

RBF 神经网络评估特征诊断铝锭脱模故障

黄将诚¹ 沈廷杰¹ 张弛²

(1. 重庆电子工程职业学院 人工智能与大数据学院 重庆 401331;

2. 大连理工大学 机械工程学院 辽宁 大连 116024)

摘要: 针对电解铝工艺过程中冷却后的铝锭在脱模过程中可能与容器发生粘接从而不能脱离的情况,建立了一种基于特征评估的铝锭脱模诊断模型。利用经验模态分解方法对采集到的敲击信号进行预处理,获得 8 个高频本征模态函数,从这 8 个高频本征模态函数和原信号中分别提取 6 个时域无量纲指标,通过敏感度数值的大小对这些特征进行排序,将这些特征按顺序输入到 RBF 神经网络中,选择出敏感特征并完成人工神经网络的训练。利用待测试信号的敏感特征对模型进行验证,可以从大量特征中选择出敏感特征从而降低人工神经网络的维数,诊断正确率达到 100%。

关键词: 铝锭脱模; 特征评估; RBF 神经网络; 经验模态分解

中图分类号: TP277 文献标志码: A 文章编号: 1671-5276(2020)06-0193-04

Fault Diagnosis of Aluminum Ingot Demoulding Based on RBF Artificial Neural Network Evaluating Feature

HUANG Jiangcheng¹, SHEN Tingjie¹, ZHANG Chi²

(1. College of Artificial Intelligence and Big Data, Chongqing College of Electronic Engineering, Chongqing 401331 China;

2. College of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Because the bonding of aluminum ingot with container wall may occur in the process of demoulding electrolysis aluminum, a novel model of fault diagnosis is established based on the feature evaluation. The original knocking signals are processed by empirical mode decomposition (EMD), thus providing 8 intrinsic mode functions (IMF). Then, time domain dimensionless features are selected from 8 IMF and original knocking signals and ordered by magnitude of sensitivity, those features are input to RBF neural network, thus selecting, the sensitive features and finishing RBF neural network training too. The model is verified by the test signal sensitive features, it is found that it not only can be used to choose the sensitive features from a large number of the features so as to reduce the number of weft artificial neural networks, but also to accurately diagnose the failure in aluminum ingot demoulding process and it diagnostic accuracy is 100%.

Keywords: aluminium ingot demoulding; feature evaluation; RBF neural network; EMD

0 引言

铝及铝合金由于其本身优良的化学、物理性质尤其是低密度和强抗腐蚀能力的特性,被广泛地用于汽车、航空、造船等行业,是目前产量最大的有色金属。铝的冶炼目前多采用电解法进行,从电解槽阴极生产出来的高温铝液需要经过铝锭连铸车间进行铸造成型。在这个过程中首先将高温铝液浇入到铸模中,然后将其传送到下一个车间让其冷却,最后通过敲击机构对铸模进行敲击,将凝固后的铝锭从铸模中分离出来,也称为铝锭脱模。但是由于浇铸过程中的高温导致铝液和铸模之间的接触表面发生了化学扩散反应,导致界面之间形成了 Fe-Al 和 Fe-Al-Si 化合物,随着晶粒的不断生长会使铝锭和模具之间产生粘连^[1-3],进而产生无法完成脱模的现象。这种情况对铝锭

连铸生产线具有极大的危害,会导致铝液再次进入铸模从而造成财产、人员安全受损,因此对铝锭的脱模情况进行诊断显得尤为重要。

由于生产环境中的高温和大惯性等因素,接触式传感器的使用受到很大的限制,而非接触式传感器可以扬长避短,实现在线诊断。目前,非接触诊断,尤其是声学诊断,在故障诊断领域已经有了许多成功应用。周俊等^[4]利用盲解卷积和频域压缩感知对轴承复合故障进行声学诊断;李岐^[5]通过声学对货车运行早期故障进行了诊断;羿泽光等^[6]基于参考信号频域半盲提取进行了机械故障特征的声学诊断。而脱模过程中敲打的声音同样蕴藏着丰富的信息^[7-11],因此本文提出利用声音信号对脱模状态进行诊断的方法。主要过程如下:首先通过经验模态分解对两次敲打信号进行预处理,提取其 8 个高频 IMF 分量,而后从 IMF 分量中提取特征并对特征进行评估,进而利用评估后的特

基金项目:重庆市教育科学“十三五”规划项目(2018-GX-382);重庆市高等教育教学改革研究项目(193411)

第一作者简介:黄将诚(1990—)男,甘肃定西人,助教,硕士,从事信息安全技术、工业控制系统信息安全等方面教学和研究工作。

征及其对应的故障状态对 RBF 神经网络进行训练, 最后通过训练好的网络进行铝锭脱模故障的诊断。

1 模型建立

首先将采样得到的信号分为训练样本信号和测试信号两类, 前者用于模型建立过程中对 RBF 神经网络的训练, 后者用来对模型进行测试。随后对训练样本信号采用 EMD 方法进行预处理, 提取特征并计算特征的敏感度, 结合神经网络对信号进行进一步地筛选得到敏感特征。最后将测试样本信号的敏感特征作为输入信号将其输入到训练好的网络中, 对模型进行测试。具体过程如图 1 所示。

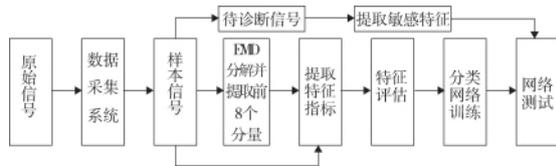


图 1 模型建立流程

1.1 信号预处理

经验模态分解 (EMD) 是 Huang 首先提出的一种针对非线性、非平稳、瞬变信号的分析方法, 该方法可以将原始信号分解为若干个内禀模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 和 1 个残差函数。本文利用 EMD 方法对原始信号进行了分解, 并提取了前 8 个高频 IMF, 主要的步骤如下^[12-14]：

1) 首先确定采集到的信号 $X(t)$ 上的所有极值点, 用三次样条曲线连接所有的极大值点形成上包络线, 采用同样的方法形成下包络线。数据 $X(t)$ 与上、下包络线的均值 m_1 的差值记为 h_1 , 则

$$h_1 = X(t) - m_1 \quad (1)$$

将 m_1 视作新的 $X(t)$, 重复上述步骤, 直到 h_i 满足 IMF 的两个条件时, 则其成为从原始信号筛选出的第 1 阶 IMF, 记为 C_1 。

2) 将 C_1 从 $X(t)$ 中分离出来, 得到一个去掉高频分量的差值信号 r_1 , 有:

$$r_1 = X(t) - C_1 \quad (2)$$

把 r_1 作为新的信号, 重复步骤 1), 直到第 n 阶的残余信号成为单调函数, 不再筛分出 IMF 分量。

3) 将残余项记为 $r_n(t)$, 则 $X(t)$ 可以表示成为 n 个 IMF 分量和 1 个残余项的和, 即

$$X(t) = \sum_{j=1}^n C_j(t) + r_n(t) \quad (3)$$

表 1 6 个时域无量纲指标与计算方法

指标	偏斜度	峭度	峰值指标	波形指标	脉冲指标	裕度指标
符号	S	K	C_F	S_F	I_F	C_{LF}
定义	$\frac{\sum_{i=1}^T (S_i - \bar{S})}{(T-1)\sigma^3}$	$\frac{\sum_{i=1}^T (S_i - \bar{S})^4}{(T-1)\sigma^4}$	$\frac{\max S_i }{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (S_i)^2}}$	$\frac{\sqrt{T \sum_{i=1}^T (S_i)^2}}{\sum_{i=1}^T S_i }$	$\frac{\max S_i }{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T S_i }$	$\frac{\max S_i }{(\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \sqrt{ S_i })^2}$

注: S_i 表示采样信号; \bar{S} 表示信号均值; σ 表示信号的标准差。

对采集到的声音信号分别进行 EMD 分解并提取前 8 个高频 IMF 分量, 结果如图 2-图 3 所示。

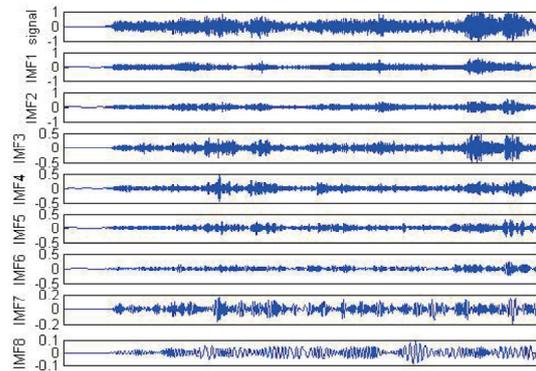


图 2 正常脱模的原始信号与分解后的前 8 个 IMF

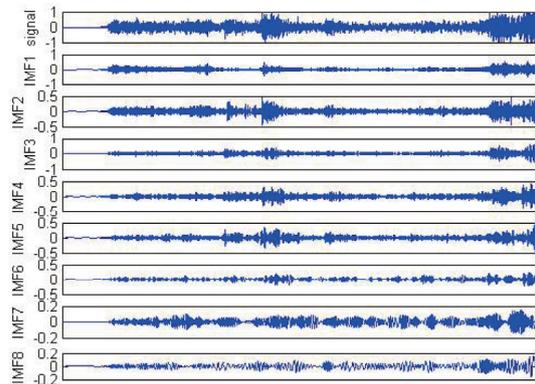


图 3 未正常脱模的原始信号与分解后的前 8 个 IMF

1.2 特征信号选择

目前信号的时域统计特征有均值、均方值、有效值、方差、标准差等, 这些都是有量纲指标, 而无量纲指标基本上不受工况 (转速和载荷等因素) 和信号绝对水平的影响, 即使测点同以往的地方略有变动, 也不致于对诊断结果产生太大的影响。本文采用偏斜度 (skewness, S)、峭度 (kurtosis, K)、峰值指标 (crest factor, CF)、波形指标 (shape factor, SF)、脉冲指标 (impulse factor, IF) 和裕度指标 (clearance factor, CLF) 作为无量纲指标, 其定义如表 1 所示。

对原始信号和分解后的 8 个高频 IMF 分量信号分别提取上述 6 个无量纲特征, 会获得 54 个无量纲特征。如果将 54 个特征全部输入神经网络进行训练, 会导致网络负担极重, 同时这些特征之间有可能存在耦合等复杂情况, 会对诊断的正确率产生影响。综合这两个原因, 需要对特征进行评估。

特征评估指的是通过特征之间的距离来评判特征对于分类的敏感度, 具体来讲就是同一个特征在同一类中的距离越小, 在不同类之间的距离越大, 则这个特征越敏感。具体步骤如下:

- 1) 计算第 i 类第 j 个特征的类内距离

$$D_{ij} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{m,n=1}^N |p_{ij}(m) - p_{ij}(n)| \quad (4)$$

其中: N 为样本数; $p_{ij}(m)$ 为第 i 类第 m 个样本第 j 个特征的特征值; $p_{ij}(n)$ 为第 i 类第 n 个样本第 j 个特征的特征值。

- 2) 计算第 j 个特征在 M 个类内的平均距离

$$D_j = M^{-1} \sum_{i=1}^M D_{ij} \quad (5)$$

- 3) 计算第 i 类和第 k 类中第 j 个特征的类间平均距离

$$d_{ik}(j) = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^M |p_{ij}(m) - p_{ij}(n)| \quad (6)$$

其中 M, N 为第 i 个和第 j 个类的样本数。

- 4) 计算特征的敏感度

特征的敏感度定义如下:

$$S_{EN}(j) = \frac{D_j}{d_j} \quad (7)$$

$S_{EN}(j)$ 的大小可以客观地表现特征 j 在分类过程中的难易程度, 当 $S_{EN}(j)$ 越小时, 即特征 j 在类内表现的差异性较小, 而在类间表现的差异性更大, 因此能够更好地进行分类。随后将所有的特征按照特征敏感度数值大小升序排列, 获得新的特征序列 $F_{\text{feature}}\{F_1, F_2, \dots, F_{k-1}, F_k\}$, 最后将特征序列的元素从 $F_1, F_2, \dots, F_{k-1}, F_k$ 依次输入到人工神经网络。

1.3 RBF 神经网络训练及测试

径向基 (radial basis function, RBF) 神经网络只有 1 个隐含层, 因此训练速度快, 而且采用高斯函数作为激活函数, 具有局部逼近特性, 这也意味着 RBF 神经网络可以应用于有实时性要求的场合。

基于上述原因本文运用 SPSS17.0 设计了 RBF 神经网络, 其中将上述经过敏感度评估的特征按照敏感度从高到低的顺序依次作为输入, 而将铝锭脱模过程故障的两种状态作为输出。设定如下两条截止条件, 达到其中一个即认为特征选择结束: 一是分类的准确率达到设定阈值即 98%; 二是连续 5 个特征的输入不会使得分类的准确率增加。本文的数据来源于青海某铝厂。在实际的特征选择过程中, 由于每一个击打信号的周期为 3.3 s, 在实际的信号采集过程中共录制信号 8 段, 每段 20 min, 采样率为 48 000 Hz, 其中前 7 段作为训练样本共计 202 个, 第 8 段中有 33 个。在训练过程中达到设定阈值即 98% 时的敏感特征数量为 9 个, 其分布如表 2 所示。

表 2 敏感特征及其分布

特征	原始信号	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7	IMF8
S	+	-	-	-	-	-	-	-	-
K	+	+	-	-	-	-	-	-	-
C_F	-	-	+	+	+	-	-	-	-
S_F	-	-	+	-	-	-	-	-	-
I_F	+	-	-	-	-	-	-	-	-
C_{LF}	+	-	-	-	-	-	-	-	-

注: +号表示敏感特征; -号为一般特征。

如表 2 所示, 6 个无量纲指标均存在敏感的特征, 且在原始信号中存在 4 个敏感特征, 在前 4 个 IMF 分量共存在着 5 个敏感特征, 而后面的 IMF5-IMF8 并未存在敏感特征。这有可能是因为后面的低频分量是车间的背景噪声。

除此之外, 继续将特征作为输入输入到 RBF 神经网络中, 得到了特征个数与分类准确率的曲线, 如图 4 所示。

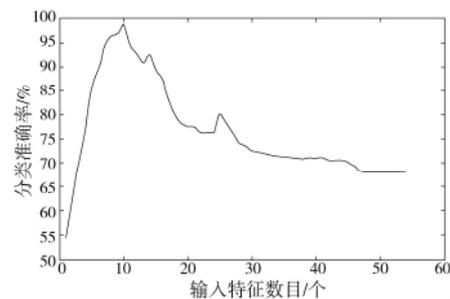


图 4 分类准确率与特征数目关系

通过图 4 可以进一步看到, 随着特征数目的增多, 系统分类的能力总体在达到最大之后开始下降。这说明通过经验模态分解对原始信号进行处理的同时, 也带来了大量效率低下的特征, 甚至会降低分类效率的特征。在经过特征评估之后, 不仅能够降低 RBF 人工神经网络的负担, 同时还可以提高分类的正确率。

2 实验分析

在完成上述模型的建立之后, 将采集到的第 8 段信号作为测试信号对系统进行测试, 测试结果如表 3 所示。

通过实验说明本系统所采用的基于特征评估的模型能够准确地诊断未正常脱模的铝锭, 诊断准确率达到 100%, 误识别率为 0.83%。

表 3 测试结果

项目	值
总体样本数量/个	363
未正常脱模样本数量/个	33
识别的未正常脱模数量/个	36
误识别中正常脱模数量/个	3
误识别率/%	0.83

3 结语

- 1) 通过对选择的无量纲指标进行评估, 筛选出敏感

度较高的指标作为敏感特征输入 RBF 神经网络,不但可以降低特征序列的维数和神经网络的运算载荷,同时还可以提高模型的诊断精度。

2) 通过特征评估对铝锭脱模过程中的声音信号进行特征提取,利用提取后的敏感特征可以对脱模过程故障进行有效诊断。

参考文献:

- [1] 强明辉,曹建林,卢勇. Fuzzy-Smith 预估控制在铝锭浇铸控制中的应用研究[J]. 制造业自动化, 2010, 32(1): 69-72.
- [2] 刘连涛. 钢-铝复合界面组织结构研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2008.
- [3] WANG Chunyang, JIANG Yanbin, XIE Jianxin, et al. Formation mechanism and control of aluminum layer thickness fluctuation in embedded aluminum-steel composite sheet produced by cold roll bonding process[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2017, 27(5): 12-13.
- [4] 周俊, 伍星, 迟毅林, 等. 盲解卷积和频域压缩感知在轴承复合故障声学诊断的应用[J]. 机械工程学报, 2016, 52(3): 63-70.
- [5] 李岐. 货车运行早期故障轨边声学诊断系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [6] 羿泽光, 潘楠, 刘凤. 基于参考信号频域半盲提取的机械故障特征声学诊断[J]. 河北科技大学学报, 2015, 36(4): 351-358.
- [7] 杨元威, 关永刚, 陈士刚, 等. 基于声音信号的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 278-285.

- [8] HENG A, ZHANG S, TAN A C C, et al. Rotating machinery prognostics: state of the art, challenges and opportunities [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(3): 724-739.
- [9] CAMCI F, MEDJAHER K, ZERHOUNI N, et al. Feature evaluation for effective bearing prognostics [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2013, 29(4): 477-486.
- [10] MEDJAHER K, CAMCI F, ZERHOUNI N. Feature extraction and evaluation for health assessment and failure prognostics [C]// Proceedings of First European Conference of the Prognostics and Health Management Society. Dresden, Germany: Anibal Bregon, 2012: 111-116.
- [11] HU Q H, GUO M Z, YU D R, et al. Information entropy for ordinal classification [J]. Science China: Information Sciences, 2010, 53(6): 1188-1200.
- [12] PENG Y, REGGIA J. A probabilistic causal model for diagnostic problem solving - part I: integrating symbolic causal inference with numeric probabilistic inference [J]. IEEE Trans SMC, 1987, 17(3): 146-162.
- [13] ORR M J L. Regularization in the selection of radial basis function centers [J]. Neural Computation, 1995(7): 606-623.
- [14] 张志刚, 石晓辉, 施全, 等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动测试与诊断, 2013, 33(3): 478-482, 529-530.

收稿日期: 2019-09-27

(上接第 188 页)

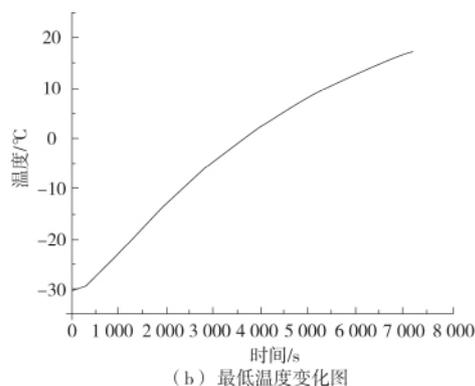


图 6 模组温度分布及最低温度变化图

3 结语

本文针对某商用 112.5 Ah 三元锂电池所组成的电池模组,采用国内常用的基于液体介质的电动汽车动力电池热管理系统,研究了冷却、加热两种工况下电池模组的温度分布。结果表明:在冷却工况下,该型热管理系统有助于满足模组内及模组间单体电池温度均匀性的要求。在加热工况下,该系统不能快速加热电池使之处于最佳工作温度范围,仍需优化。

参考文献:

- [1] 刘焯,郑燕萍,孙伟明,等. 电动汽车电池技术发展综述[J]. 机械制造与自动化, 2016, 45(4): 56-58.

- [2] HANDE A. Internal battery temperature estimation using series battery resistance measurements during cold temperatures [J]. Journal of Power Sources, 2006, 158(2): 1039-1046.
- [3] 付正阳, 林成涛, 陈全世. 电动汽车电池组热管理系统的核心技术[J]. 公路交通科技, 2005(3): 119-123.
- [4] NELSON P, DEES D, AMINE K, et al. Modeling thermal management of lithium-ion PNGV batteries [J]. Journal of Power Sources, 2002, 110(2): 349-356.
- [5] 刘伶, 张宏庆, 关昶. 相变材料在动力电池热管理系统中的应用进展[J]. 硅酸盐通报, 2016(1): 150-153.
- [6] AI Hallaj S, SELMAN J. A novel thermal management system for electric vehicle batteries using phase-change material [J]. Journal of the Electrochemical Society, 2000, 147(9): 3231-3236.
- [7] KHATEEB S A, FARID M M, SELMAN J R, et al. Design and simulation of a lithium-ion battery with a phase change material thermal management system for an electric scooter [J]. Journal of Power Sources, 2004, 128(2): 292-307.
- [8] 蔡飞龙, 许思传, 常国峰. 纯电动汽车用锂离子电池热管理综述[J]. 电源技术, 2012, 36(9): 1410-1413.
- [9] 霍宇涛, 饶中浩, 赵佳腾, 等. 低温环境下电池热管理研究进展[J]. 新能源进展, 2015, 3(1): 53-57.
- [10] 雷治国, 张承宁. 电动汽车电池组热管理系统的研究进展[J]. 电源技术, 2011, 35(12): 1609-1612.
- [11] 徐晓明, 赵又群. 基于双进双出液冷系统散热的电池模块热特性分析[J]. 中国机械工程, 2013, 24(3): 313-316, 321.
- [12] 谷风. 混合动力重型车动力电池热管理研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2017.

收稿日期: 2019-09-27