文章编号: 1001-0920(2018)07-1264-07

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2017.0683

基于性能退化和材料损伤表征的高铁齿轮箱体故障诊断

艾轶博,孙 畅,张卫冬†

(北京科技大学国家材料服役安全科学中心,北京100083)

摘 要:高铁齿轮箱体的服役环境恶劣,疲劳和拉伸损伤同时存在,服役周期长,缺少故障损伤数据.为此,针对高 铁齿轮箱体的服役特点和安全性需求,采用基于性能退化方法,利用声发射技术对箱体损伤过程进行监测,并提出 一种利用 Adaboost 调整样本分布的方法建立退化模型来表征箱体损伤状态.通过对箱体损伤过程的声发射信号 进行分析,实现箱体的有效故障诊断,将箱体拉伸损伤故障诊断的绝对误差控制在 30 s 以内,疲劳损伤故障诊断的 相对误差基本控制在 1.1 % 以内. 依据不同损伤原理,所得结果能够有效进行箱体故障诊断. 关键词: 故障诊断; Adaboost 算法; 样本分布; 性能退化; 材料表征; 高铁齿轮箱 中图分类号: TP277 文献标志码: A

Fault diagnosis of high speed gear-box shell based on performance degradation and material damage characterization

AI Yi-bo, SUN Chang, ZHANG Wei-dong[†]

(National Center for Materials Service Safety, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: The service environment of the high speed gear-box shell is bad, fatigue and tensile damage exist at the same time, the service cycle is long, and the fault damage data is insufficient. Therefore, according to the service characteristics and safety requirements of the high speed gear-box shell, based on the performance degradation method, the acoustic emission technique is used to monitor the damage process of the gear-box shell. A method using the Adaboost algorithm to adjust the distribution of samples is proposed to establish the degradation model, which can characterize the damage state of the gear-box shell. By analyzing the acoustic emission signal of the damage process, the effective fault diagnosis of the box is realized. The absolute error of the tensile damage diagnosis of the shell is less than 30 s, and the relative error of fatigue damage diagnosis is less than 1.1%. On the basis of the different damage principle, the results can effectively achieve the gear-box shell fault diagnose.

Keywords: fault diagnosis; Adaboost algorithm; sample distribution; performance degradation; material characterization; high speed gear-box

0 引 言

随着"一带一路"的实施与推进,我国高速铁路 迎来了前所未有的发展机遇,目前高铁国产化工作 已基本完成,对高铁的运行安全也提出了重要的挑 战^[1].齿轮箱作为高速列车的A类关键部件,其故障 将导致停车事故乃至脱轨.齿轮箱体作为齿轮箱的 保护单元部件,其一旦发生或演变至宏观裂纹,将使 润滑油泄露,使齿轮箱温升过高过快,甚至产生爆裂, 例如日本山阳新干线就曾发生两起齿轮箱爆裂事件. 因此,高铁齿轮箱体故障的早期预警,对于高铁的运 行安全具有重要意义^[2]. 高铁齿轮箱体的设计寿命与高铁整车一致,属于 不可维修部件,一旦发生故障,就需要及时更换^[3].高 铁齿轮箱体在服役过程中暴露在外面,服役环境恶 劣,主要故障形式为疲劳损伤与拉伸损伤.疲劳损伤 来自于箱体抱轴悬挂在轴上,由齿轮运转与车辆运行 所带来的往复振荡;拉伸损伤是由于箱体暴露在外 面,来自于碎石等意外飞溅对箱体的冲击.此外,疲劳 损伤发展缓慢,不易察觉;拉伸损伤反映剧烈,但速度 过快,损伤过程样本数据严重不平衡.

由于我国高铁齿轮箱体国产化工作完成不久,而 国外高速列车相关研究还处于技术商业保密阶段,关

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273205).

作者简介: 艾轶博 (1981-), 女, 博士生, 从事故障诊断、损伤识别的研究; 张卫冬 (1974-), 男 研究员, 博士, 从事系 统信息与控制等研究.

收稿日期: 2017-06-01;修回日期: 2017-08-11.

责任编委: 高会军.

[†]通讯作者. E-mail: zwd@ustb.edu.cn

于高铁齿轮箱体故障诊断的研究文献较少,但可以借鉴其他齿轮箱体的研究结果.对于齿轮箱体的故障诊断,目前主要有离线诊断、直接诊断、间接诊断3种方法.第1种是在定期检修时进行检查与维护^[3],但无法实时进行故障诊断;第2种是利用振动^[4]、噪声^[5]等检测手段直接进行故障诊断,但由于环境干扰,准确度不高;第3种是通过齿轮箱的其他部件,如润滑油^[6]、齿轮^[7]等报警后再进行分析来间接反映箱体的状态,但反应相对滞后.因此,需要采用一种实时无损监测手段来表征箱体所处的状态,并能够解决数据不平衡问题,反映箱体的性能退化过程,及时对高铁齿轮箱体进行故障诊断^[7],避免事故发生.

基于性能退化方法,是通过记录对象不同时刻的 退化数据建立退化模型,根据失效阈值判断对象状态. Li等^[8]依据疲劳加载对点蚀和裂纹扩展提出了 腐蚀疲劳模型,Zhang等^[9]基于腐蚀磨损失效机理提 出了电液伺服阀退化诊断方法,Naderi等^[10]进行了 突发性和渐近的材料性能退化预测与验证.这些方 法大多应用于对象性能退化数据均衡情况下的故障 诊断和寿命预测研究,对于数据不平衡条件下的退化 模型精度会有一定的影响.

材料表征方法不同于材料性能参数分析方法,是 通过其他检测参数来表征材料的性能状态.这种方 法虽然间接,但是能够实现无损、实时条件下材料状 态表征.表征手段较多,但考虑高铁齿轮箱体需要实 时、无损地进行快速故障诊断,应选用声发射技术作 为箱体材料表征的途径^[11],进而对箱体服役过程中 声发射信号进行材料损伤的特征提取.

本文基于性能退化方法,提出一种利用Adaboost 调整样本分布的方法建立退化模型来反映箱体损伤 的状态变化,并运用声发射技术对箱体状态进行表 征,进而对箱体状态进行预警,实现箱体故障诊断.

1 数据采集

本研究通过采集搭载声发射仪的高铁齿轮箱体 力学性能实验的声发射数据的分析对箱体进行故障 诊断.这里没有利用搭载声发射仪的高铁齿轮箱台 架实验,是由于箱体设计寿命长,在齿轮箱型式实验 中尚未处于裂纹快速扩展的损伤阶段.实验数据采 集及传感器布置如图1所示.



搭载声发射仪的力学性能实验系统,包括材料实验机、声发射仪和工作站.实验中,采用的加载设备为MTS-810材料实验机,声发射信号采集系统为美国PAC公司生产的SAMOS声发射系统.力学性能试验包括拉伸实验和疲劳实验,对应高铁齿轮箱体的两种主要损伤形式,分别进行了15次拉伸实验和15次疲劳实验.

材料受外力或内力作用产生变形或断裂,以弹性 波形式释放出应力-应变的现象称为声发射,又称为 应力波发射等^[12]. 声发射是一种常见的物理现象,如 果释放的应变能足够大,就可以产生人耳听得见的声 音,比如撕纸的声音. 材料在应力作用下的变形与裂 纹扩展是结构失效的重要机制,这种直接与变形和断 裂机制有关的源通常被称为典型的声发射源. 因此, 材料在损伤过程中的声发射现象来源于材料内部金 属键断裂所释放的能量,能够反映出材料损伤的变 化^[13].

2 箱体故障诊断

针对高铁齿轮箱的损伤形式,其故障形式可定义 为疲劳损伤故障和拉伸损伤故障.

对于箱体材料,发生故障的直观表现就是产生裂 纹及裂纹扩展.本研究采用声发射信号对箱体材料 的损伤过程进行实时无损监测,利用声发射信号对裂 纹扩展所处阶段情况进行表征.声发射信号的振铃 计数 c₁、能量 c₂、幅值 c₃、上升时间 c₄、持续时间 c₅、 峰频 c₆参数构成表征参量集 C,即

$$C = \{c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6\}.$$
 (1)

在每一次行车过程的监测中,传感器不断采集一 组组声发射信号数据,将这一组组数据建立一个时间 序列即为表征参量集C的时间序列

$$C(1), C(2), C(3), \cdots, C(t), \cdots,$$
 (2)

其中

$$C(t) = \{c_1(t), c_2(t), c_3(t), c_4(t), c_5(t), c_6(t)\}.$$
 (3)

c₁(t) ~ c₆(t)分别对应一次监测过程中t时刻的一组 声发射信号振铃计数、能量、幅值、上升时间、持续时 间、峰频的值,则对于一次监测过程的表征参量的时 间序列为

$$C = [C(1) \ C(2) \ C(3) \ \cdots \ C(t) \ \cdots]^{\mathrm{T}} = \begin{bmatrix} c_1(1) \ c_2(1) \ c_3(1) \ c_4(1) \ c_5(1) \ c_6(1) \\ c_1(2) \ c_2(2) \ c_3(2) \ c_4(2) \ c_5(2) \ c_6(2) \\ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \\ c_1(t) \ c_2(t) \ c_3(t) \ c_4(t) \ c_5(t) \ c_6(t) \\ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \ \vdots \end{bmatrix} = \\ [c_1 \ c_2 \ c_3 \ c_4 \ c_5 \ c_6].$$
(4)

其中

 $c_i = [c_i(1) \ c_i(2) \ \cdots \ c_i(t) \ \cdots]^{\mathrm{T}}, \ i = 1, 2, \cdots, 6.$ (5)

2.1 箱体拉伸损伤故障诊断

2.1.1 材料拉伸损伤与声发射信号

材料的拉伸损伤过程是一个快速发展过程,一旦 受到外力的强烈作用,将迅速从弹性变形阶段发展 至屈服阶段、塑性阶段与断裂阶段^[14],拉伸损伤故障 诊断即是在材料进入屈服阶段前对损伤进行有效诊 断. 拉伸过程中的声发射信号与应力应变曲线关系 如图2所示.



图 2 拉伸过程中的声发射信号与应力应变曲线关系

由图2可以看出,声发射信号在弹性进入屈服阶段前增长明显,但这种趋势没有明显的分界.因此,可以采用声发射信号的参量对箱体材料拉伸损伤过程中从弹性阶段进入屈服阶段进行表征.

2.1.2 拉伸损伤故障诊断

本研究将实现无损实时故障诊断.考虑材料分 散性及拉伸损伤过程发展迅速的自有特点,在一次行 车过程中对材料性能退化的监测是可以有时间记忆 的,损伤是不断积累的,传感器采集来一组新的信号 就要产生一个损伤识别状态的判断.因此,在利用声 发射信号对拉伸损伤过程进行分析时,选用声发射信 号的相关系数变化对拉伸损伤进行故障诊断.

分别对声发射信号的6个参数建立两两间相关 系数时间序列,两两相关系数序列基本呈现早期波动 后振荡下降趋于平稳的趋势.考虑信号波动问题对 声发射信号的相关系数序列进行综合,以减少相关系 数序列变化趋势的波动.

计算相关系数中值序列 C_{median} ,具体定义如下: $C_{\text{median}} = [C_{\text{median}}(1) \quad C_{\text{median}}(2) \quad \cdots \quad C_{\text{median}}(t) \quad \cdots]^{\mathrm{T}}.$

(6)

$$C_{\text{median}}(t) = \text{median}(C_{\text{corr}}^{i}(t)), \ i = 1, 2, \cdots, 6, \ (7)$$

$$C_{\rm corr}^i(t) = \sum_{j \in C_R} \rho(c_i(t), c_j(t)).$$
(8)

其中: *i* = 1, 2, ..., 6; *j* ∈ *C*_{*R*} = {1, 2, ..., 6, *j* ≠ *i*};

$$\rho(c_i(t), c_j(t)) = \frac{E[(c_i^t - E(c_i^t))(c_j^t - E(c_j^t))]}{D(c_i)D(c_j)}.$$
(9)

$$c_i^t = [c_i(1) \ c_i(2) \ \cdots \ c_i(t)]^{\mathrm{T}},$$

 $c_j^t = [c_j(1) \ c_j(2) \ \cdots \ c_j(t)]^{\mathrm{T}}.$

能够得到C_{median}如图3所示,图中竖线将声发 射信号的相关系数中值序列C_{median}分成了安全(弹 性阶段)与故障(屈服阶段及后面的塑性阶段和断 裂阶段)两部分,为拉伸损伤弹性与屈服阶段的分界 点.可以发现,C_{median}基本趋势为初始波动,调整后 最终趋于平稳,弹性与屈服阶段的分界点均在初始调 整后的振荡向下阶段,且C_{median}值比较接近.



图 3 拉伸实验声发射数据的Cmedian 曲线

共进行了15个试样的拉伸实验,对声发射信号 的统计结果如表1所示.

表1 拉伸实验声发射信号统计结果

试样	弹性-屈服分界点时间/s	C_{median}	拉伸总时间/s
1	250.3	2.82	490.7
2	376.5	3.03	875.6
3	271.0	3.06	387.1
4	263.6	3.45	1550.5
:		:	:

由表1可见,15次实验中弹性与屈服阶段分界点 处的 C_{median} 值相对集中,而正态分布是研究应力强 度分布的一种常用形式.对15次实验的 C_{median} 值进 行正态分布分析,可得 $\mu_{\text{median}} = 2.9813, \sigma_{\text{median}}^2 = 0.0968. 可选15次实验中弹性与屈服阶段分界点$ $处<math>C_{\text{median}}$ 值(记作 $C_{T_{\text{point}}}$ 进行拉伸损伤过程故障诊 断.由于在弹性至屈服阶段,分界点过程中的 C_{median} 时间序列为振荡向下,对于 $C_{T_{\text{point}}}$ 处的拉伸损伤故障 的概率分布 $F_T(C_{T_{\text{point}}})$ 应为

$$F_T(C_{T_{\text{point}}}) = 1 - F_{T_{\text{point}}}(C_{T_{\text{point}}}) = 1 - \frac{1}{\sigma_{\text{median}}\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{C_{T_{\text{point}}}} \exp\left[\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu_{\text{median}}}{\sigma_{\text{median}}}\right)\right] \mathrm{d}x.$$
(10)

保守起见,当*C*_{Tpoint}值对应的拉伸损伤故障概率高于 50%时,即可认定为拉伸损伤故障发生.因为此时材 料损伤尚未进入屈服阶段,有充足的时间进行停车处 理.

2.2 箱体疲劳损伤故障诊断

2.2.1 材料疲劳损伤与声发射信号

材料疲劳破坏一般分为3个发展阶段,包括裂纹 萌生、裂纹稳定扩展和最后失稳扩展断裂^[15].由于裂

这里

纹失稳扩展断裂是一个很快的过程,对疲劳寿命影响 很小,在疲劳分析中一般不予考虑.因此,对裂纹稳定 扩展阶段与裂纹失稳扩展阶段分界点的识别,对于箱 体材料疲劳损伤的故障诊断具有重要意义.

将疲劳过程中的声发射信号与材料疲劳对数强 度因子增加量进行比对,如图4所示.



图 4 振铃计数疲劳对数强度因子增加量与双对数坐标 上疲劳裂纹扩展速率与强度因子增加量曲线

由图4可以看出,材料在疲劳损伤过程中,声发 射信号在裂纹稳定扩展阶段后期会达到峰值后逐渐 降低,在进入失稳扩展阶段后又明显降低,但这种趋 势没有明显的分界.因此,可以采用声发射信号的参 量对箱体材料疲劳损伤过程中从裂纹稳定扩展阶段 进入裂纹失稳扩展阶段进行表征.

2.2.2 疲劳损伤声发射信号分析

与2.1节所述类似,考虑在一次行车过程中对材料性能退化的监测是可以有时间记忆的,传感器采集来一组新的信号就要产生一个损伤识别状态的判断,而这个判断可以考虑包含一次采集过程中的历史数据的信息,而又不能利用往次采集过程中全寿命数据(或者不存在全寿命数据).同时,材料疲劳损伤过程是一个相对漫长的过程,因此需要通过基于性能退化的方法,建立箱体材料性能退化曲线进行疲劳损伤的故障诊断.

以时间轴为坐标的箱体材料疲劳损伤过程中的 声发射信号如图5所示,声发射信号值在疲劳损伤过 程中的变化类似于正态函数.



从图5可以看出,箱体材料疲劳损伤过程中,在 稳定扩展阶段,随着疲劳循环次数的增大,材料内部 大量金属键发生断裂,声发射信号增大,待金属内部 位错等产生材料裂纹快速扩展时,声发射信号有所降低,箱体材料由稳定扩展阶段进入快速扩展阶段,材料快速疲劳断裂.材料疲劳损伤过程较长,采集到的 声发射信号较多,由于采样使声发射信号量值有所 波动,为此对声发射信号进行逐秒累加得到统计规 律.图6为箱体材料疲劳损伤过程声发射信号累积振 铃计数时间曲线.



记声发射信号振铃计数为c_{count},具体定义如下:

 $c_{\text{count}} = [c_{\text{count}}(t_1) \cdots c_{\text{count}}(t_i) \cdots c_{\text{count}}(t_n)]^{\mathrm{T}},$ (11) 其中 $c_{\text{count}}(t_i)$ 为 t_i 时刻声发射信号振铃计数值. 记 声发射信号逐秒累积振铃计数为 c_{account} ,则有

 $c_{\rm acccount} =$

 $[c_{\text{acccount}}(1) \ c_{\text{acccount}}(2) \ \cdots \ c_{\text{acccount}}(n)]^{\mathrm{T}}$, (12) 其中 $c_{\text{acccount}}(i)$ 为材料疲劳过程中第i秒声发射信号 振铃计数的累积结果, $i = 1, 2, \cdots, n$.

从图6可以看出:在箱体材料疲劳损伤裂纹稳定 扩展过程中,逐秒累积声发射信号总体趋势逐渐增 大,这与箱体材料这一过程中金属内部金属键不断发 生断裂,产生大量位错,大量释放弹性波相吻合,声发 射信号累积振铃计数值的最大值比较接近;当材料 疲劳损伤即将进入裂纹快速扩展阶段时,材料裂纹快 速增大表现为宏观现象,由于声发射信号是监测金属 内部释放的弹性波,此时声发射信号逐步减少,其累 积振铃计数值在材料疲劳损伤进入快速扩展阶段前 减少至累积振铃计数峰值的1/3左右,之后材料进入 快速扩展阶段,同时材料也迅速发生疲劳断裂.

共进行了15个试样的疲劳实验,对声发射信号 统计结果如表2所示。

表 2 疲劳实验声发射信号统计结果

试样	实验 时间/s	分界点 时间/s	累积振铃计数 峰值时间/s	累积振铃 计数峰值	分界点累积 振铃计数
1	20776	20706	17584	15123	4284
2	6970	6908	6567	13229	3211
3	7570	7516	6720	14777	4974
4	6036	5947	4023	12068	3789
:	:	:	•	:	:
•	•	•	•	•	•

由表2可以看出,在15次实验中材料稳定扩展 阶段与快速扩展阶段分界点处的累积振铃计数值 *c*_{pointacccount}和整个材料疲劳损伤过程中的累积振铃 计数峰值*c*_{peakacccount}相对集中,而且二者之间存在 一定的关系.

2.2.3 基于性能退化分析

材料疲劳损伤是在循环应力作用下逐渐产生的, 不同于拉伸损伤,疲劳损伤过程较慢,且具有一定的 统计规律.本研究采用基于性能退化的方法建立箱 体材料的疲劳损伤过程模型.

疲劳过程中将不断采集到声发射信号,由于材料 疲劳失效过程时间较长,对声发射信号的振铃计数进 行逐秒累积,并经过计算形成 $c_{acccount}$ 序列值将在材料疲劳损伤进入快速扩展阶段前达 到峰值 $c_{peakacccount}$,根据15次实验结果,可以看出累 积振铃计数峰值均达到9900以上,因此取9900作为 触发疲劳寿命曲线拟合的信号,即设定 $c_{acccount}(i) \ge$ 9900开始疲劳寿命曲线拟合.具体的算法流程如图 7所示.



图 7 箱体材料疲劳损伤故障诊断算法流程

从表2可以看出, c_{peakacccount}出现前后的服役时间具有一定的比例关系, 拟合后有

$$T_{F_{\text{time2}}} = \alpha_T \times T_{F_{\text{time1}}}.$$
 (13)

其中: $T_{F_{\text{time2}}}$ 和 $T_{F_{\text{time1}}}$ 分别为 $c_{\text{peakacccount}}$ 出现前后的服役时间, $\alpha_t = 0.2971$.

c_{acccount}的趋势变化与指数函数类似,对于一次 疲劳过程, c_{peakacccount}出现前,对累积振铃计数值与 时间进行指数拟合,有

$$c_{\text{acccount}} = a_{t_1} \times \exp(b_{t_1} \times \operatorname{acctime}).$$
 (14)

其中: acctime 为累积振铃计数对应的时间,为1,2, …, $t_{\text{peakacccount}}$ s, $t_{\text{peakacccount}}$ 对应 $c_{\text{peakacccount}}$ 出现 的时间; a_{t_1} 和 b_{t_1} 为指数拟合参数.

cpeakacccount 出现后, caccount 不断减小, 采用指

数拟合方式建立材料疲劳损伤寿命预测模型,拟合曲线与cpeakaccount达到前的指数拟合曲线有一定的对称性,但在时间轴上按式(14)的关系进行比例调整,具体模型如下:

 $c_{\text{predictacccount}} =$

 $a_{t_2} \times \exp(b_{t_2} \times \operatorname{predictacctime} + c_{t_2}).$ (15)

其中: $a_{t_2} = a_{t_1}, b_{t_2} = -b_{t_1}/a_T, c_{t_2} = b_{t_1} \times ((1+a_T) \times t_{\text{peakaccount}})/a_t.$

由于材料疲劳损伤过程长,声发射信号数据量 大,相对整个疲劳过程,累积振铃计数峰值信号附 近的数据较少,用常规的指数回归方法不能得到 *c*acccount趋势模型,而且很难使峰值信号出现在回归 曲线或合理误差范围内.因此,需要对疲劳过程的声 发射信号样本进行加权重新分布,增加峰值附近信号 的权重.这里考虑采用Adaboost方法解决这一问题.

2.2.4 基于Adaboost的指数回归模型

Adaboost是一种迭代算法,其应用大多集中于分 类问题.算法本身是通过改变数据分布实现的,它根 据每次训练集之中每个样本的分类是否正确,以及上 次的总体分类的准确率来确定每个样本的权值.将 修改过权值的新数据集送给下层分类器进行训练,最 后将每次训练得到的分类器融合起来作为最后的决 策分类器^[16].

借鉴Adaboost的这种思想,通过改变累积振铃 计数峰值信号前的数据分布来拟合峰值信号前 caccount趋势模型.将指数回归模型看作Adaboost算 法的弱分类器,初始情况时认为所有峰值信号前的累 积振铃计数值为均匀分布,认为回归结果与真实值相 对误差大于20%的为错分样本.增加错分样本训练 权值,构成新样本,进行新的学习,以此规律不断更新 样本权值.当峰值时刻数据与回归模型相对误差为 0.5%以下时,认为累积振铃计数数据分布调整结束, 可以根据2.2.3节所述得到caccount趋势模型.具体建 模流程如图8所示.



图 9 为利用 Adaboost 指数回归方法得到的 caccount 趋势模型和直接用指数回归方法得到的 caccount 趋势模型.可以看出:直接指数回归方法是 对现有数据的拟合,需满足大多数数据的误差要求, 但不能反映 caccount 的趋势变化;利用 Adaboost 方法 调整样本数据的分布,拟合结果能够反映 caccount 的 趋势变化,得到预期的拟合结果.



2.2.5 疲劳损伤故障诊断

大量实验表明,金属材料或结构材料的疲劳 寿命服从对数正态分布和威布尔分布^[17].选15次 实验中由稳定扩展阶段与快速扩展阶段分界点 的 $c_{\text{pointacccount}}$,记作 $C_{F_{\text{point}}}$,由于在稳定扩展阶段 与快速扩展阶段分界点过程中的 $c_{\text{pointacccount}}$ 值为 减少过程,对于 $C_{F_{\text{point}}}$ 处的疲劳损伤的概率分布 $F_F(C_{F_{\text{point}}})$,应为

$$F_F(C_{F_{\text{point}}}) = 1 - F_{F_{\text{point}}}(C_{F_{\text{point}}}) = e^{-(c_{\text{pointaccount}}/\lambda)^k}.$$
 (16)

当*C*_{Fpoint} 取mean_{cpointaccount} 时,对应的疲劳损伤 故障概率为55%即认为发生疲劳损伤故障.因为此 时尚未进入快速扩展阶段,因此有足够的时间进行停 车处理.

2.3 箱体故障诊断与结果

高铁齿轮箱体的故障形式有拉伸损伤故障和疲 劳损伤故障两种.前者发生在短时间内,而后者是一 个漫长的损伤过程;同时,二者在监测过程中声发射 信号振铃计数值的量值差别很大,前者在8000左右, 后者在1000以下.因此,可以在声发射信号采集过程 中直接区分故障类型,并同时分别进行拉伸损伤故障 诊断和疲劳损伤故障诊断.

2.3.1 拉伸损伤故障诊断结果

箱体材料拉伸损伤故障诊断结果如表3所示.从表3可以看出,箱体材料拉伸损伤过程中的故障诊断 点和实际故障点的发生时间误差均控制在30s以内, 大部分实验数据误差在20s以内,有少量数据存在诊 断点时间在实际值时间之后的情况,但与拉伸损伤的 全过程进行对比,在这个滞后的时间里,材料处于拉 伸损伤的屈服与塑性阶段,还没有进入断裂阶段,不 会带来最终失效爆裂和事故灾害.

表3 拉伸损伤故障诊断统计结果 s

试样	故障点实际时间	故障诊断时间	误差
1	250.3	228	-22.3
2	376.5	360.6	-15.9
3	271.0	249.6	-21.4
4	263.6	282	19
5	223.5	214.3	-9.2
6	93.4	77.6	-15.8
7	22.8	25.8	3
8	922.1	908.9	-13.2
9	235.2	201	-24.2
10	199.8	185.7	-14.1
11	152.6	140	-12.6
12	226.1	213	-13.1
13	305.2	277.6	-27.6
14	820.2	811.9	-8.3
15	554.7	526.3	-28.4

2.3.2 疲劳损伤故障诊断结果

箱体材料疲劳损伤故障诊断统计结果如表4所 示.从表4可以看出,箱体材料疲劳损伤过程中,故障 诊断时间与真实故障点的绝对误差控制在400s以 内,绝大部分实验数据误差在200s以内,相对误差控 制在1.1%以内,且故障时间先于真实故障点时间,材 料的疲劳损伤过程是一个相对漫长的过程,故障诊断 点尚处于材料疲劳损伤稳定扩展的后期,因此预测结 果能够满足安全性需要.

表4 疲劳实验声发射信号统计结果

试样	故障点实际时间	故障诊断时间	误差
1	20706	20521	-185
2	6908	6803	-105
3	7516	7348	-168
4	5947	5859	-88
5	6185	5998	-187
6	7280	7124	-156
7	11880	11700	-180
8	7814	7683	-131
9	8 268	8247	-21
10	11600	11463	-137
11	12585	12187	-398
12	8340	8327	-13
13	8887	8794	-93
14	15550	15506	-44
15	17866	17743	-123

3 结 论

本文针对高铁齿轮箱体的服役特点及安全性需 求,将对高铁齿轮箱体损伤故障诊断形式分为拉伸损 伤故障诊断和疲劳损伤故障诊断.利用声发射技术, 对高铁齿轮箱体材料进行在线实时监测,通过对声发 射信号进行分析,对材料损伤进行表征,实现了对高 铁齿轮箱体损伤的故障诊断.在分析过程中,针对箱 体损伤过程声发射信号不平衡和故障数据少等问题, 采用性能退化方法,并提出一种利用Adaboost调整样 本分布的方法建立退化模型反映箱体损伤的状态变 化,通过对损伤过程的声发射信号进行分析,实现箱 体故障诊断.箱体拉伸损伤故障诊断的绝对误差控 制在30s以内,疲劳损伤故障诊断的相对误差基本控 制在30s以内,疲劳损伤故障诊断的相对误差基本控 制在1.1%以内,依据不同的材料损伤特点,上述故障 诊断结果及时有效,能够满足高铁运行与安全性需 求.本文研究成果是在实验条件下得到的,要将其应 用在运行的高铁齿轮箱,还有待进一步开展与实际运 行环境相适应的应用研究.

参考文献(References)

 [1] 国家发展改革委交通运输司.国家《中长期铁路网规划》内容简介[J].交通运输系统工程与信息,2005, 5(4):18-21.

(Transportation Department of National Development and Reform Commission. Brief introduction to 《mid-long term railway network plan》[J]. J of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2005, 5(4): 18-21.)

[2] 刘国彬. 城市轨道交通安全事故危害与防范[J]. 世界 科学, 2006(8): 29-30.

(Liu G B. Hazards and prevention of urban rail transition accidents[J]. World Science, 2006(8): 29-30.)

- [3] 王伯铭. 高速动车组总体及转向架 [M]. 成都:西南交 通大学出版社, 2008: 220-230.
 (Wang B M. Collectivity and bogie of high speed EMU[M]. Chengdu: Southwest Jiaotong University Press, 2008: 220-230.)
- [4] Peng Z, Kessissoglou N J, Cox M. A study of the effect of contaminant particles in lubricants using wear debris and vibration condition monitoring techniques[J]. Wear, 2005, 258(11): 1651-1662.
- [5] 童双双. 齿轮箱动态响应分析和噪声预测[D]. 大连: 大连理工大学机械工程学院, 2008.
 (Tong S S. Dynamic response analysis and noise prediction of gearbox[D]. Dalian: School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, 2008.)
- [6] Paula J D. Gear damage detection using oil debris analysis[C]. NASA/TM-2001-210936, 2001, 14th Int Congress and Exhibition on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management. Manchester, 2011: 1-10.

[7] 张培林,李兵,徐超,等.齿轮箱故障诊断的油液、振动信息融合方法[M].北京:机械工业出版社,2011:
 1-18.

(Zhang P L, Li B, Xu C, et al. Oil and vibration information fusion method for gearbox fault diagnosis[M]. Beijing: China Machine Press, 2011: 1-18.)

- [8] Li S X, Akid R. Corrosion fatigue life prediction of a steel shaft material in seawater[J]. Engineering Failure Analysis, 2013, 34(8): 324-334.
- [9] Zhang K, Yao J Y, Jiang T M. Degradation assessment and life prediction of electro-hydraulic servo valve under erosion wear[J]. Engineering Failure Analysis, 2014, 36(1): 284-300.
- [10] Naderi M, Maligno A R. Finite element simulation of fatigue life prediction in carbon/epoxy laminates[J]. J of Composite Materials, 2012, 94(3): 1052-1059.
- [11] Andreykiv O, Skalsky V, Serhiyenko O, et al. Acoustic emission estimation of crack formation in aluminiumalloys[J]. Engineering Fracture Mechanics, 2010, 77(5): 759-767.
- [12] 杨明纬. 声发射检测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 2-19.
 (Yang M W. Acoustic emission testing[M]. Beijing: China Machine Press, 2005: 2-19.)
- [13] 钱骥, 孙利民, 蒋永. 高强钢丝断裂声发射试验研 究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(4): 54-59.
 (Qian J, Sun L M, Jiang Y. Acoustic emission tests for high-strength wire breakage[J]. J of Vibration and Shock, 2014, 33(4): 54-59.)
- [14] 中国标准化委员会. GB228-2002金属材料试样拉伸 实验方法[S]. 北京: 中国标准出版社, 2002.
 (China Standardization Committee. GB228-2002 tensile test method for specimen of metallic material[S]. Beijing: Standards Press of China, 2002.)
- [15] 王国军. Msc.Fatigue疲劳分析实例指导教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009: 1-7.
 (Wang G J. Msc.fatigue fatigue analysis example tutorial[M]. Beijing: China Machine Press, 2009: 1-7.)
- [16] Meir R, Raetsch G. An introduction to boosting and leveraging[J]. Advanced Lectures on Machine Learning, 2003, 2600: 118-183.
- [17] 陶春虎,何玉怀,刘新灵. 失效分析新技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 37-72.
 (Tao C H, He Y H, Liu X L. New techniques for failure analysis[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2011: 37-72.)

(责任编辑:曹洪武)