

# 基于主成分分析-支持向量机模型的激光钎焊 接头质量诊断

程力勇, 米高阳, 黎 硕, 胡席远, 王春明

华中科技大学材料科学与工程学院, 湖北 武汉 430074

**摘要** 基于主成分分析-支持向量机(PCA-SVM)模型,提出一种利用近红外辐射信号预测接头形貌的方法,研究了信号的变化规律与焊缝形貌之间的相关性,实现了工艺参数的优化。提取信号的 6 种时域特征参数并进行主成分分析,获得了接头形貌综合评定指标。根据信号的输入特征,利用支持向量机进行了分类预测。结果表明,近红外辐射信号能够反映焊接过程中焊缝状态的变化,不同缺陷的特征变化具有较大差异,且存在清晰的识别度。该预测模型能够准确识别焊缝成形形貌,准确率高达 96.6%。

**关键词** 激光技术; 激光钎焊; 近红外辐射信号; 质量诊断; 主成分分析; 支持向量机

中图分类号 TG456.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201744.0302004

## Quality Diagnosis of Joints in Laser Brazing Based on Principal Component Analysis-Support Vector Machine Model

Cheng Liyong, Mi Gaoyang, Li Shuo, Hu Xiyuan, Wang Chunming

School of Materials Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China

**Abstract** Based on the principal component analysis-support vector machine (PCA-SVM) model, one method is proposed to predict the joint morphology with the near infrared radiation signal. The correlation between the change laws of signals and the weld formation morphology is investigated and the optimization of process parameters is realized. Six kinds of characteristic parameters of signals in time domain are extracted and the principal component analysis is carried out to obtain the comprehensive evaluation index of joint morphology. Based on the input characteristics of signals, the classification prediction is done by using the support vector machine. The results show that, the near infrared radiation signals can reflect the change of weld state during the welding process, the characteristic changes of different defects have great difference, and the clear recognition exists. The proposed prediction model can accurately identify weld appearance with accuracy up to 96.6%.

**Key words** laser technique; laser brazing; near infrared radiation signal; quality diagnosis; principal component analysis; support vector machine

**OCIS codes** 140.3390; 140.3510; 070.1060; 070.5010

## 1 引 言

激光焊接具有高温、瞬态、非线性的工艺特点,焊接质量在线监测是智能焊接的重要组成部分之一<sup>[1]</sup>,对焊接质量的控制具有重要的意义。激光与材料的相互作用过程传递出很多焊接状态信息,不同的焊接状态

收稿日期: 2016-10-08; 收到修改稿日期: 2016-11-12

基金项目: 国家自然科学基金(51375191)

作者简介: 程力勇(1992—),男,硕士研究生,主要从事激光焊接在线质量监测方面的研究。

E-mail: chengliyong@hust.edu.cn

导师简介: 王春明(1976—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事激光加工方面的研究。

E-mail: cmwang@hust.edu.cn(通信联系人)

呈现出不同的相关特征信息。实际生产中激光钎焊对焊接质量的要求很高,而激光钎焊具有较高的不稳定性,容易出现未熔合、孔洞、不平整等缺陷,因此,激光钎焊的在线监测是焊接研究领域的热点之一。

国内外对激光焊接的在线监测主要是针对激光焊接过程中熔池、匙孔的监测,匙孔中含有大量的等离子体,其动态变化直接影响焊缝成形。Gao 等<sup>[1-2]</sup>建立了基于熔池投射阴影特征的焊缝宽度多层前馈神经网络和径向基函数神经网络预测模型,该模型能够适用于不同焊接速度下的焊缝外观预测。Bardin 等<sup>[3]</sup>利用高速摄像同轴监测匙孔,并对其进行图像处理,通过匙孔轮廓亮度的变化来判断焊缝熔深。Hand 等<sup>[4]</sup>基于熔池辐射的红外光信号设计了控制焦点位置的闭环系统,结果表明红外光信号能够较好地反映激光焦点位置的偏差,系统可以通过信号的反馈来调节激光焦点位置,系统的实时响应性及稳定性高。于栋等<sup>[5]</sup>建立了基于 CCD 的激光熔覆过程检测,获得了熔池动态变化过程。在信号分析方法上,Yu 等<sup>[6]</sup>通过主成分分析(PCA)除去光谱信号冗余信息,进行特征信息提取,并结合 BP 神经网络对焊缝成形进行了预测,可以有效地区别焊缝的好坏。蔡怀宇等<sup>[7-8]</sup>采用 PCA 对特征信息进行了提取,结果表明该方法具有速度快、精度高等特点。许燕玲等<sup>[9]</sup>采用支持向量机(SVM)分类模型对优化后的特征参数进行了分类预测,获得了较好的焊接质量且预测准确率高。

本文利用激光钎焊过程产生的热辐射,通过采集近红外辐射信号来获取焊接过程中的状态信息,对信息进行分析和处理后得到特征参数,并结合 PCA 方法与 SVM 分类模型对激光钎焊进行了接头形貌识别。

## 2 激光钎焊光电传感器监测技术

### 2.1 光电监测实验系统

#### 2.1.1 实验设备

实验中使用的是德国 IPG 公司生产的 YRL-4000 光纤激光器,该激光器主要参数:最大功率为 4000 W,激光波长为 1.07  $\mu\text{m}$ ,焦长为 250 mm,焦点处光斑直径为 0.3 mm。所用机器人是额定负载为 60 kg 的瑞士 ABB 公司生产的 IRB4400 型专用焊接机器人。弧焊电源采用奥地利福尼斯公司生产的 TPS4000 逆变电源,可实现电流、电压及送丝速度一体化调节,实验中采用弧焊电源送丝机构来完成激光钎焊中钎料的送给。光电监测系统包括探头、信号调理与数据显示三个部分。探头部分含有采集焊接过程中红外信号变化的光电传感器,红外信号峰值波长为 1100 nm,属于近红外波段;同时,探头内放置了一片 800 nm 长波通的滤光片,屏蔽 800 nm 以下波段的信号,保证了实验的准确性。信号调理部分将传输来的信号进行滤波和放大,以降低噪声的影响,提高数据的准确性。数据显示部分通过 NI 数据采集卡进行模数转换,在计算机中利用 LabVIEW 软件显示数字信号的变化,并将数据存储在计算机中。

#### 2.1.2 实验材料

实验所用材料为 DC54D+ZF 型连续热镀锌钢,其主要化学成分见表 1。试样尺寸为 150 mm  $\times$  100 mm  $\times$  0.7 mm,卷边对接接头形式及尺寸如图 1 所示,其中卷边是由卷边机压制而成,实验前需要将试样表面的油污和氧化物用丙酮擦拭干净。

表 1 DC54D+ZF 材料的化学成分(质量分数,%)

Table 1 Chemical compositions of DC54D+ZF material (mass fraction, %)

Element	C	Mn	P	S	Al	Ti
Value	$\leq 0.01$	0.3	0.025	0.02	0.015	0.1

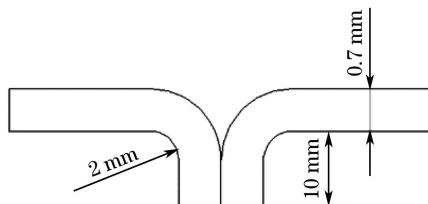


图 1 卷边对接接头示意图

Fig. 1 Diagram of crimping butt joint

实验中所用焊丝是直径为 1.6 mm 的 CuSi<sub>3</sub>,其固液相线温度分别为 910 °C 和 1025 °C,抗拉强度为 330~370 N/mm<sup>2</sup>,焊丝化学成分见表 2。

表 2 CuSi<sub>3</sub> 焊丝化学成分(质量分数,%)

Table 2 Chemical compositions of CuSi<sub>3</sub> welding wire (mass fraction, %)

Element	Cu	Al	Si	Zn	Mn	P	Pt	Sn	Fe
Content	Bal.	≤0.01	2.8-4.0	≤0.2	0.5-1.5	≤0.02	≤0.02	≤0.2	≤0.3

### 2.1.3 实验方法

实验中采用的激光钎焊技术的工艺参数范围见表 3。不同的工艺参数会使焊缝的表面成形不同,导致相应缺陷的产生;同时,监测信号出现不同的特征形式,便于后续的数据分析。激光钎焊及监测示意图如图 2(a)所示,采用卷边对接的方式对镀锌钢板进行激光钎焊连接,同时利用监测设备对焊接过程实时监测,以获取焊接过程状态信息,并呈现在计算机显示屏上。图 2(b)中包括了实验中用到的设备,其中监测传感器的角度与焊接方向成 90°;探头与熔池间的直线距离为 30 cm,并固定在激光焊接头上,有效避免了保护气嘴和送丝枪对熔池的遮挡。在此次实验中,主要探究钎焊缺陷的产生与监测信号变化之间的相关性,并以此进行缺陷识别。因此,整个实验过程需要固定传感器的角度和位置,以保证信号强度大小一致。

表 3 激光钎焊焊接工艺参数

Table 3 Process parameters of laser brazing

Process parameter	Value
Laser power /kW	2.2-3.5
Welding speed /(m/min)	1.5-3.0
Wire feed rate /(m/min)	2.0-4.5
Defocusing amount /mm	-15, -30, -45
Side assist gas flow /(m <sup>3</sup> /min)	1.5

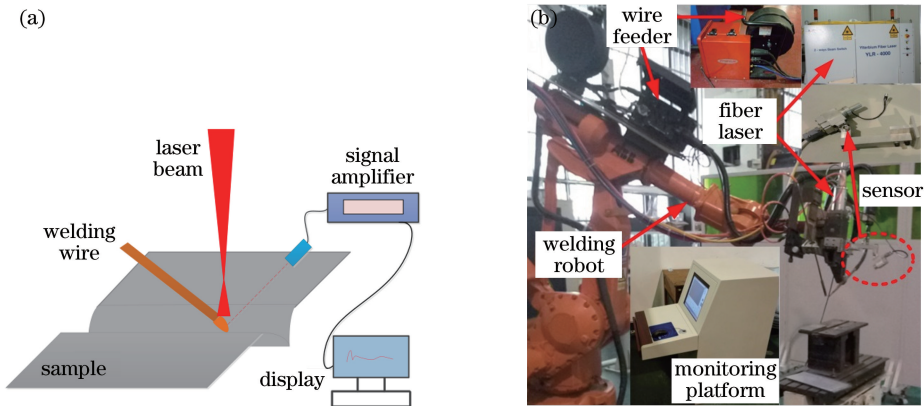


图 2 (a)激光钎焊与监测示意图;(b)焊接系统

Fig. 2 (a) Schematic diagram of laser brazing and monitoring; (b) welding system

## 3 基于 PCA-SVM 模型的接头质量诊断

建立 PCA-SVM 模型,利用激光钎焊过程中近红外辐射信号对焊缝成形形貌进行诊断,在建立模型前对该模型进行假设,使得模型更加合理与完整。模型建立包含两个假设条件:1)假设数据采集过程不受环境干扰,即数据全部来源于熔池的近红外辐射信号;2)假设该模型适用于激光钎焊对焊缝成形的预测。

### 3.1 焊后表面缺陷分类

激光钎焊对焊缝成形有非常高的要求,在实际生产中对缺陷的监测显得尤为重要。实验中将接头形貌分为图 3 所示的 4 类,分别是未填满焊缝、不平整焊缝、有孔洞焊缝和良好焊缝。图 3(a)中出现未铺展或者单边焊的缺陷,将其归类为未填满缺陷,焊缝未填满使得熔池向外辐射的近红外辐射信号较弱,监测到的近红外辐射信号强度很低;图 3(b)中不平整的焊缝形貌是实际生产中需要避免的,监测到的近红外辐射信号

有其典型的特征;图 3(c)是在焊接过程中焊缝出现孔洞的缺陷;图 3(d)则是激光钎焊中最希望得到的表面光滑平整的焊缝。4 类焊缝成形形貌在激光钎焊过程中都会出现,通过监测近红外辐射信号的波动对激光钎焊进行缺陷诊断。

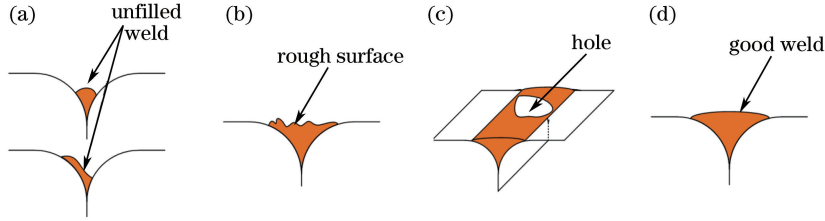


图 3 焊缝接头形貌示意图

Fig. 3 Schematic diagram of weld joint morphology

### 3.2 焊接状态近红外辐射信号规律及特征

实验工艺参数的变化会造成近红外辐射信号强度均方根值的变化,结果如图 4 所示。当焊接速度从 1.5 m/min 增加至 3.0 m/min 时,近红外辐射信号强度随焊接速度的增加呈减小趋势,表明焊接热输入量逐渐减少。热输入量过多或者过少都会造成焊缝成形差,合适的热输入量对焊缝成形至关重要。当激光功率从 2.2 kW 增加至 3.5 kW 时,近红外辐射信号强度随着激光功率的增加而逐渐增大,表明在其他条件不变的情况下,焊接热输入量随激光功率的增加而相应增加,测试设备监测到的近红外辐射信号强度随之增大。由图 4(c)可知,近红外辐射信号强度随着离焦量的变化并没有显著变化,主要是因为离焦量改变的是光斑大小并使得能量更加分散,对整个熔池的热输入量并没有明显改变,表明离焦量的变化对近红外辐射信号强度没有较大影响。在送丝速度从 2.0 m/min 增大至 4.5 m/min 的过程中,近红外辐射信号强度在送丝速度小于 3.0 m/min 时是快速增大的,当继续增大送丝速度时,近红外辐射信号强度增大缓慢,表明送丝量达到一定程度后近红外辐射信号强度并没有显著增大。

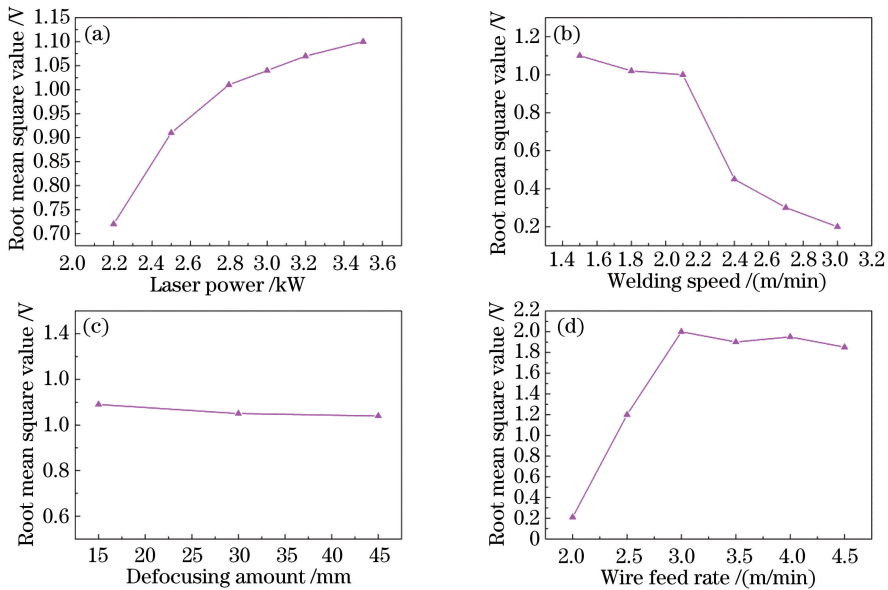


图 4 工艺参数对近红外辐射信号均方根值的影响。(a)激光功率;(b)焊接速度;(c)离焦量;(d)送丝速度

Fig. 4 Effects of process parameters on root mean square value of near infrared radiation signal.

(a) Laser power; (b) welding speed; (c) defocusing amount; (d) wire feed rate

近红外辐射信号强度会随着工艺条件的变化而变化,主要是随焊接热输入量的改变而变化。在焊接过程中,时域的变化更能反映焊接状态,信号的每一种波动都包含了焊接状态的波动。图 5(a)中近红外辐射信号波动出现了两次波谷,信号强度值出现突然衰减。从焊缝表面图中可以发现,信号强度波谷对应位置处出现了孔洞,由于孔洞没有钎料填入,因此近红外辐射信号没有被监测到而出现信号骤降的波动。由此判

断,在焊接过程中出现了孔洞缺陷。图 5(b)中近红外辐射信号出现了较大波动幅度的杂乱波动,而且信号分布很密集,信号强度的标准差是 0.64,偏离程度大,信号不稳定;同时焊接过程中焊缝形貌也是不稳定的,焊缝图中对应地出现了不平整、凹凸不平的焊缝表面。图 5(c)中近红外辐射信号没有大幅度的波动,且没有异常的波峰和波谷,波动的幅值在 1 V 以内,属于正常的波动范围;与之对应的焊缝表面光滑平整,没有凹凸和孔洞,属于实际生产中期望得到的良好焊缝。图 5(d)中近红外辐射信号强度幅值很低,持续保持在 0.5 V 左右,焊缝图中对应位置处出现未填满的焊缝,造成红外辐射信号强度明显降低。

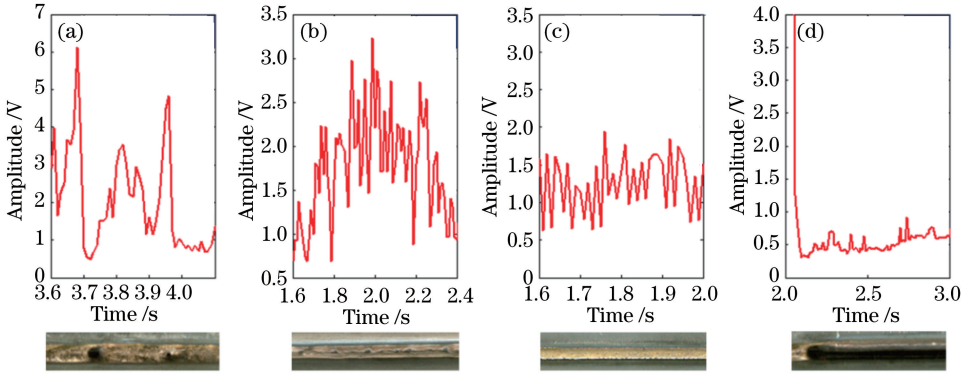


图 5 不同焊缝形貌及其近红外辐射信号曲线。(a)孔洞;(c)不平整;(c)良好焊缝;(d)未填满焊缝

Fig. 5 Different weld appearances and corresponding near infrared radiation signal curves . (a) Hole; (b) rough surface; (c) good weld; (d) unfilled weld

### 3.3 近红外辐射信号时域特征提取

对近红外辐射信号进行有效的分析、处理,并提取特征信息,这是对激光钎焊过程状态进行合理估计和分类的关键。对采集到的近红外辐射信号进行小波分解与重构,达到除去噪声的目的,使得信号反映的信息是真实而准确的。原始信号出现了很多异常峰值,采用小波分解后,干扰信息少,信号的特征提取更加准确。

时域特征参数包括均方根值、方差、峰峰值、波形因子、峰值因子和峭度因子。其中均方根值表示近红外辐射信号强度的有效值,与均值相比更具有实际意义。方差可衡量一组数据的离散程度,方差越小表示信号波动越小。峰峰值描述了信号值变化范围的大小,当出现异常峰值时,峰峰值会突然上升或突然下降,表明焊接过程中会有缺陷产生。波形因子反映的是信号波形的稳定性,是时域中的重要参数。峰值因子和峭度因子分别用来检验信号是否有冲击指标和信号偏离正态分布的程度。

### 3.4 基于 PCA-SVM 的预测结果与分析

#### 3.4.1 PCA

实验中提取出与 4 种焊缝成形形貌相对应的近红外辐射信号各自的特征参数,每一种焊缝形貌都包含了上述 6 种特征参数,这 6 种特征参数完整地反映了近红外辐射信号在时域内的波动特征,同时避免了近红外辐射信号中特征信息的丢失。这 6 种特征参数之间存在着一定的相关性,会出现信息重复,因此需要对其进行相关性分析以保证特征信息的完整和独立,结果如图 6 所示。由图可知,大部分特征参数相关系数超出了 0.3,表现出较相关的水平;相关系数超出 0.5 的特征参数占了较大比重,表现出强相关的水平。因此,特征参数之间相关性较大,可能会导致样本信息过度重复,对样本的识别准确率会产生不利影响。

提出 PCA 方法来改变特征参数相关性较大的局面,其基本思想是对样本特征参数进行降维,采用一种综合指标相互独立地表示某一焊缝形貌的特征,从而改善训练样本的有效性,提高识别准确率。

实验中的样本数量总共有 180 个,每个样本对应 6 个特征参数,组成  $180 \times 6$  原始数据矩阵  $\mathbf{X}$ 。为消除原变量量纲不同和数值差异过大带来的影响,对原变量作标准化处理。计算公式为

$$A_i = X_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i, \quad (1)$$

式中  $X_i$  是特征参数的第  $i$  个样本值; $N$  是样本数量,这里取 180。

计算新矩阵  $\mathbf{A}$  的协方差矩阵  $\mathbf{C}$ ,并利用下式计算协方差矩阵  $\mathbf{C}$  的特征值  $\lambda$  和特征向量  $\mathbf{u}$  :

$$\mathbf{C}\mathbf{u} = \lambda\mathbf{u}. \quad (2)$$

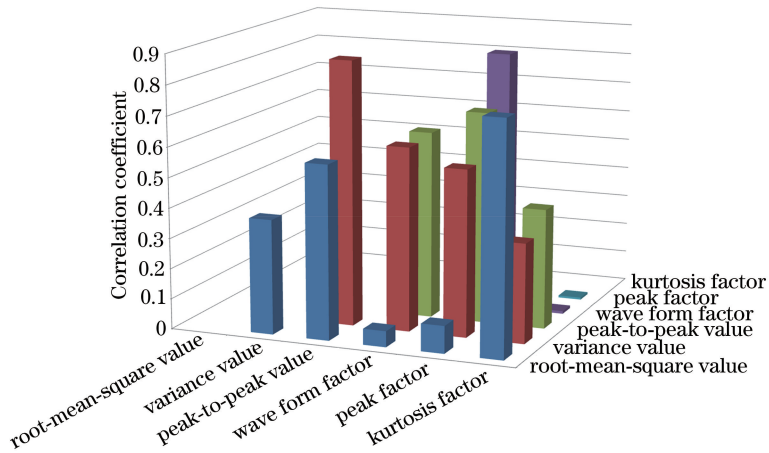


图 6 6 种特征参数相关系数柱状图

Fig. 6 Bar graph of correlation coefficients of six kinds of characteristic parameters

将特征值从大到小排列,分别计算它们的累计贡献率。通常累计贡献率大于 75%时,对应的前  $p$  个主成分包含  $m$  个原始变量所能提供的绝大部分信息,主成分个数就是  $p$  个。4 种焊缝成形形貌的特征参数经过主成分分析的变换后,按照主次顺序依次排列,见表 3。

表 3 4 种焊缝形貌主成分累计贡献率

Table 3 Cumulative contribution rates of principal components of four kinds of weld appearances

Composition	Cumulative contribution rate / %			
	Unfilled weld	Rough surface	Hole	Good weld
PC 1	97.8692	99.9946	99.99949	99.98683
PC 2	1.938282	$2.677 \times 10^{-3}$	$3.69 \times 10^{-4}$	0.010511
PC 3	0.104552	$2.57 \times 10^{-3}$	$1.37 \times 10^{-4}$	$2.398 \times 10^{-3}$
PC 4	0.08791	$1.47 \times 10^{-4}$	$2.92 \times 10^{-6}$	$2.51 \times 10^{-4}$
PC 5	$5.16 \times 10^{-5}$	$8.55 \times 10^{-6}$	$6.41 \times 10^{-7}$	$9.74 \times 10^{-6}$
PC 6	$2.93 \times 10^{-6}$	$7.13 \times 10^{-7}$	$8.48 \times 10^{-9}$	$3.87 \times 10^{-7}$

从表 3 中数据可知,4 种焊缝成形形貌的特征参数经过变换后,PC 1 所占比重都在 97%以上,表明 PC 1 包含的特征信息能足够反映焊缝成形形貌的全部特征。因此,由原来六维特征向量转变成一维特征向量,组成最终的  $180 \times 1$  训练矩阵  $T$ 。

### 3.4.2 SVM 的诊断结果与分析

PCA 使得数据更具说明性和有效性,根据数据特征利用 SVM 对激光钎焊焊缝成形缺陷进行归类。近红外辐射信号特征对应焊缝成形形貌,因此,在 SVM 中近红外辐射信号特征作为输入量,焊缝成形形貌作为输出量,并分类标签:1 为未填满,2 为不平整,3 为孔洞,4 为良好焊缝。将这 180 个样本中的 120 个样本作为训练集,另外 60 个为测试集,用训练集对 SVM 进行训练,可以得到分类模型,再用得到的模型对测试集进行类别标签预测。算法流程如图 7 所示。

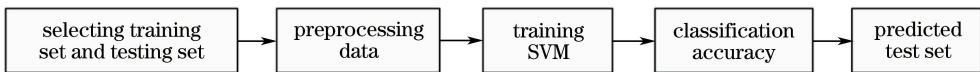


图 7 支持向量机模型整体流程

Fig. 7 Whole process of SVM model

在此 SVM 中,采用了径向基核函数,其中惩罚参数  $c$  和核函数  $g$  采用交叉验证的方式获得,这种方式可以获得最优的参数值,并在训练中获得最高的准确率。通过 Matlab 软件计算得到优化后的惩罚参数  $c$  和核函数  $g$ ,设  $X = \text{lb } g, Y = \text{lb } c$ ,结果如图 8 所示,可以看到,在惩罚参数  $c$  为 256、核函数  $g$  为 1024 的条件下,识别准确率达 99.1%。

将优化后的参数代入 SVM 进行训练,得到最终的分类模型。用这个模型去预测另外的测试集样本,测试准确率为 96.6%,结果如图 9 所示。

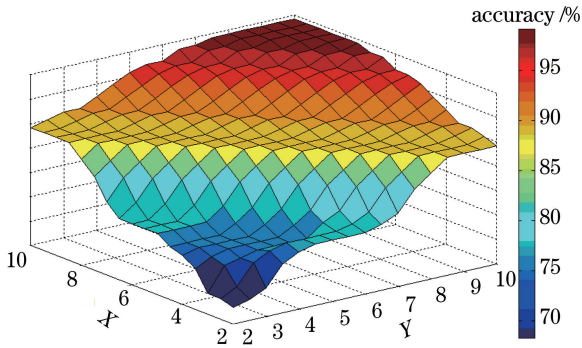


图 8 交叉验证优化参数三维图

Fig. 8 Three-dimensional diagram of optimized parameters with cross validation method

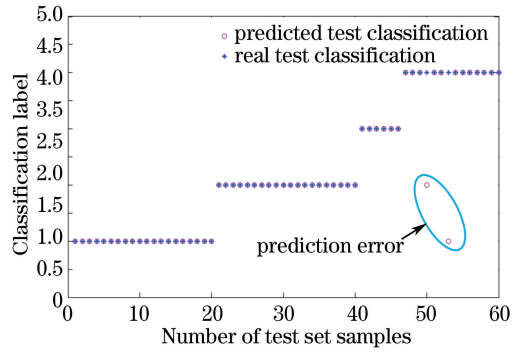


图 9 测试集的分类结果图

Fig. 9 Classification results of test set

由图 9 可知,两个样本预测错误,预测过程中原本属于良好焊缝的近红外辐射信号特征分别被识别成不平整和未填满的焊缝成形形貌。造成这种误差的主要原因为:1)良好焊缝训练的数据量不够多,使得分类界限存在微小的交叉,造成预测结果错误;2)不平整焊缝与良好焊缝的信号均方根值没有明显的差距,最终造成两者的特征参数接近,使得预测结果出现错误。但是,其他绝大部分的样本预测的结果与实际结果完全符合。因此,基于 PCA-SVM 模型,利用近红外辐射信号的特征对激光钎焊缝成形缺陷进行诊断可实现高准确率。该研究对实际生产中激光钎焊缺陷的检测有着指导意义。

## 4 结 论

利用 PCA-SVM 模型,建立了针对近红外辐射信号特征信息的预测算法,对激光钎焊接头形貌实现了分类预测。通过研究,得到以下结论:1)PCA-SVM 模型描述了焊缝形貌的分类结果与信号特征参数间的映射关系,可以利用模型对激光钎焊过程进行预测分类;2)采用 PCA 方法对多维、互相关的信号特征参数进行了主成分提取,将提取后的综合参数作为 SVM 的输入对焊缝形貌进行了预测,该方法有效降低了数据的相关性,增加了训练样本的有效性;3)PCA-SVM 模型对 4 种焊缝形貌具有很高的识别度,预测准确率达 96.6%。

## 参 考 文 献

- [1] Gao X D, You D Y, Katayama S. The high frequency characteristics of laser reflection and visible light during solid state disk laser welding[J]. Laser Physics Letters, 2015, 12(7): 076003.
- [2] Zhang Yanxi. Recognition of molten pool morphology in real time and prediction of weld appearance during high-power disk laser welding[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2014.  
张艳喜. 大功率盘型激光焊熔池形态在线识别及焊缝成形预测模型[D]. 广州: 广东工业大学, 2014.
- [3] Bardin F, Cobo A, Lopez-Higuera J M, et al. Optical techniques for real-time penetration monitoring for laser welding [J]. Applied Optics, 2005, 44(19): 3869-3876.
- [4] Hand D P, Peters C, Jones J D C. Nd:YAG laser welding process monitoring by non-intrusive optical detection in the fibre optic delivery system[J]. Measurement Science and Technology, 1995, 6(9): 1389-1394.
- [5] Yu Dong, Zhong Minlin, Liu Wenjin, et al. Realtime monitoring research of melt pool images in laser cladding process [J]. Chinese J Lasers, 2007, 34(s1): 86-90.  
于 栋, 钟敏霖, 刘文今, 等. 激光熔覆过程中熔池图像的实时检测[J]. 中国激光, 2007, 34(s1): 86-90.
- [6] Yu H W, Xu Y L, Lü N, et al. Arc spectral processing technique with its application to wire feed monitoring in Al-Mg alloy pulsed gas tungsten arc welding[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2013, 213(5): 707-716.
- [7] Cai Huaiyu, Feng Zhaodong, Huang Zhanhua. Centerline extraction of structured light stripe based on principal component analysis[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(3): 0308006.  
蔡怀宇, 冯召东, 黄战华. 基于主成分分析的结构光条纹中心提取方法[J]. 中国激光, 2015, 42(3): 0308006.
- [8] Fan Jinping, Xu Xiaofei, Zhang Wangping, et al. Multi-wavelength phase-shifting interferometry based on principal component analysis[J]. Chinese J Lasers, 2015, 42(10): 1008004.

范金坪, 徐小飞, 张望平, 等. 一种基于主成分分析的多波长相移干涉测量方法[J]. 中国激光, 2015, 42(10): 1008004.

- [9] Zhang Z F, Chen H B, Xu Y L, *et al.* Multisensor-based real-time quality monitoring by means of feature extraction, selection and modeling for Al alloy in arc welding[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60-61: 151-165.