

# 基于高斯混合模型的汽轮机转轴故障诊断方法

罗婵纯<sup>1</sup>,李德忠<sup>2</sup>,杨柳<sup>2</sup>,胡蓉<sup>2</sup>,任资龙<sup>2</sup>,谢小鹏<sup>2</sup>,向春波<sup>2</sup>

(1. 大唐华银攸县能源有限公司,湖南 株洲 412307; 2. 湖南大唐先一科技有限公司,长沙 410007)

**摘要:**基于  $K$  均值聚类算法与高斯混合模型,通过对某电厂 320 MW 机组历史运行数据的训练,建立汽轮机转轴的高斯混合模型,计算实时状态信息与模型中各工况中期望值的相似度,进行工况隶属分类,再结合汽轮机转轴故障征兆知识库中的故障模式进行故障类型匹配,最终实现了汽轮机转轴的故障诊断。

**关键词:**汽轮机转轴;高斯混合模型; $K$  均值聚类算法;故障诊断

**中图分类号:**TK 268 **文献标志码:**A **文章编号:**1674 - 1951(2017)10 - 0006 - 04

## 0 引言

汽轮机是发电系统的重要设备,复杂的设备结构和特殊的运行环境使其非常容易发生异常振动等故障,给电力系统的正常运行造成不利的影 响。因此,加强对汽轮机故障诊断技术的研究,对于提高电力系统的运行效率和供电质量具有重要的现实意义<sup>[1]</sup>。

智能故障诊断技术主要原理是利用人工智能技术来实现实时故障诊断,是未来的诊断发展方向。智能故障诊断方法目前有多种,其中应用较广、学者比较认可的有专家系统、神经网络以及支持向量机方法等<sup>[2-6]</sup>。神经网络具有很好的泛化能力,容错性较高,但是神经网络算法采用的是经验风险最小化原则,容易陷入局部极小点,而且收敛速度慢,网络结构复杂<sup>[7]</sup>。高斯混合模型是一种半参数的密度估计方法,它融合了参数估计法和非参数估计法的优点,不局限于特定的概率密度函数形式,模型的复杂度仅与所研究问题的复杂度有关,与样本集合的大小无关<sup>[8]</sup>。因此,本文采用混合高斯模型进行汽轮机转轴故障诊断<sup>[9-10]</sup>。

## 1 高斯混合模型

假设  $\mathbf{x} \in R^D$  ( $D$  为向量  $\mathbf{x}$  的维度)是来自多工况过程的历史数据,其概率密度函数可以用高斯混合表示为<sup>[11]</sup>

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \sum_{k=1}^K \omega_k g(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k),$$

式中: $K$  为高斯分量的数目; $\omega_k$  为第  $k$  个高斯分量的权重; $\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k$  分别为局部高斯模型的均值和协方差; $g(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k)$  为第  $k$  个高斯分量的多元高斯密度函

数,由下式表示

$$g(\mathbf{x}|\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\boldsymbol{\Sigma}_k|^{1/2}} \times \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k) \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_k)^T\right].$$

为了建立高斯混合模型,需要估计参数  $\boldsymbol{\Theta} = \{\{\boldsymbol{\omega}_1, \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\Sigma}_1\}, \dots, \{\boldsymbol{\omega}_k, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}\}$ ,该参数通过期望最大化(EM)算法自动确定。给定训练数据  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ 、混合分量个数  $K$  和初始值  $\boldsymbol{\Theta}^{(0)} = \{\{\boldsymbol{\omega}_1^{(0)}, \boldsymbol{\mu}_1^{(0)}, \boldsymbol{\Sigma}_1^{(0)}\}, \dots, \{\boldsymbol{\omega}_k^{(0)}, \boldsymbol{\mu}_k^{(0)}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{(0)}\}\}$  后,EM 算法通过不断重复 E - step 和 M - step 来更新参数,以保证训练数据似然度单调增加到一定值。EM 算法的迭代步骤如下。

(1) E - step。

$$p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i) = \frac{\omega_k^{(s)} g(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\mu}_k^{(s)}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{(s)})}{\sum_{j=1}^K \omega_j^{(s)} g(\mathbf{x}_j|\boldsymbol{\mu}_j^{(s)}, \boldsymbol{\Sigma}_j^{(s)})},$$

式中: $p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i)$  为第  $s$  次迭代后第  $i$  个训练样本  $\mathbf{x}_i$  属于第  $k$  个高斯分量的后验概率。

(2) M - step。

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_k^{(s+1)} &= \frac{\sum_{i=1}^N p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i)} \\ \boldsymbol{\Sigma}_k^{(s+1)} &= \frac{\sum_{i=1}^N p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(s+1)}) (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(s+1)})^T}{\sum_{i=1}^N p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i)} \times \\ \omega_k^{(s+1)} &= \frac{\sum_{i=1}^N p^{(s)}(C_k|\mathbf{x}_i)}{N}, \end{aligned}$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_k^{(s+1)}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{(s+1)}$  和  $\omega_k^{(s+1)}$  分别为第  $(s+1)$  次迭代后第  $k$  个高斯分量的均值、协方差和先验概率。

在得到高斯混合模型的数学求解结果后,计算机基于 EM 算法不断求解迭代可以得到各个模型参数。在现场得到的实时数据将与高斯混合模型中的

$M$  个模型期望值进行相似度比较,相似度最高的聚类中心将作为实时数据的期望值。

对于 2 个  $d$  维数据  $(a_1, a_2, \dots, a_d), (b_1, b_2, \dots, b_d)$ , 相似度计算公式如下。

$$\text{sim}(a_i, b_i) = \frac{0.5 \times |a_i + b_i|}{0.5 \times |a_i + b_i| + |a_i - b_i|},$$

$$\text{sim}(a, b) = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d \text{sim}(a_i, b_i)。$$

## 2 汽轮机转轴故障诊断的实现

本文选取某电厂 320 MW 机组的高压主蒸汽温度、再热蒸汽温度、转速、轴承回油温度等 47 个测点值作为特征参数输入,选取合适的步长,将该电厂某机组 1 a 的历史数据共 8 700 条作为样本数据进行训练,基于  $K$  均值聚类和高斯混合模型,建立汽轮机转轴工况分类模型,具体步骤如图 1 所示。

(1) 选取反映设备状态的特征参数、环境参数、工况参数作为设备预警监测模型参数。

(2) 确定时间步长,从实时数据库选取设备最近一年的运行数据,建立设备预警模型的原始训练样本数据。

(3) 清除不满足设备运行模式的数据,按时间顺序对样本数据中的异常样本点进行查找并重构,形成训练样本。

(4) 采用  $K$  均值聚类分析方法对步骤(3)的训练样本进行初步聚类分析,初步分类的结果作为输入参数再次对训练样本进行聚类分析。聚类后产生代表整个样本的训练矩阵,训练矩阵中每条形向量代表选定历史样本中某个典型的工况信息。

(5) 从火电厂分散控制系统(DCS)中采集设备预警模型测点的实时数据,计算实时数据与训练矩阵中各状态向量的欧氏距离,生成相似关系矩阵。根据相似关系表计算出实时数据与训练矩阵各向量的隶属度矩阵,通过隶属度矩阵和高斯矩阵的点积计算得到与实时数据对应的期望值。

(6) 实时数据与步骤(5)产生的期望值进行相似度计算,当相似度值小于设定的最小相似度且连续超过一定时间时,预警值触发。

## 3 故障征兆知识库

汽轮机转轴故障诊断的目的是预测汽轮机转轴的早期故障并安排运行人员及时排除,其基本方法是:收集汽轮机转轴的各种故障集和征兆集,通过大量的真实数据训练形成一个知识库,当监测汽轮机的运行参数出现征兆集中对应的某些征兆时,就可以判断为相应的故障。本文针对某电厂 320 MW 机

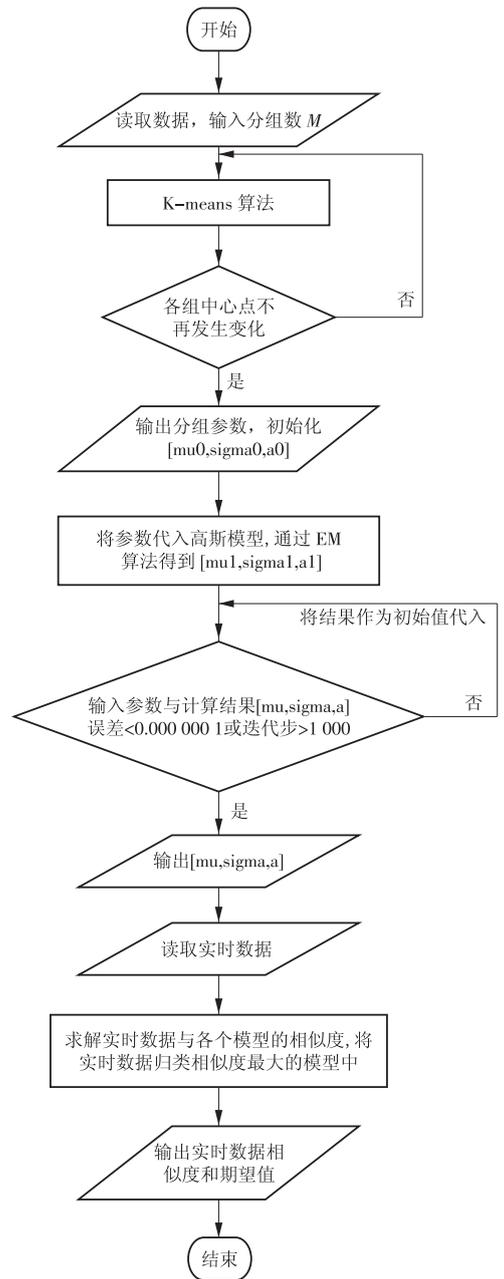


图 1 高斯混合模型聚类流程

组汽轮机转轴的特性,确定了 9 个典型故障类型,训练样本的知识库见表 1(表中:1 表示特征参数数据异常,0 表示正常)。

表中的列为特征参数:(1) 转速值;(2) 低压缸排汽温度(发电机端);(3) 低压缸排汽温度(调速器端);(4) 冷油器出口油温;(5) 转子偏心;(6) 差胀;(7) #1 轴承振动(X 向);(8) #1 轴承转子振动(Y 向);(9) #1 轴承金属温度 1;(10) #1 轴承金属温度 2;(11) #1 轴承瓦振;(12) 汽机 #1 轴承回油温度;(13) #2 轴承振动(X 向);(14) #2 轴承转子振动(Y 向);(15) #2 轴承金属温度;(16) #2 轴承瓦振;(17) 汽机 #2 轴承回油温度;(18) #3 轴承振动(X 向);(19) #3 轴承转子振动(Y 向);(20) #3 轴承金

表 1 汽轮机转轴故障模式知识库

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1
2	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

---

编号	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47
1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

属温度 1;(21) #3 轴承金属温度 2;(22) #3 轴承瓦振;(23) 汽机 #3 轴承回油温度;(24) #4 轴承振动(X 向);(25) #4 轴承转子振动(Y 向);(26) #4 轴承金属温度 1;(27) #4 轴承金属温度 2;(28) #4 轴承瓦振;(29) 汽机 #4 轴承回油温度;(30) #5 轴承金属温度 1;(31) #5 轴承金属温度 2;(32) #5 轴承振动(X 向);(33) #5 轴承转子振动(Y 向);(34) #5 轴承瓦振;(35) 汽机 #5 轴承回油温度;(36) #6 轴承金属温度 1;(37) #6 轴承金属温度 2;(38) #6 轴承振动(X 向);(39) #6 轴承转子振动(Y 向);(40) #6 轴承瓦振;(41) 汽机 #6 轴承回油温度;(42) 汽机后推力轴承回油温度;(43) 汽机前推力轴承回油温度;(44) 汽机轴位移 1;(45) 汽机轴位移 2;(46) 汽机轴位移 3;(47) 汽机轴位移 4。

表中的行为征兆集:(1)排汽温度高;(2) #1 轴承异常;(3) #2 轴承异常;(4) #3 轴承异常;(5) #4 轴承异常;(6) #5 轴承异常;(7) #6 轴承异常;(8) 推力轴承异常;(9) 润滑油冷油器管路阻塞,冷却水流量低,冷油器内部传热问题,润滑油品质问题。

### 4 故障诊断流程及方法

故障诊断的大致步骤为:先确定汽轮机转轴故障征兆知识库,然后对健康样本数据进行训练,建立设备故障诊断的高斯混合模型,再将从 DCS 上采集

的实时状态信息与高斯混合模型中各聚类中心进行相似度比较,选择相似度最大的一类进行隶属分类;与高斯混合模型中得到的相似度阈值进行比较,判断实时状态是否异常,若异常,则计算状态信息与汽轮机转轴故障模式知识库中各故障模式的匹配度,选择匹配度最高的一类故障,根据预先设定的匹配度限值来确定故障类型,如果不满足所有故障类型,则输出为疑似故障,最终由相关专业人员进行故障分析,将其加入故障征兆知识库或定义为正常状态。具体流程如图 2 所示。

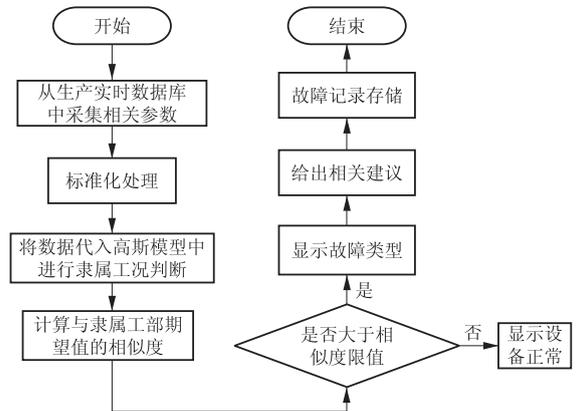


图 2 汽轮机转轴故障诊断软件流程

图 3、图 4 展示了汽轮机转轴工况相似度与相似度阈值随时间的变化趋势,以及某一时刻状态信

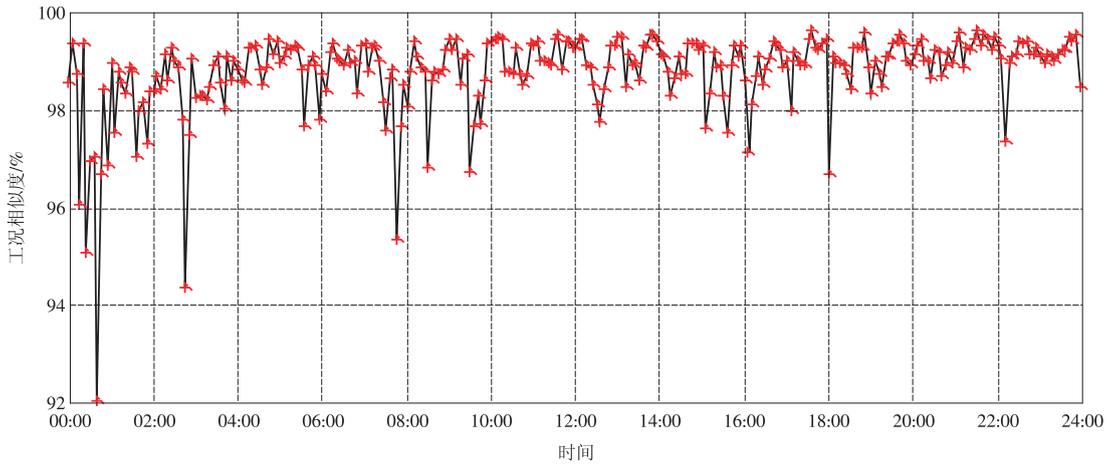


图 3 工况相似度变化趋势

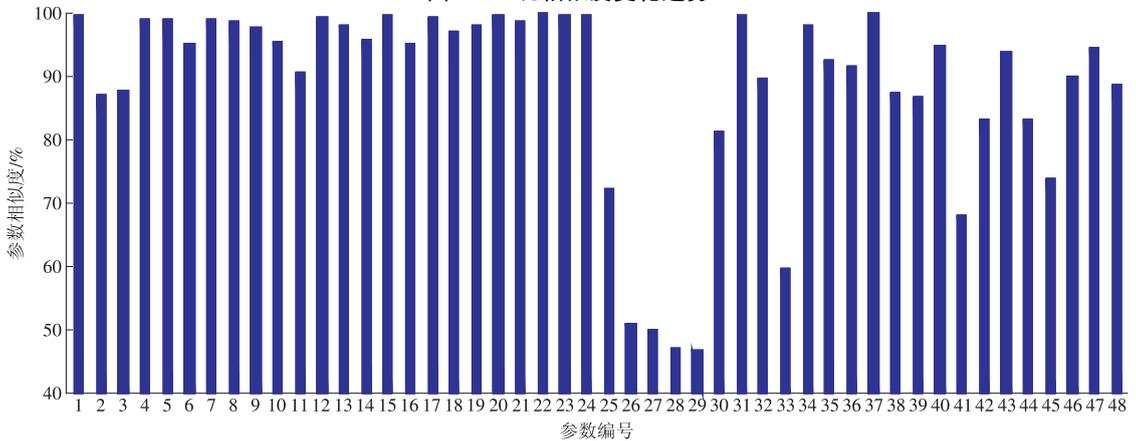


图 4 参数相似度柱状图

息中的特征值与高斯混合模型中期望值的相似度,当设备状态相似度低于相似度限值时,系统将出现告警并进一步进行故障类型诊断。柱状图为某一时刻单个特征值与期望值的相似度,当相似度大于相似度阈值,则将特征值的状态置为 1,反之置为 0,然后将所有特征值的状态构造成向量,与汽轮机转轴故障征兆知识库进行匹配度计算,选择匹配度最大的一类,从而实现汽轮机转轴的故障诊断。

## 5 结论

本文研究了基于  $K$  均值聚类和高斯混合模型的汽轮机转轴故障诊断方法,选取反映设备状态的特征参数、环境参数、工况参数作为设备预警监测模型参数,进行汽轮机转轴故障诊断的建模,取得了期望的诊断效果,实现了火电厂汽轮机转轴的故障诊断。模型所采用的数据是针对某电厂 320 MW 机组汽轮机转轴建立的,对于后期汽轮机转轴故障诊断系统的不断扩充,该知识库仍需要完善,但可以作为同型号汽轮机转轴故障诊断的依据及研究参考。

## 参考文献:

[1] 王波. 汽轮机故障诊断技术探讨[J]. 机电信息, 2014(15): 102-103.  
 [2] 郭海峰. 汽轮机转子典型振动故障诊断模型训练系统[J]. 应用能源技术, 2016(11): 4-5.

[3] 董文斌. 一种基于 SVM 的汽轮机故障诊断方法[J]. 信息系统工程, 2016(7): 104, 106.  
 [4] 罗绵辉, 梁啸. 小波包分析及高斯混合模型在汽轮机振动故障诊断中的应用[J]. 华电技术, 2008, 30(12): 21-23.  
 [5] 陈远帆, 李舜璐. 基于高斯混合模型与改进网格搜索法的轴承故障诊断[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2016, 30(3): 34-39.  
 [6] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于 EMD 与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1): 85-88.  
 [7] LI B, CHOW M Y, TIPSUWAN Y, et al. Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2000, 47(5): 1060-1069.  
 [8] BISHOP C M. Neural networks for pattern recognition[M]. New York: Oxford University Press, 1996.  
 [9] 孙贤昌, 田学民, 张妮. 一种基于 GMM 的多工况过程故障诊断方法[J]. 计算机与应用化学, 2014, 31(1): 33-39.  
 [10] 李元, 孙健. 基于高斯混合模型和变量重构组合的故障诊断与分离[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(S1): 207-210.  
 [11] YU J, QIN S J. Multimode process monitoring with bayesian inference-based finite gaussian mixture models[J]. Aiche journal, 2008, 54(7): 1811-1829.

(本文责编:刘芳)

## 作者简介:

罗婵纯(1990—),女,湖南攸县人,工程师,从事电厂热工控制工作(E-mail:704270770@qq.com)。