

文章编号 1004-924X(2016)04-0930-07

## 焊接缺陷的磁光成像小波多尺度识别及分类

高向东<sup>1\*</sup>, 李国华<sup>1</sup>, 萧振林<sup>2</sup>, 陈晓辉<sup>2</sup>

(1. 广东工业大学 机电工程学院 广东省计算机集成制造重点实验室, 广东 广州 510006;  
2. 广州番禺高勋染整设备制造有限公司, 广东 广州 511400)

**摘要:**针对焊缝微小凹陷、未熔合和焊偏等焊接缺陷,提出了基于磁光成像无损探伤的小波多尺度边缘提取算法及主成分分析-误差反向传播神经网络(PCA-BP)缺陷分类模型;研究了焊件表面及近表面缺陷的可视化无损检测及分类方法。首先,通过对焊件施加感应磁场,利用法拉第磁致旋光原理构成磁光传感器,获取焊接缺陷磁光图像。然后,针对焊接缺陷磁光图像存在噪声干扰、对比度低且成像背景复杂等特征,基于小波模极大值的多尺度边缘信息融合方法,设计了具有高抗噪性的缺陷边缘检测算法。最后,通过 PCA 法对磁光图像列方向灰度变量进行预处理,得到能表征 95% 磁光图像列方向灰度变量信息的 256 个特征点作为输入特征量,构建了三层 BP 神经网络模型,对焊接缺陷样本进行分类。试验结果表明,所提方法能准确识别微小凹陷、未熔合和焊偏等焊接缺陷,模型分类准确率可达 90.80%。

**关键词:**磁光成像;焊接缺陷;小波多尺度算法;主成分分析;缺陷探测;缺陷分类

**中图分类号:**TG115.28;TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162404.0930

## Detection and classification of welded defects by magneto-optical imaging based on multi-scale wavelet

GAO Xiang-dong<sup>1\*</sup>, LI Guo-hua<sup>1</sup>, XIAO Zhen-lin<sup>2</sup>, CHEN Xiao-hui<sup>2</sup>

(1. *Guangdong Provincial Key Laboratory of Computer Integrated Manufacturing, School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;*  
2. *Guangzhou Panyu Gofront Dyeing & Finishing Machinery Manufacturer Ltd., Guangzhou 511400, China*)  
\* *Corresponding author, E-mail: gaoxd666@126.com*

**Abstract:** A multi-scale wavelet edge extraction algorithm and Principal Component Analysis-Back Propagation(PCA-BP) neural network classification model were proposed based on magneto-optical imaging to detect the welded defects such as sags, insufficient fusion on subsurface and welding misalignment. The visualization of detection and the classification of welded defects on the surface and subsurface of weldments were explored. Firstly, the weldments were magnetized by using an excitation magnetic field. Meanwhile, a magneto optical (MO) sensor based on the principle of Faraday magneto effect was used to acquire the MO images of weldments with welded defects. Then, a defect edge extraction algorithm with a better anti-noise property was investigated based on wavelet modulus maxima multi-scale information fusion theory to process MO images suffered from serious noises, low

收稿日期:2016-01-16;修订日期:2016-03-03.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 51175095);广东省协同创新与平台环境建设专项基金资助项目(No. 2015B090901013);广东省重大科技专项资助项目(No. 2014B090921008);广州市科学研究专项基金资助项目(No. 201510010089);佛山市科技创新专项基金资助项目(No. 2014AG10015)

contrast and complex background. Finally, the PCA was taken to preprocess the column grey variables of MO images and 256 feature points of column variable of MO images which could characterize grey variable by 95% were obtained. Furthermore, these feature points were regarded as inputs of a three-layer BP neural network model to classify the welded defects. Experiment results show that the proposed method can be applied to detection of welded defects as mentioned above, and the accuracy of PCA-BP classification model has reached to 90.80%.

**Key words:** welded defect; magneto optical imaging; multi-scale wavelet algorithm; Principal Component Analysis(PCA); defect detection; defect classification

## 1 引言

无损探伤是检测焊接产品质量的一种重要方法,目前常见的焊接缺陷检测方法主要有射线法、超声波法、渗透法和磁粉法<sup>[1,2]</sup>。这些方法均存在一定的局限性,如射线法检测成本高且其辐射对人体有害;超声波检测需要耦合剂,对工件表面要求高且只能检测形状简单的工件;渗透检测需要使用着色液或荧光液且仅限于表面开口缺陷的检测;磁粉法对工件表面光洁度要求非常高,且不能检测内部缺陷。

以法拉第磁致旋光效应为理论基础的磁光成像是一种新的无损检测可视化方法,其通过脉冲信号或交变信号使受检试件表面感生出涡流,再利用缺陷处涡流畸变引起的垂直磁场变化而进行可视化成像,常用于检测飞机铆钉裂纹缺陷<sup>[3-5]</sup>。磁光成像方法也可应用于微间隙焊缝(宽度约为0.1mm)的检测和跟踪,解决了结构光检测法难以识别微间隙焊缝的问题<sup>[6,7]</sup>。

针对焊件表面和近表面微小凹陷、未熔合和焊偏等缺陷,本文研究了磁光成像无损探伤可视化检测方法。研究发现,在磁光成像无损探伤过程中,影响焊接缺陷自动检测和识别的主要原因是磁光图像清晰度不高、噪声干扰严重且成像背景复杂。因此,提出采用小波梯度模极大值多尺度信息融合方法及 Hermite 曲线插值技术提取焊接缺陷边缘,并应用 PCA-BP (Principal Component Analysis-Back Propagation)模型对焊接缺陷进行分类。

## 2 焊接缺陷磁光成像原理

基于法拉第磁致旋光效应的磁光成像原理:当一束线偏振光在磁光介质中传播时,若在磁光

介质中沿着偏振光传播的方向施加外部磁场,则线偏振光的振动面会旋转一个角度 $\theta$ ,旋转方向仅与外部磁场的方向有关, $\theta$ 大小为:

$$\theta = VBL, \quad (1)$$

式中: $B$ 为外加磁场的磁感应强度, $L$ 为偏振光通过介质的路程,系数 $V$ 为介质材料的维尔德(Verdet)常数。

图1为焊接缺陷的磁光成像原理图,由图1可知,单色高功率发光二极管发出的光经过起偏器后变为线偏振光,其通过磁光介质后被光反射面反射。焊件处于直流电磁铁产生的外磁场中,在焊件无缺陷区域,会形成完整的磁路,因为沿着偏振光的传播方向没有磁场存在,故偏振光的振动面不发生偏转。当焊件存在缺陷时,无法形成完整的磁路,沿着偏振光的传播方向会存在一个磁场,其方向与外部激励磁场的方向一致,此时偏振光的振动面会发生偏转。包含了焊接质量信息的线偏振光经偏振器检偏后由互补金属氧化物半导体(CMOS)接收,形成焊接缺陷磁光图像。

缺陷磁光成像的效果与偏振光振幅在检偏器上的投影成正相关。在焊件无缺陷区域,偏振光振幅在检偏器上的投影为:

$$I_0 = E \cos \varphi, \quad (2)$$

式中: $E$ 为偏振光的振幅, $\varphi$ 为偏振光与检偏器间的夹角。

当焊件存在缺陷时,在外磁场的作用下,缺陷两侧被磁化,其磁性与外部磁场的方向一致。如图1所示,缺陷两侧分别被磁化为N极和S极,其中N极磁场使偏振光的振动面沿光的传播方向顺时针旋转 $\theta$ 角,S极磁场使振动面沿光的传播方向逆时针旋转 $\theta$ 角。它们对应的偏振光在检偏器上的投影分别为:

$$I_1 = E \cos(\varphi - \theta), \quad (3)$$

$$I_2 = E \cos(\varphi + \theta), \quad (4)$$

偏振光投影  $l_0$ 、 $l_1$  和  $l_2$  在 CMOS 上产生可视化影像,其对的应光强分别为:

$$I_0 = l_0^2 = E^2 \cos^2 \varphi, \quad (5)$$

$$I_1 = l_1^2 = E^2 \cos^2 (\varphi - \theta), \quad (6)$$

$$I_2 = l_2^2 = E^2 \cos^2 (\varphi + \theta), \quad (7)$$

由式(5)、(6)、(7)可知,  $I_2 < I_0 < I_1$ , 其在二维图像中表示为灰度值由小到大。

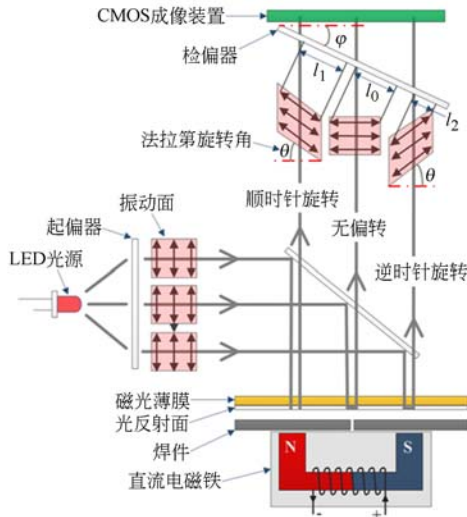


图 1 焊接缺陷磁光成像原理图

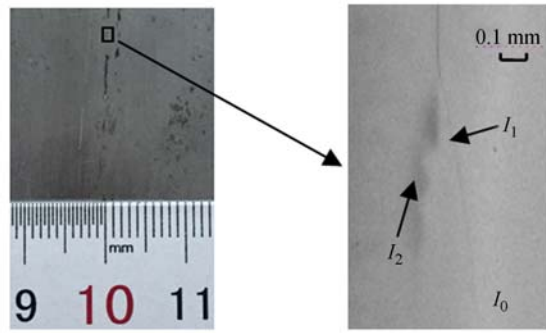
Fig. 1 Schematic of MO imaging for detecting weld defects

图 2(a)为由激光焊接的高强钢实物图,其表面有肉眼难以观察到的微小凹陷(宽度约为 0.1 mm),图 2(b)为微小凹陷对应的磁光图像,相应的光强  $I_0$ 、 $I_1$  和  $I_2$  的成像效果已在图中标示。如图 2(b)所示,焊接缺陷磁光成像模糊、成像背景灰度不均且缺陷与背景对比度较低,影响了焊接缺陷的识别与检测。

### 3 基于小波-Hermite 的缺陷边缘检测

#### 3.1 小波多尺度边缘信息融合检测

边缘是缺陷的最基本特征,也是识别缺陷类别、大小、位置及形状的基本要素。缺陷磁光图像的能量大部分集中在低频和中频部分,而缺陷边缘和噪声均对应于高频部分,从而使缺陷边缘的检测较为复杂和困难。针对边缘和噪声信息难以区分的问题,通过对小波系数进行处理和重构,小波变换可将含有噪声信息的缺陷磁光图像进行分解,从而达到区分缺陷边缘和噪声的目的<sup>[8]</sup>。



(a) 焊件实物 (b) 缺陷的磁光图像

(a) Physical map of weldment (b) MO image of defect

图 2 焊件实物图与缺陷磁光图像

Fig. 2 Physical map of weldment and MO image of defect

若小波分解的级数为  $j$ , 则  $s=2^j$  表示小波变换的尺度。对于二维图像信号  $f(x, y)$ , 在尺度  $s$  下, 信号  $f(x, y)$  的小波变换在水平和垂直方向的两个高频分量可定义为:

$$\begin{bmatrix} W_s^{(1)}(x, y) \\ W_s^{(2)}(x, y) \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x}(f * \eta_s)(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y}(f * \eta_s)(x, y) \end{bmatrix} = s \nabla (f * \eta_s)(x, y), \quad (8)$$

式中:符号“\*”表示卷积,  $\eta_s(x, y)$  为高斯平滑函数,  $\nabla (f * \eta_s)(x, y)$  为平滑函数的梯度。

由式(8)可知,经小波变换后,图像信号的 2 个分量分别正比于被平滑函数平滑后图像梯度矢量的 2 个分量。边缘点是曲面  $(f * \eta_s)(x, y)$  的拐点,是其一阶导数的最大或最小值。边缘检测即在尺度  $s$  上寻求该梯度矢量模的局部极大值点,小波变换在尺度  $s$  上的梯度模局部极大值定义为:

$$M_s(x, y) = \sqrt{|W_s^{(1)}(x, y)|^2 + |W_s^{(2)}(x, y)|^2}, \quad (9)$$

梯度幅角的计算公式为:

$$Ang_s f(x, y) = \arctan \left( \frac{W_s^{(1)}(x, y)}{W_s^{(2)}(x, y)} \right), \quad (10)$$

在尺度  $s$  上,沿幅角方向求得的梯度模局部极大值点即为缺陷磁光图像的灰度突变点。设定阈值  $T$  对这些突变点进行筛选,可得到缺陷轮廓边缘点。若该点的梯度幅值  $M_s(x, y) > T$ , 则标记该点为缺陷轮廓边缘特征点,并置为 1; 若该点的梯度幅值  $M_s(x, y) \leq T$ , 则标记该点为非缺陷轮廓边缘特征点,并置为 0。

小波多尺度可适用于磁光图像的边缘检测,

小尺度滤波边缘定位精度高,边缘细节较为丰富,但对噪声较为敏感;大尺度滤波抗噪性好,但定位精度不足。为了能在获取准确的缺陷边缘的同时,又有较好的抗噪性,本文对小波变换多尺度下的两个高频分量进行融合处理,即

$$W^{(1)}(x, y) = \sum_{j=1}^3 \alpha_{2^j} W_2^{(1)}(x, y), \quad (11)$$

$$W^{(2)}(x, y) = \sum_{j=1}^3 \alpha_{2^j} W_2^{(2)}(x, y), \quad (12)$$

式中:  $\alpha_{2^j}$  表示尺度  $2^j$  下的小波系数的融合加权因子,且  $\sum_{j=1}^3 \alpha_{2^j} = 1$ 。

### 3.2 Hermite 曲线插值

小波梯度模极大值法是基于局部区域的算法,通过求取梯度矢量模的局部极值点作为缺陷边缘轮廓点,有时难以得到较好的缺陷边缘连续性。Hermite 曲线插值技术能在已知两端点及其导数的情况下对间断点进行插补,从而得到较为平滑的插值曲线。

设  $f(x)$  为待修复曲线段,其在  $x_0$  和  $x_1$  处截断,在  $x_0$  和  $x_1$  处的函数值分别为  $f(x_0) = y_0$  和  $f(x_1) = y_1$ ,且导数为  $f'(x_0) = y_0'$  和  $f'(x_1) = y_1'$ ,则所求插值曲线为<sup>[9]</sup>:

$$H(x) = y_0(1+2l_1(x))l_0^2(x) + y_1(1+2l_0(x)) \cdot l_1^2(x) + y_0'(x-x_0)l_0^2(x) + y_1'(x-x_1) \cdot l_1^2(x), \quad (13)$$

式中:  $l_0(x)$  和  $l_1(x)$  为 Lagrange 插值基函数。

图3为分别用传统 Canny 边缘检测算子和小波多尺度信息融合检测算法对细小凹陷进行缺陷识别的过程。图3(a)为缺陷磁光图像,图3(b)和图3(c)为 Canny 算子的边缘检测结果。可以看出 Canny 边缘检测算子对于双阈值选取的依赖性较大,而且固定阈值难以实现不同焊接缺陷磁光图像的缺陷边缘提取。由图3(d)可知,小波多尺度信息融合算法能检测缺陷磁光图像中灰度变化较大的像素点,这些像素点形成了一系列表征缺陷边缘的轮廓曲线段,其定位准确且较好地反映了实际缺陷的边缘形状。由于曲线段较为零散且大多数并不连续,无法形成完整的缺陷轮廓形状,故应用 Hermite 曲线插值技术修复为完整平滑的缺陷轮廓,如图3(e)所示。



(a) 凹陷磁光图像

(a) MO image of sag



(b) Canny 算子边缘检测结果(双阈值  $t_{\text{high}}=30, t_{\text{low}}=5$ )

(b) Edge detection results by Canny operator with  $t_{\text{high}}=30$  and  $t_{\text{low}}=5$



(c) Canny 算子边缘检测结果(双阈值  $t_{\text{high}}=20, t_{\text{low}}=3$ )

(c) Edge detection results by Canny operator with  $t_{\text{high}}=20$  and  $t_{\text{low}}=3$



(d) 小波多尺度信息融合边缘检测

(d) Edge detection results by multi-scale wavelet fusion



(e) Hermite 插值技术修复边缘曲线

(e) Edge-curve restoration by Hermite

图3 焊接缺陷边缘检测

Fig. 3 Edge detection results of welding defect by using different methods

## 4 基于 PCA-BP 的焊接缺陷分类

在焊接过程中,缺陷主要出现在焊缝对接处,沿着焊接速度的方向呈狭长状,因此磁光图像列方向的灰度变化能在一定程度上表征焊件的焊接质量及对应的缺陷类别间的关系。图4为4种不同焊接质量状态(无缺陷、凹陷、未熔合和焊偏)所对应的磁光图像第256列(图像大小为  $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ )像素点灰度值的分布情况。由图中可知,不同焊接缺陷所对应的磁光图像列向量灰度值的变化曲线差异性较大。无缺陷磁光图像的列向量的灰度变化曲线最为平稳,无较大起伏;凹

陷缺陷样本的灰度变化曲线总体较为平稳,但存在一个明显波谷;近表面未熔合样本的灰度变化曲线呈扭曲 Z 状,曲线存在一个瞬间变化区域,左右两侧区域灰度值向中间逐步靠拢;焊偏样本的灰度变化曲线呈典型 Z 状,曲线同样存在一个瞬变区域,左右两侧区域灰度值呈现常数状态。

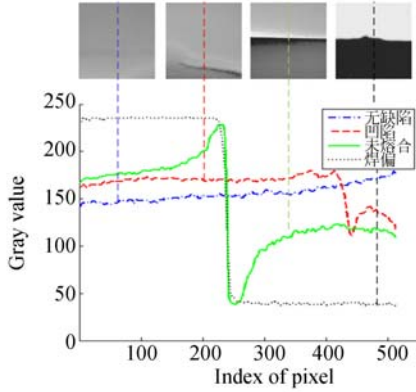


图 4 各缺陷磁光图像第 256 列像素点灰度值

Fig. 4 Gray values of the 256<sup>th</sup> column pixel in different MO defect images

因此,本文利用主成分分析方法对各磁光图像的列向量进行预处理,得到能反映磁光图像列向量大部分变量信息的主成分,以此作为 BP 神经网络的特征输入,构建缺陷磁光图像分类模型。PCA 是一种数据压缩和特征提取的多变量统计分析技术,它能够多个相关变量转化为少数几个不相关的综合变量(PCs),而且这些不相关的综合变量包含了原变量提供的大部分信息,从而达到降维的目的。一般来说,排在较前面的几个 PCs 能反映大部分原始变量信息<sup>[10]</sup>。在对数据集提取主成分之前,需要对数据集进行初步处理。由于磁光图像大小为 512 pixel × 512 pixel,为了提高 PCA 的处理速度而不损失图像的大部分特征,将磁光图像逐点采样降维至 64 pixel × 64 pixel,同时对其进行标准化。假设  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)^T$  为 PCA 的输入,其中  $\mathbf{x}_j$  为第  $j$  列像素点集合,则协方差矩阵  $\mathbf{R}$  可由式(14)计算:

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nn} \end{pmatrix} \quad (14)$$

由此可得到矩阵  $\mathbf{R}$  的特征值( $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ )及对应的特征向量( $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n$ ),其中  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq$

$\dots \geq \lambda_n$ 。各主成分及贡献率分别由式(15)和(16)计算:

$$\mathbf{Y}_i = \sum_{k=1}^n e_{ik} \mathbf{x}_k, \quad (15)$$

$$q_i = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^n \lambda_i}, \quad (16)$$

各主成分  $\mathbf{Y}_i$  的方差贡献率如图 5 所示,当方差总贡献率  $q$  为 95% 时,PCA 算法将输入的 64 pixel × 64 pixel 的原始数据降维至 64 pixel × 4 pixel。将得到的 256 个特征点作为特征输入,构造 BP 神经网络分类模型。

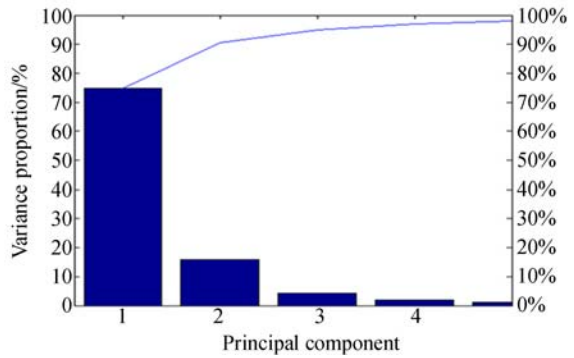


图 5 各主成分方差贡献率

Fig. 5 Variance contribution of PCs

BP 神经网络是一种由误差反向传播算法进行训练的多层前馈网络,是目前应用最广泛的神经网络模型之一<sup>[11]</sup>。BP 网络能学习和存储大量的输入-输出模式映射关系,而无需事先获得描述这种映射关系的数学方程。理论上一个三层的 BP 神经网络就能够以任意精度逼近任何非线性函数。BP 神经网络模型如图 6 所示,输入为 256 个特征点,输出为(1,0,0,0)、(0,1,0,0)、(0,0,1,0)和(0,0,0,1),分别表示无缺陷、凹陷、未熔合和焊偏,隐含层个数设定为 17。

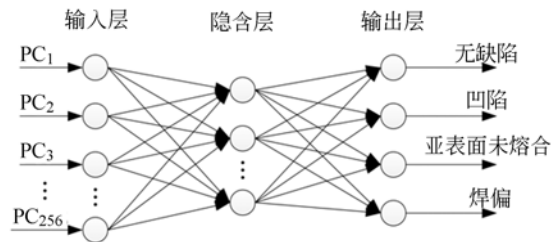


图 6 BP 神经网络模型

Fig. 6 Structure of BP neural network

### 5 试验与结果分析

为了验证磁光成像对焊接缺陷检测的有效性,分别对微小凹陷、未熔合和焊偏表面未熔合 3 种缺陷进行了检测试验,这 3 种缺陷均难以凭目测直接观察到。图 7 为焊接缺陷检测结果图,图中椭圆表示检测区域。图 7(a)、7(b)分别为焊缝存在细小凹陷的实物图和检测结果,由图可知,小波-Hermite 算法能提取出完整的缺陷轮廓。图 7(c)、7(d)分别为距焊件表面 3 mm 的未熔合缺陷的实物图和检测结果,由图可知,小波-Hermite 算法在近表面未熔合焊缝处及焊缝上下过渡带处各形成了一条检测曲线。图 7(e)、图 7(f)分别为激光束偏离焊缝时焊件表面的实物图和检测结果。通过与内部未熔合磁光图进行对比可知,焊偏磁光图像的对比度较高,这主要因为焊件近表面未熔合区域表面的金属已熔化,缺陷处于焊件内部,磁光传感器能够检测到的相应磁场较弱;而焊偏时焊件的表面金属有局部未熔化现象,因此对应的缺陷磁场相对较强,应用小波-Hermite 算法能够在焊偏焊缝处形成一条明显且周边没有毛刺的检测曲线。试验结果表明,所提方法能有效检测细微凹陷、未熔合、焊偏等焊接缺陷,并可以准确识别缺陷的位置、大小和形状。

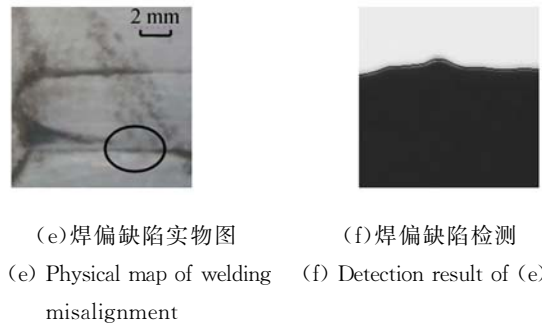
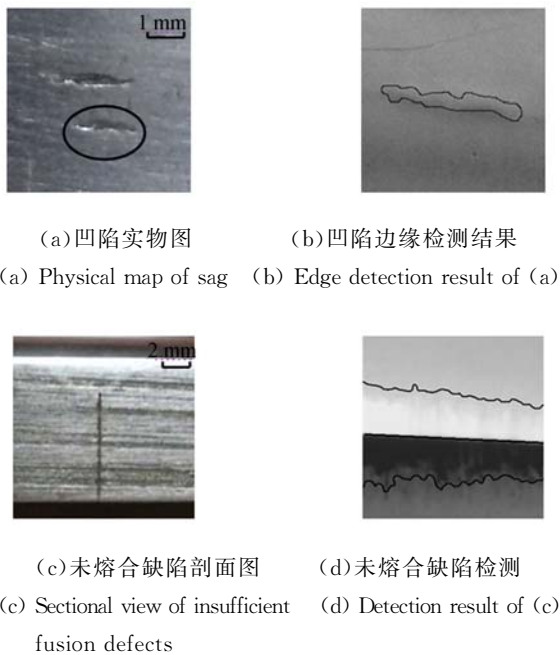


图 7 3 种缺陷检测结果图

Fig. 7 Detection results of three kinds of weld defects

在进行缺陷分类检测试验中,共采集了 500 幅磁光图像,其中无缺陷样本 50 幅,凹陷、未熔合和焊偏各 150 幅,随机抽取无缺陷样本 25 幅、凹陷、未熔合和焊偏样本各 75 幅作为 PCA-BP 分类模型的训练集,其余 250 幅作为测试集,分类结果如表 1 所示。由表 1 可知,在 225 幅缺陷样本中,PCA-BP 模型能准确识别其中的 219 幅缺陷磁光图像,缺陷识别率为 97.33%。仅有 6 幅凹陷磁光图像样本被错分为无缺陷样本,这主要是因为一些微小凹陷磁光图样本与无缺陷磁光图样本的差别较小所致。由于磁光图像是连续采集的,某些缺陷磁光图仅能反映缺陷的局部特征,而未熔合缺陷样本的形状和大小与凹陷缺陷样本相近,因此近表面未熔合缺陷易被错分为凹陷缺陷,样本总体分类准确率为 90.80%。

表 1 PCA-BP 模型缺陷分类结果

Tab. 1 Defect classification by PCA-BP model

| 类别  | 样本数量 | 分类结果 |    |     |    | 正确率 /% |
|-----|------|------|----|-----|----|--------|
|     |      | 无缺陷  | 凹陷 | 未熔合 | 焊偏 |        |
| 无缺陷 | 25   | 25   | 0  | 0   | 0  | 100    |
| 凹陷  | 75   | 6    | 67 | 2   | 0  | 89.33  |
| 未熔合 | 75   | 0    | 7  | 68  | 0  | 90     |
| 焊偏  | 75   | 0    | 2  | 6   | 67 | 89.33  |
| 总计  | 250  | 31   | 72 | 75  | 72 | 90.80  |

### 6 结 论

本文提出了一种基于法拉第磁光效应成像的焊接缺陷探伤新方法,采用基于梯度模极大值的小波多尺度融合算法对成像背景复杂的磁光图像进行边缘轮廓提取,并根据磁光图像的成像特点

将图像列灰度值作为特征输入,构造 PCA-BP 缺陷磁光图像分类模型。试验结果表明,所提磁光成像探伤方法能有效检测焊件凹陷、未熔合和焊偏等缺陷。与传统边缘检测算子相比,小波多尺度边缘信息融合-Hermite 技术能更有效地提取

完整的缺陷边缘轮廓。在缺陷分类试验中,通过 PCA 算法得到能表征磁光图像列方向灰度变量 95%信息的  $64 \times 4$  个特征点,将这 256 个特征点作为 BP 神经网络的特征输入,输出分别为无缺陷、凹陷、未熔合和焊偏,分类准确率可达 90.80%。

#### 参考文献:

- [1] PRAVEEN A, VIJAYAREKHA K, ABRAHAM S T, *et al.*. Signal quality enhancement using higher order wavelets for ultrasonic TOFD signals from austenitic stainless steel welds [J]. *Ultrasonics*, 2013, 53(7):1288-1292.
- [2] 周贤,刘义伦. 炭素制品缺陷的 X 射线自动检测技术研究[J]. *光学精密工程*, 2006, 14(3):503-508.  
ZHOU X, LIU Y L. X-ray automatic inspection techniques for carbon product defects [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 503-508. (in Chinese)
- [3] HELIFA B, OULHADJ A, BENBELGHIT A, *et al.*. Detection and measurement of surface crack in ferromagnetic materials using eddy current testing [J]. *NDT & E Int*, 2006, 39: 384-390.
- [4] LE M, LEE J, SHOJI T. A simulation of magneto-optical eddy current imaging [J]. *NDT & E International*, 2011, 44(8): 783-788.
- [5] DENG Y M, LIU X, UDPA L. Magneto-optic imaging for aircraft skins inspection: A probability of detection study of simulated and experimental image data [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2012, 61(4):901-908.
- [6] GAO X D, LIU Y H, YOU D Y. Detection of micro-weld joint by magneto-optical imaging [J]. *Opt Laser Technol*, 2014, 62: 141-151.
- [7] 高向东,吴嘉杰. 微间隙焊缝磁光成像检测及跟踪方法[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(4):71-77.  
GAO X D, WU J J. Approach of detecting and tracking micro weld joint based on magneto optical imaging [J]. *Chin J Mech Eng-En*, 2015, 51(4): 71-77. (in Chinese)
- [8] 林丽君,殷鹰,何明格,等. 基于小波模极大值的磁瓦裂纹缺陷边缘检测算法[J]. *电子科技大学学报*, 2015, 44(2):283-288.  
LIN L J, YIN Y, HE M G, *et al.*. Edge detection algorithm of magnetic tile crack based on wavelet modulus maxima [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2015, 44(2): 283-288. (in Chinese)
- [9] 李红. 数值分析[M]. 武汉:华中科技大学出版社, 2003.  
LI H. *Numerical Anylysis* [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2003. (in Chinese)
- [10] 李海森,张艳宁,姚睿,等. 基于主成分分析的直线运动模糊参数估计[J]. *光电精密工程*, 2013, 21(10):2656-2663.  
LI H S, ZHANG Y N, YAO R, *et al.*. Parameter estimation of linear motion blur based on principal component analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10): 2656-2663. (in Chinese)
- [11] 王灿进,孙涛,石宁宁,等. 基于双隐含层 BP 算法的激光主动成像识别系统[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6):1639-1647.  
WANG C J, SUN T, SHI N N, *et al.*. Laser active imaging and recognition system based on double hidden layer BP algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6):1639-1647. (in Chinese)

#### 作者简介:



高向东(1963—),男,河南郑州人,教授,博士生导师,1988年于中南大学获得硕士学位,1998年于华南理工大学获得博士学位,研究方向为焊接自动控制。通讯作者, E-mail: gaoxid666@126.com



李国华(1990—),男,广东汕尾人,硕士研究生,2013年于韶关学院获得学士学位,主要从事焊接自动控制和图像处理技术等方面的研究。E-mail: guohualee@126.com