

火电机组多能级系统泄漏智能在线监测系统的 应用研究

刘建东,丁启磊,张勇

(国家能源集团谏壁发电厂,江苏镇江 212006)

摘要:针对当前火电机组热力系统间泄漏状况主要依靠人工监测,隐蔽泄漏不易被发现,易导致机组能耗无谓升高,影响机组运行的安全性及经济性的情况,提出基于模糊C均值聚类算法对系统运行数据进行挖掘,并将相关数据划分为正常状态或泄漏状态两类区域;再通过加动量误差反向传播(BP, back propagation)神经网络对系统实时表征参数进行分类。设计了火电机组多能级系统泄漏智能在线监测系统,在实际应用中该监测系统所监测火电机组热力系统的范围包含锅炉疏放水系统、高低压旁路系统等,涉及隔离界面150个以上。统计结果显示:监测成功率达81.8%,监测结果更加可靠。

关键词:泄漏监测;模糊C均值聚类;BP神经网络;火电机组

中图分类号:TK228 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2022.07.004

[引用本文格式]刘建东,丁启磊,张勇.火电机组多能级系统泄漏智能在线监测系统的应用研究[J].热能动力工程,2022,37(7):27-33. LIU Jian-dong, DING Qi-lei, ZHANG Yong. Applied research on intelligent online leakage monitoring system for multi-level system of thermal power unit[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2022, 37(7): 27-33.

Applied Research on Intelligent Online Leakage Monitoring System for Multi-level System of Thermal Power Unit

LIU Jian-dong, DING Qi-lei, ZHANG Yong

(Jianbi Power Plant of CHN Energy, Zhenjiang, China, Post Code: 212006)

Abstract: At present, the leakage condition in thermal systems of thermal power units mainly depends on manual monitoring, but much hidden leakage is usually not easy to be detected, which leads to unnecessary increase of unit energy consumption and affects the safety and economy of unit operation. Based on the fuzzy C-means clustering algorithm, the system operation data is mined, and relevant data is divided into two types of areas concerning normal state or leakage state. Then the real-time characterization parameters of the system are classified by the momentum error back propagation (BP) neural network. An intelligent online leakage monitoring system for multi-level system of thermal power unit is designed, the thermal systems monitored by the monitoring system include boiler drainage system, high-low pressure bypass system, etc. in the practical application, involving more than 150 isolation interfaces. The statistical results show that the monitoring success rate is 81.8% and the monitoring result is more reliable.

Key words: leakage monitoring, fuzzy C-means clustering, BP neural network, thermal power unit

引言

火电机组由多能级系统构成,机组运行伴随着做功工质在不同能级系统间的流动。工质未经做功即由高能级系统泄漏至低能级系统或大气中,导致机组能耗升高。由于缺少有效的泄漏监测手段,当前主要依靠人工来监测机组多能级热力系统间的泄漏状况,而泄漏引起的系统热力学参数变化通常不易被人察觉,使得能级间泄漏具备长期隐蔽性。有必要设计并开发复杂热力系统泄漏智能监测系统,实现对火电机组多能级系统泄漏的有效监测。

目前,对于发电机组不同系统(设备)状态监测的研究已积累了一定的成果,主要集中在 3 个方向:基于模型,基于信号和基于知识^[1]。基于模型研究方向上,黄葆华等人^[2]以国内某 600 MW 火电机组的给水泵和高压加热器为研究对象,建立对象的相似性规则模型,基于对模型预测值与实际值的偏差以及当前运行工况与状态矩阵偏离度的考量,实现了设备故障监测。刘双白等人^[3]引入加权 AAKR 算法建立了设备的状态估计模型,通过四重交叉验证学习机制,对模型进行优化,提出了针对送、引风机的实时状态预警方案。但是基于模型的状态监测方法在面对多系统、复杂热工过程时,存在模型精确度低及可移植性差等问题。基于信号研究方向上,张雷等人^[4]设计了基于声发射技术的主蒸汽管道局部泄漏主动监测系统,可对管道贯穿裂纹处的微小泄漏进行监测,但有时存在信号采集缺失、噪声污染等问题。基于知识是指对目标系统进行历史大数据挖掘,通过专家系统或神经网络等算法来指导系统状态监测。基于知识(数据挖掘)的监测方法如支持向量机、人工神经网络等^[5-7],已经得到广泛应用。

本文基于模糊 C 均值聚类的数据挖掘和加动量 BP 神经网络的数据分类,设计开发了火电机组复杂热力系统泄漏智能监测系统,实现对火电机组多能级系统泄漏的有效监测。工程应用结果表明了监测系统的实用性。

1 系统运行状态区域划分

对目标系统进行有效泄漏监测的前提是得到系

统正常运行(非泄漏)状态的先验知识,以此作为系统是否泄漏的判断基准。

1.1 系统运行数据挖掘

火电机组中,目标系统的状态由压力、温度及水位等参数表征,可将目标系统的瞬时表征参数集合视作由表征参数构成的多维空间中的单个状态点。系统的正常运行状态点通常集中形成某一特定区域,当系统的状态点落在该区域内时,即可视作系统未发生泄漏。在实际运行过程中,正常运行状态区域内的某些区域中,状态点的集中度更高,可据此将正常运行区域划分为过渡运行区域和偏好运行区域。运行区域划分如图 1 所示。由压力 p 、温度 t 构成的系统二维状态空间中, A1, A2 实线所包围的区域分别为系统在工况 1、工况 2 下的正常运行状态区域, B1, B2 虚线所包围的区域分别为系统在工况 1、工况 2 下的偏好运行区域, A1 及 A2 交集以外的区域为系统泄漏状态区域。

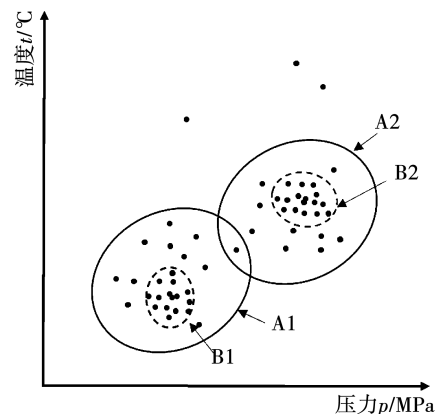


图 1 运行区域划分示意图

Fig. 1 Schematic diagram of operation area division

1.2 模糊 C 均值聚类算法原理

通过模糊 C 均值聚类算法对系统的运行数据分布情况进行分析,可挖掘系统的正常运行区域和泄漏状态区域。

模糊 C 均值聚类算法(Fuzzy C-means, FCM)由 Dunn 提出,并经 Bezdek 推广,目前已在数据挖掘、模式识别等众多领域得到了广泛运用。FCM 算法通过极小化数据与聚类中心基于隶属度的加权和函数,不断迭代计算新的聚类中心和数据样本关于聚类中心的隶属度,最终将具有相似特征的数据聚为一类^[8]。

有待分类数据样本集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n\}$, 其中 $\mathbf{X}_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T, j = 1, 2, \dots, n$, 为数据样本集 \mathbf{X} 中 h 维的单条数据, n 为数据条数。FCM 算法用值介于 0 和 1 之间的隶属度 λ_{ij} 描述单条数据 \mathbf{X}_j 属于第 i 类的程度。

FCM 算法要求极小化目标函数, 如式(1)所示:

$$\begin{cases} \min J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \lambda_{ij}^m \|\mathbf{X}_j - \mathbf{Y}_i\|^2 \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^c \lambda_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中: c —聚类中心个数; m —加权指数, 通常为 2^[9]; \mathbf{Y}_i —第 i 类的聚类中心。

隶属度 λ_{ij} 和聚类中心 \mathbf{Y}_i 的迭代计算如式(2)和式(3)所示:

$$\lambda_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|\mathbf{X}_j - \mathbf{Y}_i\|}{\|\mathbf{X}_j - \mathbf{Y}_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

$$\mathbf{Y}_i = \frac{\sum_{j=1}^n \lambda_{ij}^m \mathbf{X}_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_{ij}^m} \quad (3)$$

FCM 算法流程为:

S1 数据初始化: 确定聚类中心 c 的个数, 确定加权指数 m , 赋予隶属度 λ_{ij} 介于 0 和 1 之间的随机数, 跳转 S2;

S2 计算聚类中心: 按照式(3)计算聚类中心集合 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_c\}$, 跳转 S3;

S3 计算目标函数: 按照式(1)计算数据与聚类中心基于隶属度的加权和函数, 若该值或该值相对前一循环的变化量小于预先设定的阈值, 则聚类完成并退出循环, 否则跳转 S4;

S4 计算隶属度: 按照式(2)计算新的隶属度, 跳转 S2。

1.3 状态区域划分思路

对于火电机组高低能级的系统, 其正常运行状态区域, 尤其是偏好运行区域通常随着机组实发功率的变化而发生偏移。为使系统区域划分足够精细, 考虑分区段进行数据聚类工作。例如, 600 MW 火电机组常规干态运行负荷段为 50% ~ 100% 机组额定功率, 若将机组运行负荷区间划分 3 段, 分别为低负荷段 50% ~ 60%, 中负荷段 60% ~ 80% 和高负荷段 80% ~ 100%, 则聚类工作分别在 3 个负荷段展开。

每个负荷段的聚类工作完成后, 可得到当前负

荷段的聚类中心和数据样本的隶属度矩阵。为方便描述, 以压力 p 、温度 t 表征的简单二维系统为例, 取隶属度矩阵元素中的最小值作为隶属度阈值, 围绕聚类中心, 且隶属度大于隶属度阈值的状态点必定形成至少一个封闭的区域, 该区域即为系统的正常运行(非泄漏)区域。

2 基于改进 BP 网的系统泄漏监测

2.1 BP 神经网络原理

BP 神经网络是一类基于误差反向传播算法的多层前馈神经网络, 得益于其较强的非线性映射能力和柔性的网络结构, 在分类、函数逼近和模式识别等领域广泛应用。BP 算法是一类有导学习算法, 其学习主要分为两个阶段: (1) 由前向后正向计算各隐含层和输出层的输出; (2) 由后向前误差反向传播以用于权值修正^[10]。

2.2 加动量 BP 网

BP 网学习规则的推导基于最小均方误差准则, 即当 1 个样本(设为第 p 个样本)输入网络并产生输出时, 均方误差应为各输出单元误差平方之和:

$$E(\omega)_p = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^w (o_{lp} - y_{lp})^2 \quad (4)$$

式中: w —网络输出单元数; ω —连接权值; E —输出单元误差平方之和; y_{lp} —第 p 个样本对应第 l 个输出单元的实际输出; o_{lp} —第 p 个样本对应第 l 个输出单元的期望输出。

当所有 q 个样本都输入一次后, 总误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^q \sum_{l=1}^w (o_{lp} - y_{lp})^2 \quad (5)$$

根据梯度下降法, 权重修正量为:

$$\Delta\omega = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega} \quad (6)$$

式中: η —学习率。

为加速算法收敛, 考虑引入动量项, 则当前 k 时刻的权重修正量为:

$$\Delta\omega(k) = -\eta(k) \frac{\partial E(k)}{\partial \omega(k)} - \alpha\eta(k-1)$$

$$\frac{\partial E(k-1)}{\partial \omega(k-1)} \quad (7)$$

当前时刻权重修正量加上了上一时刻权重修改方向的记忆。动量因子 α 一般取值 0.1 ~ 0.8 之间。为防止出现负向修正, 当总误差 E 增大时, 学习率

降低,且令 $\alpha=0$,从而去掉动量项;而当总误差 E 减小时,学习率增加,同时恢复 α 的值。

2.3 三分类算例验证

采用典型的三分类实验,以验证加动量 BP 算法的有效性。

在 $(-2,2) \times (-2,2)$ 范围内随机产生 200 个均匀分布的学习样本,如图 2 所示。规定三角形内的样本属于 c_2 类(“+”代表),矩形内的样本属于 c_3 类(“□”代表),其余样本属于 c_1 类(“○”代表)。

建立 2 输入 3 输出的 3 层 BP 网对上述三类样本数据进行学习,网络的隐节点数选为 10。令 c_1 类样本的目标输出为 $[100]^T$, c_2 类样本的目标输出为 $[010]^T$, c_3 类样本的目标输出为 $[001]^T$ 。学习参数设定如下:神经网络隐层采用双极性 Sigmoid 激活函数,输出层采用单极性 Sigmoid 激活函数,隐节点数取 10,学习率 $\eta=0.1$,目标误差 $\varepsilon=0.01$,最大学习次数 10 000,初始权值和偏移取 $[-0.1,0.1]$ 内随机值。经过 10 000 次学习后,在 $(-2,2) \times (-2,2)$ 范围内随机产生 5 000 个测试样本,并判断分类正确率。

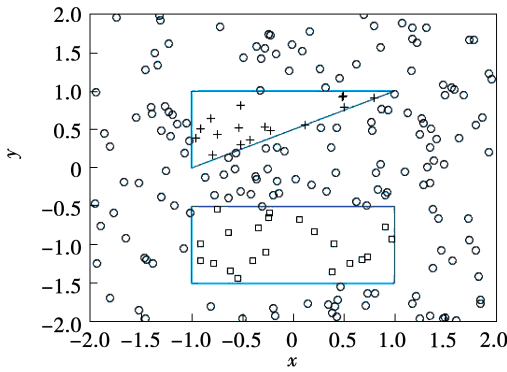


图 2 概念学习样本

Fig. 2 Concept learning sample

图 3、图 4 分别为采取加动量改进算法前后训练误差与训练次数的学习曲线,进一步放大曲线可见,常规 BP 网需训练超过 1 000 次才能使训练误差达到 5,而在加动量 BP 网只需训练 700 次左右,训练误差即可达到 5。表 1、表 2 分别为采取加动量改进算法前后测试样本统计表,加动量 BP 网的正确率略高于常规 BP 网,但并不显著。加动量 BP 网在保持测试正确率的同时,学习速度更快。

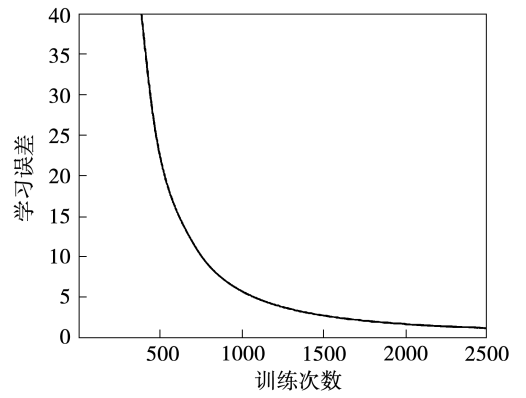


图 3 常规 BP 网学习曲线

Fig. 3 Learning curve of conventional BP network

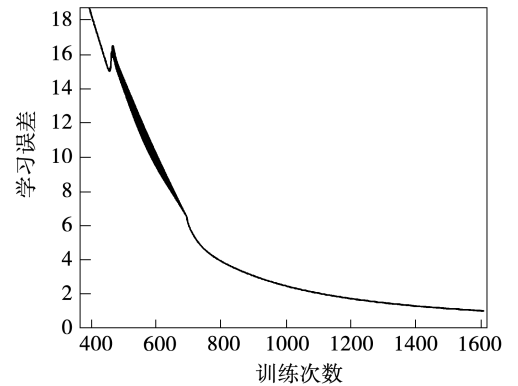


图 4 加动量 BP 网学习曲线

Fig. 4 Learning curve of improved BP network

表 1 常规 BP 网 5 000 个测试样本识别统计

Tab. 1 Identification statistics of 5 000 test samples based on conventional BP network

$c_1 = 4\ 143$			$c_2 = 271$			$c_3 = 586$			正确率
c_{11}	c_{12}	c_{13}	c_{21}	c_{22}	c_{23}	c_{31}	c_{32}	c_{33}	
4 009	44	90	28	243	0	106	0	480	94.64%

注: c_{ij} 为实际为 c_i 类,但是却被 BP 网识别为 c_j 类的样本数

表 2 加动量 BP 网 5 000 个测试样本识别统计

Tab. 2 Identification statistics of 5 000 test samples based on improved BP network

$c_1 = 4\ 143$			$c_2 = 266$			$c_3 = 591$			正确率
c_{11}	c_{12}	c_{13}	c_{21}	c_{22}	c_{23}	c_{31}	c_{32}	c_{33}	
4 014	45	84	24	242	0	105	0	486	94.84%

注: c_{ij} 为实际为 c_i 类,但是却被 BP 网识别为 c_j 类的样本数

此算例采用的加动量 BP 神经网络算法可以推

广至对火电机组系统泄漏状态监测。例如,面对由压力 p 、温度 t 表征的简单二维系统,通过对系统正常运行数据进行 FCM 聚类分析,划分得到系统的正常运行(非泄漏)区域,该区域对应算例中的三角形或矩形区域,在此基础上通过加动量 BP 神经网络对系统实时运行数据进行分类,即可判断目标系统是否发生泄漏。

3 工程应用

3.1 简单系统应用

图5为火力发电厂相邻系统之间的连接关系简化得到的多能级系统连接关系示意图。系统间的隔离方式主要为串联手动阀组、串联电动阀组和串联气动阀组等,大部分不同能级系统之间的泄漏并非阀芯泄漏等造成,仅仅是因为隔离未到位,简单的处理即可阻断能级间不必要的损耗。

火电厂凝汽器疏水扩容器系统在机组启停和正常运行时,接受来自汽轮机本体疏水、除氧器溢流疏水等中高能级系统的疏水。以凝汽器疏水扩容器系统为例,隔离界面左侧的系统 $1 \sim n$ 分别为各中高能级系统疏水接入管道,隔离界面右侧的系统 z 为凝汽器疏水扩容器,隔离界面指的是各管道的阀组。该系统由表3中的参数表征运行状态。

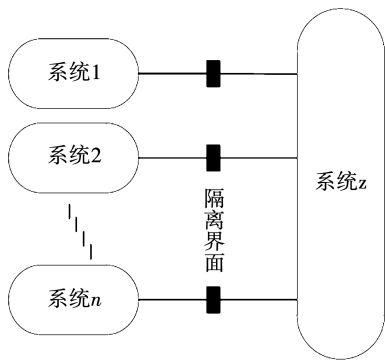


图5 多能级系统连接关系示意图

Fig.5 Schematic diagram of connection relationship of multi-level system

确定该系统运行状态表征参数后,基于 FCM 对系统在不同负荷段的运行状态进行挖掘。从火电厂监控信息系统(Supervisory Information System in Power Plant, SIS)中导出机组近一年运行数据(包含泄漏状态参数),考虑到历史运行数据中可能包含

一些错误数据,需对原始数据进行预处理,以排除由于温度变送器故障等设备原因造成的干扰。将机组运行负荷区间划分3段,分别为低负荷段50%~60%机组额定功率,中负荷段60%~80%机组额定功率和高负荷段80%~100%机组额定功率,聚类工作在3个负荷段分别展开。其中低负荷段聚类中心2个,中负荷段聚类中心4个,高负荷段聚类中心4个。需要注意的是,聚类时以机组实发功率为标志位,即要求每个负荷段中每5%机组额定功率区间内有1个聚类中心,在此约束条件下的聚类结果如表4所示。

表3 表征参数

Tab.3 Characterization parameters

参数	符号
机组实发功率	P_R
凝汽器真空	P_V
凝汽器温度	t_{COND}
疏水扩容器温度	t_{DFT}
与疏水扩容器相连集管温度1	t_1
与疏水扩容器相连集管温度2	t_2
与疏水扩容器相连集管温度3	t_3
与疏水扩容器相连集管温度4	t_4
与疏水扩容器相连集管温度5	t_5

基于以上聚类结果,划分系统正常与不同泄漏状态下的数据区域。以高负荷段为例,85%~90%细分负荷段内的所有表征参数集,关于 H2 聚类中心的隶属度大于隶属度阈值 λ_{lim} ,则视该条数据所表征的系统处于正常状态了,若隶属度小于 $1 - \lambda_{lim}$,则视该条数据所表征的系统处于泄漏状态。根据聚类统计结果, λ_{lim} 一般取 0.6~0.8。全负荷段内所有表征系统状态的数据集可视为 9 维空间里的点,表征系统正常的状态点所构成的数据区域即为系统非泄漏状态数据区域,剩余数据区域则为泄漏状态数据区域。建立 9 输入 2 输出的 3 层 BP 网对上述两类样本数据进行学习,网络的隐节点数为 12。BP 网的输入具体为表 3 中 9 个表征凝汽器疏水扩容器系统运行状态的参数,令泄漏状态样本的目标输出为 $[10]^T$,正常状态样本的目标输出为 $[01]^T$,通过加动量 BP 网对系统运行数据进行实时

分析,实现对不同能级系统在线泄漏监测。

表4 FCM分段聚类中心

Tab.4 FCM segmented clustering centers

负荷段	类别	p_R/MW	p_V/kPa	$t_{\text{COND}}/^\circ\text{C}$	$t_{\text{DFT}}/^\circ\text{C}$	$t_1/^\circ\text{C}$	$t_2/^\circ\text{C}$	$t_3/^\circ\text{C}$	$t_4/^\circ\text{C}$	$t_5/^\circ\text{C}$
低	L1	331.0	-94.623	38.15	38.43	45.77	44.53	41.98	44.84	32.32
	L2	385.2	-94.22	39.36	38.92	45.67	45.45	42.31	44.83	30.15
中	M1	410.1	-94.038	39.78	39.90	46.28	46.81	40.07	44.82	35.77
	M2	445.4	-93.778	40.44	40.62	45.97	44.31	43.22	45.13	33.46
	M3	484.9	-93.485	41.15	41.44	47.12	45.72	42.42	43.99	34.88
	M4	516.3	-93.253	41.71	42.03	47.03	48.03	41.26	44.35	33.07
高	H1	545.6	-93.031	42.22	42.67	46.88	44.43	42.70	45.03	31.56
	H2	585.7	-92.738	42.85	43.11	46.55	45.45	41.89	42.89	32.89
	H3	612.4	-92.540	43.31	43.67	45.34	46.02	43.78	44.57	33.45
	H4	630.0	-92.412	43.61	43.63	47.31	48.33	42.25	45.12	33.98

表5 泄漏报警统计

Tab.5 Leakage alarm statistics

监测范围	监测结果	实际情况
过热器疏水站至大气扩容器	泄漏	泄漏
再热器疏水站至大气扩容器	泄漏	泄漏
贮水箱至大气扩容器	泄漏	泄漏
省煤器进口集箱至大气扩容器	未漏	未漏
水冷壁进口集箱至大气扩容器	未漏	未漏
1号主蒸汽疏水至清疏箱	泄漏	未漏
2号主蒸汽疏水至清疏箱	未漏	泄漏
1号再热汽疏水至清疏箱	未漏	未漏
2号再热汽疏水至清疏箱	泄漏	泄漏
低旁阀体疏水至清疏箱	未漏	未漏
次高压疏水集管接入管系	未漏	未漏
中压疏水集管3接入管系	未漏	未漏
中压疏水集管4接入管系	泄漏	未漏
1号A高压加热器至立管3	未漏	未漏
1号B高压加热器至立管3	未漏	未漏
2号A高压加热器至立管3	未漏	未漏
2号B高压加热器至立管3	泄漏	泄漏
3号A高压加热器至立管4	未漏	未漏
3号B高压加热器至立管4	泄漏	未漏
6号抽气疏水至立管3	泄漏	泄漏
5号低压加热器危急疏水至立管4	未漏	未漏
6号低压加热器危急疏水至立管4	泄漏	泄漏

3.2 实际多系统应用

将简单独立系统的算例推广应用于复杂多系统中,根据火电机组的典型设计边界,结合现场测点完备性等条件,并充分考虑在线数据的完备性及相关性,将所研究复杂热力系统分割成若干子块,确定泄漏监测所研究热力系统的范围包含锅炉疏放水系统、汽轮机清疏系统、高低旁路系统、立管疏水系统,涉及隔离界面150个以上。火电机组多能级系统泄漏智能监测系统自投运以来泄漏报警统计如表5所示。统计结果显示,监测系统误报3次,漏报1次,成功率达81.8%,监测结果较为可靠。

4 结论

火电机组多能级系统泄漏智能监测系统的实际应用,为火电机组复杂热力系统能量流失监测及控制提供了解决方案及手段。对于火电机组运行中及时发现并消除长期无谓耗损,提升机组安全性、经济性,具有积极意义。

在实际应用过程中,存在监测系统误报的情况,与隶属度阈值 λ_{bm} 的选择有一定关联。 λ_{bm} 的取值直接决定了正常系统与不同泄漏状态下数据区域的划分, λ_{bm} 最优取值问题值得后续深入研究。

参考文献:

[1] 陈小龙. 证据驱动型火电机组状态预警方法及其应用研究

- [D]. 南京:东南大学,2019.
- CHEN Xiao-long. Research on evidence driven condition early warning method with applications in power plant [D]. Nanjing: Southeast University,2019.
- [2] 黄葆华,仇晓智,周卫庆,等. 相似规则建模方法在火电机组设备状态监测中的应用研究[J]. 热能动力工程,2017,32(S1): 86-90,131-132.
- HUANG Bao-hua, QIU Xiao-zhi, ZHOU Wei-qing, et al. Application of similarity modeling based on clustering in equipment condition monitoring of power plant[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2017,32(S1):86-90,131-132.
- [3] 刘双白,朱龙飞,仇晓智,等. 基于加权 AAKR 算法的发电设备状态预警技术研究[J]. 热能动力工程,2020,35(7): 235-241.
- LIU Shuang-bai, ZHU Long-fei, QIU Xiao-zhi, et al. Study of power equipment condition early warning technology based on weighted AAKR algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2020,35(7):235-241.
- [4] 张雷,魏华彤,闫桂银. “华龙一号”主蒸汽管道局部泄漏监测系统设计[J]. 核科学与工程,2021,41(1):96-102.
- ZHANG Lei, WEI Hua-tong, YAN Gui-yin. Design and application of the main steam line local leakage measuring system in HPR1000 [J]. Nuclear Science and Engineering,2021,41(1):96-102.
- [5] JACK L B, NANDI A K. Fault detection using support vector machines and artificial neural networks, augmented by genetic algorithms[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2002,16(2-3):373-390.
- [6] ROSTEK K, MORYTKO L, JANKOWSKA A. Early detection and prediction of leaks in fluidized-bed boilers using artificial neural networks[J]. Energy,2015,89:914-923.
- [7] SALAHSHOOR K, KHOSHRO M S, KORDESTANI M. Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using a distributed configuration of adaptive neuro-fuzzy inference systems[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2011, 19(5): 1280-1293.
- [8] 刘长良,武英杰,甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报,2015,35(13):3358-3365.
- LIU Chang-liang, WU Ying-jie, ZHEN Cheng-gang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational model decomposition and fuzzy C means clustering[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(13): 3358-3365.
- [9] 于剑. 论模糊 C 均值算法的模糊指标[J]. 计算机学报,2003,26(8):968-973.
- YU Jian. On the fuzziness index of the FCM algorithms[J]. Chinese Journal of Computers,2003,26(8):968-973.
- [10] 王涛,任少君,司风琪,等. 基于 GWO-BP 神经网络算法的 WFGD 系统在线优化[J]. 发电设备,2021,35(2):122-130.
- WANG Tao, REN Shao-jun, SI Feng-qi, et al. Online optimization of a WFGD system based on GWO-BP neural network algorithm [J]. Power Equipment,2021,35(2):122-130.

(刘颖 编辑)