doi:10.16450/j. cnki. issn. 1004-6801. 2016. 03. 017

状态热图在 AGC 伺服缸早期振动辨识中的应用

刘 鸿, 陈宏志, 芦永明, 王丽娜, 张云贵, 于立业 (中国钢研治金自动化研究设计院混合流程工业自动化系统及装备技术国家重点实验室 北京,100071)

摘要 通过对轧制自动厚度控制系统(automated gauge control,简称 AGC)伺服缸分别模拟 3 个阶段的保载和振动加载下所收集到的声发射信号,依托前期研究,探索基于状态热图的 AGC 伺服缸早期振动的辨识方法。通过在迁安沪久 660 mm 轧机的 AGC 伺服缸上模拟保载和早期振动状态,采集声发射信号,对所采集信号的累计概率分布进行分析,选取可表征伺服缸加载状态变化的声发射特征。基于对所选特征进行组合并施加一定的值域约束和逻辑运算条件,构建了 AGC 伺服缸保载和早期振动的声发射热图。对状态热图的分析结果显示,AGC 伺服缸在同等加载状态下的振动和保载状态可较好地通过此类状态热图予以呈现,为 AGC 伺服缸的早期振动状态提供一种快速、便捷的可视化辨识方案。

关键词 AGC 伺服缸; 声发射; 状态热图; 振动辨识 中**图分类号** TN911.72; TP274.2; TP29

1 问题的引出

作为生产高品质钢材工艺过程的最后一道工 序,不断增长的工业制造需求对轧制装备的设备性 能、可靠性和精度提出了更为苛刻的要求[1]。AGC 伺服系统以其响应快速、控制精准、过载保护可靠、 维护工作量少以及可在重载和复杂力学环境下实现 持续位置控制的特点,在轧机辊缝控制上得到了广 泛的应用[2]。伺服液压缸作为 AGC 系统的执行部 件直接与支承辊接触,其性能直接决定了轧制过程 的控制精度和产品质量。由于钢铁企业的生产线多 为 7×24 h 不间断连续工作模式,故障和失效时有 发生。宝钢的统计数据显示,在轧制类机械装备故 障、失效的发生率方面,伺服液压缸达到33.36%[3], 如图 1 所示。然而,对轧机液压系统故障和失效的 状态监测与故障诊断方面,现场仍是通过监测整个 液压系统的运行状况,再结合经验对系统各部件逐 个排查的方式讲行,已难以满足目前工业应用的 需求。

振动是 AGC 伺服缸最常见的功能异常之一, 导致伺服缸发生振动的原因主要是缸内进入空气或 空穴、机械系统异常引起振动、压力和流量脉动大、 元件异常或破坏等,这些将引起 AGC 系统对辊缝

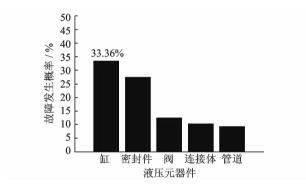


图 1 宝钢轧制设备故障发生概率

Fig. 1 Probability distributions of the faults for the rolling hydraulic components

控制精度的下降,干扰对轧制产品质量的精确控制^[3]。然而,伺服缸是否发生振动需要在伺服缸的振动达到较为显著的状态时才可通过监测 AGC 系统的输入输出进行判别^[4]。基于对谐振噪声更好的鲁棒性以及故障在萌生状态的精准辨识能力,声发射(acoustic emission,简称 AE)在复杂机械结构的故障萌生、发展过程的识别以及健康监测中有了较广泛的应用^[5-6]。状态热图在笔者前期的研究中,从医学和钢铁冶金领域的应用证实了其可通过较小的计算量为复杂结构的状态辨识提供一种可视化的解决方案^[7-8]。本研究的目的是为 AGC 伺服缸在故障发生前的早期振动提供一种可视化的监测方案,

^{*} 国家自然科学基金资助项目(61401104) 收稿日期:2014-07-02;修回日期:2014-09-16

同时考虑以 AE 为检测媒介,以状态热图为状态表征的方法。利用液压实验平台,对 AGC 伺服液压缸进行保载和早期振动模拟实验,采集并记录产生的 AE 信号,通过对信号特征的累计概率分布分析,选取具备统计显著性的 6 个特征,并基于这 6 个特征,构建伺服缸在保载和早期振动状态下的 AE 状态热图模型[9-11],实现对 AGC 伺服缸早期振动的可视化监测。

2 AE 数据采集实验方案

2.1 测试对象和测试平台

本研究以迁安沪久 660 mm 轧机的压下厚度控制液压伺服缸为测试对象,活塞直径为 550 mm,内径为 600 mm,外径为 850 mm;缸体材质为碳钢;活塞密封圈材质为聚四氟乙烯;最大工作压力为 25 MPa。伺服缸的状态模拟和 AE 数据采集在 45 MN液压伺服缸实验平台上进行,该平台可完成对伺服缸保载、频率响应、启动压力及振动等关键静、动态性能指标的测试和模拟。

2.2 AGC 伺服缸数据采集实验方案

数据采集实验的设置如图 2 所示,数据采集系统由 5 个压电传感器(型号为 PAC-R15i,频率响应为100 kHz~400 kHz,内置固定增益 40 dB 的前置放大器)、磁性夹具、PAC SH-II 型全天候声发射监测系统以及 PC 机构成。

为保证对测试过程中产生的 AE 信号进行全方 位采集,传感器 S2,S3,S4 和 S5 通过磁性夹具固定 在缸体表面,与伺服缸活塞等高的位置(离地 25 mm),4 个传感器相对于伺服缸横截面圆心呈 90°夹角,传感器 S1 通过磁性夹具固定在距离进油 口最近的位置。5个传感器采集到的 AE 信号通过 PAC SH-II全天候声发射监测系统进行信号预处 理,SH-II系统通过 USB 口与 PC 机相连,完成 AE 信号的储存和显示。鉴于 AGC 伺服缸的工作机 理,一方面可将其视为重载设备,另一方面可将其视 为压力容器。依据 ASTM650/650M-12 和 ASTM E1930/1930M-12 标准对压力容器和重载设备的 AE 检测建议,设定如下 AE 检测参数:每个 AE 撞 击的总长度为 2 ms, 采样频率为 1 MHz, 信号采集 门限值为 40 dB,峰值定义时间(peak definition time, 简称 PDT)为 200 μs, 撞击定义时间(hit definition time, 简称 HDT) 为 800 μs。PDT, HDT 以 及撞击锁定时间(hit lockout time, 简称 HLT)的具体定义和 AE 信号的详细采集方案见文献[12]。

工况模拟方面,实验分别采集 AGC 伺服缸在保载和早期振动状态(发生振动,但未引起失效)下的 AE 信号。为使实验过程尽可能接近轧制现场工况,且不损坏受测试伺服缸的性能,保载状态下的 AE 信号通过对伺服缸通入液压油,使伺服缸分别加载至 5 MPa(L1),10 MPa(L2)和 15 MPa(L3),并分别保持 300 s 的方式采集。为保证在实验过程中不影响受测试样品的性能,伺服缸早期振动状态的 AE 信号通过对伺服缸分别加载至 5 MPa(V1),10 MPa(V2)和 15 MPa(V3),并对活塞施加 20 Hz振荡信号,分别保持 300 s 的方式进行模拟和采集。



图 2 数据采集实验示意图

Fig. 2 Demonstration of AE data acquisition experiment from the cylinder under examination

3 声发射信号的定量分析

完成信号采集实验后,首先对 6 种状态下产生的 AE 信号数量进行分析。笔者选取了从传感器 S3 中获取的 AE 信号进行定量分析,在前期进行的研究中已证实从传感器通道 S3 中所获得的 AE 信号可较好地反映油缸的加载变化情况^[8]。

在本研究中的6种状态下,伺服缸产生的AE信号数量的柱图如3所示,图中横坐标为受测试对象的加载状态,纵坐标为每秒产生的AE撞击数的平均值。保载方面,当伺服缸处于状态L1时,产生的AE信号数量在所有测试状态中最少,每秒AE信号数量随着加载压力的增大而增大。保载状态的AE信号数量的最大值出现在15MPa时,此状态下产生的平均AE信号撞击数每秒达到10.4个。

早期振动状态下产生的 AE 信号在数量上同样

呈现随压力增长而增加的趋势。与保载状态不同的是,当伺服缸加载至 V1 状态时,产生了约 5 倍于 L1 的 AE 撞击数。随着加载的不断增大,AE 信号数量相对于 5 MPa 时有一定的增加,且高于同等压力下伺服缸处于保载状态时所产生的 AE 信号。保载和早期振动状态下的 AE 信号数量的最大值出现在 V3 状态,在此状态下,300s 振动产生的平均 AE 撞击数每秒达到 12.24 个,略高于伺服缸在 L3 状态下每秒产生的 AE 撞击数。

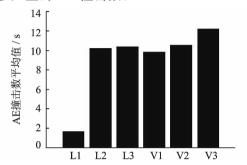


图 3 伺服缸在 6 种工况下每秒产生的平均 AE 信号数量 Fig. 3 Average number of hits per second for the cylinder under 6 experimental conditions

4 AE 信号的统计分析与特征选取

通过对每一个 AE 撞击提取时、频域特征,并进 行累计概率分布分析[13]。根据概率分布曲线重叠 度尽可能小,并且特征值域随加载状态的变化体现 差异化分布的这个规则,笔者选取了峰值(每个 AE 撞击的峰幅值(peak amplitude, 简称 Amp)、脉冲计 数(每个 AE 撞击越过门槛值的脉冲数,简称 Counts)、峰值计数(信号脉冲从第1次越过门槛值 到峰值出现之间,越过检测门槛的信号脉冲数 (counts to peak, 简称 CTP))、持续时间(每个 AE 撞击第1次越过门槛值和最后1次越过门槛值的时 间间隔,简称 Dur)、上升时间(信号脉冲首次越过门 槛值到峰值出现的时间(rise-time, 简称 RIST))和 平均幅值(每个 AE 撞击在信号持续时间内的信号 平均幅值(average signal level over duration, 简称 ASLOD))6个具有统计显著性的 AE 特征,用于进 一步实现对伺服缸的状态监测。

6个信号特征的累计概率分布如图 4 所示,从图中可以看出,伺服缸在同等加载情况下,超过95%的信号的 Amp 值域分布出现重叠,但是在累计概率分布图的尾部,可以观察到约 1%的信号特征分布曲线出现分离的情况。CTP 的累计概率分布在所选 6 个特征中呈现最大程度的显著性,虽然

约 90%的信号特征遵循相似的分布轨迹,但是无论在保载还是早期振动状态下,各状态 CTP 分布曲线的最大值呈现随压力增大而增大的现象。由 RIST的分布曲线可见,有超过 50%的累计概率分布曲线出现不重合。伺服缸 6 种加载状态所产生 AE 信号的 Dur 分布曲线的两个端点值具有很高的相似度,都在 $0\sim2~000~\mu s$ 之间变化,但 6 种状态的累计概率分布曲线在 $0\sim1~500~\mu s$ 这个值域范围内出现了一定程度的分离。在 ASLOD 的分布图中可观测到相似的现象,约 75%的 ASLOD 值分布在 $20\sim40~dB$ 之间,且分布曲线呈现出分离的现象。 AE 信号脉冲数的累计概率分布随着加载的增大,最大值呈现增大的趋势。此外,从各状态下所采集的 AE 信号的累计概率分布曲线看,约有 25%的曲线呈现出不重合的分布。

综上,伺服缸在各状态下产生的 AE 信号在特征分布上呈现相似度高、但小部分特征分布随着伺服缸加载状态的变化而出现差异的特点,这与受测试对象的实际状态匹配,即伺服缸虽然出现了早期振动的现象,但振动仍处于容错范围内。

5 AGC 伺服缸的声发射热图

依据上面的分析,虽然所选取的6个信号特征 的累计概率分布在一定程度上呈现出差异化分布, 但所选取特征的累计概率分布仍呈现了很高的相似 度,直接使用单一特征仍然难以实现对所测试6个 状态的辨识和监测,直接分析所获取的全部特征或 全波形,也会产生较大的计算开销[9]。为此,笔者引 入了状态热图模型[9-11],最早在生物医学工程领域 应用于基于声发射的人体膝关节老化趋势的可视 化。冶金工业领域的应用中,状态热图模型也已证 明可用于表征 AE 信号与 AGC 伺服缸加载变化间 的关联[8]。状态热图的基本构建思路是通过对受测 试对象在受加载状态下产生的 AE 信号, 选取具备 关联性的特征,并加入一定的逻辑运算条件,以满足 条件的 AE 信号数量来表征热图中每个像素的亮 度,在二维空间内构建可视化热图。状态热图的数 学表达式如下

$$N(F, \psi) = F_{\psi_j}(V_1, V_2, \dots, V_i)$$
 (1)
其中: N 为根据特征值域约束返回的 AE 信号数量; V_1, V_2, \dots, V_i 分别为所选取的伺服缸 AE 特征; F_{ψ} 为所选特征值域约束的集合。

从累计概率分布分析的结果可见,伺服缸 AE 信号随着加载压力和工作状态的变化,Amp,Counts,

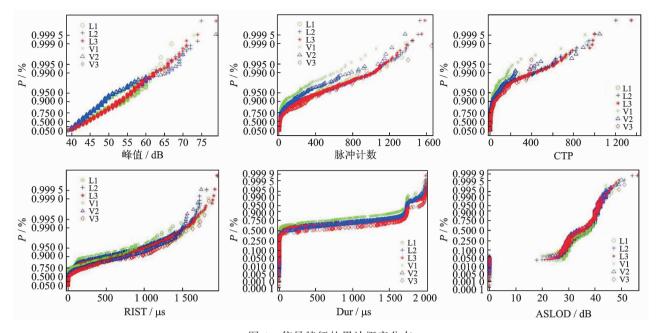


图 4 信号特征的累计概率分布

Fig. 4 Cumulative probability distribution of the selected features

CTP, Dur, RIST, ASLOD 6 个特征呈现一定的差异化分布。为此, 笔者通过对这 6 个特征增加值域限定条件的方式构建状态热图。鉴于一个二维平面内最多可容纳 4 类的特征组合, 且从数据可视的角度, 每一类组合最多可包含两种特征维度, 为此, 在每个子热图中, 图像的每个像素按照式(2) 所示的规则进行定义

 $F_{\psi_j}(V_1,V_2) = F_{\psi_j}(V_1) \cap F_{\psi_j}(V_2)$ (2) 其中: $F_{\psi_j}(V_1)$ 和 $F_{\psi_j}(V_2)$ 表示在 ψ_j 象限(子热图区间)中所包括的特征。

各个子热图中,每个图像的像素值(特定值域约束下返回的 AE 撞击数)可通过式(3)进行定义

$$\begin{cases}
\mathbf{k}(n) \leqslant F(V) < \mathbf{k}(n+1) & (n \in [1,6]) \\
F(V) > \mathbf{k}(n) & (n > 6)
\end{cases}$$
(3)

其中:k(n)为包含 AE 特征值域的向量。

为了能更清晰地通过可视化的方式展示 AGC 伺服缸 AE 信号与其状态变化间的关系,与文献[5,9-11]的研究成果类似,将所选特征的 4 种不同组合方式考虑成在一个二维平面内,分布在 4 个象限内的 4 幅子热图的拼接,如图 5 所示。图像中每个像素点的像素值(撞击热度)表示满足两个特定特征值域约束的 AE 信号撞击数,各特征的值域以原点为中心,向四象限的方向增加。

6 基于状态热图的伺服缸状态辨识

图 6 为本研究中所测试 6 种状态下的 AGC 伺服缸的 AE 信号热图,6 个 AE 信号特征在图中的分

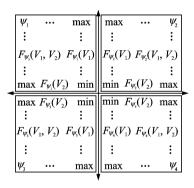


图 5 AE 热图构成示意图

Fig. 5 Configuration of the AE hits density model

布如 5 MPa 保载的热图所示。所选的 6 个特征的值域分别定义如下:峰值 $k_{Amp} = [40\ 50\ 60\ 70\ 75\ 80\ 85]^{T}$;峰值计数 $k_{CTP} = [1\ 250\ 500\ 750\ 1\ 000\ 1\ 250\ 1\ 500]^{T}$;上升沿时间 $k_{RIST} = [0\ 300\ 600\ 900\ 1\ 200\ 1\ 500\ 1\ 800]^{T}$;持续时间 $k_{Dur} = [0\ 300\ 600\ 900\ 1\ 200\ 1\ 500\ 1\ 800]^{T}$;平均幅值 $k_{ASLOD} = [0\ 10\ 20\ 30\ 40\ 50\ 60]^{T}$;脉冲计数 $k_{Counts} = [1\ 250\ 500\ 750\ 1\ 000\ 1\ 250\ 1\ 500]^{T}$ 。

图 6 中伺服缸的 3 个保载状态(L1~L3)和早期振动状态(V1~V3)的 AE 热图分别排列在图的左右两列,状态热图的显著差异如图中的标记所示。从总体上分析,保载和振动状态下所产生的 AE 热图从图像热度以及非零像素的类型上,都具有较高的相似度(即 AE 信号类型和数量都具有较高的相似度(),这与被测试伺服缸的实际状态相符,即该伺

服缸虽然由于加载及工作状况的变化产生了 AE 信号,但是伺服缸并未发生故障。结合现场工况,伺服缸的工作原理是向其通入液压油,并加载至指定的保载状态,以保证可提供持续的辊缝控制^[1],而伺服缸的振动将直接影响到辊缝的控制精度。作为 AE 状态热图在 AGC 伺服缸早期振动监测上的探索性研究,笔者首先考虑基于状态热图实现同加载状态下保载和振动的可视化辨识。

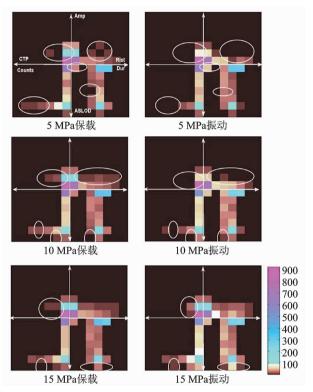


图 6 保载和早期振动状态下的伺服缸状态热图模型

Fig. 6 Hits density images of the cylinder under 6 loading conditions

比较伺服缸在 5 MPa 状态下的保载和振动的状态热图可见,伺服缸只在未发生振动时,产生了峰值在50~60 dB,CTP 值在500~750 范围内的 AE 信号。分析热图的第二象限可见,状态 L1 产生了峰值为 50~60 dB,Rist 值在 600~900、峰值在50~60 dB,Rist 值在 1 200~1 500 以及峰值在70~80 dB,Rist 值在 900~1 200 的 AE 信号。

比较伺服缸在 10 MPa 状态下的 AE 热图,在 热图的上半部分,总体上 L2 产生信号的数量要显著多于 V2。在由 Amp 和 Rist 构成的子区域内可见,伺服缸在 L2 状态下产生了峰值在 $50\sim60$ dB, CTP 分别在 $250\sim500$ 以及 $500\sim750$ 的 AE 信号。更为显著的差异出现在由 Amp 和 Rist 构成的状态热图子区间,在 $50\sim60$ dB 的峰值带可见,L2 状态

所产生的 AE 信号沿着 Rist 的增长方向增加。此外,部分的细微差异可在热图的下半部分观测到,在由 Counts 和 ASLOD 构成的热图子区间里,Counts 值在 $750\sim1~000$ 且 ASLOD 值在 $50\sim60~dB$ 的 AE 信号,以及 Counts 值在 $250\sim500$,ASLOD 值大于 60~dB 的 AE 信号只在 L2 状态下产生;而 Dur 值在 $600\sim900~\mu s$ 且 ASLOD 大于 60~dB 的 AE 信号只在 V2 状态下产生。

类似的,比较伺服缸状态 L3 及 V3,如图 6 中最底部两幅热图及图中的标记所示,在图像的第一、三、四象限可见细微的不同,L3 状态下产生 Amp 在 $50\sim60$ dB,CTP 在 $750\sim1$ 000的 AE 信号,而此类信号并未在 V3 状态下出现;具有最大 ASLOD 值且 Counts 值在 $750\sim1$ 000的 AE 信号仅在 V3 状态下出现;具备 ASLOD 最大值且 $600\sim900~\mu s$ 和 $1~200\sim1~500~\mu s$ 的 AE 信号仅出现在 V3 状态。

综上,分析伺服缸在同等加载状态下产生的AE 状态热图可见,信号峰值在 $50\sim60$ dB,且峰值计数在 $250\sim750$ 的 AE 信号,以及峰值在 $50\sim60$ dB,且上升沿时间在 $600\sim1~500~\mu s$ 的 AE 信号可作为辨识伺服缸在 5~MPa 和 10~MPa 加载状态下的早期振动。ASLOD 值在 $40\sim60~dB$,且 Counts值和 Dur 值分别在 $750\sim1~000$ 和 $600\sim1~500~\mu s$ 的AE 信号可作为辨识伺服缸在 10~MPa 和 15~MPa 加载状态下的早期振动。

7 结 论

1) 讨论了 AE 状态热图模型在 AGC 伺服液压缸早期振动辨识中的探索性应用,为 AGC 伺服缸的早期振动监测提供了一种可视化的方案。通过对伺服缸在 5 MPa~15 MPa 加载下,常规的保载以及伺服缸的早期振动状态下获取的 AE 信号进行累计概率分布分析可见,虽然峰值、脉冲计数、峰值计数、平均幅值、持续时间和上升沿时间在累计概率分布上呈现分布相似度高,但是特征的累计概率分布在局部呈现出了统计显著性。这与受测试伺服缸的实际状态相符,即伺服缸虽然出现了早期振动的现象,但振动仍处于容错范围内。

2) 通过分析与伺服缸状态变化具有一定显著性相关的6个特征(Amp,CTP,Counts,Dur,Rist,ASLOD)构建的伺服缸保载和早期振动的状态热图可见,在同等加载状态下,保载和早期振动状态的热

图虽然呈现很高的相似度,但在热图的某些特定区域内仍可观测到差异。特别是在 50~60 dB 峰值带,具备不同 Rist 值的 AE 信号,以及在高平均幅值带,具备不同 Counts 和 Dur 值的 AE 信号。状态热图上显示出的这些细微的差异证实了依托 AE 信号,使用此类模型可视化辨识 AGC 伺服缸早期振动的可能性。

参 考 文 献

- [1] Gajdzik B, Sitko J. An analysis of the causes of complaints about steel sheets in metallurgical product quality management systems [J]. Metalurgija, 2013, 53(1): 135-138.
- [2] Liu Hong. Application of predicted extrapolation control strategy in hot strip rolling mills gauge system [C]// World Automation Congress (WAC). Mexico: IEEE, 2012:1-4.
- [3] 叶维明,徐致让,邓克. 冶金设备液压系统的故障及诊断 [J]. 中国高新技术企业,2008,24:124-129. Ye Weiming, Xu Zhirang, Deng Ke. The fault and diagnosis for hydraulic system of metallurgical machinery [J]. China High Technology Enterprises, 2008, 24:124-129. (in Chinese)
- [4] 邓克,席素奕. 冶金设备液压系统的常见故障及诊断技术[J]. 机械工程师,2006,8:123-124.
 Deng Ke, Xi Suyi. Diagnosis techniques for common faults of metallurgical hydraulic systems [J]. Mechanical Engineer, 2006,8: 123-124. (in Chinese)
- [5] Chen Hongzhi. Discovery of acoustic emission based biomarker for quantitative assessment of knee joint ageing and degeneration [D]. Preston: University of Central Lancashire, 2011.

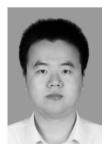
操礼林,李爱群,邓扬,等. 声发射和小波包分析在损

[6]

伤状态监测中的应用 [J]. 振动、测试与诊断,2012,32 (4):591-595.

Cao Lilin, Li Aiqun, Deng Yang, et al. Degeration monitoring based on acounstic emission and wavelet packets[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2012, 32(4): 591-595. (in Chinese)

- [7] 陈宏志, 芦永明, 王丽娜, 等. 较小样本动态声发射信号 多元统计分析技术[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33 (2):199-203.
 - Chen Hongzhi, Lu Yongming, Wang Lina, et al. Analysis of dynamic acoustic emission signals using multivariate statistical technique for smaller dataset [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2013, 33(2): 199-203. (in Chinese)
- [8] Chen Hongzhi, Wu Chao, Sun Yanguang, et al. State identification of automatic gauge control hydraulic cylinder using acoustic emission[C]//Proceedings of 2013 Chinese Intelligent Automation Conference. Yangzhou: Springer, 2013: 585-594.
- [9] Shark L K, Chen Hongzhi, Goodacre J. Knee acoustic emission: a potential biomarker for quantitative assessment of joint ageing and degeneration[J]. Medical Engineering & Physics, 2011, 33(5): 534-545.
- [10] Shark L K, Chen Hongzhi, Goodacre J. Discovering differences in acoustic emission between healthy and osteoarthritic knees using a four-phase model of sit-stand-sit movements[J]. The Open Medical Informatics Journal, 2010, 4: 116-125.
- [11] Mascaro B, Prior J, Shark L W, et al. Exploratory study of a non-invasive method based on acoustic emission for assessing the dynamic integrity of knee joints [J]. Medical Engineering & Physics, 2009, 31(8): 1013-1022.
- [12] Physical Acoustics Corporation. PCI-2 based AE system user's manual [R]. NJ: Physical Acoustic Corporation, 2007.
- [13] Jessica U. Seeing through statistics[R]. United States of America: Thomson Brooks/Cooe, 2005.



第一作者简介:刘鸿,男,1982年4月生,工程师。主要研究方向为冶金重大装备故障诊断、故障预测以及故障信息可视化、基于数据驱动的网页用户行为分析、追踪及推送预测。

E-mail:13701188594@126.com