

用电弧声信号监测 GMAW 焊丝干伸长的 SVM 模型

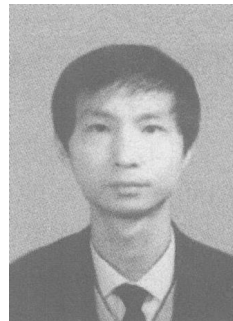
马跃洲, 瞿 敏, 陈剑虹

(兰州理工大学 有色金属合金省部共建教育部重点实验室, 兰州 730050)

摘 要: 为了探索电弧声在焊接质量监控中的应用途径, 在对短路过渡 GMAW 电弧声信号频谱分析的基础上提出电弧声道概念, 认为声道是受焊接参数、电弧形态等众多因素影响的分布参数系统。电弧声的 LPC(线性预测)模型是声道传输特性的一个参数化估计。电弧声频谱与焊丝干伸长密切相关, 但呈现出高度复杂性和非线性。利用电弧声 LPC 预测系数和反射系数构造输入向量, 建立了支持向量机(SVM)的焊丝干伸长分类模型。训练和测试结果表明, 采用不同形式核函数的 SVM(支持向量机)分类器均能实现干伸长的正确分类, 其性能明显优于相同条件下的 RBF(径向基函数)神经网络分类模型, 小样本情况下仍具有较好的推广能力。其中, 用反射系数作为输入向量训练三次多项式核函数的 SVM 分类器性能最优, 测试正确率在 98% 以上。据此认为, 利用 LPC 分析提取电弧声的特征向量, 建立 SVM 模型是一种焊接动态参数监控的可行方法。

关键词: 电弧声; 线性预测模型; 支持向量机; 熔化极气体保护焊; 焊接参数监控

中图分类号: TB535 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-360X(2006)05-021-06



马跃洲

0 序 言

GMAW(gas metal arc welding)电弧声波携带大量焊接过程的信息, 如焊接动态参数变化、电弧行为、熔滴过渡方式、熔池形态等^[1~3], 是焊接质量在线监控有价值的、潜在的源信号。由于受众多随机因素的影响, 电弧声呈现出高度复杂性和非线性, 使得难以直接利用电弧声信号进行焊接过程监控。近年来的研究表明, 人工神经网络可用来建立电弧声信号与焊接过程参量之间的映射关系^[4]。利用不同频段内电弧声波能量构造输入向量、训练的神经网络模型, 能够在一定程度上预测 CO₂ 焊接过程飞溅量大小^[5]。然而, 由于神经网络自身的特点, 模型拓扑结构的确定、学习方法及参数的选择缺乏理论依据, 存在着很大的经验成分。另外, 关于电弧声的特征提取、参数化建模以及样本空间构造等问题仍需进一步研究。

支持向量机(support vector machine, SVM)是以统计学习理论为基础, 发展起来的一种机器学习方法。统计学习理论的结构风险最小化原则, 减少了 SVM 对样本数量及质量的依赖性, 使其在解决小样本问题上表现出特有的优势。与神经网络的启发式学习方式和含有经验成分的实现过程相比, SVM 具

有更严格的理论和数学基础, 能有效避免局部最小及“维数灾难”等问题, 在模式识别、函数逼近、函数拟合、回归估计、密度估计、数据挖掘和非线性系统控制中得到很好的应用^[6,7]。

电弧声信号虽然采集简单, 不受弧光、烟尘和飞溅等影响, 但却极易受到环境噪声的污染, 信号的时域波形与采样系统和传声器密切相关。考虑到有经验的焊工往往能听出电弧声中反馈的信息, 作者将重点研究不易被噪声污染、受采样装置影响较小、且人耳更为敏感的可闻电弧声的频域特征。分析频谱特征与焊接状态的相关性, 建立电弧声道的参数化模型, 在此基础上构造电弧声的特征向量建立 SVM 分类模型, 对短路过渡 GMAW 过程的焊丝干伸长进行模式识别。

1 电弧声的参数化模型

1.1 信号获取

数据采集系统由传感器、信号调理电路、A/D 转换卡和微型计算机构成。A/D 卡具有 4 个同步采样、差分输入的模拟通道, 分别用于焊接电流、电弧电压、电弧声信号的同步采集, 采样率 50 kHz, 分辨率 16 bit。卡上带有 8 kb 的 FIFO(先进选出), 故可进行长时间、不间断的数据采集。焊接电流和电压采用霍尔传感器, 电弧声则由全指向性的驻极体传

声器进行传感。传声器的频率响应范围为 20 Hz ~ 20 kHz, 灵敏度 $-36 \text{ dB} \pm 3 \text{ dB}$ ($0 \text{ dB} = 1 \text{ mV/Pa}$, 1 kHz), 信噪比大于 60 dB。数据采集软件采用 VB 编制, 分析和建模在 Matlab 环境下进行。

焊接试验采用数字控制的 IGBT 逆变自动焊机, CO_2 气体保护, $\phi 1.2 \text{ mm}$ 实心焊丝, 进行低碳钢水平堆焊。焊接电压 18~22 V, 焊丝干伸长 12~30 mm, 送丝速度 2.5 m/min, 电流约 100~180 A, 焊接速度 0.2 m/min, 保护气流量 20 L/min。传声器与焊枪一起固定在行走小车上, 拾音距离 0.3 m。

图 1 为焊接电压 19 V、焊丝干伸长 12 mm、电流约 140 A 时采集的一段同步信号波形, 图中的电弧声波形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以及所使用的采样率计算时间延迟, 进行了相应的时移。可以看出, 短路过渡的 GMAW 电弧声信号呈现振铃淹波形, 主要发生在短路过程结束再引弧阶段。电弧声的产生源于电弧能量的变化, 能量变化则主要由短路时的电压变化引起, 由于短路结束再引弧期间电流水平最高, 电压的变化幅度最大, 电弧能量变化最为剧烈, 故而引发强烈的“振铃”。

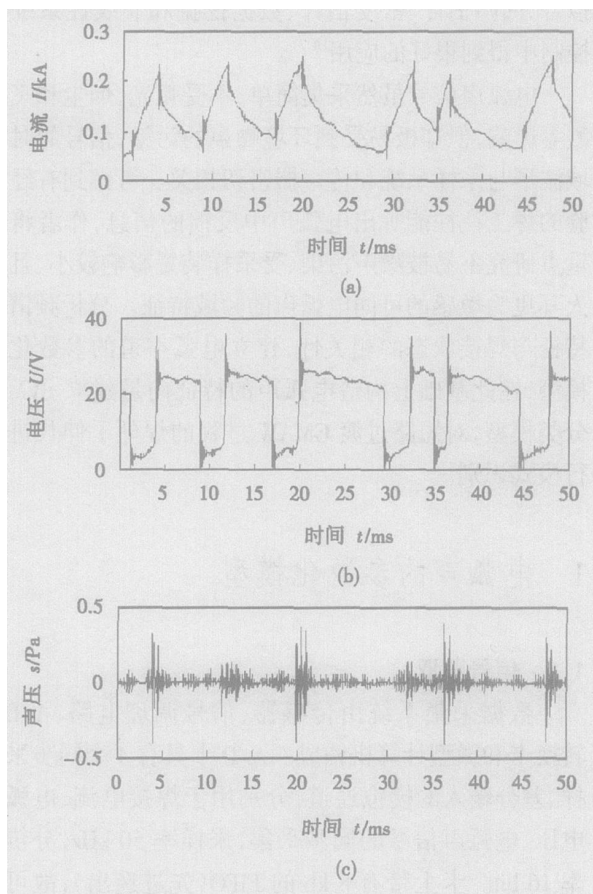


图 1 焊接电流、电压和电弧声同步信号波形
Fig. 1 Synchronous signals of welding current, voltage and arc sound

1.2 功率谱分析

功率谱密度(power spectrums density, PSD)用来估计一段时间内随机信号功率的频率分布。图 2 为采用 Welch 法(加权交叠平均法), 估计的不同干伸长下焊接时电弧声信号的功率谱。其中干伸长依次为 8 mm、12 mm、18 mm 和 24 mm, 焊接电压 19 V, 电流 120~150 A。考虑到短路过渡频率(100 Hz 左右), 选择时宽 1 000 点(20 ms)的 Hanning 窗, 按 50% 交叠, 分析信号长度为 10 s。从图中可以看出, 电弧声能

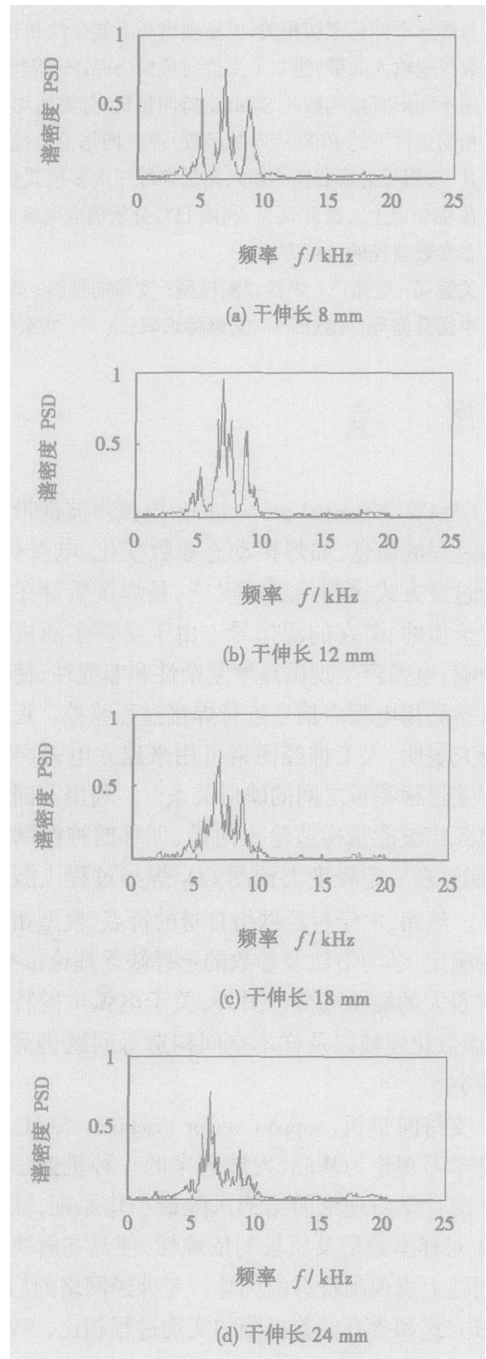


图 2 不同干伸长下电弧声的功率谱
Fig. 2 Power spectrums estimated for sound signals with different wire extensions

量主要分布在 4~11 kHz 范围内, 不同干伸长下信号的频谱存在明显区别。干伸长为 8 mm 和 12 mm 时的频谱分布出现三个明显的共振峰, 随着干伸长的增加, 5 kHz 附近的能量峰消失, 8.5 kHz 附近的峰值减小。进一步的试验发现, 焊接条件改变时, 电弧声的频谱细节随之改变, 即电弧声的频域特征与焊接状态的高度相关, 但却呈现出高度的复杂性和非线性。

1.3 电弧的声道

电弧声的产生被认为是源于电弧中等离子体的体积变化, 电弧声压^[2]可表述为

$$s = K \frac{dP}{dt} = K \frac{d(UI)}{dt} = K \left(I \frac{dU}{dt} + U \frac{dI}{dt} \right), \quad (1)$$

式中: s 为声压; P 为电弧功率; U 、 I 分别为电弧电压和电流; K 为常数。

为了深入考察 GMAW 电弧声的产生和传播特性, 对采集的同步信号进行了时域和频域分析, 分析中用电弧功率 $P(n) = U(n)I(n)$ 的一阶差分 $dP(n)$ 代替微分 dP/dt 。图 3 为焊接电压 19 V、电流 140 A 时, 长度 10 s 的电弧功率差分与电弧声信号的傅里叶谱。可以看出, 电弧功率差分表现为有色噪声, 而电弧声信号的频谱则呈现出多个共振峰。可见, 电弧声信号的频谱特征并不能由电弧的能量变化完全确定。

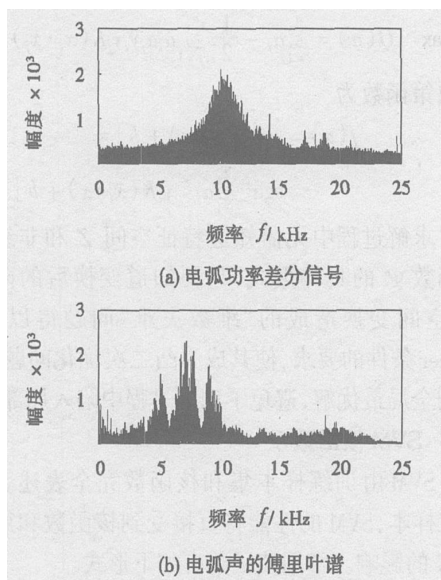


图 3 电弧功率差分信号和电弧声的傅里叶谱

Fig. 3 Fourier spectrum of arc sound and difference signal of arc power

分析认为, GMAW 电弧存在一个声道系统, 式(1)中的 K 应看作声道系统的特性, 如 K 为常数, 式(1)仅描述了电弧声的声源。声道是一个时变系

统, 与焊接参数、电弧行为、熔滴过渡方式、熔池形态等因素有关, 这些因素决定电弧声道的自然谐振频率。声源经声道调制形成电弧声, 故电弧的特征信息更多地蕴含在声道中。

建立电弧声道的物理模型是困难的, 可用一个时变系数的数字滤波器和增益因子 G , 建立其等效电气模型, 如图 4 所示。假定滤波器的传输特性在分析时段内保持不变, 利用采集的焊接电压、电流和电弧声的同步信号即可估计电弧声道的频率响应。

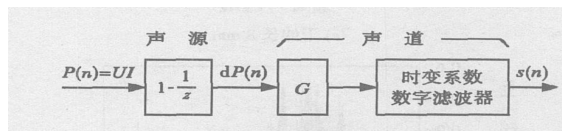


图 4 电弧声道的等效电气模型

Fig. 4 Equivalent electrical model of tone channel of arc sound

1.4 线性预测模型

线性预测 (linear prediction coding, LPC) 是一种声音分析和编码方法。它将短时声音信号 $s(n)$ 视为由一个增益为 G 的 p 阶全极点系统受白噪声 $x(n)$ 激励产生的输出, 系统的传递函数为

$$H(z) = G \left(1 - \sum_{i=1}^p a_i z^{-i} \right)^{-1}. \quad (2)$$

则 $s(n)$ 与 $x(n)$ 可表示为差分方程, 即

$$s(n) = \sum_{i=1}^p a_i s(n-i) + Gx(n). \quad (3)$$

如果定义上式左面第一项为预测器, 即用过去 p 个样本的线性组合来表示当前信号, 则误差为

$$e(n) = s(n) - \sum_{i=1}^p a_i s(n-i). \quad (4)$$

要使模型尽可能精确, 必须使预测误差在某一短时最小, 为此可定义误差的短时平均能量 E_n , 并通过使 $\partial E_n / \partial a_i = 0 (i=1, 2, \dots, p)$, 从而确定线性预测系数 a_i 。LPC 的解法有自相关法、协方差法及格形法等方法, 文中采用自相关法 (levinson-durbin 递归算法) 求解^[8]。

LPC 模型的反射系数 k_i 是声音信号处理的重要参数, $|k_i| \leq 1$ 是保证 LPC 系统稳定的重要条件。在语音信号的无损声管模型中, k_i 具有物理意义, 用以表示相邻两节声管面积的比值。 k_i 与 a_i 可由 Levinson-Durbin 递归关系相互转换。

图 5 出示了不同干伸长下长度 1 s 的电弧声信号的傅里叶谱及其 40 阶 LPC 模型的频率响应。可以看出 LPC 的频率响应很好地描绘了电弧声信号的频谱包络。根据电弧声道的等效电气模型, 电弧

声信号的 LPC 模型实际上可以看作是电弧声道传输特性的一个估计,预测系数 α_i 或反射系数 k_i ,即为表征电弧声频谱的特性向量。

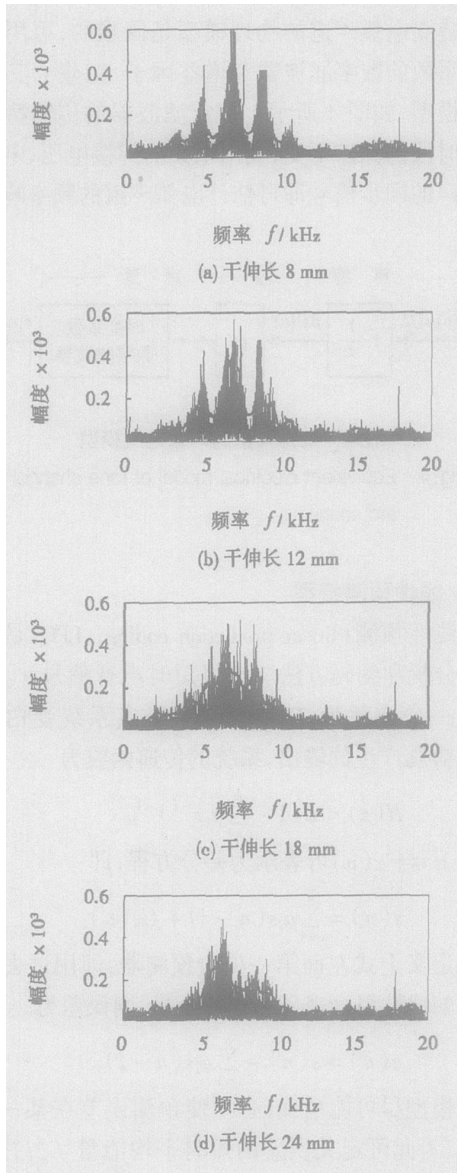


图 5 不同干伸长下电弧声频谱及其 LPC 频率响应
Fig.5 Frequency responses of LPC models and Fourier spectrums of arc sound signals under different wire extensions

2 SVM 理论和算法

2.1 SVM 基本理论

SVM 的基本思想为,通过定义适当的内积函数,将训练数据集从输入空间非线性地映射到一个高维特征空间(Hilbert 空间),使样本在这个空间线性可分,然后求取新空间中的最优线性分类面。

对于线性可分样本 (x_i, y) , $i=1, 2, \dots, n$, $x \in$

R^d , $y \in \{+1, -1\}$ 寻找最优分类面 $(w \cdot x_i) + b = 0$ 可以表述为约束优化问题,即

$$\min \Phi(w, \zeta) = \frac{1}{2} (w \cdot w) + C \left(\sum_{i=1}^n \zeta_i \right), \quad (5)$$

$$\text{s.t. } y_i [(w \cdot x_i) + b] \geq 1 - \zeta_i, \quad (6)$$

式中: w 为权向量; $\zeta_i \geq 0$ 为松弛变量; $C \geq 0$ 为错误惩罚力度因子。通过引入 Lagrange 函数,将上述问题转化为其对偶形式,即

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j). \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C; \quad i=1, \dots, n. \quad (8)$$

其解为 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*)$, $\alpha_i^* \geq 0$ 为 Lagrange 系数。根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 条件^[7],最优解满足 $\alpha_i^* \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 + \zeta_i\} = 0$,此时的 $\alpha_i^* > 0$ 点所对应的样本 x_i 位于两类分类面的边界上,这些样本被称之为支持向量。基于最优分类面的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}[(w \cdot x) + b] = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b \right]. \quad (9)$$

对于非线性可分样本,假设存在映射 $\Psi: Y \rightarrow Z$, $X \in R^d$, $Z \in R^k$, $k \geq d$,能够将输入样本 $x_i \in X$ 映射到特征空间 Z ,且核函数满足 Mercer 定理^[10],即 $K(x_i, x_j) = \Psi(x_i) \cdot \Psi(x_j)$ 。则高维特征空间 Z 中问题可表示为约束条件式(8)下的优化问题,即

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j). \quad (10)$$

其决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}[(w \cdot x) + b] = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b \right]. \quad (11)$$

求解过程中无需知道特征空间 Z 和非线性映射函数 Ψ 的具体形式,只要知道变换后的内积运算,空间变换造成的“维数灾难”问题得以解决。Mercer 条件的要求,使其成为凸二次优化问题,确保得到全局最优解,避免了训练过程中陷入局部最小。

2.2 SVM 核函数

SVM 由训练样本集和核函数完全表述。对于给定样本, SVM 的性能将直接受到核函数和惩罚因子 C 的影响。常用核函数有如下形式。

$$\text{线性核函数} \quad K(x, x_i) = x \cdot x_i.$$

$$\text{多项式核函数} \quad K(x, x_i) = [\gamma(x \cdot x_i) + d]^p.$$

$$\text{RBF 核函数} \quad K(x, x_i) = \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2).$$

$$\text{Sigmoid 核函数} \quad K(x, x_i) = \tanh[\gamma(x \cdot x_i) + d].$$

核函数类型需要根据训练样本的分布通过比较试验进行选择。SVM 的性能通常与核函数的类型关系不大,而主要受核参数和误差惩罚因子 C 的影

响^[6]。不同的核参数隐含地表征了不同的映射函数,从而影响样本数据在子空间中分布复杂程度,它将决定线性分类面所能达到的最小经验误差。惩罚因子 C 用于确定数据子空间中置信范围和经验风险的比例,通过调整特征空间中经验误差水平来影响学习机的推广能力。 C 取值小时表示对经验误差的惩罚小,学习机的复杂度小而经验风险值较大,即“欠学习”;反之则为“过学习”。核参数和 C 二者相互耦合,只有相互匹配才能获得好的推广能力。

2.3 SVM 算法

训练 SVM 的过程本质上是解一个二次规划问题。算法中样本以核矩阵形式存储,所需空间按照样本数目的大小二次增长。小规模问题可采用传统的凸二次优化算法解决,大规模问题则要通过工作集进行算法优化,即每次只利用部分样本排除非支持向量,更新支持向量的一个子集,通过迭代使其收敛到最优解。常用算法有块分法、分解算法和顺序最小优化算法(sequential minimal optimization, SMO)等^[9]。

块分法是从任意数据子集出发,使用传统的二次规划算法求解子问题,保留支持向量而舍弃其它点,用获得的支持向量检测全部剩余数据,将其中违反 KKT 条件最严重(即对分类面间隔影响最大)的 M 个点添加到支持向量中形成新的子问题。该算法将矩阵规模从训练样本的平方减至支持向量的平方,由于支持向量数目通常少于训练样本,故可降低存储要求。

分解算法是将样本集分为工作集 B 和非工作集 N ,集合的大小固定。求解关于工作集 B 的子问题,并用其结果检测 N 中的样本,用其中违反 KKT 条件最严重的样本替换 B 中的样本,算法迭代至 N 中所有样本均满足 KKT 条件为止。

SMO 算法是分解算法的一种极致状态,即将工作集规模减少至两个样本,每次迭代仅优化两个点的子集。由于通过约束条件式(8)可直接获得解析解,故无需包含二次规划算法。工作集样本选择采用两层嵌套循环启发式算法,外层循环浏览数据集,寻找违反 KKT 条件的点,任选一点作为工作点 x_1 ;内层循环按照使对偶目标函数有较大增长的原则,寻找第二个样本点 x_2 。所谓启发式方法是选择最大化 $|E_1 - E_2|$ 的点,其中 $E_i = [\sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x_j, x_i) + b] - y_i$,表示训练点 x_1 和 x_2 上函数输出与目标的差别^[7]。每步 SMO 实现两个向量元素 α_i 和 α_j 的共同优化,直到所有样本满足 KKT 条件。

3 基于 SVM 的干伸长分类

作为 GMAW 过程的重要参数,焊丝干伸长直接影响焊丝熔化速率,很多场合要求保持干伸长不变,或对干伸长进行动态监控。电弧声信号的频谱特征与干伸长相关,但却呈现高度的复杂性和非线性,为此尝试了利用 SVM 对不同干伸长时的电弧声频谱进行模式识别。

SVM 样本输入向量分别采用电弧声信号 40 阶 LPC 模型的分母多项式系数 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_{40})^T$,和反射系数 $\mathbf{k} = (k_1, k_2, \dots, k_{40})^T$ 。在焊丝干伸长分别为 8 mm、12 mm、18 mm、24 mm 和 30 mm,焊接电压 19~22 V,送丝速度 2.0~2.5 m/min,电流约 100~180 A,其余条件不变的情况下进行焊接试验和数据采集。每种干伸长下进行 12 组试验,每组采样数据随机抽取三段长度 1 s 的电弧声信号进行 LPC 分析,从而形成 180 个样本数据。其中,120 个样本用于 SVM 训练,样本集为 $A_{120} = (a_1, a_2, \dots, a_{120})$ 和 $K_{120} = (k_1, k_2, \dots, k_{120})$,每种干伸长对应 24 个样本;其余 60 个样本用于测试,每种干伸长对应 12 个样本。为了考察 SVM 在小样本情况下的分类能力,从 A_{120} 随机抽取 60 个样本,每种干伸长 12 个样本,构成训练样本子集 A_{60} 和 K_{60} ;从 A_{120} 随机抽取 30 个样本,使每种干伸长对应 6 个样本,形成训练样本子集 A_{30} 和 K_{30} 。采用相同样本集进行测试。

采用 SMO 算法进行 SVM 训练和测试,在 Matlab 环境下编程实现。通过交叉试验根据测试结果选择核函数参数和错误惩罚力度因子 C 。最终所确定的参数为,对于线性核函数, $C=100$;多项式核函数, $q=3, \gamma=1, d=0, C=100$;RBF 核函数, $\gamma=1/40, C=10$;Sigmoid 核函数, $\gamma=1/40, d=0, C=10$ 。

表 1 为不同样本集训练的四种核函数的 SVM 干伸长分类器的测试正确率(正确分类样本数/总样本数)。作为比较,表 1 还示出了用相同样本集建立的径向基函数(RBF)神经网络分类模型的测试结果。RBF 网络模型的训练通过 Matlab 6.5 中的 newrb 函数完成,训练时 RBF 函数宽度取值 0.8,网络的隐层神经元个数为 39。从测试结果可以看出:

(1) 采用电弧声 LPC 模型参数构造样本输入向量训练的 SVM 分类器,能够成功实现 GMAW 焊丝干伸长分类。对于 A_{120} 和 K_{120} 训练的 SVM 分类器,除了采用线性核函数时出现 1 例分类错误外,其余全部达到 100%的正确率。

(2) 当训练样本从 120 个减少至 60,即训练样

表 1 不同样本集训练的四种核函数 SVM 与 RBF 神经网络分类模型的测试正确率

Table 1 Prediction accuracy of SVM classifiers trained with different sample sets

训练样本集	A_{120}	A_{60}	A_{30}	K_{120}	K_{60}	K_{30}
线性核函数 SVM 模型	59/60	58/60	54/6	60/60	59/60	58/60
多项式核函数 SVM 模型	60/60	59/60	54/60	60/60	59/60	59/60
RBF 核函数 SVM 模型	60/60	57/60	55/60	60/60	58/60	56/60
Sigmoid 核函数 SVM 模型	60/60	57/60	55/60	60/60	58/60	56/60
RBF 神经网络模型	56/60	47/60	31/60	56/60	55/60	38/60

本数等于测试样本数时, SVM 的分类正确率略有下降; 当训练样本减至 30, 即训练样本仅为测试样本的一半, 分类正确率虽进一步下降, 但并没有严重恶化, 仍然保持在 90% 以上。说明 SVM 分类器具有较强的推广能力。

(3) 采用电弧声信号 LPC 模型的反射系数 k 比预测系数 a 构造样本的输入向量, 具有较好的分类效果。在试验条件下, 用 k 向量样本训练的三次多项式核函数 SVM 模型的性能最优, 其分类正确率不低于 98%。

(4) SVM 的分类能力明显优于 RBF 神经网络分类模型。随着训练样本的减少, RBF 网络的分类正确率大幅下降, 说明它更多地依赖于“经验”, 推广能力相对较弱。

4 结 论

(1) 电弧声源于电弧能量变化, 其频谱特征主要取决于声道的作用。电弧声道是一个分布参数系统, 其传输特性受焊接参数、电弧形态等众多因素影响, 呈现高度的复杂性和非线性, 可用一个时变系数的数字滤波器进行等效。电弧声信号的 LPC 模型是电弧声道的一个估计, 其频率响应较好地描述了电弧声的频谱包络, 模型的参数可用于构造表征电弧声频谱的特征向量。

(2) 利用不同于伸长下短路过渡的 GMAW 电弧声信号 LPC 模型的预测系数和反射系数构造输入样本, 针对四种不同形式的核函数和不同大小的样本集训练 SVM 干伸长分类器, 均能成功实现 GMAW 焊丝干伸长分类, 小样本情况下仍然表现出较好的推广能力。采用反射系数构造样本训练的三次多项

式核函数的 SVM 具有较好的分类效果, 正确率高于 98%。相同条件下 SVM 分类器的性能明显优于 RBF 神经网络分类模型。

参考文献:

- [1] Manz A. Welding arc sounds[J]. Welding Journal, 1981, 60(5): 23-27.
- [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] Cudina M, Prezelj J. Evaluation of the sound signal based on the welding current in the gas metal arc welding process[J]. Proceeding of the Institution of Mechanical Engineers Part C. Journal of Mechanical Engineering Science, 2003, 217(5): 483-494.
- [4] Matteson A, Morris R, Tate R. Real time GMAW quality classification using an artificial neural network with airborne acoustic signals as inputs[J]. Proceedings of the International Conference on Offshore Mechanic and Arctic Engineering, 1993, 3(Part A): 273-287.
- [5] 马跃洲, 马春伟, 陈剑虹. 基于电弧声波特征的 CO₂ 焊接飞溅预测[J]. 焊接学报, 2002, 23(3): 19-22.
- [6] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [7] Nello Cristianini, John Shawe-Taylor. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004. 82-128.
- [8] 张雄伟, 陈亮, 杨吉斌. 现代语音处理技术及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003. 76-95.
- [9] 张建民, 张钹, 林福宗. 支持向量机的训练算法[J]. 清华大学学报, 2003, 43(1): 32-37.

作者简介: 马跃洲, 男, 1963 年出生, 工学博士, 教授。主要从事焊接过程控制、新型焊接设备研发以及焊接质量在线监控方面的研究工作, 发表论文 30 余篇。

Email: mayz@lut.cn

terline and the weld arc column center which is hardly detected directly from the welding visual image can be calculated by the offset-distance which is easily obtained from the welding colorimetry image. The factors influenced the accuracy of the model have been analyzed. The model makes the application of the offset-distance of welding colorimetry image for detecting the actual weld seam centerline more practical and simpler.

Key words: weld colorimetry image; offset-distance; weld seam deviation; model

A method to predict residual distortion based on inherent strain and its application to heating processes

LUO Yu¹, DENG De-an², JIANG Xiao-ling¹, ZHU Zhi-feng¹ (1. The School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China; 2. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China). p17-20

Abstract: A method to predict residual deformation based on inherent strain was introduced. The proposed method was applied to predict welding deformation for the tank with lower temperature and plate bending deformation by line heating. Feasibility of the proposed method was also verified.

Key words: inherent strain; welding deformation; plate bending; finite element method

SVM classifier for wire extension monitoring using arc sound signal in GMAW

MA Yue-zhou, QU Min, CHEN Jian-hong (Key Laboratory of Non-ferrous Metal Alloys, the Ministry of Education, Lanzhou university of Technology, Lanzhou 730050, China). p21-26

Abstract: To find the approach of monitoring welding quality by arc sound, the frequency spectral characteristics of the arc sound signals in short circuit GMAW process were analyzed. The concept of tone channel of welding arc was introduced, which was considered a time dependent distributed parameters system influenced by welding parameters, arc behavior and the other factors. The LPC (linear prediction coding) model of the arc sound signal was an estimation of transmission properties of the tone channel. The spectrum analyses indicated that the frequency characteristics of the arc sound signal were closely related to the wire extension, but the correlation presented high complexity and nonlinearity. The classifiers based on SVM (support vector machine) for monitoring wire extensions were established, in which the input vectors of sample sets were built with the predictor coefficients and reflection coefficients of LPC model of the arc sound signals. The training and testing results showed that the SVM classifiers with different kernels are all capable of classifying the wire extension, whose performances were obviously better than that of the RBF (radial basis function) neural networks under the same condition, and present good capability of generalization at small sample set. The classifiers with 3rd order polynomial kernel trained with reflection coefficients input vectors has the best accuracy, i.e. over 98%. The study indicated that forming characteristic

vectors by the LPC coefficients of arc sound to build SVM pattern recognition model is a feasible way for welding parameters monitoring.

Key words: welding arc sound; linear prediction coding model; support vector machine application; gas metal arc welding; welding parameter monitoring

Solution and application of energy distribution models based on point heat sources during gas metal arc welding process

WANG Hou-xiao^{1,2}, SUN Jun-sheng¹, WEI Yan-hong², ZHENG Yuan-yuan¹ (1. School of Materials Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Welding Production Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China). p27-30

Abstract: Calculations were made for the transient solution of welding thermal process with a point heat source moving on the workpiece with three different energy distribution models based on point heat sources for gas metal arc welding (GMAW) process. These three distribution models of energy input for GMAW process were evaluated by the comparison between the predicted weld junction and the measured results. Moreover, weld junction of the weldments from low carbon steel Q195 and low alloy steel JG590 via GMAW technique were predicted using the developed string heat source model. Experiments for both Q195 steel and JG590 steel were conducted. The predicted weld cross sections had a good agreement with the experimental measurements. Current equations for $t_{8/5}$ calculation were evaluated. Based on the calculated results from GMAW thermal process, microstructure and hardness of JG590 steel fusion zone were successfully predicted with the continuous cooling transformation diagram.

Key words: gas metal arc welding; point heat sources; energy distribution models; prediction of microstructure and hardness

Safe assessment for overmatching welded joint of offshore pipeline

LIU Ming-liang, ZHANG Yu-feng, HUO Li-xing, DENG Cai-yan (School of Materials Science and Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China). p31-34

Abstract: For given crack size and load, structure integrity assessment procedure (SINTAP) sponsored by the European Commission was applied to assess the overmatching welded joints of the API 5L X65 pipeline steel with surface flaw at the weld toe. The assessment was carried out according to limit load solutions and the CTOD (crack tip opening displacement) test result. The failure line of level 2 of the weld was derived from the tensile test results. The result of the assessment showed that the point (L_r , K_r) is located within the failure line of analysis level 2. So the overmatching welded joint of the pipeline is safe. This study laid the foundation of application of SINTAP to pipeline structure assessment.

Key words: structure integrity assessment procedure; overmatching; failure assessment diagram