DOI: 10.3901/JME.2019.17.068

基于人耳听觉模型的 MIG 焊熔滴过渡状态识别^{*}

高延峰 王齐胜 黄林然 龚岩峰 肖建华
(南昌航空大学航空制造工程学院 南昌 330063)

摘要: 针对强噪声干扰下熔化极惰性气体保护焊(Melt inert-gas, MIG)的熔滴过渡状态识别问题,提出一种基于人耳听觉模型的电弧声熔滴过渡状态识别算法。采用外耳和中耳传递函数对电弧声信号进行变换,模拟耳蜗的功能对变换后的电弧声信号进行频率分解,并求分解后各频带内信号的响度功率,根据不同频带的响度功率构建电弧声的特征矢量,采用支持向量机根据获得的特征矢量实现熔滴过渡状态的识别。试验结果表明,该算法可以很好地抑制由于焊接电流的低频变化引起的电弧声低频波动,对熔滴过渡状态的识别率达到了98%以上。为了验证算法的抗噪声干扰能力,在原始信号的基础上,分别施加了不同信噪比的白噪声和环境噪声,结果表明,所提出的算法具有优良的抗噪声干扰能力,从而为焊接质量在线监控提供了一种新方法。

关键词: 听觉模型; 熔滴过渡; 状态识别; 听觉感知; 电弧声

中图分类号: TG409

Droplet Transfer Modes Identification in MIG Welding Process Based on a Human Auditory Model

GAO Yanfeng WANG Qisheng HUANG Linran GONG Yanfeng XIAO Jianhua
(School of Aeronautic Manufacturing Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063)

Abstract: To identify the droplet transfer modes in a strong noise-interfered MIG welding process, a welding arc sound pattern recognition method based on human auditory model is proposed. An external and middle auditory canal transfer function is adopted to dispose the welding arc sounds and depress the low frequency noise. Through simulating the function of cochlear to decompose the disposed welding arc sound signals into different frequency bands, and the loudness in the each of frequency band is acquired through the Moore loudness model. Based on the loudness in different frequency bands a feature vector is constructed and a support vector machine model is adopted to identify the droplet transfer modes. The experimental results show that the proposed method significantly depresses the low frequency welding arc noise aroused by fluctuation of welding currents, and the correct rate for droplet transfer modes identification is higher than 98%. To verify the anti-noise interference ability of the proposed method, a series of white noise and environment noise in different signal noise ratios are added to the original welding arc sound signals. The identification results show that the proposed method has excellent anti-noise interference ability. This research provides a new method for the welding quality online monitoring.

Key words: auditory mode; droplet transfer; state identification; auditory perception; welding arc sound

0 前言

熔滴过渡直接影响着焊缝的成形质量,如何对熔滴过渡状态进行实时监控一直以来是焊接研究者重点关注的问题。电弧声蕴藏着丰富的焊接过程信息,是熔滴过渡状态监控有效的源信号。尝试利

用电弧声进行焊接质量监控的工作始于20世纪80年代后期,KASKINEN等^[1]提出焊接电弧等离子体体积突变产生电弧声,电弧声压正比于焊接电流和电压的乘积对时间的微分。SAINI等^[2]认为电弧声在熔化极气体保护焊(Gas metal arc welding, GMAW)焊接质量在线监控中具有应用前景。GRAD等^[3]研究了GMAW焊接过程电弧声监控方法,指出焊接电弧声的不规则变化反映了焊接过程的不稳定性,肯定了电弧声在焊接质量监控中的应用价值。

由于电弧声受许多因素影响,具有高度的复杂

^{*} 国家自然科学基金(51465043)、江西省自然科学基金(20171BAB206033)和江西省重点研发计划(20171BBE50011)资助项目。20180927收到初稿,20190226收到修改稿

性和非线性, 难以简单、直观地获得其变化规律, 为了“听”出那些深埋其中的有用信息, 研究者们采用各种方法对电弧声信号进行处理, 提取其特征^[4-6]。POOPAT 等^[7]通过提取电弧声信号的时域和频域特征识别熔滴过渡状态和焊接缺陷。石玗等^[8]利用电弧声信号的 ARMA 双谱估计对铝合金脉冲熔化极惰性气体保护焊(Melt inert-gas, MIG)熔滴过渡状态进行识别。樊丁等^[9]提取了不同熔滴过渡的电弧声信号 ARMA 双谱特征, 采用支持向量机(Support vector machine, SVM)方法对熔滴过渡状态进行模式识别。总的来看, 目前的研究都是在实验室环境中进行焊接试验, 而在实际生产中, 几乎所有的焊接过程都需要在工厂环境中完成, 环境噪声对电弧声造成了严重的干扰。如何在噪声干扰下对电弧声信号进行处理是摆在研究者们面前的难题。

大量的工程实践表明, 一个有经验的焊工, 即使在嘈杂的环境中, 也能够根据电弧的声音对焊接质量做出大致的判断, 这说明人的听觉系统在听音辨物方面具有卓越的性能。如何模拟听觉系统对声目标进行辨识近年来引发了人们强烈的兴趣。在听觉系统建模中, 很多学者基于耳蜗对声音信号的响应机理, 提出了听觉滤波器模型, 其中典型的有 LYON 等^[10]提出的共振滤波器和 PATTERSON 等^[11]提出的 Gammatone 滤波器。马元锋等^[12]利用听觉滤波器组将声信号变换到听觉谱空间对三种鲸鱼叫声进行识别, 结果表明听觉系统具有优异的抗噪声能力。目前, 环境声的听觉辨识已经初步应用于水下目标识别、机械故障诊断等方面。但是, 尚未看到在焊接质量监控方面的应用。

本文首先研究了不同熔滴过渡状态下的电弧声特征, 然后模拟人耳的听觉感知过程, 利用外耳和中耳传递函数对电弧声信号进行滤波处理, 再采用 Gammatone 滤波模型模拟耳蜗功能对电弧声信号进行频率分解, 并计算分解后的声音响度, 根据响度构建特征矢量, 最后利用支持向量机对熔滴过渡状态进行识别。

1 熔滴过渡状态与电弧声

1.1 试验系统

试验系统由电弧声采集系统、焊接电流采集系统和高速摄像系统组成。采用杭州兆华电子有限公司生产的 CRY331 型传声器拾取焊接电弧声信号, 拾音距离 200 mm。使用 Photonfocus 高速相机拍摄熔滴过渡状态, 每秒拍摄帧数设置为 455 帧。使用北京阿尔泰科技有限公司生产的 USB3202 数据采

集卡同时采集焊接电弧声和焊接电流信号, 采样频率设为 40 kHz。试验中所使用的焊丝为低碳钢实芯焊丝, 母材为 Q235 低碳钢。焊接工艺参数如表 1 所示。

表 1 焊接试验工艺参数

过渡类型	焊接电流/ A	焊接电压/ V	焊接速度/ (m/min)	氩气流量/ (L/min)
短路过渡	183	23	0.27	25
射滴过渡	210	30	0.27	25
射流过渡	265	30	0.27	25

1.2 不同熔滴过渡状态下的电弧声时域特征

图 1 为短路过渡状态下焊接电流和电弧声音的同步波形, 图 2 为对应的熔滴过渡图像。绘制电弧声信号时, 根据传声器与电弧中心之间的距离、声波在空气中的传播速度计算时间延迟, 并进行相应的时移, 从而使电流信号与声音信号严格同步。

图 1 短路过渡焊接电流和电弧声

图 2 短路熔滴过渡过程

从图 1 可见, 短路过渡时电弧声具有明显的“振铃”特征, 其最大值(图中 b、d 点)主要发生在短路过程结束, 电弧再燃时刻, 即焊接电流从最大值急剧减小的时刻。在短路过渡开始时(图中 a、c 点)也会引起电弧声音的突变, 但是强度远小于短路结束时刻。在 b 和 c 之间, 即熔滴长大过程中, 电弧声音的波动较小。图 2 是采用高速摄像方法拍摄到的短路过渡过程, 可以看出一次完整的短路过渡周期大约 68 ms, 与图 1 中焊接电流和电弧声音的变化

周期基本相同。这说明短路过渡与电弧声音之间具有明显的相关性。

图3和图4分别为射滴过渡时的焊接电流、电弧声音、及射滴过渡图像。

图3 射滴过渡焊接电流和电弧声

图4 射滴过渡过程

从图3可见,在射滴过渡过程中,焊接电流和电弧声音呈现出正弦波动的特征,且两者具有明显的相关性。从图4可见,一次完整的射滴过渡周期大约为52 ms,而图3中焊接电流和电弧声音的波动周期大约6~7 ms,远低于射滴过渡周期。因此,可以认为,在射滴过渡状态下,熔滴的形成和长大过程对电弧声音没有显著的影响。图5为射流过渡时的焊接电流、电弧声音及过渡过程图像。

图5 射流过渡过程

从图5可以看出,射流过渡过程的焊接电流和电弧声变化规律与射滴过渡过程极为相似,同样具有正弦波动的特征。其不同之处在于射流过渡时的焊接电流大于射滴过渡,引起电弧声高频部分的波动大于射滴过渡。从过渡过程的高速摄像结果来看,射流过渡的周期大约在2~4 ms,小于焊接电流和电弧声音的波动周期6~7 ms。

从电弧声信号的时域波形来看,短路过渡与其他两种过渡状态具有明显不同的特征,很容易将其识别出来。但是,射滴过渡和射流过渡的电弧声信号却极为相似,很难将其区分开来。

1.3 电弧声频率特征分析

分别对短路过渡、射滴过渡和射流过渡状态下的电弧声信号进行傅里叶变换,分析其频率特性。图6为一段1000 ms时长的短路过渡电弧声信号和包含一个完整短路过渡过程的100 ms电弧声信号及其相应的傅里叶频谱图。一个完整的短路过渡过程包括燃弧、短路和再引弧阶段,其电弧声信号与1000 ms长时信号的频谱包络相似,表明一个周期内的声信号在频域内具有各态历经特性,通过对一个周期信号的分析即可获得长时的信号特征。从图6可以看出,信号在0~20 kHz上均有分布,在160 Hz、5 kHz和15 kHz附近有较高的幅值。

图6 不同时长短路过渡电弧声频谱

图7为一段100 ms时长的射滴过渡和射流过渡

图7 射滴过渡和射流过渡电弧声频谱

电弧声傅里叶频谱,以及包含一个完整声音变化周期的10 ms 电弧声傅里叶频谱。

从图7可见,射滴和射流过渡电弧声信号幅值都主要分布在低频段,两者的频谱包络基本相似。说明射滴和射流过渡声音信号的变化周期与熔滴过渡过程无明显的相关性。从图6和图7可见,不论是短路过渡,还是射滴和射流过渡,其频谱图均在140~160 Hz有一较大的低频分量。进一步观察图1中*b*点和*c*点之间的电流波形,以及图3和图5中的焊接电流波形,可知该电流波形的变化基本上是在140~160 Hz,这种变化主要是由于逆变焊机的电流输出特性决定的^[13]。

根据电弧声的产生机理可知,焊接电流的变化引起了电弧等离子体流速的变化,而等离子体流速的变化又引起了电弧声的变化。短路过渡时,由于熔滴与母材接触,发生了短路过程,引起了很大的电流变化,在液桥拉断的瞬间产生了电弧声的突变,短路过程结束后,焊接电流变化平稳,因此在两次短路发生之间,电弧声振荡衰减。但是,在射滴过渡和射流过渡时,熔滴长大对焊接电流没有明显的影响,此时的电弧声信号被低频变化的焊接电流信号所调制,两种过渡状态下的电弧声频率分布非常相似,难以区分。

2 基于人耳听觉原理的电弧声特征提取

大量的工程实践表明,一个有经验的焊工,往往能够根据电弧的声音大致判断出熔滴过渡状态。与基于信号处理和变换方法不同的是,人对声音的辨识是通过声音的听觉特征完成的。生理声学的研究表明,声音信号首先经过外耳和中耳的传递,到达耳蜗,经过耳蜗的滤波分解,得到声音信号的听觉特征,最后通过神经系统传入人的大脑,实现对声目标的识别。为了实现熔滴过渡状态的识别,本文基于人耳的听觉模型对电弧声信号进行特征提取,算法的具体流程如图8所示。

图8 电弧声听觉特征提取与熔滴过渡状态识别

首先对电弧声进行快速傅里叶变换,得到频域信号,然后通过外耳、中耳传递函数对频域信号进行衰减或放大,利用傅里叶反变换将衰减或放大后

的频域信号变成时域信号,再利用伽马频率滑动滤波算法模拟耳蜗的功能对信号进行分解,计算分解后信号的响度,根据响度构建电弧声特征矢量,最后建立支持向量机模型,根据特征矢量进行熔滴过渡状态的识别。

2.1 电弧声的外耳与中耳滤波

人耳从结构上主要分为外耳、中耳和耳蜗。当外界声音信号作用于人耳时,外耳首先收集信号并向内传输,当声音经外耳传递到达中耳时,信号能量会被放大,而经中耳传递到达耳蜗时能量则会衰减。美国国家标准协会(American National Standard Institute, ANSI)给出了外耳与中耳的传递函数,该传递函数表明人耳对3~4 kHz之间的声音信号具有较为敏感的响应。

根据前述电弧声特征分析可知,在射滴和射流过渡时,焊接电流变化引起的电弧声波动主要集中在140 Hz左右,而人耳对这一频带的声音不敏感。因此,可以采用外耳与中耳传递函数将该低频信号进行抑制,从而更好地实现两种过渡状态的识别。图9是射滴过渡和射流过渡电弧声信号分别经过外耳和中耳滤波后的时域和频域波形。

图9 外耳和中耳滤波后的射滴过渡和射流过渡电弧声

从图9可见,经过外耳和中耳传递后,射滴过渡和射流过渡电弧声的时域波形表现出了一定程度的不同,与图3和图5相比,其中的正弦变化特征已基本被滤除。与图7相比,频域波形图上140~160 Hz的低频成分得到了极大地抑制,变换后的电弧声主要频率成分分布在0~6 kHz之间。为了进一步对两种熔滴过渡状态进行区分,还需要对0~6 kHz的频率成分进行进一步的分解。

2.2 电弧声 Gammatone 频率分解

生理声学的研究表明,耳蜗是人耳听觉系统中重要的器官之一,而基底膜则是耳蜗接收声音的最

重要的组织,其对于声音的动态响应过程类似于抖动一条丝带。基底膜具有很重要的频率选择特性,对于纯音输入,频率较高时,振幅最大的位置靠近基底膜的底部;频率较低时,振幅最大的位置出现在基底膜的顶部。基底膜还具有频谱分析特性,对于复合音输入,基底膜能够把不同频率转化为不同的基底膜位置,把不同的声音强度转化为不同的基底膜振动幅度,从而自动分离出复合音中的不同频率成分和对应的幅值,完成耳蜗对声音频率和强度的编码。

GREENWOOD^[14]发现特征频率 f 与基底膜位置 x 的关系表达式为

$$f = B(10^{a(L-x)} - k) \quad (1)$$

式中, B 为常数; L 表示基底膜长度; f 表示特征频率; x 是基底膜底端到特征频率 f 所在位置的距离; k 是积分常数。

基底膜从功能上看相当于一个频谱分析仪,它能够把传入人耳的声信号在频域上按频带进行分解。很多学者在这方面进行了深入探索,提出了多种听觉滤波器模型,其中伽马频率滑动滤波器(Gammatone)模型只需要采用较少的参数就能较好地模拟基底膜的滤波功能,被大多数学者所采用。算法中采用的滤波器脉冲响应函数为

$$g_m(t) = Rt^{n-1} \exp(-2\pi B_m t) \cos(2\pi f_m t + \phi_m) \quad t \geq 0 \quad (2)$$

式中, $1 \leq m \leq M$, ϕ_m 表示相位; R 为滤波器增益; M 表示滤波器的个数; n 为滤波器的阶数,研究表明当阶数 $n=4$ 时便可很好地模拟人耳基底膜特性。 f_m 是各滤波器的中心频率,即基底膜的特征频率, B_m 是中心频率 f_m 在等效矩形带宽(Equivalent rectangular bandwidth, ERB)域上的变换频率,其决定了脉冲响应的衰减速度。 f_m 与 ERB 的关系式为

$$B_m = 1.019 \text{ERB}(f_m) \quad (3)$$

在生理声学中,每个滤波器的等效矩形带宽可以由式(4)得到

$$\text{ERB}(f_m) = 24.7(0.00437f_m + 1) \quad (4)$$

可见,只需要选定滤波器的个数 M ,并确定每个滤波器的中心频率 f_m ,即可确定滤波器的响应特性,从而实现输入信号的频率分解。一般情况下,在选定了 M 之后,可以根据式(5)和式(6)获得滤波器的中心频率 f_m 。

$$\nu = \frac{9.26(\ln(f_H + 228.7) - \ln(f_l + 228.7))}{M} \quad (5)$$

$$f_m = (f_H + 228.7) \exp\left(-\frac{mv}{9.26}\right) - 228.7 \quad (6)$$

式中, f_H 为滤波器的最高截止频率; f_l 为滤波器的最低截止频率; M 表示滤波器的个数; ν 是滤波器重叠因子,表示相邻滤波器之间重叠的百分比。

为了使电弧声信号的频率分解具有一定的精度,又不至于计算量过大,本文取 $M=64$,最低截止频率 1 Hz,最高截止频率取采样频率的一半,即 20 kHz。经计算,相邻滤波器间的重叠因子为 0.648。从第 1.3 节的电弧声频率特征分析可知,包含一个完整声音变化周期的 10 ms 的电弧声信号即可反映射滴和射流过渡状态下的电弧声特征。而根据生理声学研究,人耳对两次声音的响应间隔时间至少为 100 ms,间隔小于 100 ms 时,听觉神经不能识别^[15]。因此,本文将时长为 120 ms 的射滴和射流两种熔滴过渡状态下的电弧声信号分别经过 Gammatone 滤波器组进行频率分解。图 10 为经过其中 3 个滤波器后的电弧声信号,这三个滤波器的中心频率分别为 162 Hz、3 527 Hz 和 5 755 Hz。

图 10 不同中心频率分解后的电弧声信号

从图 10 可见,滤波器的中心频率为 3 527 Hz 时,射滴过渡和射流过渡电弧声信号的幅值有明显区别,而中心频率为 162 Hz 和 5 755 Hz 时,两者的电弧声幅值相差不大。这主要是由于声音信号经过外耳和中耳的传递后,低频和低频分量得到了抑制,中频段得到了加强,而这一频段射滴过渡和射流过渡电弧声信号的时域波形明显不同,这将有助于对二者进行区分。为了找出射滴过渡和射流过渡电弧声信号的特征量,文中计算了不同频段的电弧声响度值。

2.3 电弧声晌度计算

人对声音的识别主要是通过声音的听觉特征来实现的, 其中响度是一种非常重要的听觉特征。作为人耳对声音强弱的一种主观判断, 响度是最早被人们所研究的一种声音属性。GLASBERG 等^[16]根据外耳、中耳对不同频率信号的衰减特性和耳蜗的频响特性, 设计出接近人耳听觉特性的响度计算模型。

本文根据 MOORE 响度模型, 计算经过频率分解后的电弧声晌度, 主要计算流程如下。

(1) 电弧声 ERB 级计算。以频率分解后的信号中每个频谱成分为带宽中心 f_m , 结合加权函数将 1 个 ERB 范围内的声能成分叠加并取级, 得到信号的 ERB 级, 用 F_l 表示。

$$F_l = 10 \lg \left(\frac{\sum_{f_m - \text{ERB}/2}^{f_m + \text{ERB}/2} W_a P_a^2}{P_0^2} \right) \quad (7)$$

式中, P_a 表示在 ERB 带宽内的第 a 个频率成分的有效声压; P_0 为参考声压, $P_0 = 2 \times 10^{-5} P_a$; W_a 为第 a 个频率成分的加权值, 由式(8)求得

$$W_a = (1 + \lambda_1 g_a) \exp(-\lambda_1 g_a) \quad (8)$$

式中, $g_a = |(f_a - f_m)/f_m|$, $\lambda_1 = 4f_m / \text{ERB}$, f_a 为 ERB 带宽范围内的信号频率, ERB 带宽可用式(4)求得。

(2) 求解耳蜗的输出激励。通过引入等效矩形带宽率 B_r 来描述人耳的非线性听觉特性, 对应的耳蜗中心频率 f_c , 可由式(9)求得

$$f_c = \frac{10^{B_r/21.366} - 1}{0.004368} \quad (9)$$

式中, B_r 的取值范围为 1.75~39, 并以 0.25 作为间隔。由此可以确定耳蜗中心频率 f_c 的下限约为 50 Hz, 上限约为 15 kHz, 涵盖了人耳感知声能密度的主要频段。确定了中心频率 f_c 后, 对应的耳蜗带宽 ERB_c 可由式(4)计算得到。则耳蜗的输出激励为

$$E_c = \frac{\sum_{f_c - \text{ERB}_c/2}^{f_c + \text{ERB}_c/2} W_b P_b^2}{P_0^2} E_0 \quad (10)$$

式中, 权系数 W_b 可由式(11)~(13)求得。

$$W_b = (1 + \lambda_2 g_b) \exp(-\lambda_2 g_b) \quad (11)$$

$$\lambda_2 = \begin{cases} \frac{(4f_c - 0.00117 \times 4f_c(F_l - 51))}{\text{ERB}_c} & f_b < f_c \\ \frac{4f_c}{\text{ERB}_c} & f_b \geq f_c \end{cases} \quad (12)$$

$$g_b = \begin{cases} |f_b - f_c|/f_c & |f_b - f_c|/f_c \leq 1 \\ 1 & 1 < |f_b - f_c|/f_c \leq 4 \\ 4 & |f_b - f_c|/f_c > 4 \end{cases} \quad (13)$$

式中, P_b 表示在 ERB_c 带宽内的第 b 个频率成分的有效声压; E_0 表示声压级为 0 dB 的 1 kHz 纯音在中心频率为 1 kHz 的听觉滤波器的输出激励值。

(3) 根据耳蜗输出激励大小, 由式(14)计算特性响度 N'

$$N' = \begin{cases} C \left(\frac{2E_c}{E_c + E_{\text{THRO}}} \right)^{15} [(GE_c + A)^\alpha - A^\alpha] & E_c < E_{\text{THRO}} \\ C [(GE_c + A)^\alpha - A^\alpha] & E_{\text{THRO}} < E_c < 10^{10} \\ C \left(\frac{E_c}{1.0707} \right)^{0.2} & E_c > 10^{10} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $C = 0.0631$, E_c 为式(10)求出的滤波器输出激励; E_{THRO} 表示最小可听域中由正弦信号通过听觉滤波器产生的峰值激励; G 为滤波器低频增益系数; A 为常量; 其值与频率有关; α 为响度转换系数, 其值与 G 有关。

(4) 最后求解信号的总响度, 定义为特征响度的线性叠加

$$D = \sum N' / 4 \quad (15)$$

利用响度模型的求解方法, 对经过 Gammatone 分解的 64 个频带分别求响度值。图 11 表示了中心频率分别为 162 Hz、3 527 Hz 和 5 755 Hz 时射滴过渡和射流过渡电弧声晌度在 120 ms 内的变化情况。

图 11 射滴过渡和射流过渡电弧声晌度

从图 11 可以看出, 不论是射滴过渡还是射流过渡, 在中心频率为 3 527 Hz 处, 其响度均具有最大值。射滴过渡在中心频率为 5 755 Hz 处的响度值最小, 而射流过渡在 162 Hz 处的响度值最小。这说明不同的熔滴过渡具有不同的响度特征, 根据这些响度特征即可对其进行辨识。

3 电弧声晌度特征矢量构建

为了利用响度对熔滴过渡状态进行辨识, 对三

种过渡状态下, 经过 Gammatone 分解的 64 个频带的响度分别求功率。其中射滴过渡和射流过渡的响度功率分布结果如图 12 所示。

图 12 不同频率下的电弧声响度功率

从图 12 中可以看出, 在频率为 3~4 kHz 之间, 两种熔滴过渡状态的电弧声响度功率比其他频率段要大, 而这一频率段正是人耳响应比较灵敏的区间。对比两种过渡状态的响度功率随频率的分布特征可见, 在频率为 162 Hz 左右, 两种过渡状态都出现了一个局部极值, 且大小相近, 而这一频率正是由于逆变焊机特性引起的焊接电流变化频率。而在 3~3.5 kHz 之间, 射滴过渡呈现出先减小再增大的变化规律, 而射流过渡则呈现出单调增加的趋势。在 3.5 kHz 附近, 射流过渡的响度功率远大于射滴过渡。图 12 说明, 射滴过渡和射流过渡具有不同的频率成分, 构成了不同的音色空间, 采用人耳听觉模型可以很好地反映不同熔滴过渡电弧声的特征。

为了实现三种熔滴过渡状态的识别, 根据每种熔滴过渡状态下电弧声的响度变化特征, 构建了特征矢量, 构建方法如下。

(1) 令 a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 分别是中心频率在 162 Hz, 2 847 Hz, 3 059 Hz, 3 285 Hz, 3 527 Hz 处的电弧声响度功率。

(2) 构建特征矢量 $\mathbf{X} = (x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5)$, 其中每个元素 x_i 的计算方法为

$$x_i = \frac{a_i}{\sqrt{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2 + a_4^2 + a_5^2}} \quad (16)$$

通过上述计算, 将 $\mathbf{X}$ 转化为单位矢量, 从而可以消除电弧声音量大小对识别结果的影响, 使识别结果不受传声器与声源之间的距离影响。

由于 5 维空间无法进行直观表示, 取其中三个元素 x_2, x_3 和 x_1 分别作为直角坐标系的 x, y, z 坐标轴, 绘制不同熔滴过渡状态下各 100 组的散点图, 结果如图 13 所示。可见, 采用特征矢量中的三个元素基本上就可以将短路过渡、射滴过渡和射流过渡区分开来。这说明文中所选取的特征矢量较好地体现了不同熔滴过渡状态的特征, 为实现三种

过渡状态的识别提供了基础。

图 13 不同熔滴过渡状态的三维点图

4 熔滴过渡状态识别

4.1 SVM 识别结果与分析

本文使用网格参数寻优的方法, 采用 SVM(支持向量机)进行熔滴过渡状态的识别, 选取径向基核函数, 其中 γ 为核参数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2) \quad (17)$$

试验中采集短路过渡、射滴过渡、射流过渡状态电弧声样本信号各 100 组。构建特征矢量共得到 300 组样本, 从三种过渡状态样本中分别随机选取 10 组作为训练样本, 剩下的 90 组作为测试样本, 采用支持向量机模型进行识别, 结果如表 2 所示。

表 2 熔滴过渡状态识别混淆矩阵(%)

类别	短路	射滴	射流	整体识别率
短路	98.8	—	1.2	—
射滴	—	97.8	2.2	—
射流	1.1	1.1	97.8	—
整体识别率	—	—	—	98.1

从表 2 可以看出, 三种过渡状态的识别率均达到 97% 以上, 说明模仿人耳对声音的辨别特性可以很好地将三种过渡状态进行区分。从表中也可以看出, 相比短路过渡, 射流过渡与射滴过渡识别时更容易发生混淆。

4.2 白噪声干扰下的熔滴过渡状态识别

为了验证文中所提出的基于人耳听觉模型的熔滴过渡状态识别算法的抗噪声干扰能力, 利用 Matlab 生成白噪声, 白噪声能量通过与原始信号的信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)来设定。通过能量变换, 加入不同能量大小的白噪声, 研究在不同强度白噪声干扰下的识别率。图 14 表示添加信噪比为 14 dB 的白噪声信号后, 射滴过渡和射流过渡电弧声信号的时域波形。图 15 表示添加 14 dB 白噪声

信号后,不同中心频率下射滴过渡和射流过渡的电弧声响度功率变化情况。从图 14 可以看出,添加白噪声后信号的时域波形发生了明显的变化。

图 14 14 dB 白噪声干扰下的电弧声信号

图 15 14 dB 白噪声干扰下的电弧声响度功率

从图 15 可见,两种熔滴过渡状态的电弧声响度功率绝对值比添加噪声信号之前略微增大,但是其变化规律(相比图 12)并未发生改变,这主要是由于白噪声在所有频率段上均匀分布的特性造成的。由于本文所提取的特征矢量只与响度功率的变化波形有关,而与其绝对大小无关,因此,具有一定的抗白噪声干扰能力。将该噪声分别添加到三种熔滴过渡状态下的原始电流信号中。表 3 给出了不同信噪比条件下熔滴过渡状态的识别结果。

表 3 白噪声干扰下的熔滴过渡状态识别结果

信噪比/ dB	识别率(%)			
	短路过渡	射滴过渡	射流过渡	整体
20	98.8	97.8	95.6	97.4
17	98.8	93.3	94.4	95.5
14	97.8	84.4	91.1	91.1
12	97.8	71.1	91.1	86.7

从表 3 中可以看出,随着信噪比的减小(即噪声能量的增加),短路过渡识别率仅发生了很小的变化,这主要是由于短路过渡的电弧声特征明显不同于其他两种造成的。随着噪声能量的增加,射流过渡的识别率也保持在 91% 以上,射滴过渡的识别率则下降较多。总的来看,当信噪比达到 12 dB 时(一般认为,当信噪比低于 70 dB 时,信号就会产生失真),本文所提出的方法仍然保持较高的识别率,说明该方法具有较强的抗白噪声干扰能力。

4.3 环境噪声干扰下的熔滴过渡状态识别

在实际焊接过程中,更多的是工厂里的环境噪声,所以有必要验证识别算法抗环境噪声的能力。从知名声效制品出版公司 Sound Ideas 网站下载一段工业生产现场中机器运转的环境噪声,通过能量变换将其添加到原始电弧声信号中。图 16 为添加信噪比为 6 dB 噪声后射滴过渡和射流过渡的电弧声波形。图 17 为对应的不同中心频率下射滴过渡和射流过渡的电弧声响度功率变化情况。

图 16 6 dB 环境噪声干扰下的电弧声信号

图 17 6 dB 环境噪声干扰下的电弧声响度功率

从图 17 可见,相比原始信号(图 12),电弧声响度功率在 0.3~1.0 kHz 区间内的幅值有明显增加,而在其他频率段与添加噪声信号之前基本相同。这说明,所添加的环境噪声频率成分主要在 1 kHz 以下,而射滴过渡和射流过渡电弧声的主要区别在 3.0~3.5 kHz 之间。因此,只要环境噪声的主要频率成分不在 3.0~3.5 kHz 之间,本文所提出的算法就具有较强的抗环境噪声干扰能力。表 4 给出了不同信噪比环境噪声干扰下,三种熔滴过渡状态的识别结果。

表 4 环境噪声干扰下的熔滴过渡状态识别结果

信噪比 /dB	识别率(%)			
	短路过渡	射滴过渡	射流过渡	整体
12	97.8	96.7	96.7	97.1
6	97.8	96.7	96.7	97.1
1	97.8	95.6	96.7	96.7
0.5	97.8	95.6	96.7	96.7

从表 4 中可以看出,信噪比为 0.5 dB 时,三种过渡状态识别率依然保持在 95% 以上。说明基于人耳听觉模型的熔滴过渡状态识别算法对环境噪声有很强的抗干扰能力。

5 结论

(1) 通过时域和频域分析不同熔滴过渡形式的电弧声信号,发现短路过渡与其他两种过渡状态具有明显不同的特征,很容易将其识别出来。射滴和射流过渡声音信号的变化周期与熔滴过渡过程无明显的相关性,两者的电弧声信号极为相似,很难将其区分开来。

(2) 基于人耳听觉模型对不同熔滴过渡状态进行识别,首先通过外耳、中耳传递函数对频域信号进行衰减或放大,再利用伽马滑动滤波算法模拟耳蜗的功能对信号进行分解,计算分解后信号的响度,构建5维电弧声响度特征矢量,建立支持向量机识别模型,实现了对短路过渡、射滴过渡和射流过渡三种状态的识别。

(3) 对原始信号加入不同信噪比的白噪声和环境噪声,通过试验验证了人耳听觉模型具有较强的抗噪声干扰能力,为MIG焊接质量在线监控提供了一种新方法。

参考文献

- [1] KASKINEN P, MUELLER G. Acoustic arc length control [C]//Proceedings of an International Conference on Trends in Welding Research, 1986: 763-765.
- [2] SAINI D, FLOYD S. An investigation of gas metal arc welding sound signature for on-line quality control[J]. Welding Journal, 1998, 77(4): 172-179.
- [3] GRAD L, GRUM J, POLAJNAR I. Feasibility study of acoustic for on-line monitory in short circuit gas metal arc welding[J]. International Journal of Machine Tool & Manufacture, 2004, 44(5): 551-561.
- [4] LV Na, XU Yanling, LI Sichen, et al. Automated control of welding penetration based on audio sensing technology[J]. Journal of Materials Processing Tech., 2017, 250: 81-98.
- [5] YAO Ping, ZHOU Kang. Application of short time energy analysis in monitoring the stability of arc sound signal[J]. Measurement, 2017, 105: 98-105.
- [6] SONG Shuo, CHEN Huabin, LIN Tao, et al. Penetration state recognition based on the double-sound-sources characteristic of VPPAW and hidden Markov Model[J]. Journal of Materials Processing Tecnology, 2016, 234: 33-44.
- [7] POOPAT B, WARINSIRIRUK E. Acoustic signal analysis for classification of transfer mode in GMAW by noncontact sensing technique[J]. Songklanakarin Journal of Science & Technology, 2006, 28(4): 829-840.
- [8] 石玢, 黄健康, 聂晶, 等. 电弧声与铝合金脉冲 MIG 焊熔滴过渡的相关性[J]. 焊接学报, 2009, 30(3): 29-32.
- [9] SHI Yu, HUANG Jiankang, NIE Jing, et al. Correlation of arc acoustic signals and droplet transfer in aluminum pulsed MIG welding[J]. Transactions of The China Welding Institution, 2009, 30(3): 29-32.
- [9] 樊丁, 黄健康, 石玢, 等. 基于电弧声 ARMA 双谱分析对熔滴过渡类型 SVM 模式识别[J]. 上海交通大学学报, 2008, 42(s1): 47-50.
- [9] FAN Ding, HUANG Jiankang, SHI Yu, et al. Droplet transfer pattern recognition by SVM based on arc acoustic ARMA bispectrum analysis[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2008, 42(s1): 47-50.
- [10] LYON R F, MEAD C. An analog electronic cochlea[J]. A Coustics, Speech, and Signal Process, 1998, 36(7): 1119-1134.
- [11] PATTERSON R D, MOORE B C J. Auditory filters and excitation patterns as representations of frequency resolution[C]//Frequency Selectivity in Hearing London: Academic Press, 1986: 123-177.
- [12] 马元锋, 陈克安, 王娜, 等. 听觉模型输出谱特征在声目标识别中的应用[J]. 声学学报, 2009, 34(2): 142-150.
- [12] MA Yuanfeng, CHEN Kean, WANG Na, et al. Application of auditory spectrum-based features into acoustic target recognition[J]. Acta Acustica, 2009, 34(2): 142-150.
- [13] 段彬, 孙同景, 李振华, 等. 基于小波的全数字逆变焊机信号处理[J]. 机械工程学报, 2010, 46(4): 60-64.
- [13] DUAN Bin, SUN Tongjing, LI Zhenhua, et al. Signal processing of all-digital inverter welder based on wavele[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(4): 60-64.
- [14] GREENWOOD D D. A cochlear frequency-position function for several species—29 years later[J]. J. Acoust. Soc. Am., 1998, 87(6): 2592-2605.
- [15] 高文元, 迟放鲁, 贺秉坤. 临床听觉生理学[M]. 北京: 人民军医出版社, 2004.
- [15] GAO Wenyuan, CHI Fanglu, HE Bingkun. Clinical auditory physiology[M]. Beijing: People's Military Medical Press, 2004.
- [16] GLASBERG B R, MOORE B C J. A model of loudness applicable to time-varying sounds[J]. Journal of the Audio Engineering Society, 2002, 50(5): 331-342.

作者简介: 高延峰, 男, 1974 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为焊接自动化。

E-mail: gaoyf@nchu.edu.cn; gyf_2672@163.com