

基于电磁超声的铝板缺陷识别方法

汪开灿, 许 霁, 翟国富

(哈尔滨工业大学 军用电器研究所, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 针对铝板中典型缺陷类型, 提出基于电磁超声的铝板缺陷识别方法. 通过平底孔和圆底孔人工缺陷模拟实际缺陷, 使用电磁超声体波获得多组缺陷回波信号样本, 采用小波邻域自适应阈值消噪方法, 提升信号信噪比. 从时域、频域和时频域提出多种信号特征方法, 提取 45 种信号特征. 以基于类内类间距离的类别可分性判据为评价指标, 通过序列浮动前向选择算法(SFFS)搜索得到最优特征向量用于缺陷识别. 采用 k -折交叉确认方法确定支持向量机分类器的最优参数. 试验结果表明, 设计的分类器能够有效地识别文中铝板内的平底孔和圆底孔缺陷, 识别正确率达到了 96.7%.

关键词: 缺陷识别; 电磁超声; 支持向量机

中图分类号: TB 55, TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1008-973X(2014)11-2031-08

Defect identification method for aluminum plate based on electromagnetic acoustic technique

WANG Kai-can, XU Ji, ZHAI Guo-fu

(Military Apparatus Research Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Currently, defect types were desired to obtain in order to guide the improvement of the production process. A defect identification method for the aluminum plate based on electromagnetic acoustic technique was proposed. Artificial defects such as flat and round bottom holes were used to represent the real defects in aluminum plates and multiple sets of echo signal samples were obtained by the bulk wave electromagnetic acoustic transducer (EMAT). The adaptive neighboring coefficients method based on wavelet was adopted, which effectively increased the signal noise rate (SNR). Multiply feature extraction methods were proposed to extract 45 kinds of signal features in the time domain, frequency domain and time-frequency domain. Optimum feature vector was obtained through the class distance separation criterion and sequential floating forward selection (SFFS) methods, which effectively deduced the dimension of the feature vector. The k -fold cross validation method was applied to choose the classifier's parameters. The experiment shows that the design of the support vector machine (SVM) classifier can identify the flat and round bottom holes effectively. The recognition accuracy rate is 96.7%.

Key words: defect identification; electromagnetic acoustic transducer(EMAT); support vector machine (SVM)

随着铝板材应用的日益广泛, 对其缺陷检测已不满足于判别缺陷的有无, 更希望获得缺陷的类型、尺寸等信息, 进而指导企业加工工艺的改善, 提高企业

生产效率. 目前, 普遍用于缺陷定性定量分析的金相法属于破坏性检测, 程序复杂, 耗时长. 电磁超声属于无损检测技术, 无需声耦合剂, 能够实现缺陷在线检

收稿日期: 2013-10-17.

浙江大学学报(工学版)网址: www.journals.zju.edu.cn/eng

基金项目: 国防科技工业技术基础科研项目(Z162010T002).

作者简介: 汪开灿(1986—), 男, 博士生, 从事电磁超声无损检测技术方向研究. E-mail: hitwkc@163.com.

通信联系人: 翟国富, 男, 教授、博导. E-mail: gzfzhai@hit.edu.cn.

测,在缺陷类型的在线识别上具有明显优势^[1-2].

目前,在电磁超声无损检测技术的研究上,国内外学者还主要着重从电磁超声换能器(electromagnetic acoustic transducer, EMAT)的换能机理、优化设计,电磁超声工程应用上展开研究,针对电磁超声检测信号处理方法的研究相对较少^[1-4].而由于电磁超声技术存在换能效率低、信号弱的缺点,在从事电磁超声检测信号处理方法的研究上,国内外学者们通过小波变换、希尔伯特变换、相关检测等方法对接收回波信号进行处理,但是目前还主要研究如何提高缺陷的检出能力,以达到判别缺陷有无^[3-9].部分学者尝试通过模式识别技术实现对焊缝、黏接层的识别^[10-11].在针对板材内部缺陷类型识别上还鲜有报道.

本文将针对铝板中的典型缺陷,研究信号消噪算法、缺陷特征提取算法、缺陷类型识别算法等,以达到对铝板内部缺陷定量分析的目的.

1 铝板中缺陷样本

铝板内部较为常见的缺陷类型有气孔、氧化膜、非金属夹杂、分层等.由于实际的缺陷样本较难获得,而且要知晓其中的缺陷类型,必须对其进行破坏性试验,在实际检测中具有很大难度.为此,在研究中通常采用人工加工的缺陷进行等效.本文采用垂直入射的体波探头进行检测,如果人工缺陷的反射面和实际缺陷相当,则可以将二者进行等效.对于体积型缺陷(如气孔),反射面同圆底孔缺陷相当,可以将二者进行等效;对于平面型缺陷(如分层),反射面同平底孔缺陷相当,可以将二者进行等效.为此,本文将研究平底孔和圆底孔缺陷的识别方法.

为消除缺陷尺寸对类型识别的研究产生影响,在铝板上加工多个不同尺寸的平底孔和圆底孔作为本文的检测对象.如图1所示为在50 mm厚的铝板上加工的缺陷样本示意图.平底孔直径分别为2、3、4、5 mm,圆底孔直径分别为3、4、5 mm,高度均为10 mm,埋深40 mm,将其依次标号为1~7.

针对图1的内部缺陷,本文采用电磁超声体波换能器进行缺陷检测.电磁超声体波换能器一般由螺旋线圈和圆柱体永磁体组成.本文采用的EMAT线圈直径约7.5 mm,工作频率5 MHz.采用设计的电磁超声实验测试平台对这7个缺陷进行检测,以获取缺陷回波信号,信号采样频率40 MHz.通过计算^[12],可以得到该换能器的声场分布,如图2所示,其中横坐标 r 表示试件表面质点距对称轴的距离,纵坐标 z 表示质

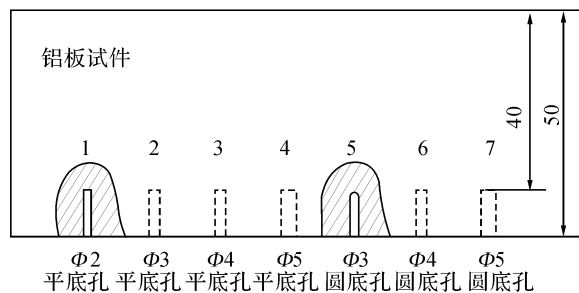


图1 铝板中缺陷样本示意图

Fig. 1 Structure of defects in aluminum plate

点距试件表面深度, u 表示质点位移.

由图2可见,与压电超声 0° 探头声场分布不同,该电磁超声体波换能器的声场呈现圆桶形分布,圆心下方声强小,外侧较大.因此,移动探头,可以得到多个回波最大值位置.不断调整探头位置,尽量保证每次采集的回波波形最大,每次探头位置不同,以模拟实际检测探头位置的随机性.每个缺陷采集20组回波信号,作为后续信号处理对象.如图3所示为直径2 mm平底孔和直径4 mm圆底孔其中一组缺陷回波信号,纵坐标 U 表示采集到的信号电压, t 为采样时间.

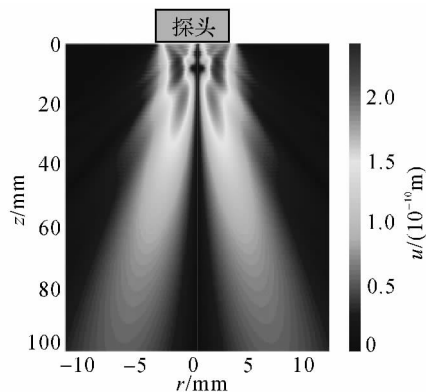


图2 电磁超声体波换能器声场分布

Fig. 2 Radiated wave field distribution of bulk wave EMAT

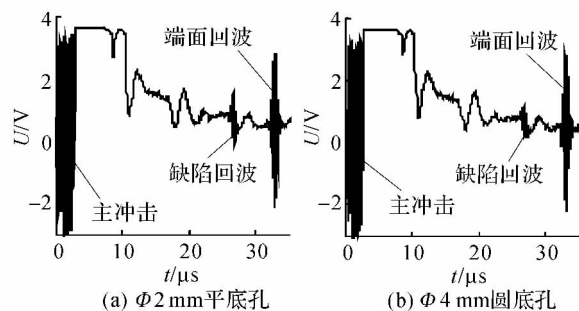


图3 平底孔和圆底孔缺陷回波信号

Fig. 3 Echoes from flat and round bottom holes

2 邻域自适应阈值小波消噪方法

电磁超声换能效率低,接收信号通常仅为数十微伏,较压电超声信噪比低很多.噪声通常包含电磁噪声、电路噪声、材料噪声等.在电磁超声检测系统设计中,通过对探头、电路系统进行了有效屏蔽与接地处理,电磁噪声得到了很大抑制.电路系统中通过合理布线、电源去噪等多种方式,使得电路噪声被限制在较小的水平上.而材料噪声为材料晶粒等的散射导致的相干噪声,一般在粗晶材料(如金属铸件、奥氏体不锈钢等)中对检测影响较大.而本文检测对象为铝合金板材,材料噪声很小.由此可见,通过上述方法,电磁超声接收信号噪声已经得到了很大的抑制.由图 3 可见,电磁超声缺陷回波信号已经清晰可见,信号中的噪声多为白噪声.

小波消噪方法广泛应用于超声信号的消噪^[5,13].然而,传统的小波阈值消噪方法作用于各层的小波阈值由该层的所有小波系数共同确定,为统一值,并未考虑相邻小波系数之间的相关性^[14].如果在某一领域内的小波系数均较大,则表明在该邻域内信号能量较为集中,小波系数多为有用信号分解所得,因此对该邻域内的小波系数进行处理时,应选用较小的阈值,以保留有用信息;相反,如果邻域内的小波系数较小,则说明该邻域内的小波系数多为噪声分解所得,此时应选用较大的阈值,以达到抑制噪声的目的.小波邻域自适应阈值消噪方法,能够实现对每一点小波系数的处理,能够根据其邻域情况自适应的调整阈值的大小,适应性强,应用灵活^[14-15].实现该方法主要分为以下几个步骤:

1) 选用适当的小波母函数与分解层数,对信号进行小波分解,获得 N 层小波分解系数. sym8 小波具有正交性、对称性和二阶消失矩,而且与电磁超声回波信号具有相似性特点,为此本文采用 sym8 小波作为小波母函数^[16].

2) 对于每一层小波系数,将待处理点的小波系数 $\omega_{j,k}$ 与其左右各一个点组成邻域 $B_{j,k} = [\omega_{j,k-1}, \omega_{j,k}, \omega_{j,k+1}]$,其中 ω 下标分别表示小波层数和当前层内的点.

3) 对每一邻域 $B_{j,k}$ 内的中心点小波系数进行阈值处理:

$$\left. \begin{aligned} \beta_{j,k} &= (1 - \frac{3\lambda\sigma_j^2}{S_{j,k}^2})_+ \\ \tilde{\omega}_{j,k} &= \beta_{j,k}\omega_{j,k} \\ S_{j,k}^2 &= \sum_{i=k-1}^{i=k+1} \omega_{j,i}^2 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\tilde{\omega}_{j,k}$ 为阈值处理后的小波系数, $\beta_{j,k}$ 为阈值处理系数; λ 为估计的阈值, $\lambda = (2/3)\log n$, 其中 n 表示每层小波系数的点数; σ_j 为每一层小波系数的噪声方差, $\sigma_j = \text{median}(|\omega_{j,k}|)/0.6745$; “+”号表示该式的值取非负数,即当 $1 - 3\lambda\sigma_j^2/S_{j,k}^2 > 0$ 时, $\beta_{j,k} = 1 - 3\lambda\sigma_j^2/S_{j,k}^2$, 当 $1 - 3\lambda\sigma_j^2/S_{j,k}^2 \leq 0$ 时, $\beta_{j,k} = 0$.

4) 根据处理后的小波系数进行小波重构,得到消噪后的信号.

3 特征提取

在完成信号消噪的基础上,为实现缺陷类型识别,需要进行信号特征的提取.由于电磁超声接收机理复杂,缺陷信号特点不明确,很难得到某种或某几种信号特征来反应不同缺陷的不同.为此,需要从多方面对信号特征进行综合描述.

采用电磁超声换能器检测铝合金板材内部缺陷时,缺陷的位置以及表面形状不同,超声波的反射过程不同,致使接收回波信号在波形形状、频率等特征上存在差异.常见信号分析方法主要从时域、频域、时频域 3 方面进行研究.为此,本文将从上述 3 方面对进行缺陷信号特征的提取,以提取较多地能够反映缺陷回波特性的信号特征.

3.1 基于复小波变换的时域特征提取方法

超声信号的时域特征一般反应在信号的形状上,通过包络上升、下降时间、面积等特征进行描述.小波包变换由于其结果的正交性较容易得到信号包络,在信号包络提取中应用广泛.为此本文选择采用小波包变换的方式得到信号的包络.

与传统小波变换不同的是,复小波变换的小波基函数 $\psi_{a,b}(t)$ 存在虚部,变换后的结果也包含实部和虚部.

$$W_f(a,b) = W_{fr}(a,b) + jW_{fi}(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\bar{\psi}_{a,b}(t)dt. \quad (2)$$

实部 $W_{fr}(a,b)$ 和虚部 $W_{fi}(a,b)$ 所包含的频率成分相同,但相位相差 90° ,存在正交关系.根据复小波变换结果可求得选定频带内信号的包络线.

$$A(a,b) = \sqrt{W_{fr}^2(a,b) + W_{fi}^2(a,b)}. \quad (3)$$

复 Morlet 小波具有与超声信号相似的脉冲波形特性,且参数可调,便于根据实际需求调整时频分辨率,定义如下所示:

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} \exp(-t^2/f_b) \exp(j2\pi f_c t). \quad (4)$$

式中: f_b 为带宽参数, f_c 为小波中心频率参数.

因此本文选用复 Morlet 小波对消噪后的缺陷回波信号进行复小波变换,进而提取信号包络,缺陷回波所在部分的处理结果如图 4 所示. 图中,经小波领域自适应阈值消噪方法处理后的缺陷回波信噪比得到很大提高,经复小波提取的包络能够很好地反应缺陷回波的时域信息.

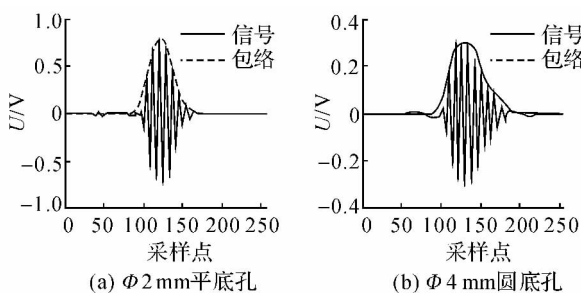


图 4 复小波变换包络提取结果

Fig. 4 Envelope extraction results based on complex wavelet

将提取的信号包络进行归一化,然后以包络幅值的 5% 为阈值确定缺陷回波的起始时刻 t_1 和终止时刻 t_2 ,如图 5 所示为缺陷回波信号包络示意图,其中纵坐标 U' 表示归一化信号包络. 将起始时间、终止时间、最大幅值时间、起始终止时间与最大时间的中点时间标注为 A~E 点,从而将缺陷回波包络线按图中所示方式分为 AB、BC、CD、DE、AC、CE 6 段,并分别提取每一段的斜率值,分别表示为 d_{AB} 、 d_{BC} 、 d_{CD} 、 d_{DE} 、 d_{AC} 、 d_{CE} . 另外,计算缺陷回波持续时间 t_w 和缺陷回波面积 S . 这些特征量用于反映信号时域特征.

对采集的 140 组信号进行消噪处理后,采用复小波变换提取信号的包络,进而提取各时域包络特征,如图 6 所示. 由图 6 可见,平底孔特征总体比较一致,波动较小;而圆底孔特征波动较大,这主要是由于圆底孔缺陷表面形状较为复杂,引发的超声波反射过程也较为复杂. 通过某个单一特征很难将二者区分开来.

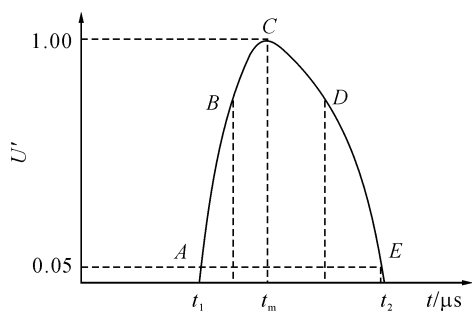


图 5 缺陷回波信号包络示意图

Fig. 5 Envelope diagram of echo

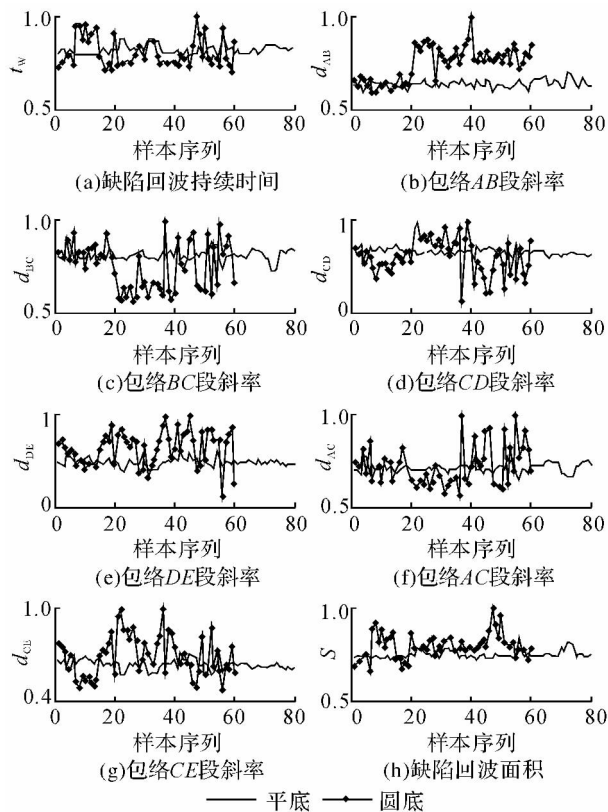


图 6 时域特征提取结果

Fig. 6 Feature extraction results in time domain

3.2 基于 FFT 的频域特征提取方法

傅里叶变换是常用来对信号频域特性进行分析的工具. 本文通过快速傅里叶变换(FFT)求取缺陷回波信号的频谱,如图 7 所示为部分平底孔和圆底孔缺陷回波信号频谱图,其中纵坐标 PSD 表示归一化功率谱密度. 在此基础上,提取中心频率 f_c 、频谱质心 f_g 、主频段能量的百分比 η 、-3dB 带宽 BW_{-3dB} 和 -20dB 带宽 BW_{-20dB} 共 5 个信号频域特征. 其中,中心频率 f_c 表征了信号的主要频率成分;频谱质心 f_g 是信号能量在频域分布的平均位置,表征了缺陷回波信号的能量集中频率;-3dB 带宽和 -20dB 带宽描述了信号频谱的形状信息,表征了回

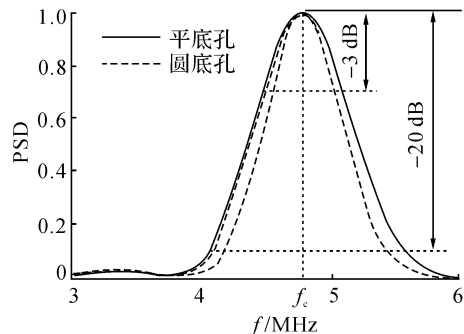


图 7 缺陷回波信号频谱

Fig. 7 Frequency spectrums of defect echoes

波信号的频率范围;主频段能量的百分比 η 表征了反射信号的能量分布情况。

提取 140 组缺陷回波信号的上述频域特征,结果如图 8 所示.可以发现,平底孔缺陷回波信号除个别点外,总体频域特征一致性较好;圆底孔缺陷回波信号的频域特征波动性较大.通过单一特征仍无法分辨出缺陷类型.

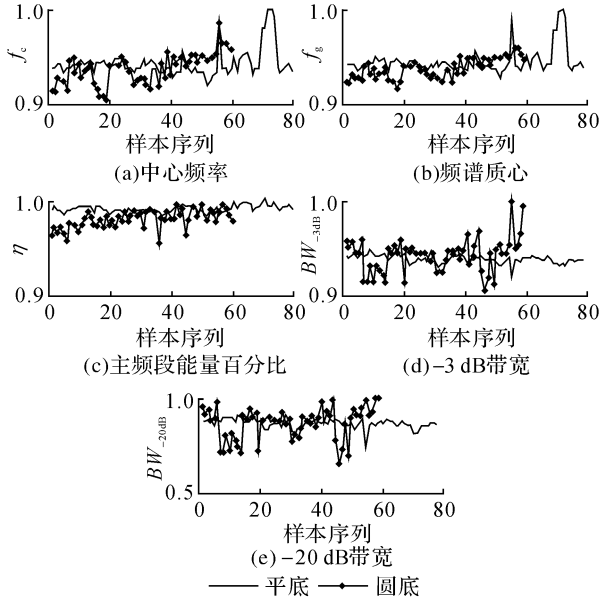


图 8 频域特征提取结果

Fig. 8 Feature extraction results in frequency domain

3.3 基于小波包变换的时频域特征提取方法

时频域分析常采用小波变换的方法,在其基础上发展而来的小波包变换改善了其高频低分辨的不足.通过小波包变换方法将缺陷回波信号分解到不同频段上,进而提取各子频段的能量谱作为特征量.

首先将信号进行二抽取将采样率降低至 20 MHz,以降低运算量;随后选用 sym8 小波函数为母小波,对信号进行五层分解,再将各层小波包系数重构得到各频段的重构信号 $S_{5,0}, S_{5,1}, \dots, S_{5,31}$. 第 5 层各频段信号能量可表示为

$$E_{5,n} = \int |S_{5,n}(t)|^2 dt = \sum_k |d_k^{5,n}|^2. \quad (5)$$

式中: $d_k^{5,n}$ 为重构信号 $S_{5,n}$ 的离散点.

信号总能量为

$$E = \sum_{n=0}^{31} E_{5,n}. \quad (6)$$

采用各频段能量百分比构成的向量作为信号的时频域特征向量:

$$[E_0, E_1, \dots, E_{31}] = \left[\frac{E_{5,0}}{E}, \frac{E_{5,1}}{E}, \dots, \frac{E_{5,31}}{E} \right]. \quad (7)$$

如图 9 所示为平底孔和圆底孔缺陷的部分回波

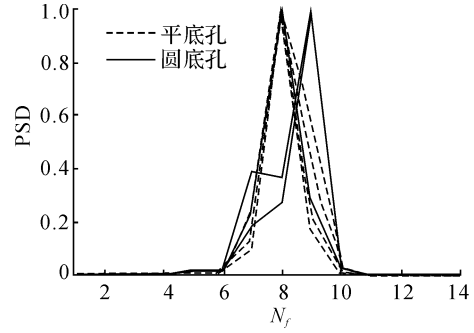


图 9 缺陷回波部分频带能量谱

Fig. 9 Energy spectrums of defect echoes

信号经小波包分解后得到的部分频段的归一化能量谱 PSD,横坐标 N_f 为分解后第 5 层部分频段的序号.

由图 9 可见,平底孔和圆底孔的小波包能量谱并不存在明显规律或可区分之处.

4 特征选择

在第 3 节从时域、频域、时频域 3 方面,共提取了 45 种信号特征,将其组合成初始的特征向量,为 $T_{45} = [t_w, d_{AB}, d_{BC}, d_{CD}, d_{DE}, d_{AC}, d_{CE}, S, f_c, f_g, \eta, BW_{-3dB}, BW_{-20dB}, E_0, E_1, \dots, E_{31}]$. 如前所述,通过单一特征不能区分缺陷类型,需要结合多种特征实现缺陷识别.然而,并非特征向量维数越大,样本的分类效果越好.相反的,选用的特征量过多,其相互之间可能存在冗余,这不仅会使分类器的模型复杂,运算时间长,效率低,更会导致分类器的性能下降.因此在设计分类器时,特征选择环节至关重要.

4.1 基于类内类间距离的类别可分性判据

样本类别不同,其特征在空间中的分布必将不同,各类特征的分布区域之间距离越大,样本区分越容易.因此通过计算比较各类样本特征向量之间的距离可实现对特征向量可分性的定量评价.

在欧氏空间下,对于数目有限的样本集,类间类内距离可表示为

$$\left. \begin{aligned} S_b &= \sum_{i=1}^c P_i (m_i - m)(m_i - m)^T, \\ S_w &= \sum_{i=1}^c P_i \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (x_k^i - m_i)(x_k^i - m_i)^T, \\ m_i &= \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_k^i, \\ m &= \sum_{i=1}^c P_i m_i. \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: c 为样本类别数, 由于本文中有平底孔和圆底孔 2 类样本, 因此 $c=2$; i 为类别编号; S_b 和 S_w 分别称为类间离散度矩阵和类内离散度矩阵; P_i 是第 i 类样本的先验概率, 在未知的情况下, 可通过训练集的样本数进行估计, 即 $P_i = N_i / N$; N_i 为第 i 类样本的样本数; N 为训练集样本总数; x_k^i 为第 i 类中第 k 个样本的特征向量; m_i 为第 i 类样本的均值向量; m 为各类样本的总平均向量。

采用 Fisher 可分性判据值

$$J_d = \text{tr}(S_w^{-1} S_b). \quad (9)$$

对每一个特征量的可分性进行评价, 并按可分性判据值从大到小的顺序排列, 结果如图 10 所示, 其可分性从大到小排列分别为 d_{AB} , η , E_4 , E_{14} , d_{DE} , E_{15} , E_{12} , E_{13} , S , E_{18} , E_3 , E_{17} , E_6 , E_{16} , d_{BC} , E_5 , d_{CE} , f_g , E_1 , E_0 , E_{24} , E_7 , E_2 , E_{19} , d_{CD} , f_c , BW_{-3dB} , t_w , E_8 , E_{22} , E_{26} , E_{28} , E_{29} , E_9 , E_{23} , E_{21} , d_{AC} , E_{20} , BW_{-20dB} , E_{11} , E_{31} , E_{27} , E_{25} , E_{10} , E_{30} 。

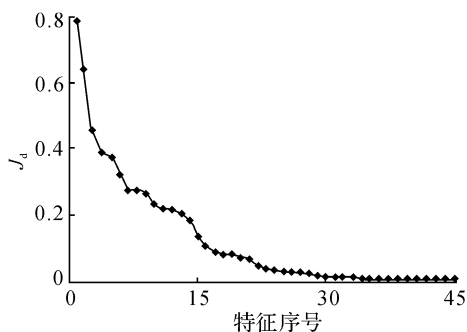


图 10 各特征量的可分性判据值

Fig. 10 Separation criterion values of each feature

4.2 序列浮动前向选择 (SFFS) 算法

如果选出前几个可分性最大的特征组成特征向量, 由于此时是多个特征相互作用, 因此该特征向量的可分性未必最大. 搜索算法的作用即为从众多的特征中, 选择出使可分性达到最大的特征组合, 即最优特征向量。

序列浮动前向选择 (sequential floating forward selection, SFFS) 算法由序列前向选择算法 (sequential forward selection, SFS) 和序列后向选择算法 (sequential backward selection, SBS) 组成^[17]. SFS 算法的搜索过程是: 特征向量从零维开始, 每次选择一个使可分性判据值达到最大的特征加入; 缺点是: 特征一旦选入便无法剔除. SBS 算法的搜索过程与 SFS 相反, 最初的特征向量由所有特征组成, 每次剔除一个, 使剔除后的特征向量的可分性判据值达到最大; 缺点是: 特征一旦被剔除便无法再选入。

SFFS 结合了 SFS 和 SBS 的特点, 通过交替使

用 SBS 和 SFS 算法, 最终选择出可分性判据值最大的组合. 采用 SFFS 搜索算法, 以基于类内类间距离的可分性判据为评价指标, 计算特征向量在各个维度情况下的可分性判据最优值, 结果如图 11 所示。

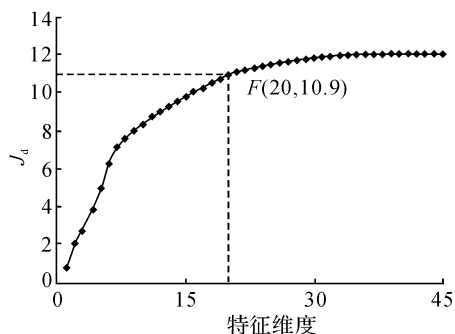


图 11 各个维度下可分性判据最优值曲线

Fig. 11 Optimum values of separation criterion on each dimension

由图 11 可知, 随着特征向量维度增加, 可分性判据值逐渐增大, 且增加幅度逐渐变缓. 当特征向量维度到达 20 后, 随着维度的继续增加, 可分性判据值的增加幅度很小, 仅增加约 10%. 因此本文选择前 20 个特征组成维度为 20 的特征向量, 作为支持向量机分类器的输入, $T_{20} = [t_w, S, f_g, \eta, E_5, f_c, E_{16}, E_{24}, E_{18}, E_{12}, E_{11}, E_6, d_{AC}, E_{20}, E_2, d_{CD}, E_{30}, E_{29}, E_{31}]$. 此时的可分性判据值为 10.90, 向量维度下降了 55.6%。

5 支持向量机分类器设计

在设计支持向量机分类器的过程中, 核函数和相关参数的选取对分类器的复杂程度以及性能起着决定性作用^[18]. 为定量分析分类器的识别正确率, 设计 k -折交叉确认方法. 该方法将训练样本集随机平分成 k 份互不相交的子集, 以其中的 $k-1$ 份为新的训练样本集, 用于训练得到相应参数下的决策函数, 剩余的一份样本为测试集, 用于测试所获得决策函数的分类正确率; 变换训练集与测试集, 重复进行上述操作. 即可得到所有 k 次测试中的错误分类数, 进而得到相应决策函数的识别正确率。

本文选用径向基核函数

$$K(x, x') = \exp \left(-\frac{\|x - x'\|^2}{\gamma^2} \right). \quad (10)$$

式中: x, x' 表示样本集中 2 个样本对应的特征向量。

需要确认的参数包括核函数参数 γ 和惩罚参数 C . 将采集的 140 组缺陷回波信号组成训练样本集, 变换参数 C 和 γ 的取值, 采用 k -折交叉确认方法

估计相应决策函数分类的正确率,进而对比选出最优参数值.如图 12 所示为变换参数 C 和 γ 的取值时,所得决策函数分类正确率 P 的变化情况.参数 C 的取值范围为 $(2^{-5}, 2^{10})$,参数 γ 的取值范围为 $(2^0, 2^{10})$,步进均为 $2^{0.1}$.

观察发现,图 12 中纯白色区域识别正确达到 100%,有众多参数可供选择.然而, C 、 γ 的取值越大,模型越复杂.因此,在满足识别正确率的前提下, C 、 γ 的取值应该尽量小些.为此,本文最终选择图 12 中 S 点作为最优参数,即 $C=2^{-0.5}$ 和 $\gamma=2^{7.2}$.

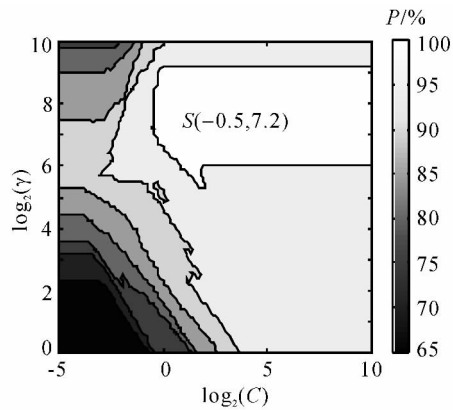


图 12 支持向量机分类器的参数搜索结果

Fig. 12 Parameter selection results of classifier based on SVM

6 缺陷识别实验验证

在本文第 1 节中,在铝板上制作了 7 个尺寸不同的缺陷,每个缺陷在不同位置采集了 20 个回波数据样本.将最大和最小直径的平底孔和圆底孔缺陷作为训练样本集,剩余的作为测试集.即将标号为 1、4、5、7 的缺陷数据共 80 组组成训练样本集,剩余标号为 2、3、6 共 60 组作为测试集.

应用上文设计的支持向量机模型,进行训练和识别,识别结果如表 1 所示,缺陷识别率达到了 96.7%.由此可见,设计的缺陷类型的识别算法能够有效实现对文中平底孔和圆底孔的识别,具有很高的识别正确率.

表 1 缺陷识别结果

Tab. 1 Defect identification results

缺陷类型	$\Phi 3$ mm	$\Phi 4$ mm	$\Phi 4$ mm	合计
	平底孔	平底孔	圆底孔	
识别正确率	100%	95%	95%	96.7%

在本文的特征提取中,选用了多种方法提取了多种缺陷特征,虽然计算复杂度较高,牺牲了计算时

间,但是取得了较好的识别效果.考虑在实际的工业现场中,并非要求对缺陷进行实时识别.为此,本文研究的方法在实际应用中具有一定应用价值.

7 结 语

本文针对铝板的电磁超声缺陷检测信号,提出了基于支持向量机的铝板缺陷识别方法.该方法提出了小波邻域自适应阈值消噪方法,可以显著提升信噪比;从时域、频域和时频域提出了多种特征提取方法,提取了 45 种信号特征,为缺陷识别奠定了基础;以基于类内类间距离的可分性判据为评价指标,通过序列浮动前向选择搜索算法,选取了 20 个信号特征作为最优特征向量,向量维数降低了 55.6%;采用 k -折交叉确认方法得到分类器最优参数为惩罚参数 $C=2^{-0.5}$ 、核函数参数 $\gamma=2^{7.2}$;试验表明,设计的支持向量机分类器能够实现对文中平底孔和圆底孔缺陷的有效识别,识别正确率达到了 96.7%.

参考文献:

- [1] SALZBURGER H. EMAT's and its potential for modern NDE-state of the art and latest applications [C]// **IEEE International Ultrasonics Symposium Proceedings**. Rome: IEEE, 2009: 621-628.
- [2] 翟国富,汪开灿,王亚坤,等.螺旋线圈电磁超声换能器解析建模与分析[J].中国电机工程学报,2013,33(18):147-154.
ZHAI Guo-fu, WANG Kai-can, WANG Ya-kun, et al. Analytical modeling and analysis of electromagnetic acoustic transducers with spiral coils[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2013, 33(18): 147-154.
- [3] NISHIMURA Y, AKIRA S, SUZUKI T. Study of signal processing for EMAT[J]. **Materials Science Forum**, 2011, (670): 345-354.
- [4] HUANG S, TONG Y, ZHAO W. A denoising algorithm for an electromagnetic acoustic transducer (EMAT) signal by envelope regulation[J]. **Measurement Science and Technology**, 2010, (21): 1-6.
- [5] LEGENDRE S, MASSICOTTE D, GOYETTE J, et al. Wavelet-transform-based method of analysis for Lamb-wave Ultrasonic NDE signals. [J]. **IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement**, 2000, 49(3): 524-530.
- [6] KUBINYI M, KREIBICH O, NEUZIL J, et al. EMAT noise suppression using information fusion in stationary wavelet packets[J]. **IEEE Transaction on Ultrasonic, Ferroelectrics, and Frequency Control**, 2011, 58(5):

1027-1036.

- [7] 戴立新, 彭建平, 杨凯, 等. 电磁超声系统强噪声干扰抑制算法研究[J]. 铁道学报, 2011, 33(3): 35-39.
DAI Li-xin, PENG Jian-ping, YANG Kai, et al. Research on the de-noising algorithm of strong noises in the EMAT system[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2011, 33(3): 35-39.
- [8] KERCEL S W, TUCKER R W, VARMA V K. Pipeline Flaw Detection with Wavelet Packets and Gas[C]// *Proceedings of SPIE*. Orlando, USA: SPIE, 2003: 217-226.
- [9] SGARBI M, COLLA V, CATENI S, et al. Pre-processing of data coming from a laser-EMAT system for non-destructive testing of steel slabs[J]. *ISA Transactions*, 2012, 51(1): 181-188.
- [10] LEGENDRE S, MASSICOTTE D, GOYETTE J, et al. Neural classification of Lamb wave ultrasonic weld testing signals using wavelet coefficients[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2001, 50(3): 672-678.
- [11] 宋卫华, 王小民, 李明轩. 电磁超声界面回波瞬态图谱分析与神经网络识别[J]. 声学学报, 2007, 32(4): 333-337.
SONG Wei-hua, WANG Xiao-min, LI Ming-xuan. Analysis and identification for the electromagnetic ultrasonic interfacial echoes using instantaneous spectrum and artificial neural network [J]. *ACTA Acustica*, 2007, 32(4): 333-337.
- [12] ZHAI G, WANG K, WANG Y, et al. Modeling of Lorentz forces and radiated wave fields for bulk wave EMATs[J]. *Journal of Applied Physics*, 2013, 114(5): 054901-1-9.
- [13] 刘守山, 杨辰龙, 李凌, 等. 基于自适应小波阈值的超声

信号消噪[J]. 浙江大学学报:工学版, 2007, 41(9): 1557-1560.

- LIU Shou-shan, YANG Chen-long, LI Ling, et al. Adaptive wavelet thresholding based ultrasonic signal denoising [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2007, 41(9): 1557-1560.
- [14] CAL T, SILVERMAN B. Incorporating information on neighbouring coefficients into wavelet estimation [J]. *Sankhya: The Indian Journal of Statistics*, 2001, 63: 127-148.
- [15] CHEN G, BUI T. Multiwavelets denoising using neighboring coefficients[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2003, 10(7): 211-214.
- [16] 宋卫华, 王小民, 李明轩. 电磁超声多界面检测信号去噪方法研究[J]. 声学学报, 2007, 32(3): 226-231.
SONG Wei-hua, WANG Xiao-min, LI Ming-xuan. Study on the denoising method for the electromagnetic ultrasonic echoes from multiple interfaces[J]. *ACTA Acustica*, 2007, 32(3): 226-231.
- [17] 车红昆, 吕福在, 项占琴. 基于顺序向前浮动搜索时频优选特征的缺陷识别[J]. 浙江大学学报:工学版, 2011, 45(12): 2235-2239.
CHE Hong-kun, LV Fu-zai, XIANG Zhan-qin. Time-frequency optimal feature extraction method based on SFFS algorithm for defects recognition[J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2011, 45(12): 2235-2239.
- [18] 杜树新, 吴铁军. 模式识别中的支持向量机方法[J]. 浙江大学学报:工学版, 2003, 37(5): 521-527.
DU Shu-xin, WU Tie-jun. Support vector machines for pattern recognition [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2003, 37(5): 521-527.

下期论文摘要预登

大部件姿态的快速计算与多轴同步控制技术

屈稳太¹, 杨家强², 张明晖²

(1. 浙江大学 宁波理工学院, 浙江 宁波 315100; 2. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘 要: 为了解决一种六自由度大部件并联机构的姿态精确控制问题, 提出一种快速的姿态计算方法和高精度的多轴同步协调控制技术. 在基础平台上建立固定坐标系, 在大部件的中心建立连体坐标系, 基于这两个坐标系建立大部件姿态计算的运动学数学模型; 在固定坐标系中通过对大部件上 4 个靶标的初始位置和目标位置的精确测量, 即可快速计算出大部件 4 个支撑柱三坐标的位移增量; 多轴同步协调控制技术采用了同步误差积分补偿方法 (CSEI), 对 4 个支撑柱 3 个坐标轴共 12 个运动轴的同步位移误差进行动态积分补偿, 显著地减少了系统的超调量和调节时间, 提高了大部件姿态调整的速度和精度. 仿真结果表明, 所提出的姿态计算方法和 CSEI 控制技术快速有效.

关键词: 并联机构; 大部件; 位姿; 同步协调控制; 误差积分补偿; 多轴控制