

文章编号:1006-2467(2016)S-0071-04

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2016.S.018

## 2219 铝合金变极性 TIG 焊熔透状态识别方法

刘 亮<sup>1</sup>, 杨长祺<sup>2</sup>, 倪加明<sup>2</sup>, 陈华斌<sup>1</sup>, 陈小奇<sup>1</sup>, 陈善本<sup>1</sup>

(1. 上海交通大学 材料科学与工程学院, 上海 200240; 2. 上海航天精密机械研究所, 上海 201109)

**摘 要:** 铝合金焊接熔透状态有效识别是其焊缝成形及接头质量表征的一个关键因素, 设计了 2219 铝合金变极性 TIG 多元信息传感系统, 实时获取焊接动态过程熔池宽度、送丝速度、焊接电流、间隙和错边等多元信息, 并以此信息作为模型输入变量, 构建了 2219 铝合金变极性 TIG 熔透状态预测模型, 通过支持向量机建模对 2219 变极性 TIG 焊接熔透状态, 未熔透、熔透和过熔透进行分类, 支持向量机的核函数和惩罚因子通过网格搜索法寻优获得, 模型分类准确率达 93.294 1%。

**关键词:** TIG 焊; 熔宽识别; 支持向量机; 熔透状态分类

**中图分类号:** TG 409 **文献标志码:** A

## Recognition Method Research for Variable Polarity TIG Welding Penetration State of 2219 Aluminum Alloy

LIU Liang<sup>1</sup>, YANG Changqi<sup>2</sup>, NI Jiaming<sup>2</sup>, CHEN Huabin<sup>1</sup>,  
CHEN Xiaoqi<sup>1</sup>, CHEN Shanben<sup>1</sup>

(1. School of Materials Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University Shanghai 200240, China;  
2. The Shanghai Aerospace Precision Machinery Research Institute, Shanghai 201109, China)

**Abstract:** Aluminum alloy welding penetration state effective recognition is the weld and the joint quality characterization of one of the key factors. Variable polarity TIG 2219 aluminum alloy was developed in this paper, multiple information sensing system, real-time dynamic process of welding pool width, wire feed speed, welding current, clearance and wrong side of multivariate information, and information as the model input variables, and build the 2219 aluminum alloy variable polarity TIG fusion state prediction model, through the support vector machine (SVM) modeling of variable polarity TIG welding penetration condition; 2219 not penetration, penetration and fusion classification, the kernel function of support vector machines (SVM) and punishment factor through grid search method optimization and model classification accuracy of 93.294 1%.

**Key words:** tungsten inert gas (TIG); weld width recognition; support vector machine (SVM); molten pool status classification

铝合金焊接是一个复杂的物理化学过程, 在焊接过程中通过外部热量将固态金属熔化并融合在一

起, 在此过程中焊接熔池由固态\_液态\_固态变化最终形成焊缝, 可将这个过程按照熔透状态分为三类,

收稿日期: 2016-04-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51275301)

作者简介: 刘 亮 (1989-), 男, 博士研究生, 主要从事智能化焊接中的多信息融合及焊缝成型控制研究, E-mail: 466195905@qq.com.

未熔透、完全熔透和过熔透<sup>[1]</sup>。未熔透出现在铝合金焊接过程的初始阶段或者焊接电弧能量较少时,焊缝正面熔宽较小,背面完全未熔透或者部分熔透,焊缝余高较小,完全熔透状态出现在焊接过程的中后期或者焊接电弧能量较大,可以完全融化焊缝的时候,表现为表面熔宽均匀适度,表面成型较好,背面焊缝也完全熔透,有一定适当的熔宽,成形也很平整。过熔透状态一般发生在焊接电流过大或焊缝间隙过大的情况,电弧能量穿透工件,表现为正面熔宽过大,且热影响区域过宽。目前国内针对于铝合金焊接熔透状态的分类识别已有所研究,如上海交通大学的吕娜博士<sup>[2]</sup>利用焊接过程中的电弧声音信号针对于铝合金焊接过程中的熔池熔透状态进行识别,樊重建博士<sup>[3]</sup>通过搭建多光路同时同幅传感系统,从熔池的正前方、斜后方和斜下方等 3 个方向同时同幅获取熔池图像,监控熔池熔透状态,但目前的焊接熔透分类识别准确度都不高,更高准确度的分类识别技术在铝合金变极性 TIG 焊接过程实时监测及控制中的有效应用还需建立更为有效的知识模型。支持向量机(Support vector machines, SVM)具有严格的理论和数学基础,不存在局部极小问题,而对于 TIG 焊接过程不同传感器获取的信号特征进行特征层融合,并对焊接熔透状态进行预测,同样可以看作是一个机器学习问题。本文试验在铝合金变极性 TIG 焊接过程中通过摄像机采集熔池图像并进行处理,结合传感器获取到的焊接电流、送丝速度、错边量、间隙量等信息作为 SVM 模型输入量可以实时的判定焊接状态,通过 SVM 建模,针对于焊接过程的 3 种状态:未熔透、熔透、过熔透进行了分类识别。

## 2 变极性 TIG 试验系统

针对于铝合金焊接过程中获取熔池图像信息,焊接电流、送丝速度、试板间隙及错边量信息,设计完成焊接试验系统。试验系统主要包括:激光辅助光源、控制器、高速 CMOS 相机、镜头、滤光片、激光器平透镜、直流电源以及夹持机构,系统实物图如图 1 所示。

焊接试验系统中的 CMOS 高速智能相机程序可以完成采像、存储,同时完成相机和采集卡参数的设置,而且曝光时间、采样帧数、图像大小等参数可单独设置。系统中采用了激光作为抑制电弧的辅助光源,通过单片机开发板发出的脉冲触发信号实现相机快门与激光光源同步,从而获得较为清晰的焊接熔池图像。

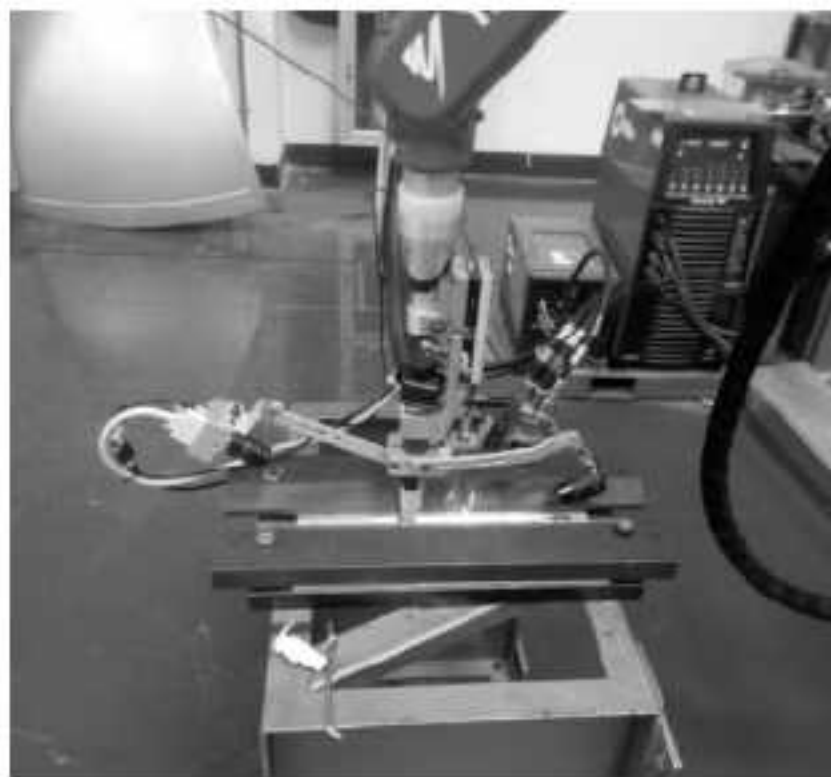


图 1 铝合金变极性弧焊试验系统

试验中采用了激光作为抑制电弧的辅助光源,通过单片机开发板实现相机快门、激光光源同步,针对图 2 所示的脉冲激光光谱特性选取滤光减光片滤除弧光获取焊接熔池图像,同时设计了相应的如图 3 所示试验数据获取软件。

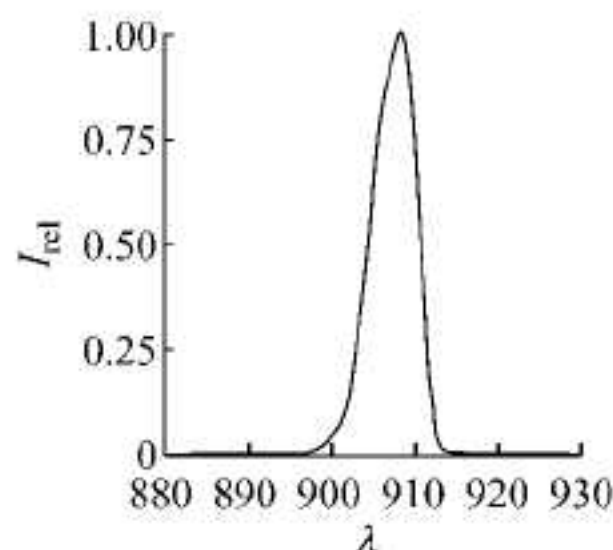


图 2 脉冲激光器光谱特性



图 3 弧焊试验系统软件示意图

焊接过程中的间隙和错边量通过使用 HTTP 协议获取工艺参数接口数据,通过数据输入输出模块获取机器人控制器设定的送丝和电流参数。

## 3 试验数据获取及处理

试验过程中,焊接电流以 1 安培/秒的幅度从 300 A 起逐步增加焊接电流的值,送丝速度以 80 cm/min 起以 0.5 cm/min 增加送丝速度。随着焊接电流的增加,会使电弧力增大,从而使焊接状态从未熔透过渡到过熔透状态。图 4 所示为逐步变化的焊

接电流及送丝速度对应的焊接熔池提取图像。

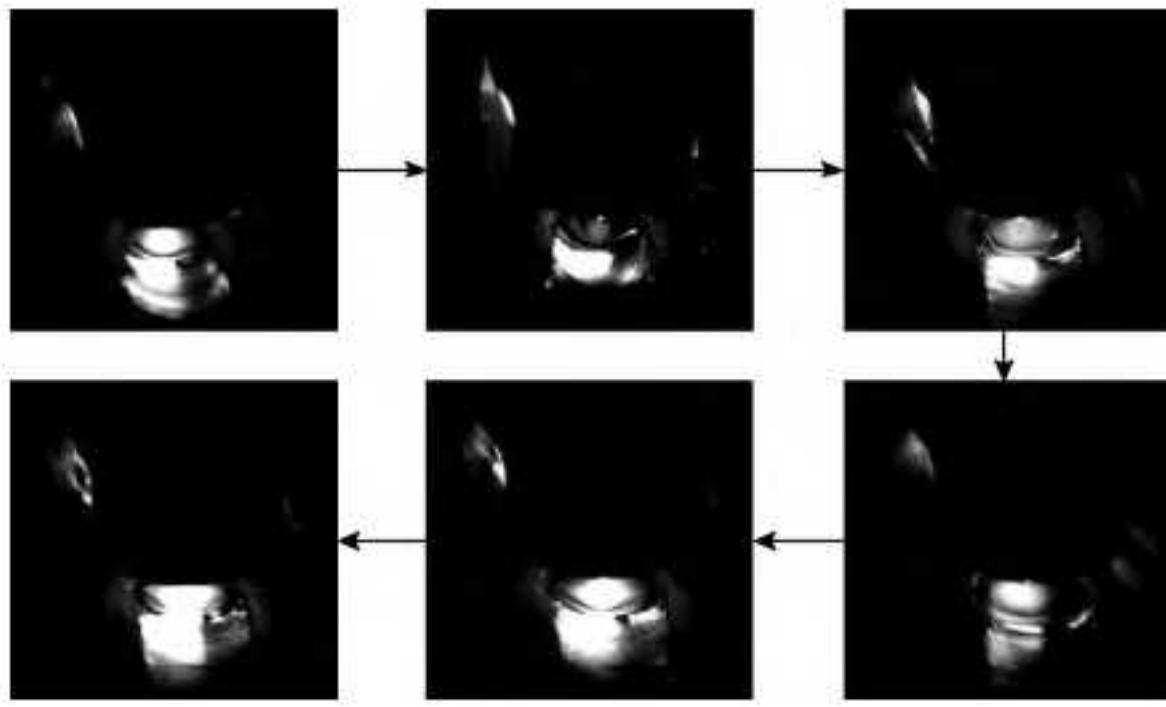


图4 不同焊接电流条件下熔池图像

基于熔池图像特征提取及标定结果,对于提取到的变极性 TIG 焊熔池图像分别进行中值滤波,自动阈值分割,逐行扫描<sup>[4]</sup>,因此可提取得到焊接熔池熔宽,其图像处理过程如图5所示。

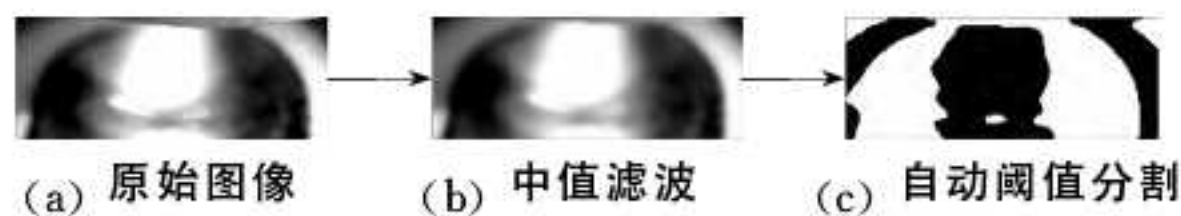


图5 获取熔宽图像处理过程

送丝速度和焊接电流通过数据采集卡从焊机当中实时获取,间隙和错边则通过赛荣传感器实时测得并通过以太网通信传输到工控机软件系统中进行处理。图6所示为一次实验实时获取到的送丝速度,焊接电流,间隙,错边量曲线;图7所示为一次试验工件正反面图片。

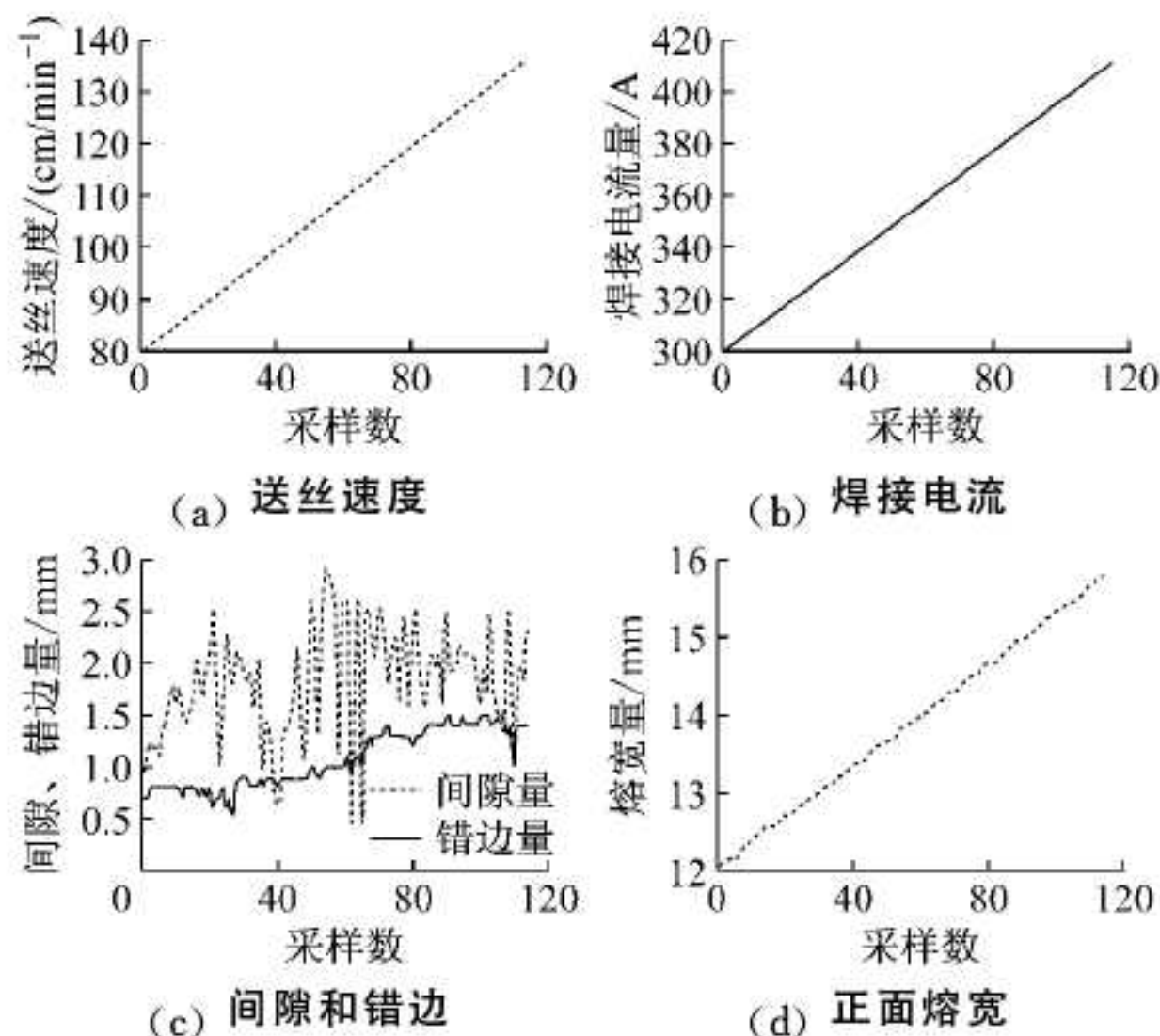


图6 焊接试验焊接过程曲线



图7 焊接试验工件正反面形貌

## 4 熔透状态分类识别

### 4.1 SVM 算法分类思想的运用

SVM 的基本思想是通过非线性变化把数据空间变化到相对应的高维空间,然后在新空间中求取最优线性分类面将两类或多类样本正确无误的分开并且分类间隔最大<sup>[5]</sup>,对于给定的线性分类数据可以用超平面:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

进行分离,式中  $w$  为权向量,  $b$  为分类阈值,而要求分类线对所有样本正确分类,就是要求它满足:

$$y_i(w \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

满足上述条件且使得分类间隔最大的超平面就是最优分类面,经过整理,最优分类面问题可以表示成如下的约束优化问题,即在式(2)的约束下,求函数

$$\phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (3)$$

的最小值,最终可以得出最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sgn}((w \cdot x) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N a_i y_i (x_i \cdot x) + b\right) \quad (4)$$

式中:  $a_i$  是二次规划优化问题所求解的拉格朗日因子;  $N$  为支持向量数,对于线性不可分情况,可以通过在约束条件中引入松弛变量,在目标函数中加入惩罚函数来解决这一问题,这时广义最优分类面问题可以进一步演化为求取下列函数的极小值:

$$\phi(w, \xi) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (5)$$

式中:  $C$  为常数,它实际上起控制对错分样本惩罚的程度的作用,实现错分样本的比例与算法复杂度之间的折中,如果一个问题在其定义的空间中不是线性可分的,可以通过引入核函数  $K(X_i, X)$ ,把问题转换到一个新的空间中,相应的判别函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N a_i y_i (x_i, x) + b\right) \quad (6)$$

径向基核函数是目前应用最广泛的核函数,采用这一核函数,其形式如下:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), \quad g > 0 \quad (7)$$

式中:参数  $g$  是核函数中的重要参数,影响着 SVM 分类算法的复杂程度,综上所述,惩罚参数  $C$  和核函数参数  $g$  是影响 SVM 分类器性能的关键参数,所以以  $(C, g)$  作为寻优变量,经过多次试验仿真,本文采用网格搜索算法优化 SVM 的两个关键参数。

## 4.2 铝合金熔透状态分类识别建模

本文运用 SVM 分类方法融合多传感器信息用于预测实际焊接状态,模型建立的基本思想即上节所描述的通过一个非线性映射将样本数据映射到高维空间,并在高维空间当中进行线性回归.具体实施上本文采用 Libsvm 工具箱进行熔透状态预测<sup>[6]</sup>,为了获取最好的分类效果,采用网格搜索算法以分类准确率为目标函数,寻优获得最优的惩罚因子  $c$  以及核函数  $g$ .

使用 SVM 建立模型的步骤是:首先获取支持向量机的训练数据,核函数参数  $g$  和惩罚参数  $c$  通过网格搜索算法<sup>[7]</sup>寻优获得,之后使用训练数据对 SVM 进行训练,求得支持向量,从而确定了 SVM 模型结构,最后即可以使用确定的 SVM 模型对新的未知数据进行熔透状态分类预测.

## 4.3 基于 SVM 进行熔透状态识别

试验选取数据采集处理得到的 1 150 个 8 mm 铝合金试板试验样本数据,其中随机选取 300 个作为训练数据,剩余的 850 作为测试数据,三种熔透状态的分类依据为背面熔池余高高于 2 mm 为过熔透,背面熔池余高 1 mm 至 2 mm 为正常熔透,背面熔池余高 1 mm 以下为未熔透.将熔池宽度,送丝速度,焊接电流,试板间隙量,错边量 5 个量作为输入量,未熔透,熔透,过熔透 3 种状态作为输出量,运用网格搜索算法寻优获取支持向量机最佳参数,试验所得惩罚因子为 0.707,核函数为 8,支持向量机最优参数选择过程如图 8 所示.

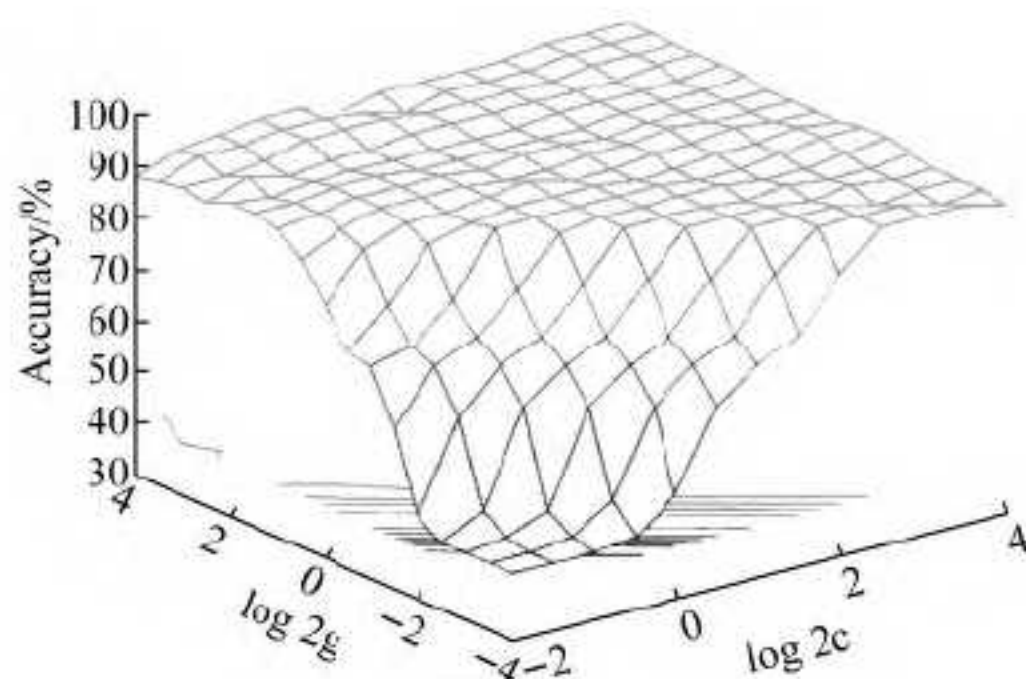


图 8 网格搜索算法参数选择结果图

在求得支持向量之后,运用确定的支持向量机模型针对于试验选取的 850 组测试数据进行焊接熔透状态分类试验验证分类预测结果准确度,最终试验结果如图 9 所示,支持向量机分类准确率  $Accuracy = 93.2941\% (793/850)$ .

## 5 结 语

针对于 2219 铝合金变极性 TIG 焊接过程中熔

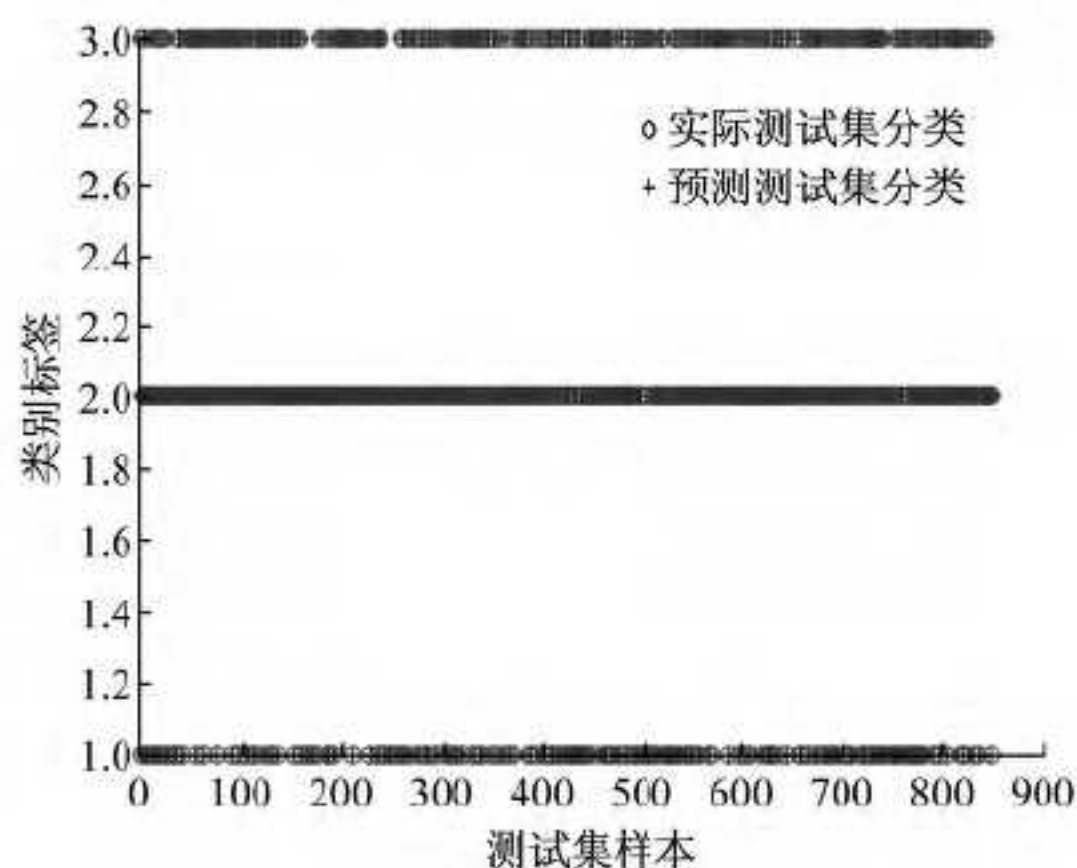


图 9 支持向量机熔透状态分类结果

池熔透状态的分类识别,本文通过支持向量机建模以变极性 TIG 焊接的熔池宽度,送丝速度,焊接电流,试板间隙量,试板错边量五个量作为输入量对焊接的 3 种状态,即未熔透,熔透,过熔透三种状态进行识别.焊接试验验证建模分类准确率较高,取得了良好的分类效果,具有较高的工程应用前景.

## 参考文献:

- [1] SHEN H Y, MA H B, LIN T. Research on weld pool control of welding robot with computer vision[J]. *Industrial Robot*, 2007, 34: 467-475.
- [2] Lv N, Xu Y, Zhang Z, et al. Audio sensing and modeling of arc dynamic characteristic during pulsed Al alloy GTAW process. *Sensor Review*, 2013, vol. 33: 375-385.
- [3] FAN C J, CHEN S B, LIN T. Visual sensing and image processing in aluminum alloy welding[J]. *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, 2007, 362: 275-280.
- [4] CHEN B, WANG J F, CHEN S B. A study on applications of multi-sensor fusion in pulsed GTAW[J]. *Industrial Robot*, 2010, 37: 168-176.
- [5] HUANG X X, CHEN S B. SVM-based fuzzy modeling for the arc welding process. *Materials Science and Engineering A-Structural Materials Properties Microstructure and Processing*, 2006, 427: 181-187.
- [6] CHEN H B, LÜ F L, LIN T, CHEN S B. Closed-loop control of robotic arc welding system with full-penetration monitoring[J]. *Intelligent Robot System*, 2009, 56: 565-578.
- [7] KULKARNI A, JAYARAMAN V K, KULKARNI B D. Support vect or classification with parameter tuning assisted by agent-based technique[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, 28(3): 311-318.