

Seam Tracking with an Arc Sensor in the Narrow Gap P-GMAW Process Based on the Current Multi-Feature Fusion Method

LIU Wenji*, ZHU Pengfei, YU Zhenyang, YANG Jiasheng, XIAO Yu
(School of Mechanical Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Arc sensing is one of the important methods to track the seam in narrow gap welding. In response to the problems of poor stability and low reliability, fusing multiple statistical features of current information in the swing cycle is proposed to overcome the problem that a single data feature is easily affected by the stability of the arc. Firstly, multiple time-domain features of the current signal are extracted, and the feature matrix is calculated to correlate with the deviation vector. Then, the features with high correlation rate are fused by using the method of principal component analysis, and the first two principal components are adopted as the observation observed data. Finally, a support vector machine model based on multiple classifications is used for the classification test. The test results show that the maximum error is 0.2 mm, and the error within 0.1 mm accounts for 93.75% of the total error. The method has improved accuracy compared with the traditional method, and the training samples used are less and the training process is simpler compared with the neural network method.

Key words: data processing; weld seam tracking; feature fusion; arc sensing

EEACC: 7210X; 7230C; 7320C

doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2024.04.008

基于电流多特征融合的窄间隙 P-GMAW 摆动 电弧传感焊缝跟踪方法

刘文吉*, 朱鹏飞, 于镇洋, 杨嘉昇, 肖宇
(天津工业大学机械工程学院, 天津 300387)

摘要: 电弧传感是实现窄间隙焊接焊缝跟踪的主要方式之一。针对电弧传感稳定性差、可靠性低的问题, 提出融合摆动周期内电流信息的多个统计学特征进行偏差提取的方法, 克服单一数据特征容易受到电弧稳定性影响、导致传感精度下降的问题。首先, 提取电流信号的多个时域特征, 计算特征矩阵与偏差矢量相关性; 然后, 取相关性高的特征用主成分分析的方法进行融合, 取前两个主成分作为观测数据; 最后, 基于多分类的支持向量机模型对其进行分类试验。试验结果表明最大误差为 0.2 mm, 0.1 mm 以内的误差占 93.75%。该方法对比传统方法精度有所提升, 对比神经网络方法, 所用训练样本少, 训练过程更加简单。

关键词: 数据处理; 焊缝跟踪; 特征融合; 电弧传感

中图分类号: TG409

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2024)04-0612-08

窄间隙焊接通常采用增加焊丝干伸长的方式保证侧壁充分熔合, 但干伸长增加不可避免造成焊丝弯曲, 弯曲过大则难以保证电弧对两侧壁的热输入相等, 容易造成侧壁未融合缺陷。使用激光传感器时, 因坡口较窄, 难以将激光打入熔池, 只能通过检测坡口边缘来控制焊枪位于焊缝中央, 难以保证电弧对两侧壁热输入相等。因此通常采用电弧传感器, 利用电弧信号对坡口位置进行传感, 电弧信号包含了焊丝弯曲和磁偏吹的影响, 十分适用于窄间隙焊接。常用的电弧传感偏差提取算法有极位差值法、左右积分差值法、特征谐波检测法^[1]。极位差值法是通过计算焊枪位于左右极限位置电流或电压差值得到偏差; 左右积分差值法是计算左右半周期电流或电压的积分差值得到偏差; 特征谐波检测法是计算电流或电压信号频

谱中反映偏差信息的特征谐波分量的幅值得到偏差。但对于相同的电弧, 这三种算法计算出的偏差却并不相同, 这是因为电弧受多种因素影响, 经常出现局部不稳定情况。常用的偏差提取算法仅从单方面提取偏差信息, 会因电弧不稳定情况存在失真, 因此, 电弧传感焊缝跟踪存在精度低、稳定性不好的缺点。目前, 电弧传感焊缝跟踪的精度与稳定性问题限制了其在工程中的应用^[2-4]。

选取合适的滤波算法, 可以降低送丝速度不稳定导致电弧不稳定的干扰, 可以更准确地提取焊缝偏差信息^[5-7]。但引起电弧不稳定的原因有很多, 滤波仅能略微减小电弧不稳定造成的影响。一些学者通过研究新的偏差提取算法来改善电弧传感的不稳定性问题。洪波等^[8]通过 MATLAB 计算获得窄间隙气体

保护焊中电弧长度和焊接电流变化曲线,发现电弧摆动到侧壁时,电流变化斜率突然增大。通过电流变化的斜率来计算电弧到达侧壁的时间点,累计电弧从焊缝中心摆动到此时的脉冲数 NL 和 NR,对 NL 和 NR 进行相关运算得到横向偏差信息。Liu 等^[9]通过处理电弧声音信号,发现电弧声音的短时能量可以较好地反应窄间隙坡口电弧偏差,最终,Liu 等使用电弧声音的短时能量建立了新的焊缝跟踪算法。这些新的算法对电弧信号的利用率仍旧较低,电弧信号局部不稳定时,对这些方法影响较大。有学者提出对多种电弧信息进行融合,可以有效减小因某一种电弧信息失真造成严重的影响。Kim 等^[10]与 Fabry 等^[11]通过建立多输入的神经网络模型来融合多个电弧信息得来的焊缝偏差信息。Kim 等将极位差值法、左右积分差值法、特征谐波检测法三种方法所需的电弧信号作为输入,偏差为输出,训练神经网络模型。Cagtay 等将焊枪位于左右侧壁位置时的电流峰值、侧停时的平均电流、位于焊缝中心时的瞬时电流、送丝速度为输入,偏差为输出,训练神经网络模型。使用电弧的多种信息进行融合得到焊缝偏差,精度与稳定性得到提高。但所需训练样本较大,Cagtay 在使用训练神经网络模型时使用了 1 696 个摆动周期的电信号,当焊接参数、工作环境发生改变时,需要训练新的神经网络模型,而这需要大量试验采集样本,限制了在工程中的应用。

本文提出一种基于窄间隙电弧信号特征提取与融合的焊缝偏差识别方法。特征提取是减小原始信号维度、提取原始信号主要信息的一种方法。主要是通过计算多个时域特征、频域特征,再筛选出所需特征。特征提取可以从多个方面从电弧信号中的偏差信息,提高电弧信号的利用率,更准确地反映电弧信号。通过特征提取,寻找与焊缝偏差有较强相关性的多种特征,使用主成分分析方法对多种特征融合,并取前两个主成分作为观测数据,使用支持向量机对观测数据分类训练,支持向量机模型用于焊缝偏差识别。该方法提取的偏差信息更加准确,计算过程更加简单,具有较高的精度与鲁棒性。

1 实验数据采集

摆动焊炬试验系统如图 1 所示。摆动焊接试验系统由摆动焊接试验台、焊接系统、控制系统三部分组成。焊枪控制器通过电机的运动进而控制焊枪摆动以及试验台的移动,电弧信号采样频率为 10 kHz,焊机为福尼斯焊机 TPS3200,焊接模式为熔化极脉冲氩弧焊(P-GMAW)。

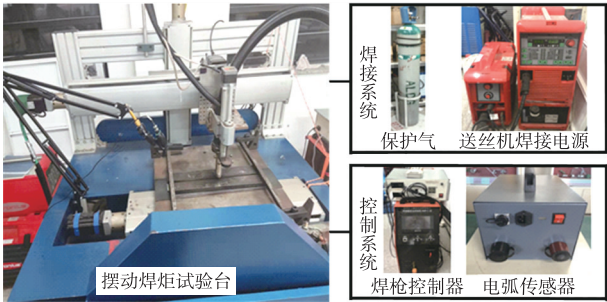


图 1 摆动焊炬试验系统

焊接试验的参数如表 1 所示。该参数是经过多次工艺参数试验能够确保焊接过程稳定的最佳参数。

表 1 焊接试验参数

工艺参数	数值	工艺参数	数值
摆幅	3 mm	焊机型号	福尼斯 TPS3200
摆动频率	1.5 Hz	焊接模式	P-GMAW
焊接速度	5 mm/s	送丝速度	6.5 m/min
侧停时间	100 ms	弧长修正	0
试验材料	Q235	焊丝直径	1.0 mm

窄间隙焊接精度要保证在 0.5mm 以内才能保证焊接质量,考虑误差的累积,设计五组试验,每组试验偏差情况如图 2(a)所示。记左侧偏差为负,右侧偏差为正,五组偏差分别为:Dev = -0.4 mm、-0.2 mm、0 mm、0.2 mm、0.4 mm,工件形式如图 2(b)所示,坡口底部宽 6 mm,两侧壁与竖直方向夹角为 8°。

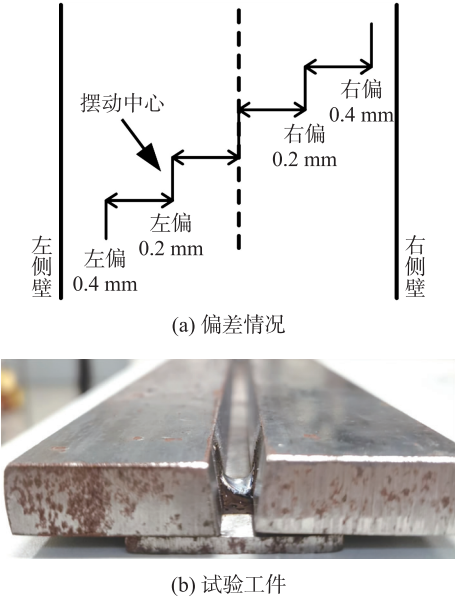


图 2 试验工件与偏差

2 电流信息多特征信息提取与融合

电流信息特征提取与融合流程如图 3 所示。对于熔化极脉冲氩弧焊,每个摆动周期包含多个脉冲周

期,脉冲周期内的电流均值可以用来反应焊枪偏差。计算一个摆动周期的每个脉冲周期的平均电流,提取平均电流的八种特征,包括均值、均方根、峰值、偏度、脉冲因子、波形因子、方差、峰值因子。引入左右极位

脉冲周期变化值为第九种特征,以上九种特征计算如表 2 所示。通过皮尔逊相关系数计算特征与焊缝偏差的相关性,选出相关性较高的若干个特征;最后基于主成分分析的方法对特征信息进行融合。

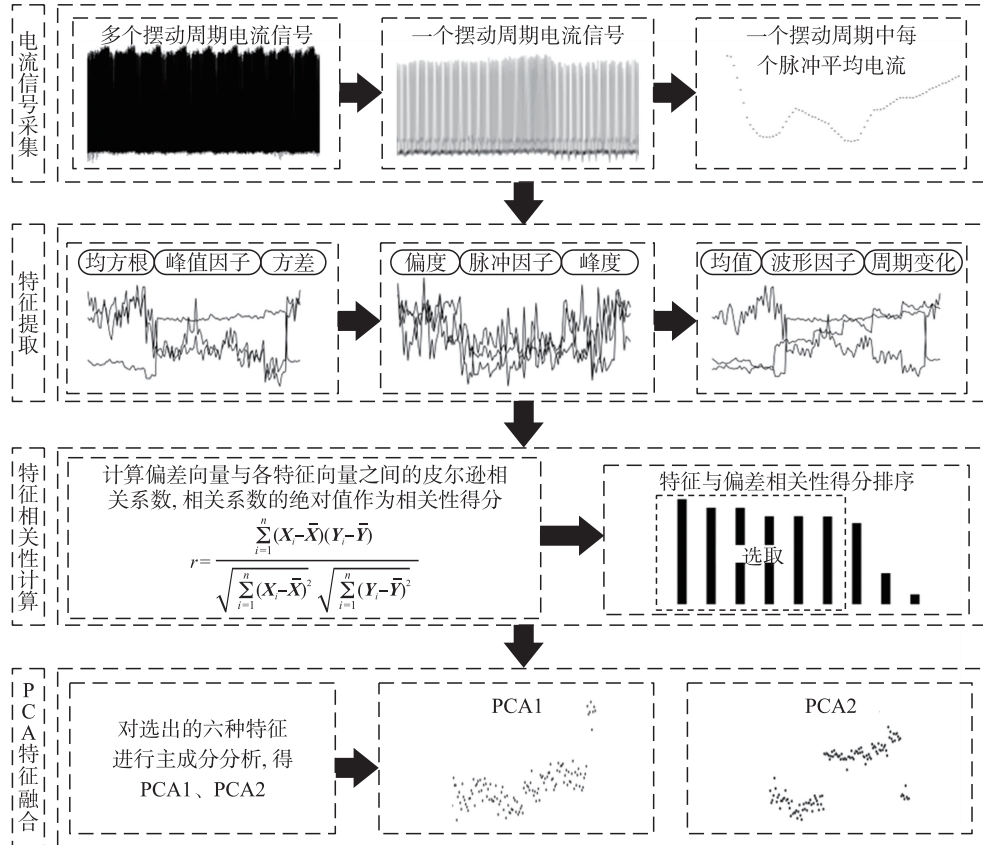


图 3 电流特征提取与融合流程图

表 2 特征计算方法

序号	特征	计算公式
1	均值	$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$
2	均方根	$F_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i^2}$
3	峰值因子	$F_{CF} = \frac{\max(s)}{F_{rms}}$
4	方差	$\sigma^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (s_i - \mu_s)^2$
5	偏度	$F_{sk} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - \mu_s)^3 / \sigma_s^3$
6	峰度	$F_{kurt} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - \mu_s)^4 / \sigma_s^4$
7	脉冲因子	$F_{IF} = \max(s) / \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i \right)$
8	波形因子	$F_{SF} = F_{rms} / \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i \right)$
9	脉冲周期变化	$T = T_R - T_L$

式中 T_L 、 T_R 为在焊枪摆动到左、右极限位置时的脉冲周期。

对于一个摆动周期电流信号,其采样长度为 m : $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]$, 计算每个脉冲周期的平均电流, 得到长度为 n 的电流信号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]$, n 为脉冲序列。提取电流信号 $\mathbf{s}$ 的均值、均方根、标准差等九种特征。

对训练样本的电流数据进行计算,提取上述九种特征,构成 80 行 9 列的特征矩阵 $\mathbf{X}^{M \times N}$, 其中 M 等于 9, N 等于 80。用 $\mathbf{X}^i$ 表示特征矩阵的第 i 列。要选取与偏差有较好相关性的特征来表征偏差的大小。将每组特征对应的偏差构造偏差矢量 $\mathbf{Dev1} \{-0.4, -0.2, 0, 0.2, 0.4\}$ $\mathbf{Dev2} \{0.4, 0.2, 0, 0.2, 0.4\}$, 其中 $\mathbf{Dev1}$ 中正数表示为右偏,负数为左偏, $\mathbf{Dev2}$ 仅表示偏差大小。皮尔逊系数可以用来检测两个变量之间的相关性。计算特征矩阵 $\mathbf{X}^{N \times M}$ 的每一列与偏差矢量 $\mathbf{Dev1}$ 、 $\mathbf{Dev2}$ 之间的皮尔逊系数,将皮尔逊系数的绝对值作为该特征的相关性得分,对于 $\mathbf{X}^i$ 与 $\mathbf{Dev}$ 之间的皮尔逊相关系数的计算,如式(2)所示

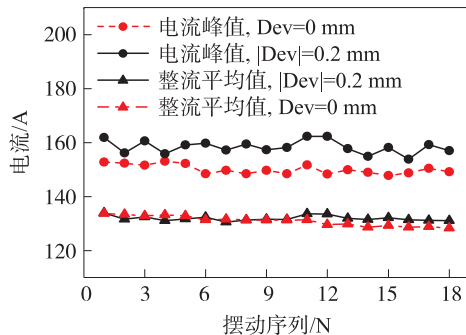
$$\rho_{X^i, \text{Dev}} = \frac{\text{cov}(\mathbf{X}^i, \mathbf{Dev})}{\sigma_{X^i} \sigma_{\text{Dev}}} = \frac{E[(\mathbf{X}^i - \mu_{X^i})(\mathbf{Dev} - \mu_{\text{Dev}})]}{\sigma_{X^i} \sigma_{\text{Dev}}} \quad (1)$$

式中: σ_{X^i} 为向量 X^i 的方差; σ_{Dev} 为向量 Dev 的方差;其中 μ_{X^i} 为向量 X^i 的均值; μ_{Dev} 为向量 Dev 的均值。

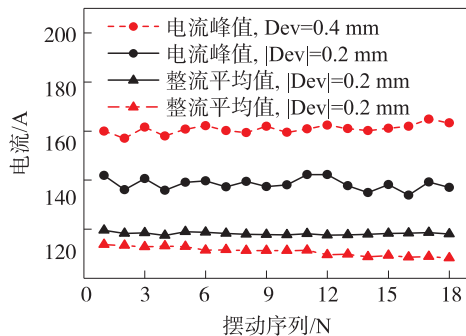
筛选出相关性得分高于0.85的特征,构成筛选特征矩阵,记为 $X^{M_s \times N}$,其中 M_s 为筛选出的特征种类数。共筛选出六种特征,其中与 $Dev1$ 相关性强的仅有左右极位脉冲周期变化值。与 $Dev2$ 的相关性得分从高到底依次为脉冲因子、峰值因子、波形因子、方差、偏度。

在P-GMAW中,脉冲周期会随着电流增大而缩短,当焊缝出现偏差时,左右极限位置电流的大小不同,脉冲周期也不相同。左右极限位置脉冲周期的变化值与偏差有较好的相关性。

脉冲因子是信号峰值与整流平均值的比值。如图4(a)与图4(b)所示,当偏差变化0.2 mm时,电流的整流平均值变化较小,而电流峰值增大较多,因此脉冲因子是随着偏差增大而增大的。峰值因子是峰值与有效值(RMS)的比值。峰值因子与脉冲因子均表示峰值在波形中的极端程度。当偏差增大时,峰值因子也会增大。



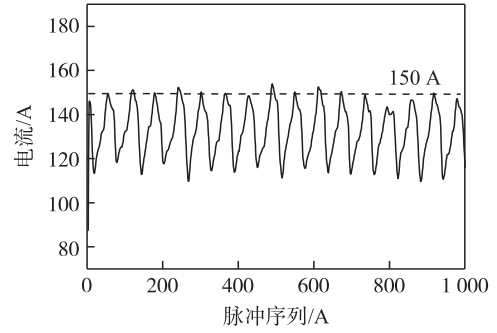
(a) $Dev=0$ mm与 $|Dev|=0.2$ mm



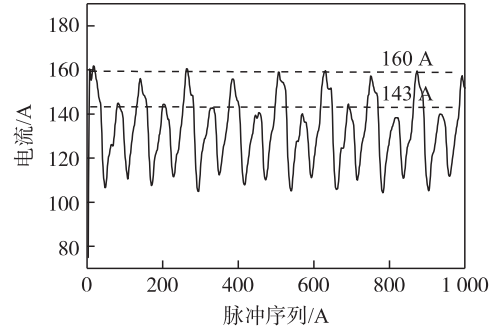
(b) $|Dev|=0.4$ mm与 $|Dev|=0.2$ mm

图4 电流峰值与整流平均值

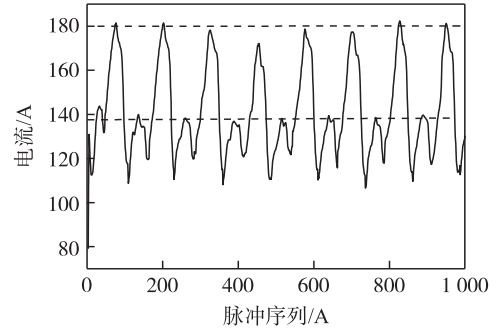
波形因子是有效值与整流平均值的比值,表示波形与正弦波形的相似程度,如图5(a)所示,当没有偏差时,电流波形与正弦波形相似,当偏差增大时,如图5(b)、图5(c)所示,左右半周期的电流变的不对称,波形因子随之增大,增大情况如图所示。



(a) 无偏时电流波形



(b) $Dev=-0.2$ mm电流波形



(c) $Dev=-0.4$ mm电流波形

图5 不同偏差情况下的电流波形

方差表示一组数据的离散程度,由图5可知,当偏差增大0.2 mm时,一半电流增大,另一半电流减小。增大的幅度较大,在10 A以上,减小幅度的幅度较小,约6 A。即电流信号的离散程度增大,方差随之增大。

偏度是指峰值与基值关于均值的对称程度,如图6(a)所示,随着偏差的增大,峰值有明显的变化。无偏差、左偏0.2 mm、左偏0.4 mm的电流峰值分别在150 A、160 A、180 A左右。但如图6(b)与图6(c)所示,电流基值与均值变化较小,仅有10 A左右。因此偏差增大时,电流峰值与基值关于均值不对称性增强,即偏度增大。

六种特征与偏差相关性关系如图7所示,图7中偏差0.2 mm、0.4 mm包括左偏和右偏。

主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)是在数据融合与特征提取问题中被广泛使用的一种重要方法^[12]。由于各个特征之间量纲与量级相差较大,因此采用z-score方法对筛选特征矩阵 $X^{M_s \times N}$ 进行

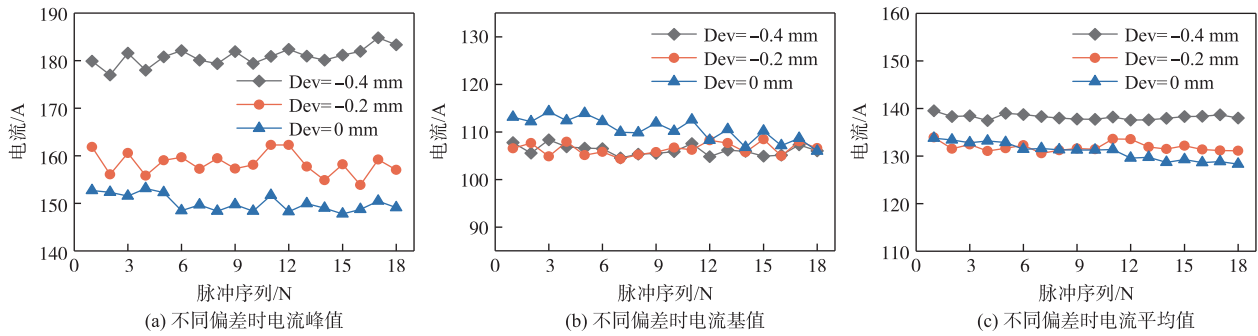


图 6 偏度与偏差相关性分析

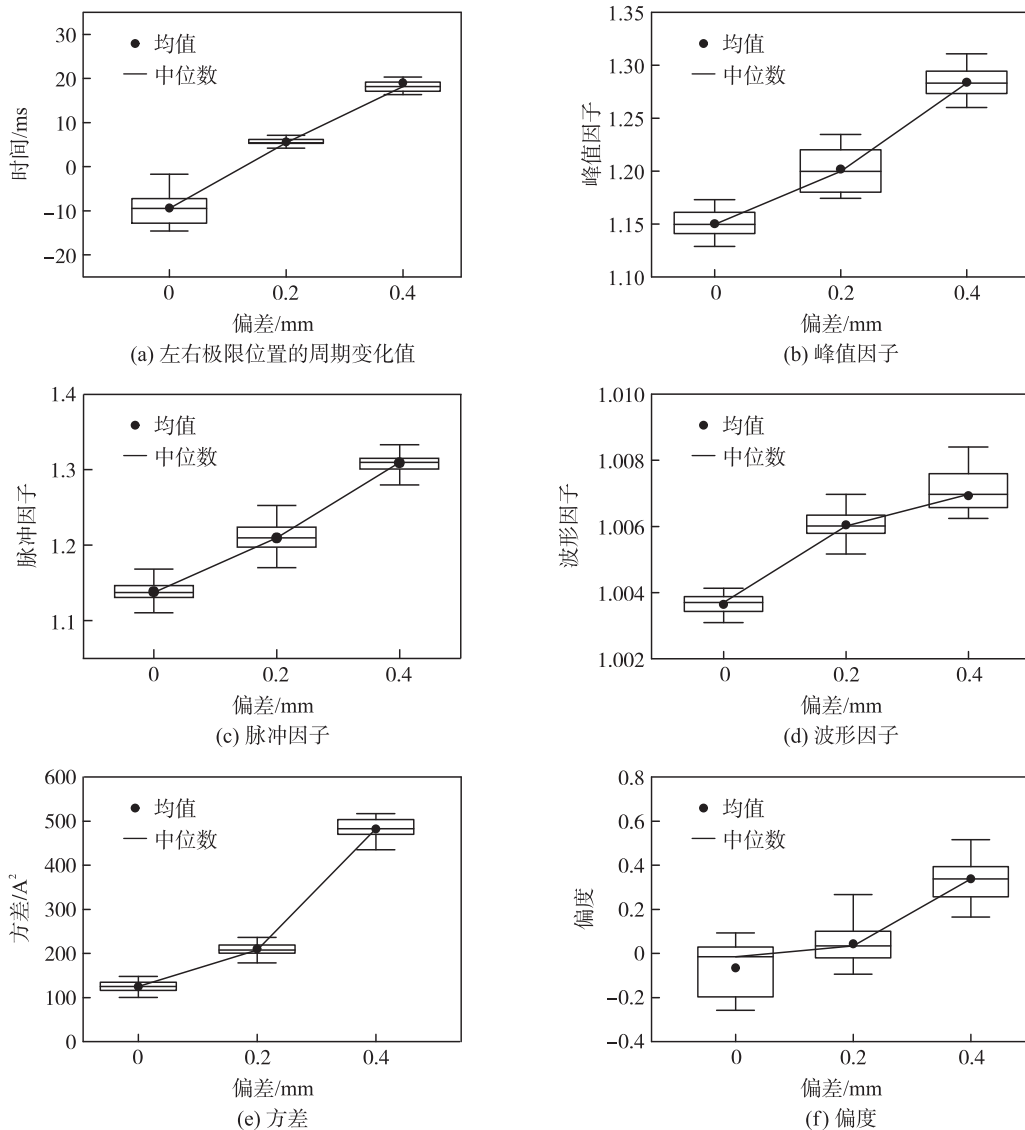


图 7 六种特征与偏差的相关性

标准化处理,之后进行主成分分析。取前两个主成分作为融合后的观测数据,记为 PCA1、PCA2。将 PCA1 与 PCA2 为横纵坐标,在平面直角坐标系中将其表示出来,部分数据如图 8 所示。当偏差变化 0.2 mm 时,左偏数据有小部分数据点重合,右偏 0.2 mm 与无偏、右偏 0.2 mm 与右偏 0.4 mm 之间有明显的分界,无重合部分。当焊缝偏差变化 0.2 mm 时,该方法可以较

为准确地识别。

同样的电流信号使用极位差值法进行处理,虽然随着偏差由左向右变化,左右极限位置的电流变化值呈减小趋势,但相邻的两组数据之间有很多重合部分,如图 9 所示,即当焊缝偏差变化 0.2 mm 时,左右极限位置的电流变化值有部分相等的,此时使用极位差值法识别准确率较低。

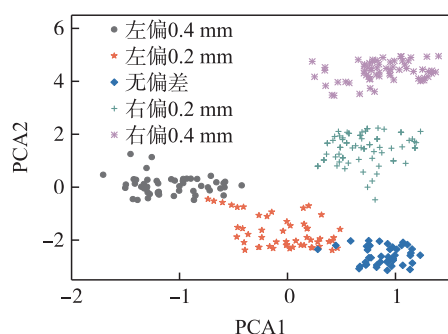


图 8 电流融合特征观测数据

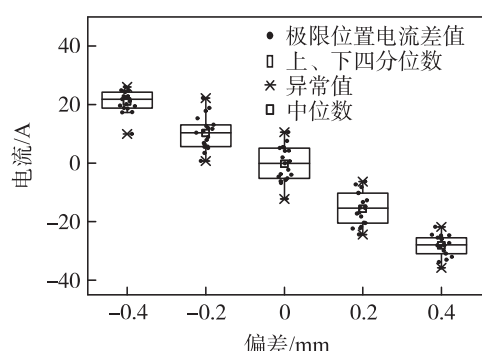


图 9 左右极限位置电流变化值

Jaccard 系数表示两集合的区分度。Jaccard 系数越小,则两组数据越容易区分。对于给定的两个集合 A 、 B , Jaccard 系数定义为 A 、 B 交集的大小与 A 、 B 并集大小的比值,其定义如下:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2)$$

对于极位差值法得出的电流变化值,基于样本数据所在区间计算 Jaccard 系数,左偏 0.4 mm 与左偏 0.2 mm、左偏 0.2 mm 与无偏差、无偏差与右偏 0.2 mm、右偏 0.2 mm 与右偏 0.4 mm 的 Jaccard 系数依次为:0.22、0.21、0.17、0.08。使用特征提取与融合方法后,左偏 0.4 mm 与左偏 0.2 mm、左偏 0.2 mm 与无偏差、无偏差与右偏 0.2 mm、右偏 0.2 mm 与右偏 0.4 mm 偏差数据样本的 Jaccard 系数依次为:0.08、0.12、0、0。特征提取与融合方法的 Jaccard 系数较小,当偏差变化 0.2 mm 时,使用特征提取与融合方法区分度更高,衡量偏差的准确度也就更高。

3 SVM 模型识别焊缝偏差

支持向量机(SVM)可应用于分类问题,而单个 SVM 只能进行二分类。焊缝偏差识别是一个多分类问题,因此需要将多分类的问题转化为二分类问题。转化结果如图 10 所示。训练 SVM1,将偏差数据分为有偏差数据和无偏差数据,训练 SVM2 将有偏差数据分为左偏和右偏,最后训练 SVM3 和 SVM4 将

左偏和右偏分别分为左偏 0.2 mm、0.4 mm,右偏 0.2 mm、0.4 mm。

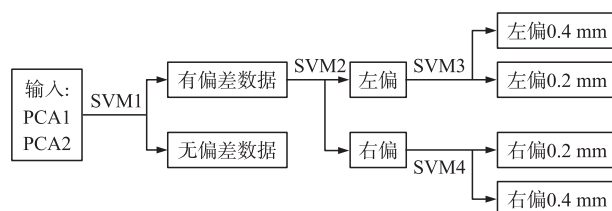


图 10 焊缝偏差多分类流程图

SVM 模型训练结果如图 11 所示,在无偏差与有偏差分类小部分存在误差,准确率为 96%;在左偏 0.2 mm 与左偏 0.4 mm 分类上小部分存在误差,准确率为 94%,在左偏 0.2 mm 与无偏分类上小部分存在误差,准确率 97%。在其余分类上没有误差出现,准确率 100%。

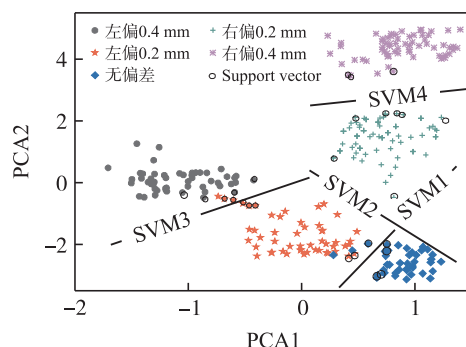


图 11 SVM 模型对观测数据分类

4 基于多特征融合的焊缝偏差识别

基于多特征融合的焊缝跟踪系统如图 12 所示。

电流信号由霍尔元件采集,经 AD7606 模块模数转换后,传输给 DSP。同时,焊接过程的主要参数也发送给 DSP,最后基于本文所提方法计算焊缝偏

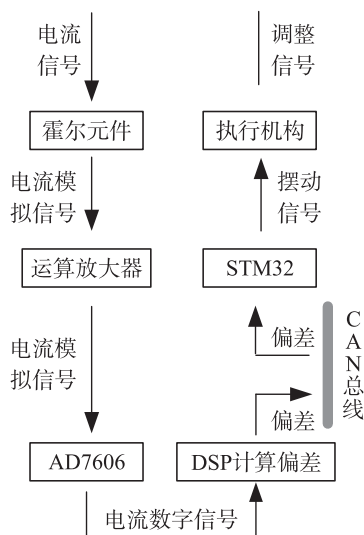


图 12 焊缝跟踪试验系统

差。将计算偏差通过 CAN 总线传输给 STM32, 由 STM32 控制执行机构调整偏差。试验使用图 2(b) 所示的钢结构件, 共计四组偏差试验, 焊缝中心位置分别与焊枪移动方向存在右偏 0.1 mm、右偏 0.4 mm、左偏 0.2 mm、左偏 0.3 mm 的横向偏差, 如图 13 所示。焊接过程中, 实时计算存在的偏差, 但执行机构不进行纠正, 每个摆动周期检测偏差与实际偏差关系如图 14 所示, 同时使用专利《一种窄间隙 P-GMAW 电弧传感焊缝跟踪方法》中的极位差值法^[13]建立的焊缝跟踪模型计算偏差并记录。

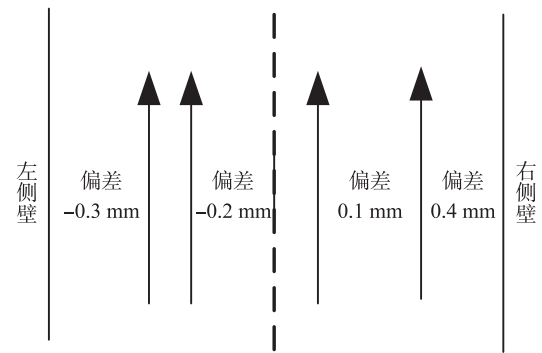


图 13 偏差试验工件与试验设计

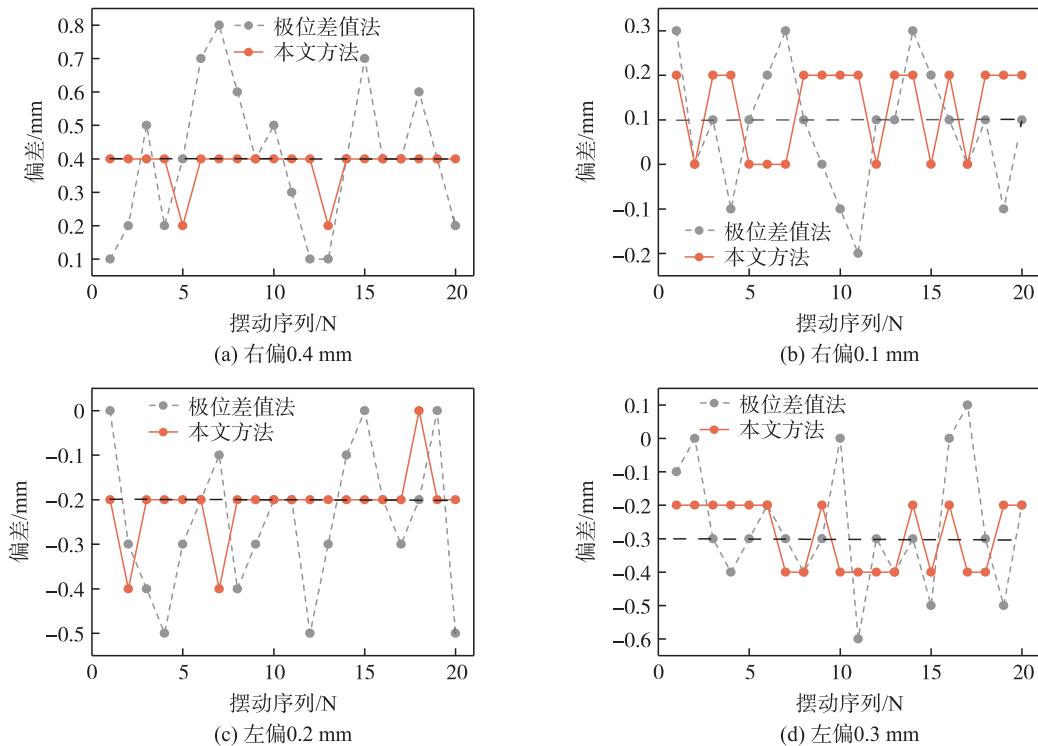


图 14 检测偏差与实际偏差对比

使用本文所提的方法, 对于右偏 0.4 mm 与左偏 0.2 mm 准确率分别为 90% 与 85%, 误差在 0.2 mm 以内的数据占有所有数据的 100%, 最大误差 0.2 mm。而使用极位差值法误差在 0.2 mm 以内的数据占有所有数据的 77.5%, 最大误差为 0.4 mm。对于右偏 0.1 mm 与左偏 0.3 mm, 使用本文方法误差在 0.1 mm 以内的数据占有所有数据的 100%, 最大误差为 0.1 mm, 而使用极位差值法误差在 0.1 mm 以内的数据占有所有数据的 65%, 最大误差为 0.4 mm。综合对比, 本文所提方法将最大误差降低, 并且稳定性大大提高, 与传统焊缝偏差识别方法相比有较大优势。使用训练样本数量为 400 个摆动周期的电流信号, 相较于神经网络模型所需训练样本数量大大减小, 在多变工作条件下, 训练样本较少, 有利于工程应用。

5 结论

提出一种电流多时域特征信息融合的窄间隙焊缝偏差识别方法。从电流信号中多个时域特征提取与偏差有较高相关性的特征, 通过主成分分析将多个特征融合并作为观测数据。将观测数据作为输入, 偏差作为输出, 训练多分类的 SVM 模型。通过试验对训练的 SVM 模型进行检验, 最大误差为 0.2 mm, 并且准确率较高。

因为训练 SVM 模型时输入数据的最大偏差为 0.4 mm, 因此该模型目前仅能识别 0.4 mm 以内的偏差。未来应增加输入数据的多样性, 使其可识别更大范围的偏差数据。

参考文献:

- [1] 吴金锋. 基于摆动电弧传感器的焊缝跟踪技术研究

- [D]. 北京:北京化工大学,2012.
- [2] Baek D, Moon H S, Park S H. Development of an Automatic Orbital Welding System with Robust Weaving Width Control and a Seam-Tracking Function for Narrow Grooves[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 93(1): 767-777.
- [3] Zhu B B, Xiong J. Increasing Deposition Height Stability in Robotic GTA Additive Manufacturing Based on Arc Voltage Sensing and Control[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65(6): 101977.
- [4] Wang L, Zhou H T, Zhou L, et al. Research and Application of CRC Automatic Welder in the Great Wall Thickness Pipe Welding[J]. Welding Technology, 2015, 44(9): 120-122, 20.
- [5] 郭亮, 张华. 狭小空间不连续折线焊缝识别移动机器人跟踪系统[J]. 机械工程学报, 2019, 55(17): 8-13.
- [6] Lei T, Huang Y, Wang H, et al. Automatic Weld Seam Tracking of Tube-to-Tubesheet TIG Welding Robot with Multiple Sensors[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2021, 63: 60-69.
- [7] 洪波, 戴江平, 李振凯, 等. 基于经验小波变换的磁控埋弧焊焊缝跟踪信号分析[J]. 焊接学报, 2017, 38(6): 37-40, 46.
- [8] 洪波, 易世洪, 庞争林, 等. 窄间隙 CO₂ 气体保护焊的磁控焊缝跟踪方法[J]. 焊接学报, 2017, 38(11): 1-6.
- [9] Liu W J, Guan Z Y, Jiang X, et al. Research on the Seam Tracking of Narrow Gap P-GMAW Based on Arc Sound Sensing[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2019, 292: 205-216.
- [10] Kim Y J, Rhee S H, et al. Arc Sensor Model Using Multiple-Regression Analysis and a Neural Network[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2005, 219(6): 431-445.
- [11] Fabry C, Pittner A, Rethmeier M. Design of neural Network Arc Sensor for Gap Width Detection in Automated Narrow Gap GMAW[J]. Welding in the World, 2018, 62(4): 819-830.
- [12] 王艺玮, 邓蕾, 郑联语, 等. 基于多通道融合及贝叶斯理论的刀具剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(13): 214-224.
- [13] 刘文吉, 李亮玉, 岳建峰, 等. 一种窄间隙P-GMAW电弧传感焊缝跟踪方法; CN108296606B[P]. 2020-02-14.



刘文吉(1981—),男,高级实验师.主要从事焊接自动化、焊接过程质量控制方面研究, Liuwenji1981@126.com;



朱鹏飞(1998—),男,天津工业大学机械工程学院研究生.主要研究方向为焊接自动化,电弧传感焊缝跟踪, zhupengfei9810@163.com。