第 36 卷 第 1 期
2017 年 1 月

应用声学
Journal of Applied Acoustics

Vol. 36, No.1
January, 2017

◇ 研究报告 ◇

基于声信号的铝锭脱模故障诊断研究*

李建华[1] 喻国丽[1†] 曹 翔[1] 李继文[2]

(1 兰州理工大学机电工程学院 兰州 730050)

(2 宁夏青铜峡铝业股份有限公司 青铜峡 751603)

摘要 针对铝锭铸造是否脱模的故障检测难题，尝试利用铸模敲击声音信号进行诊断分析。本文首先提出基于改进的小波包算法对敲击声音进行降噪，在对声音信号频域分析后，发现一次敲击后如果铝锭脱模，则一次敲击声音信号和二次敲击声音信号存在明显的峰值频率差，将其作为故障特征参数，并设定阈值，可以对铝锭是否脱模进行故障诊断。现场采集的声音处理实验证明了本文所提方法的有效性。

关键词 声音信号，铝锭铸模，故障诊断

中图分类号: TH164 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-310X(2017)01-0016-05

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2017.01.003

Fault diagnosis of aluminium ingot demoulding based on acoustic signal analysis

LI Jianhua[1] YU Guoli[1] CAO Xiang[1] LI Jiwen[2]

(1 *School of Mechanical & Electronical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou* 730050, *China*)

(2 *Ningxia Qingtongxia Aluminum Industry Company Limited, Qingtongxia* 751603, *China*)

Abstract In view of the aluminium ingot casting demoulding problem of fault detection, try to take advantage of mould tapping acoustic signal to diagnose. After noise reduction using wavelet packet algorithm for tapping acoustic, the acoustic signal frequency domain is analyzed. If aluminum ingots have demoulded after first hit, there is obvious pitch frequency difference to the first percussion sound and the second knock sound. Then take the pitch frequency difference as the fault feature parameter and set a threshold value. It can diagnose whether aluminium ingots demould. The effectiveness for new method is demonstrated by the acoustic processing experiments.

Key words Acoustical signal, Aluminum ingot mould, Fault diagnosis

2016-04-25 收稿; 2016-07-22 定稿

*教育部创新团队项目 (IRT1140)

作者简介: 李建华 (1975-), 男, 山东菏泽人, 博士, 副教授, 研究方向: 计算机集成制造等。

†通讯作者 E-mail: yuguoli_123@163.com

1　引言

世界上大部分铝都是通过电解法生产，电解法生产出的高温铝液需经过铝锭连铸生产线铸造成型，铝锭铸模是承载这些高温铝液的容器，高温铝液浇铸到铸模后由链条传送，铝液冷却凝固成固体铝锭，通过敲击设备敲击铸模，实现铝锭脱模。铝锭铸造运行环境恶劣，各种原因导致经常出现铝锭无法脱模，必须进行检测并控制装备对没有脱模的铝锭铸模进行处理。由于铝锭工作在高温环境，且铸锭重量高、惯性大，常见的机械式或者光电式传感器都存在一定局限性，而基于声信号的故障检测技术具有非接触性、高可靠性、在线工作等优势有良好的应用前景 [1]，目前在很多领域获得了成功的应用 [2]，如文献 [3] 利用声音信号对电气设备进行了故障诊断，文献 [4–5] 利用声音信号成功诊断出了齿轮箱的故障，文献 [6–7] 利用声音信号对轴承进行了故障诊断。铸模敲击声音信号中蕴含着丰富的铸模状态信息，为此，本文研究了基于声音信号的铸模脱模故障诊断方法，提出基于改进的小波包算法对敲击声音进行降噪，降噪后对声音信号进行频域分析，发现铸模一次敲击后如果已经脱模，则一次敲击声音信号和二次敲击声音信号存在明显的峰值频率差，将峰值频率差作为故障特征参数，并设定阈值，可以对铝锭是否脱模进行故障诊断。现场采集的声音处理实验证明了本文所提方法的有效性。

2　铝锭铸模脱模故障分析

电解后的高温铝液浇铸到铸模，由链条带动铸模传送，经过水槽冷却，铝液凝固成固体铝锭 (如图 1)，含有铝锭的铸模被传送到敲击脱模机构 (如图 2)，两个敲击锤间断敲击同一块铸模，形成一、二次敲击促使铝锭脱模，后续链条将铝锭传送到码垛位置，进入下一个生产环节。在实际生产中，经过一、二次敲击后铝锭没有脱模是铸锭生产中的常见故障，如果在没有脱模情况下铸模进入下一浇铸周期使用，可能会造成机械故障或者高温铝液溢出，造成严重事故。

鉴于以上原因，需要对铝锭是否脱模进行二次检测并进行相应处理。目前，用于检测是否脱模的主要传感器包括机械式和光电式传感器，脱模位置铝锭温度过高 (温度在 250° 以上) 导致光电式传感器寿命短；而铝锭重量高 (20 ～ 25 kg)、惯性大，碰撞经常发生导致机械式传感器故障率高，因此需要研究新的脱模故障检测方法。

图 1　铝锭铸造生产现场图

Fig. 1　Production field of aluminium ingot casting

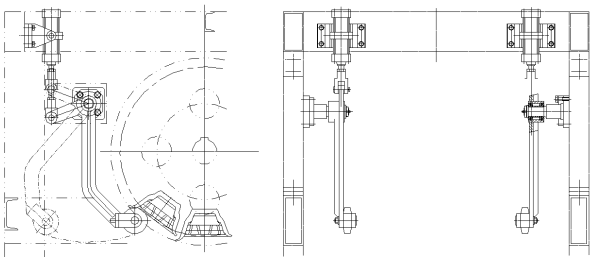


图 2　敲击脱模机构机械原理图

Fig. 2　Mechanical principle diagram of demoulding mechanism

3　基于声音的铝锭脱模故障诊断

3.1　铸模声音信号降噪处理

铸模的一、二次敲击声音中含有丰富的铸模状态信息，可以利用该声音进行故障诊断。在实际采集的敲击声音中，背景噪声严重影响信号识别率，在信号识别之前，必须降噪处理，而背景噪声不是白噪声，具有一定的时间平稳性。本文用小波包算法对该敲击声音信号进行降噪处理 [8−9]，根据背景噪声的特点提出了改进的阈值函数，去噪步骤如下：

(1) 对采集的声音信号，选择 db4 小波，进行 3 层小波包分解；

(2) 用阈值函数

$$\hat{d}_{ij}=\begin{cases}0, & |d_{ij}|<\lambda_i,\\ \operatorname{sgn}(d_{ij})\left(|d_{ij}|-\dfrac{\lambda_i}{\left(\dfrac{|d_{ij}|}{\lambda_i}\right)^m\left[\lg\left(|d_{ij}|-\lambda_i+1\right)+1\right]}\right), & |d_{ij}|\geqslant\lambda_i,\end{cases}$$

对分解后的各频率段的小波包系数进行阈值量化，其中 $\lambda_i=\sigma_i\sqrt{2\ln(N)}$，$\sigma_i$ 是第 i 个频率段的噪声信号的标准差；

(3) 对处理过的小波包系数进行小波包重构。

本文选择相同的小波包和分解层数，对噪声和敲击信号分别进行小波包分解，把噪声各频率段的标准差引入阈值函数，对敲击信号进行降噪处理，形成多级阈值去噪方法。用该方法对铸模敲击信号的去噪效果如图 3 所示。

由图 3 可以看出，用本文方法对敲击声音信号的去噪效果明显优于传统的软、硬阈值去噪方法。

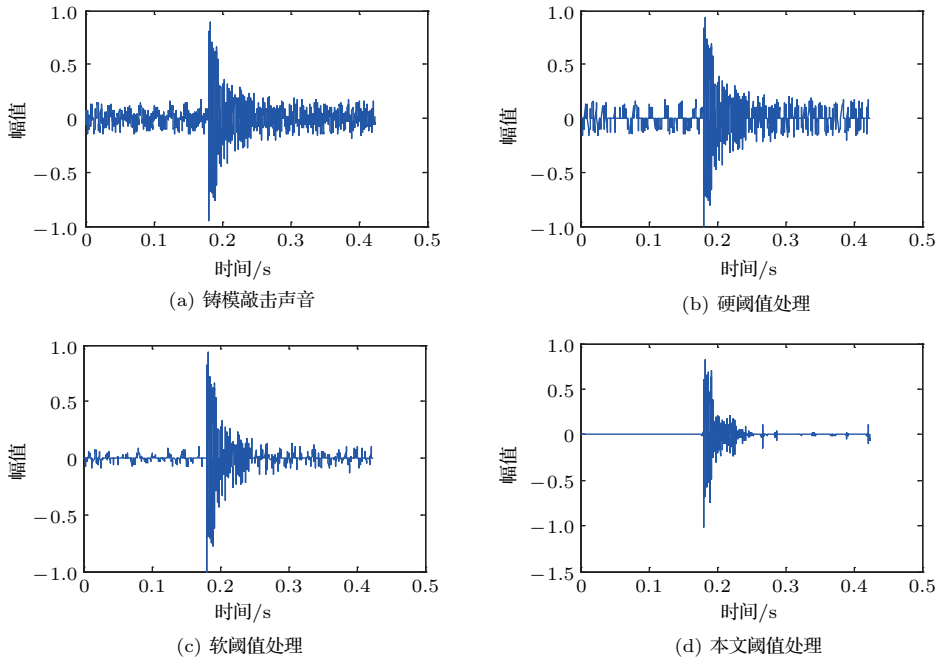


图 3　原始信号与去噪信号对比图

Fig. 3　Contrast figure between original signal and de-noising signal

3.2　选取故障特征参数及故障诊断

故障特征参数是指能反映铸模故障的参量，一般分为时域特征参数[10]和频域特征参数。频域特征参数是通过频谱分析将声音信号从时域变换到频域，然后利用统计方法进行分析和处理，能够提供比时域信号波形更直观、丰富的信息[11]。

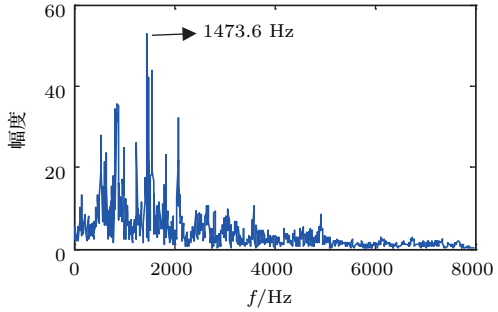
在实际生产中，为了提高脱模率，要进行二次敲击。采集的第一次信号是铸模含有铝锭的敲击声音，采集的二次敲击声音信号不确定是否含有铝锭。

假设经过降噪处理，第一次敲击声音信号是：$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_i,x_N\}$，第二次敲击声音信号是：$Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_i,y_N\}$，分别将两次敲击信号变换到频域。根据敲击实际工作的频率状态，其峰值频率分别是 f_x 和 f_y。脱模前，铝锭与铸模紧密结合，其固有频率远高于空铸模的固有频率。分析铸模敲击声音信号的频谱，辨识一、二次敲击声音信号频谱中的最大峰值频率，计算两次敲击信号的峰值频率差 $\Delta f=f_x-f_y$。故障诊断时，对峰值频率差设定阈值 σ，当 $\begin{cases}\Delta f\geqslant\sigma, & \text{铝锭已脱模}\\ \Delta f<\sigma, & \text{铝锭没脱模}\end{cases}$，由此可诊断出在二次敲击前铝锭是否脱模。

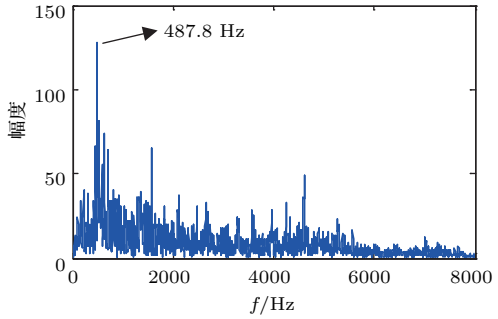
为验证以上假设，在现场获取某一次脱模敲击

声音信号，一次敲击为含有铝锭铸模声音信号，频谱图如图 4(a) 所示，一次敲击后铝锭脱模，二次敲击为不含铝锭铸模声音信号，频谱图如图 4(b) 所示。

由图 4 中可以看出，如果一次敲击时已经脱模，则已经脱模的敲击信号和未脱模的敲击信号的峰值频率有明显差值，利用该差值可以确定铝锭是否脱模，通过大量现场实验，确定阈值 σ 为 130 Hz。



(a) 未脱模铸模声音频谱图



(b) 已脱模铸模声音频谱图

图 4　铸模敲击信号频谱图

Fig. 4　Mould tapping signal spectrum

4　实例分析

4.1　实验

为了验证本文方法的有效性，并验证诊断效果，本文实验对实际生产过程的铝锭铸模敲击声音信号进行了故障诊断，声音数据来源于宁夏某铝业公司铸造生产车间铸造机现场，采样率是 16000 Hz，一共采集了 20 min，241 次敲击信号，计算出的频率差如图 5 所示。

对铸模脱模故障诊断结果：其中铝锭脱模的信号有 212 次，没有脱模的信号有 29 次，具体结果如表 1 所示。

在 241 次声音信号中，实际没有脱模次数为 5 次，故障诊断全部诊断出，故障识别率为 100%，诊断结果中的其他 24 次为误诊断，误识别率为 9.96%。

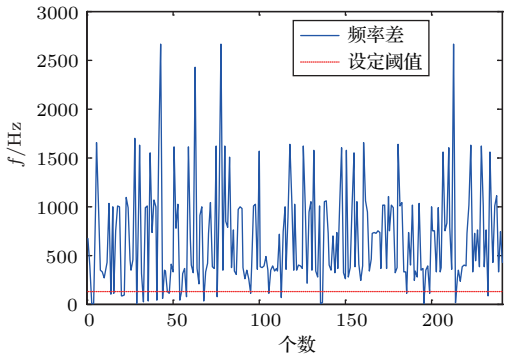


图 5　实现现场一、二次敲击声音信号频率差

Fig. 5　Frequency difference of a secondary percussion sound signal in the scene

表 1　故障诊断结果

Table 1 The fault diagnosis

敲击声音个数	已脱模个数	未脱模个数	故障识别率	误识别率
241	212	29	100%	9.96%

4.2　影响误识别率的原因分析

用本文方法对铝锭铸模进行脱模故障诊断时，铸模中铝锭重量的微小差异、铸模稳定性和敲击部位的微小差异都会影响声音信号的峰值频率，使得频率差波动较大。用小波包降噪法去除背景噪声后，部分随机噪声难以完全去除，随机噪声的频率会影响敲击信号的峰值频率，而且阈值是根据大量实验人为设定的，因此部分已经脱模的铸模被误识别为没有脱模，对于被识别为没有脱模的铝锭铸模，控制系统采用后续敲击方法继续脱模，对空模敲击不影响整个生产流程。

5　结论

本文针对铝锭铸造是否脱模的故障检测难题，提出了一种利用铸模敲击声音信号进行故障诊断的方法，新方法将声音信号的峰值频率差作为特征参数，进行故障诊断，针对现场声音测试，脱模故障识别率达 100%。该方法检测出了第二次敲击前铝锭是否脱模，为铝锭铸模故障的后续研究奠定了基础。

参 考 文 献

[1] 赵佳萌. 基于声信号小波变换的滚动轴承故障诊断 [D]. 北京: 北京交通大学, 2009.

[2] 潘亮亮, 赵书涛, 李宝树. 基于声波信号分析的电气设备故障诊断新方法 [J]. 电力自动化设备, 2009, 29(8): 87–90.
PAN Liangliang, ZHAO Shutao, LI Baoshu. Electrical equipment fault diagnosis based on acoustic wave signal analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(8): 87–90.

[3] ZHAO S T, LI B S, GE Y M, et al. Intelligent diagnosis algorithm of power equipment based on acoustic signal processing[C]// Advanced Computational Intelligence (IWACI), 2010 Third International Workshop on IEEE, 2010: 661–665.

[4] LU W B, JIANG W K, YUAN G Q, et al. A gearbox fault diagnosis scheme based on near-field acoustic holography and spatial distribution features of sound field[J]. Journal of Sound and Vibration, 2013, 332(10): 2593–2610.

[5] 杨德斌, 杨聚星, 阳建宏, 等. 基于声信号分析的齿轮故障诊断方法 [J]. 北京科技大学学报, 2008, 30(4): 436–440.
YANG Debin, YANG Juxing, YANG Jianhong, et al. Method of gear fault diagnosis based on acoustic signal analysis[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2008, 30(4): 436–440.

[6] WANG C, HU F, HE Q B, et al. De-noising of wayside acoustic signal from train bearings based on variable digital filtering[J]. Applied Acoustics, 2014, 83(1): 127–140.

[7] AMARNATH M, SUGUMARAN V, KUMAR H. Exploiting sound signals for fault diagnosis of bearings using decision tree[J]. Measurement, 2013, 46(3): 250–1256.

[8] AO Y, QIAO G. Prognostics for drilling process with wavelet packet decomposition[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 50(1–4): 47–52.

[9] ZHANG Y, ZHANG Y T, WANG J Y, et al. Comparison of classification methods on EEG signals based on wavelet packet decomposition[J]. Neural Computing & Applications, 2015, 26(5): 1217–1225.

[10] 陈国金, 侯平智. 发动机故障特征量提取方法的研究 [J]. 内燃机学报, 2002, 20(3): 262–266.
CHEN Guojin, HOU Pingzhi. Extraction of fault eigenvalue of engine[J]. Transactions of Csice, 2002, 20(3): 262–266.

[11] 柴凯, 张梅军, 黄杰, 等. 基于时频特征和 PCA-KELM 的液压系统故障诊断 [J]. 解放军理工大学学报, 2015, (4): 1–7.
CHAI Kai, ZHANG Meijun, HUANG Jie, et al. Fault diagnosis of hydraulic system based on time-frequency characteristics and PCA-KELM[J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2015, (4): 1–7.