基于多元状态估计和向量相似度的电站磨煤机故障智能预警研究[J]. 热力发电,2022,51(12):64-71.

[9] 符杨,周全,贾锋,等. 基于 SCADA 数据图形化的海上风电机组故障预测[J]. 中国电机工程学报,2022,42(20):7465-7474.

[10] 王林,杨博,高景辉,等. 抽汽背压式给水泵汽轮机系统电功率超限原因分析与对策[J]. 热力发电,2022,51(8):136-142.

[11] 胡爱军,连俭,向玲. 基于 ACNN 和 Bi-LSTM 的风电机组故障早期识别[J]. 太阳能学报,2021,42(12):143-149.

[12] 郭昕刚,霍金花,程超,等. KL 散度多模块滑动窗口慢特征分析的故障诊断方法[J]. 国防科技大学学报,2023,45(6):165-173.

[13] 常玉红,吴月超,何铮,等. 基于 MIC-TCN-Attention 的抽水蓄能机组发电电动机定子温度预警方法研究[J]. 中国农村水利水电,2021(7):125-131,138.

[14] 佟珈锐,刘政. 抽样技术与方法在抽样检验中的应用[J]. 电声技术,2023,47(9):114-117.

[15] 李凡群,韦善然. 基于 Gibbs 抽样算法的两参数 Pareto 分布的 Bayes 估计[J]. 阜阳师范大学学报(自然科学版),2023,40(4):8-13.

[16] 何奕德,孙有朝,苏思雨,等. 基于 MSET 算法的民机 QAR 数据安全预警模型研究[J]. 航空计算技术,2021,51(4):86-90.

[17] 张龙,刘杨远,吴荣真,等. 基于 MSET 重构模型整体优化的轴承性能退化评估方法[J]. 振动与冲击,2023,42(16):251-261.

[18] 江剑锋. 广播电视发射台播出信号检测报警器设计制作[J]. 电视技术,2022,46(7):19-21,28.

[19] 崔俊飞. 安全监控超限报警信息融合系统建设[J]. 煤炭技术,2021,40(8):168-170.

收稿日期:2023-12-13