

引文格式: 黄宏, 吴玮, 李坤航, 等. 电阻点焊缺陷超声信号多特征优化试验研究 [J]. 航空制造技术, 2021, 64(21): 43-50.

HUANG Hong, WU Wei, LI Kunhang, et al. Experimental study on optimization of multi-features of ultrasonic signals of resistance spot welding defects[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(21): 43-50.

电阻点焊缺陷超声信号多特征 优化试验研究*

黄宏¹, 吴玮^{1,2}, 李坤航¹, 杨宏睿¹, 殷相杰¹, 蒋启明¹, 邓展鹰¹

(1. 重庆理工大学, 重庆 400054;

2. 重庆市特种焊接材料与技术高校工程研究中心, 重庆 400054)

[摘要] 针对铝合金点焊接头常见的气孔、未熔合、无缺陷等超声回波信号, 首先采用经验模态分析进行降噪与重构, 利用统计学方法分别提取时域、频域中多尺度特征值, 分析不同缺陷的特征值变化规律。其次采用主成分分析法与线性判别分析法对特征值进行优化, 获得缺陷回波信号的主元特征。最后以主元特征做 BP 神经网络的输入, 对缺陷信号进行识别。试验结果表明, 两种降维方法构造后的特征量与未经过降维的特征量相比具有更好的分类结果, 其中 PCA 作用更优, 有效提高了 BP 神经网络的缺陷识别准确率。

关键词: 电阻点焊; 超声检测; 特征提取; 经验模态分解; 主成分分析

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2021.21.043



黄宏

硕士研究生, 研究方向为异种材料焊接研究及质量评价。

电阻点焊是轨道交通、汽车、精密仪器、飞机制造中金属板连接的主要工艺之一^[1-2], 其连接质量直接影响产品的服役性能, 因此对点焊质量进行检测是产品制造过程中一个非常重要的环节。点焊后质量检测方法主要有破坏性试验和超声检测^[3-5]。其中超声波检测主要通过回波信息获取熔核尺寸、焊接缺陷等信息, 实现对接头质量的无损检测。目前绝大多数电阻点焊超声检测标准是基于对熔核直径的量化评估^[6], 即建立焊点力学性能与熔核直径的关系, 实现点焊质量的评价。以熔核直径做标准存在一定的局限性, 一方面, 当熔核内部无缺陷时, 熔核直径相同, 其厚度上可能会有差别, 力学

性能会有不同; 另一方面, 当熔核内部存在缺陷时, 即使熔核直径相同, 不同类型的缺陷也会使焊点的拉剪强度出现差别。因此, 用熔核尺寸评估点焊质量并不全面, 还需要判断熔核有无缺陷, 并对缺陷的性质进行识别与评估。

合理提取特征值是准确识别缺陷及其类型的关键。超声波检测常使用回波的时域和频域信息做检测特征。如赵欣等^[7]通过分析点焊缺陷回波时域幅值衰减率、波峰间隔和曲线峰值等特征值参量, 采用峰值标记识别算法对虚焊进行快速识别。Xiao 等^[8]以获取缺陷回波的相位和振幅为主要特征, 对夹杂物和空洞进行区分。樊萍等^[9]利用小波包变换

* 基金项目: 重庆理工大学研究生科研创新项目 (clgyx 20202003)。

获取裂纹缺陷时频信号,通过自定义多类特征参数,取得较好识别效果。在对某类缺陷识别时,缺陷回波最佳特征值的选择与提取非常困难,通常凭经验捕获缺陷的多维特征集来对不同缺陷进行区分,容易出现冗余特征相干扰识别效果,因此需要对多维特征进行优选,剔除冗余相,提高缺陷识别的准确性。

电阻点焊内部缺陷通常有虚焊、气孔、缩孔、裂纹、喷溅等,目前对点焊多缺陷超声检测信号特征提取方法的介绍,以及多类缺陷识别研究的报道较少^[10-11]。本研究针对铝合金电阻点焊气孔、未熔合和无缺陷试样,首先研究用经验模态分解对超声回波信号进行降噪重构,避免缺陷信息与干扰噪声发生混叠,提高信号信噪比,然后对重构后的缺陷回波信号分别进行时域、频域的多尺度特征值提取,之后分别采用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)和线性判别分析法(Linear discriminant analysis, LDA)剔除冗余、无效的特征向量,对多维特征进行优化,最后结合BP神经网络进行实例验证,确定电阻点焊多维特征适宜的优化方法,实现对不同缺陷的准确识别。

试验材料选用规格为85mm×25mm×2mm的6061-T6的铝合金薄板,用DTBZ-80中频逆变直流点凸焊机焊接。通过调控焊接电流、时间、压力等参数,制备90个含有气孔、未熔合、无缺陷等不同焊接质量的点焊接头,每种类型的接头各有30个。采用15MHz水浸聚焦探头进行检测。

基于经验模态超声信号重构

在信号检测过程中,被检测试件往往由于自身结构以及检测环境的影响,导致信号在传输以及接受的过程中,引入噪声造成超声信号的非平稳性以及信号的混叠,因此在特征提

取之前需要对信号进行降噪。

经验模态分解(Empirical mode decomposition, EMD)不同于小波分析对基函数缺乏适应性,它是基于时频域的信号处理方法,能将采集的原始信号分解为一系列的固有模态函数(Intrinsic modal function, IMF)和一个残差。其中固有模态函数IMF分量是能够反映非平稳、非线性信号的时变频率的函数,具有表征信号局部特征的能力^[12]。经验模态分解具体方法如下:

(1)找到原始信号 $X(t)$ 的所有极值点,并根据极小值与极大值拟合出上下包络线;

(2)计算均值包络线 $m(t)$,使得原始信号 $X(t)$ 减去均值包络线 $m(t)$ 得到中间信号 $r(t)$;

$$r(t) = X(t) - m(t) \quad (1)$$

(3)判断中间信号 $r(t)$,即IMF是否满足约束条件,其条件1是在整个数据中极值点和过零点个数相等或相差不超过一个,条件2是任意时刻时间轴对称,若不满足上述条件则返回第1步反复迭代,直至满足约束条件,停止分解。通常残余分量记为res。

经过自适应算法处理后的数据,选取能够反映特征信息的本征模态函数,通常选取能量比累计率EPC(Energy proportion coefficient)≥95%时^[13],IMF的最大阶数为 k ,将前 k 阶的IMF进行重构即可得到表征缺陷信息的信号。

$$EPC = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} [F_i(j\omega)]^2 d\omega}{\sum_{i=1}^k \int_{-\infty}^{\infty} [F_i(j\omega)]^2 d\omega} \quad (2)$$

其中, $F_i(j\omega)$ 为超声时域信号的频率谱函数; i 为IMF的阶数次序; k 为最大阶数。

对3种典型缺陷超声回波信号进行重构,根据分解的IMF成分图选取不同阶数的成分重构信号,如图1所示,前5阶IMF高频分量集中了信号的主要成分,噪声成分较少,对

于还原信号是有利的,且原始信号的能量主要集中在前几阶的IMF中,具备表征信号特征的能力。

各阶能量占比见表1,根据能量比率累积可知,当能量比累计率EPC≥95%时,可以此作为选取IMF分量的标准,能量主要集中在前 k 阶中,在本试验中3种类型接头的 k 值分别为5、4、3时,其EPC达到95%,因此综合考虑选用前5的IMF模态函数进行信号重构。

图2分别为3种类型焊点的超声信号重构图,信噪比SNR分别为23.965dB、23.288dB和21.967dB,降噪重构后的信号无杂波,消除噪声与信号的混叠,平滑度得以改善,保留原始信号的振幅与趋势,有利于后续特征的提取。如图2所示,气孔缺陷会造成能量的严重衰减,底面回波几乎消失;未熔合缺陷使超声波发生衍射造成衰减,但衰减程度较弱,底面回波清晰可见;无缺陷的试样不存在缺陷波,底面回波以及二次底面回波清晰可见。

信号多尺度特征提取

由于不同缺陷反射体对超声回波的影响和作用规律不同,超声回波信号的形状、幅值、频率都存在差异,单独从波形图上来辨别缺陷种类存在一定难度,且缺陷形状、走向也会在频域特征中做出响应。因此,对不同缺陷进行区分需要从时域、频域采用多尺度特征来对缺陷回波进行综合描述。

1 时域特征值提取

(1)缺陷回波包络特征(峰度 B_k 、偏度 S_k 、均值 \bar{X} 和方差 D_x)。

回波包络中包含了超声回波信号的大部分信息,它在回波信号变化时呈现出不同的瞬态信息,如信号前沿、后沿的变化,尖峰位置,峰度和偏度等。峰度是指缺陷波分布形态陡缓程度的统计量,偏度用来描述缺陷回波分布对称性的统计量,均值和方

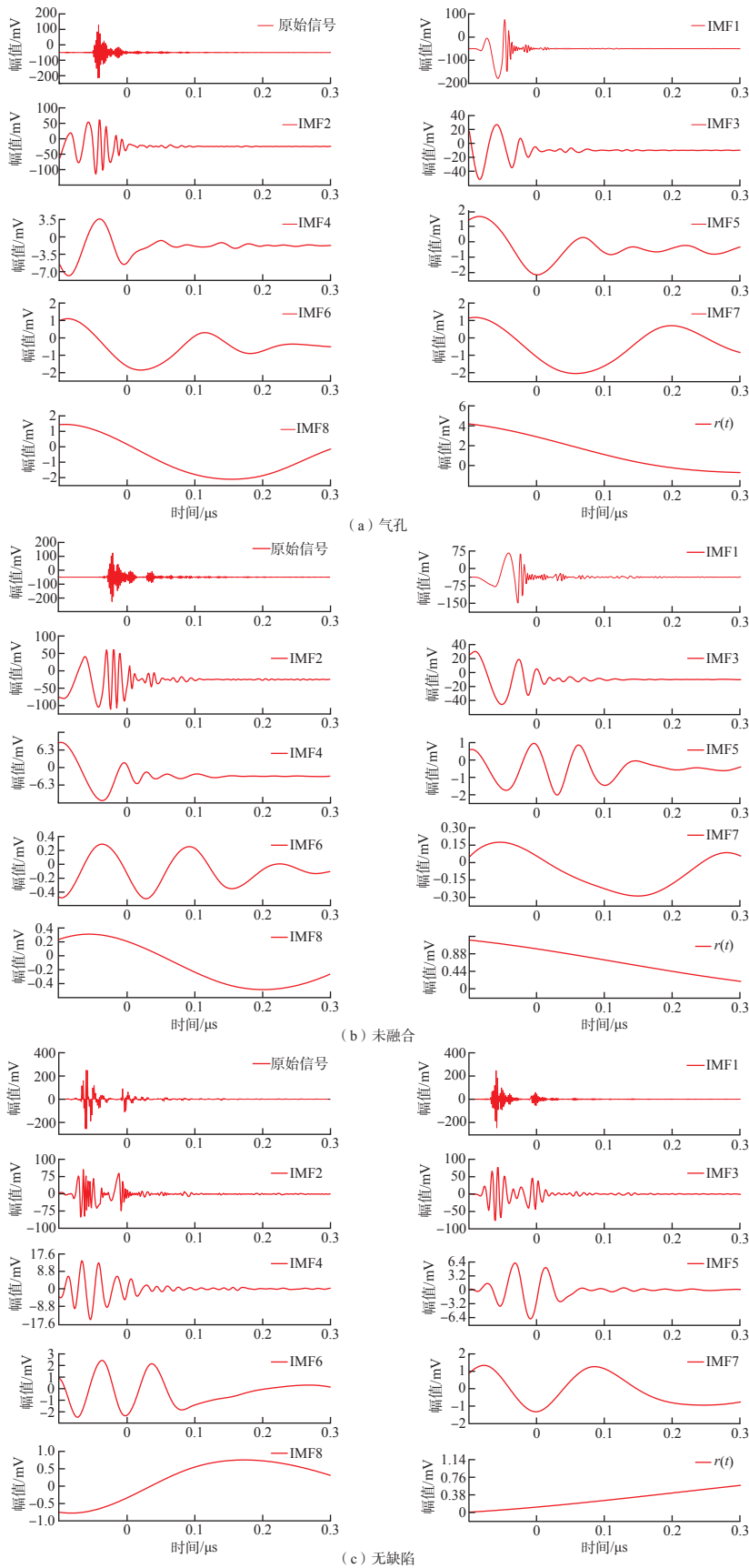


图1 EMD分解的各阶IMF
Fig.1 EMD decomposition of each level of IMF

表1 各阶IMF能量占比
Table 1 Proportion of energy of each order of IMF %

阶段	IMF分量	能量占比	累计能量占比
气孔	IMF1	46.32	46.32
	IMF2	23.18	69.5
	IMF3	16.53	86.03
	IMF4	5.32	92.35
	IMF5	3.66	95.01
	IMF6	2.26	97.27
	IMF7	1.60	98.87
	IMF8	1.13	100
未熔合	IMF1	33.66	33.66
	IMF2	29.55	63.21
	IMF3	28.07	91.28
	IMF4	8.04	99.32
	IMF5	0.65	99.97
	IMF6	0.02	99.99
	IMF7	0.01	100
	IMF8	0.00	100
无缺陷	IMF1	68.31	68.31
	IMF2	20.52	88.83
	IMF3	9.34	98.17
	IMF4	1.24	99.41
	IMF5	0.34	99.75
	IMF6	0.12	99.87
	IMF7	0.07	99.94
	IMF8	0.06	100

差表示缺陷回波的集中趋势和离散程度,这些瞬态信息可以作为回波信号的识别依据。

(2) 波峰平均间隔 \bar{S} 。

通过材料内部传播的声速可以计算出熔核厚度和压痕深度,从而间接反映焊接质量,其计算公式为:

$$\bar{S} = \frac{V(T_b - T_a)}{2} \quad (3)$$

其中, V 为材料内部声速; T_a 和 T_b 为第1次和第2次底面回波的时间间隔。

(3) 幅值系数 K 。

由于上层铝板反射回超声信号幅值与下层铝板反射回波幅值相差比较大,超声波在熔核内传播时遇到缺陷会发生衰减和散射,导致回波幅值降低,因此定义幅值系数 K 为一次表面回波振幅峰值 P_a 与二次底波振幅峰值 P_b 的比值,即:

$$K = \frac{P_a}{P_b} \quad (4)$$

(4) 衰减系数 α 。

超声波在熔核内部传播时,遇到声阻抗不同的界面会产生散乱反射,从而引起衰减现象,散射衰减还与熔核晶粒大小密切相关,因此用衰减系数能够有效反映熔核内部缺陷特征,其计算公式为:

$$\alpha = -\frac{10}{(b-a)h} \lg \frac{P_b}{P_a} \quad (5)$$

其中, P_a 和 P_b 分别为一次和二次底面回波的幅值; h 为母材界面厚度 2mm。

图 3 是气孔、未熔合和无缺陷频域波形时域特征参量变化规律图。可以看出,气孔缺陷由于回波波幅较高且形状尖锐,峰度最小值 2.767 远远大于未熔合和无缺陷两种类型;无缺陷接头在均值、偏度和方差 3 类特征值中均高于其他两种接头,气孔、未熔合缺陷在偏度特征值中呈一定线性关系,其原因在于气孔和有效熔核体积的尺寸有关。3 种缺陷的衰减系数特征区分非常明显,气孔、未熔合和无缺陷的衰减系数分别集中在 4.5、2.5 和 1.5 左右,原因在于气孔是光滑的弧面且内部为焊接凝固过程中来不及挥发出的气体,其声阻抗差异很大,因此对超声波衰减存在较大影响;而 3 种缺陷的幅值系数特征分布相对比较离散。

2 频域特征值提取

(1) 低 / 高频段积分面积 E_1/E_2 。

由于不同类型的缺陷对于声波能量的衰减程度不同,即频谱图中所有的离散点的幅值存在差

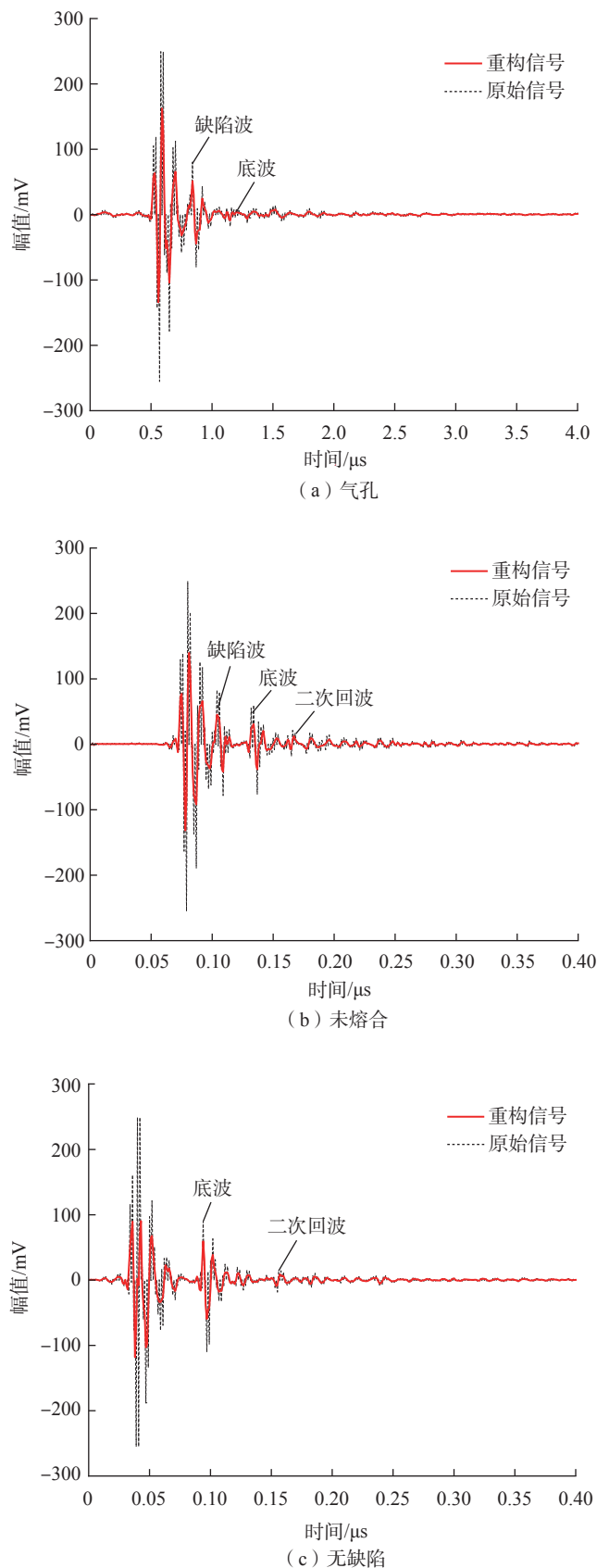


图 2 信号重构图

Fig.2 Signal reconstruction diagram

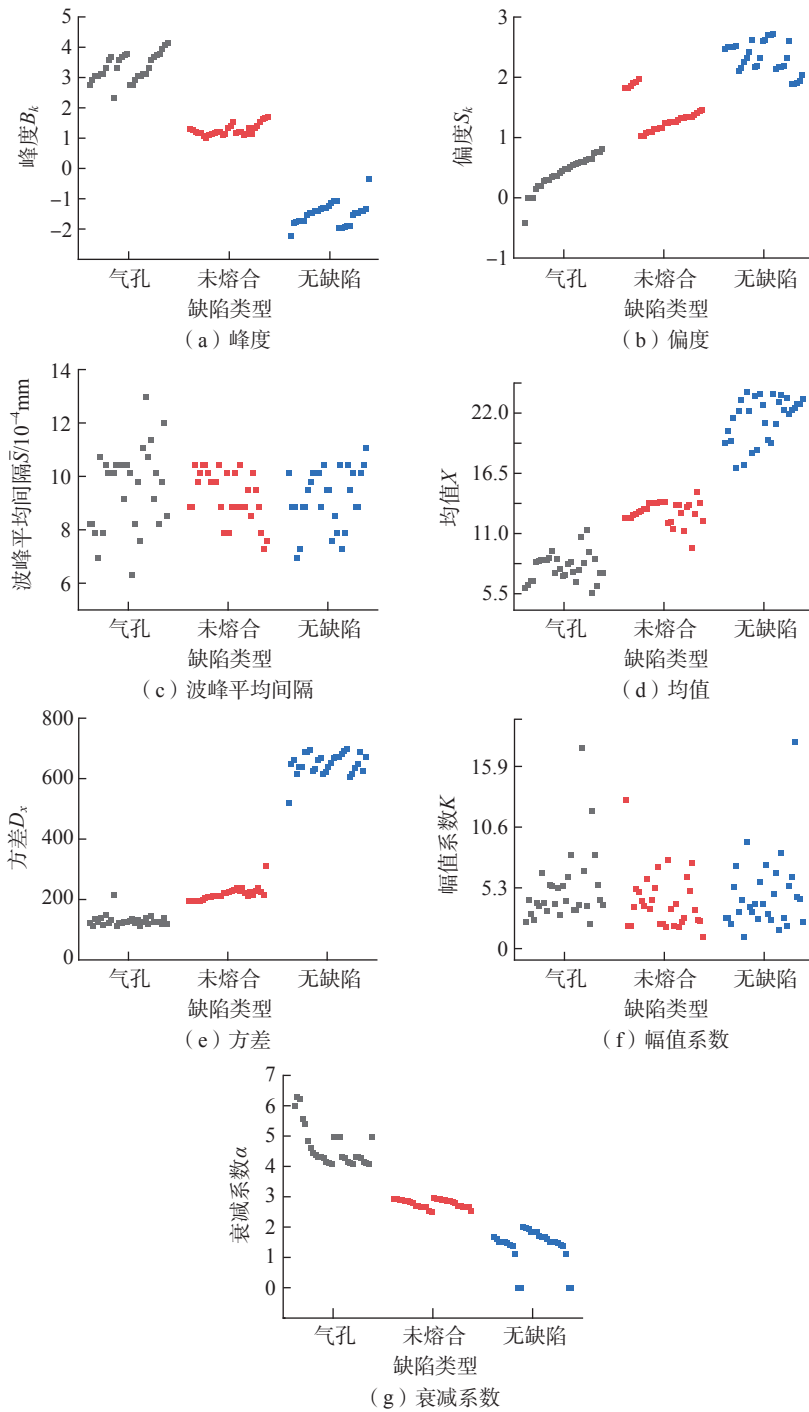


图3 缺陷时域特征值
Fig.3 Time-domain characteristic values of defects

异,因此其能量系数也不同。定义 0~10MHz 频率段的积分面积为低频段积分面积 E_1 , 10~20MHz 频率段的积分面积为高频段积分面积 E_2 , 采用积分的方法对离散点所构成曲线面积进行计算。

(2) 功率谱主频率 f 和极大值 A 。
 f 反映信号简谐成分中幅值最大的简谐分量频率, 表明该频率的简谐波能量最大, 对原信号的贡献最大。 A 反映了主频率 f 简谐波的幅值大小, 同时反映了信号最大频率简谐分

量的衰减程度。

图 4 是 3 种信号的频域特征值变化规律。可见, 各频段的能量分布受到缺陷形式的影响, 缺陷的存在会造成低频部分发生响应, 气孔缺陷在低频段聚集, 面积积分 E_1 在 20 左右; 反之, 无缺陷在高频段发生聚集, 面积积分 E_2 在 50 左右; 功率谱密度定义了时间序列的功率如何随频率分布, 不同的缺陷信号由于传播方式的不同, 各信号的功率谱密度表现形式也有差异, 从图 4 中可知, 频域特征值可以作为特征向量。

多特征优化

模式识别分类器的正确识别率往往是建立在多维特征的需求上, 在这个要求下, 原始特征空间或输入的特征值通常情况下维数是很高的, 其目的是获取更加全面且密切表征缺陷信号的特征值。但这并不意味着特征空间越大越好, 过多的特征向量造成分类规则的复杂化、计算时间过长以及识别准确率的下降, 因此特征选取以及特征的降维就显得十分必要。从原始特征向量空间中, 根据不同的分类规则选择最小、相关度高、相互独立的特征子集, 剔除冗余与目标不相关的特征, 从而达到更高的效率以及识别正确率, 常用的方法有 PCA 和 LDA 等。

1 基于 PCA 的特征优化

PCA 是最具代表性的降维方法之一, 其主要通过找到最大方差值或最小重构误差的最优投影后进行特征提取和数据重构。对一组含有 N 维的特征值, 通过线性变换使数据重新组合为 K 维 ($N > K$) 的无量纲数据组合, 并计算各成分的贡献累计量, 使得主要成分能够达到较高累计贡献量, 将数据简单化^[4]。PCA 分析步骤如下:

(1) 设有 1 组 m 个样本记为 K , 对样本进行标准化, 得到样本矩阵 R , 其中 K_{ij} ($i=1, 2, 3, \dots, m$)。

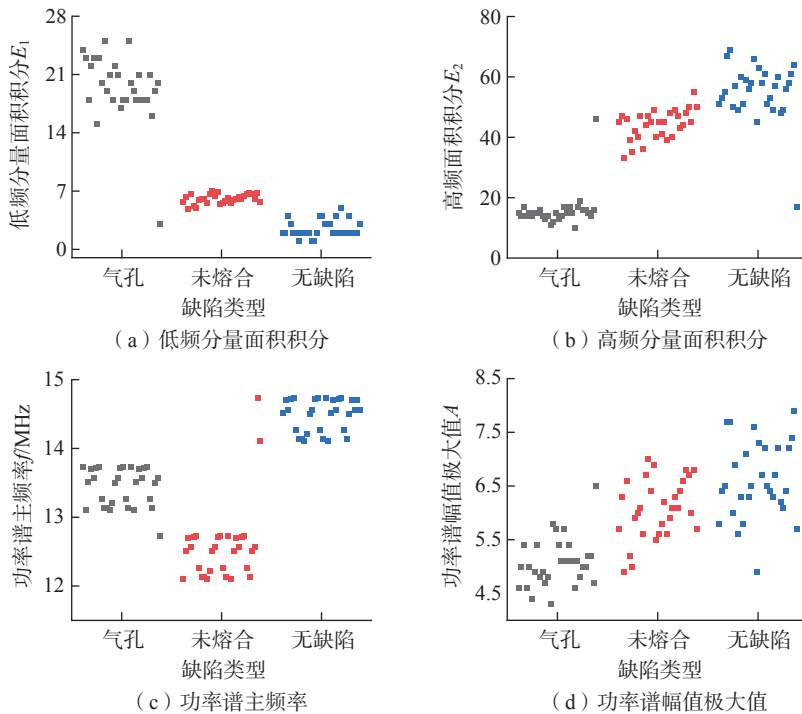


图4 缺陷频域特征值

Fig.4 Frequency domain characteristic values of defects

$$R_{ij} = \frac{K_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m K_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (K_{ij} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m K_{ij})^2}} \quad (6)$$

(2) 计算其相关系数矩阵 B 。

$$B = \frac{1}{m} R^T \quad (7)$$

(3) 设特征值为 λ , 使相关系数矩阵 B 满足正交。

$$|B - \lambda I_m| = 0 \quad (8)$$

(4) 计算主成分贡献率 A_i 和累计贡献率 C_i , 可由式(7)和(8)确定。

$$A_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (9)$$

$$C_i = \sum_{i=1}^N \lambda_i / \sum_{i=1}^m \lambda_i \quad (10)$$

试验所用的特征值共有 90×11 的样本容量, PCA 优化分析结果如图 5 所示。图 5 (a) 显示随着主成分的数量增加其特征贡献率越低, 说明后面的成分并不能表征缺陷的特征, 为了避免信息的冗余, 选取前两个主成分作为特征值。特征值及其贡献率和累计贡献率如表 2 所示, 对

特征的表征贡献量达到 99.97%, 涵盖了超声信号的绝大部分信息, 前两个特征值分布如图 5 (b) 所示, 分类效果十分明显, 因此选取前两个成分构成的 90×2 的融合特征量矩阵作为

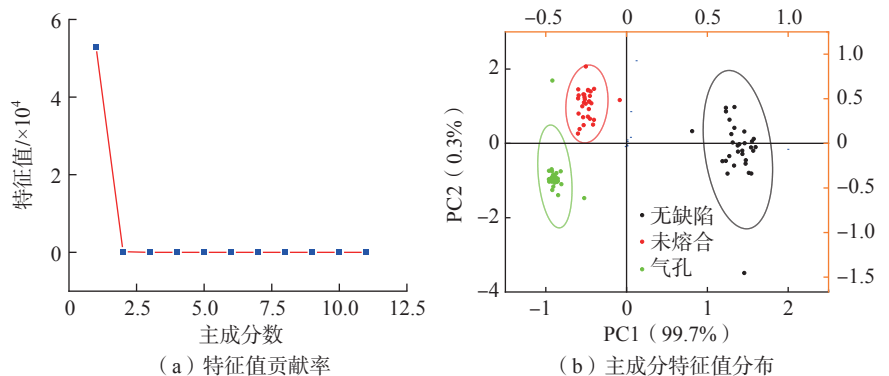


图5 特征值的 PCA 分析

Fig.5 PCA analysis of eigenvalues

表 2 协方差矩阵特征值

Table 2 Covariance matrix eigenvalues

成分序号	特征值	方差百分数 /%	累计 /%
1	52979.43629	99.66	99.66
2	163.07594	0.31	99.97

分类器的输入。

2 基于 LDA 的特征优化

LDA 是有监督的降维方式, 而 PCA 是无监督的降维方法, LDA 不仅可以用来降维还可以用于分类, 其原理是对原数据进行降维投影, 寻找到将各类最大程度区分的方向, 即类间差平方和最大, 总方差尽可能小。因此判别就是将数据向互不相关的特征向量上投影, 线性判别可以降维至 $K-1$ (K 为类别数), 因此选用优异的判别函数可以起到降维作用, 进一步将样本分类^[15]。

采用 LDA 计算特征值对样本进行统计降维, 结果如表 3 所示。根据缺陷类型以及数据特征计算出 2 个判别函数, 其函数积累为 100% 即说明这两个判别函数完全可以解释说明所有的样本特征信息, 因此提取前两个函数作为后续的输出特征值, 判别函数的分布见图 6。

实例验证及分析

对提取的 90×11 的特征矩阵分别经过 PCA 和 LDA 降维后, 均获得 90×2 的联合特征向量。将气孔、未

融合、无缺陷 3 种类型定义编码分别为 100、010、011,将样本数据归一化后做利用 BP 神经网络的输入层,对其进行训练以及识别,选用 trainscg 作为传递函数,训练步数为 1000,训练误差为 0.001,学习速率为 0.01。将原始特征值以及两种方法降维后的重组特征值分别作为输入值对比其识别准确率,其结果如表 4 所示,原始特征值情况下气孔的识别准确率较低,只有 83.3%,而 PCA 作用对两种缺陷的识别准确率均可达到 100%,对无缺陷类型中存在 1.1% 的错误率, LDA 对气孔和无缺陷的识别准确率为 100%,但未熔合缺陷只有 95%,综合比较 PCA 的降维方法取得了更好的识别效果。

结论

(1) 3 种缺陷回波信号经 EMD 分解得到 8 阶 IMF 分量,气孔、未熔合以及无缺陷等原始信号的能量集中在前 5 阶,对前 5 阶 IMF 模态函数进行信号重构,信噪比可提高 21dB 左右。

(2) 分别提取重构信号的时域回波包络特征、波峰平均间隔、幅值系数和衰减系数,以及频域段的面积积分和功率谱频率和幅值为特征值,3 类信号特征都有明显的分布规律,其中回波包络特征、衰减系数和频域特征量与气孔、未熔合以及无缺陷有较为准确的对应关系。

(3) 经过 PCA 和 LDA 两种降

维方法构造后的特征量,与未经过降维的特征量相比,具有更好的分类结果,其中 PCA 作用效果更好,对两种缺陷识别准确率均为 100%;对无缺陷类型中存在 1.1% 的错误率,而基于 LDA 降维方法构造后的特征量与未经过降维的特征量,各类缺陷识别准确率均高于原始特征量。

参考文献

[1] MALLARADHYA H M, KUMAR M V. Microstructure analysis of 17-4 precipitation hardened stainless steel at welded spots in resistance spot welding[J]. Journal of Advanced Manufacturing Systems, 2021, 20(2): 1-12.

[2] YAN L, GUO Q T, YANG S, et al. A size optimization procedure for irregularly spaced spot weld design of automotive structures[J]. Thin-Walled Structures, 2021, 166: 108015.

[3] TARAM A, ROQUELET C, MEILLAND P, et al. Nondestructive testing of resistance spot welds using eddy current thermography[J]. Applied Optics, 2018, 57(18): 63-68.

[4] DEJANS A, KURTOV O, VAN RYMENANT P. Acoustic emission as a tool for prediction of nugget diameter in resistance spot welding[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 62: 7-17.

[5] SATONAKA S, MATSUYAMA K I. Review on inspection techniques for spot welds[J]. Welding in the World: Journal of the International Institute of Welding, 2000, 44(3): 29-36.

[6] 王彬. 车身部件电阻点焊质量超声无损检测研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2018.

WANG Bin. Research on ultrasonic nondestructive testing for resistance spot welding quality of auto-body parts[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2018.

[7] 赵欣, 钱昌明, 陈关龙, 等. 车身点焊接头虚焊缺陷的超声快速识别[J]. 焊接学报, 2006, 27(11): 17-20, 113-114.

ZHAO Xin, QIAN Changming, CHEN Guanlong, et al. Ultrasonic fast identification for faulty welded joint defects of auto-body spot welding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2006, 27(11): 17-20, 113-114.

[8] XIAO H F, CHEN D, XU J W, et al. Defects identification using the improved ultrasonic measurement model and support vector

表 3 判别函数摘要
Table 3 Summary of discriminant function

判别函数	特征值	方差百分比 /%	累计 /%	典型相关性
1	187.28956	95.60	95.60	0.99734
2	8.6205	4.40	100.00	0.9466

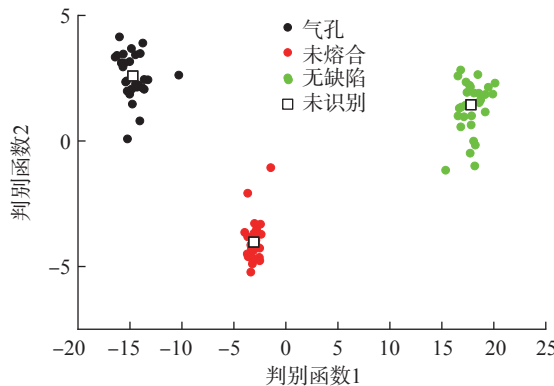


图 6 特征值的 LDA 分析
Fig.6 LDA analysis of eigenvalues

表 4 BP 神经网络分类结果准确率
Table 4 Accuracy rate of BP neural network classification results

缺陷类型	原始特征值	PCA 优化	LDA 优化
气孔	96.7	100	100
未熔合	83.3	100	95.5
无缺陷	100	98.9	100

machines[J]. NDT & E International, 2020, 111: 102223.

[9] 樊萍, 刘新宝. 超声检测中金属裂纹多特征提取研究[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2018, 48(4): 521-526.

FAN Ping, LIU Xinbao. A study of multi-feature extraction for metal crack using ultrasonic testing[J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2018, 48(4): 521-526.

[10] 陈振华, 卢超, 陆铭慧, 等. 基于声-超声检测的薄钢板多焊点结构完整性评价技术[J]. 机械工程学报, 2013, 49(16): 57-61.

CHEN Zhenhua, LU Chao, LU Minghui, et al. Integrity evaluation on spot welded construction of thin steel sheet based on acousto-ultrasonic technique[J]. Journal of Mechanical

Engineering, 2013, 49(16): 57-61.

[11] REVERDY F. Inspection of spot welds using an ultrasonic phased array[C]//AIP Conference Proceedings. Green Bay, 2004.

[12] INTURI V, PRATYUSH A S, SABAREESH G R. Detection of local gear tooth defects on a multistage gearbox operating under fluctuating speeds using DWT and EMD analysis[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021, 12(46): 11999-12008.

[13] 刘素贞, 魏建, 张闯, 等. 基于FPGA的超声信号自适应滤波与特征提取[J]. 电工技术学报, 2020, 35(13): 2870-2878.

LIU Suzhen, WEI Jian, ZHANG Chuang, et al. Adaptive filtering and feature extraction of ultrasonic signal based on FPGA[J].

Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(13): 2870-2878.

[14] LI J, DING D, TSUNG F. Directional PCA for fast detection and accurate diagnosis: A unified framework[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 99: 1-11.

[15] LI J, LIU X J, ZHANG D Q. Detecting differential transcript usage across multiple conditions for RNA-seq data based on the smoothed LDA model[J]. Frontiers of Computer Science, 2020, 15(3): 1-3.

通讯作者: 吴玮, 教授, 主要从事特种焊接及无损检测研究。

Experimental Study on Optimization of Multi-Features of Ultrasonic Signals of Resistance Spot Welding Defects

HUANG Hong¹, WU Wei^{1,2}, LI Kunhang¹, YANG Hongrui¹, YIN Xiangjie¹,
JIANG Qiming¹, DENG Zhanying¹

(1. Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2. Chongqing Engineering Research Center for Special Welding Materials and Technology, Chongqing 400054, China)

[ABSTRACT] For the common ultrasonic echo signals of porosity, unfused and defect-free aluminum alloy spot welded joints, noise reduction and reconstruction were first performed with empirical mode decomposition (EMD) analysis, and multi-scale eigenvalues in the time and frequency domains were extracted using statistical methods to analyze the eigenvalue variation patterns of different defects. The principal component analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA) are used to optimize the feature values and obtain the principal element features of the defective echo signal, finally the principal element features are used as the input of the BP neural network to identify the defect signal. The experimental results show that the feature quantities constructed by the two dimensionality reduction methods have better classification results compared with those without dimensionality reduction, with PCA acting better and effectively improving the defect recognition accuracy of BP neural networks.

Keywords: Resistance spot welding; Ultrasonic detection; Feature extraction; Empirical modal decomposition (EMD); Principal component analysis (PCA)

(责编 阳光)