文章编号: 1002-0411(2001)04-0356-03

基于神经网络和 SOP 算法的焊接飞溅优化控制

裴浩东 苏宏业 褚 健

(浙江大学工业控制技术国家重点实验室 杭州 310027)

摘 要: 提出了神经网络和逐次二次规划法的在线优化控制方法, 在神经网络建模的基础上, 把 SQP 算 法和直接搜索两种寻优方法作了比较; 用 NN- SOP 方法对焊接过程飞溅进行了控制, 取得较好的效果. 并提 出了用电弧声表征焊接飞溅量的软测量方法.

关键词: 神经网络; SQP; 稳态优化

中图分类号: TP13

文献标识码: B

OPTIM IZ ING CONTROL OF WELDING PROCESS BASED ON NEURAL NETWORKS AND SQP ALGORITHM

PEI Hao-dong SU Hong-ye CHU Jian

(National Lab. of Industrial Control Technology, Zhejiang University)

Abstract An on-line optim izing control approach based on neural networks and SQP algorithm is proposed, artificial neural network is used for building a model based on which optim ization methods of SQP algorithm and direct search are compared. The control of welding process spatter using NN- SQP algorithm is studied and better effect is grained. The welding spatter is showed by the electricity are sound in this work.

Keywords: neural networks, SQP, steady-state optim ization

引言(Introduction)

CO² 气体保护焊是一种广泛应用的焊接方法. 但飞溅较大,影响焊缝成形,因此减少飞溅是一个非 常重要的问题,然而改善焊接飞溅一直是一个难以 解决的问题. 长期以来很多学者对飞溅的机理进行 了研究, 并提出了改善的方法, 其中对焊接过程的电 流波形进行控制是改善焊接飞溅的一种重要方 法口 电流波形控制主要依据熔滴过渡的一般机理 来控制焊接过程各个阶段的电流和电压波形以减少 焊接飞溅. 然而焊接过程是一个复杂的非线性过程, 其数学模型难以建立, 另外也缺乏表征焊接飞溅传 感器, 难以实现实时控制. 而人工神经网络具有高度 非线性、自组织、自适应、自学习等特性、能实现复杂 的映射关系的最佳逼近[2~4]. 本文用神经网络来建 立焊接模型,用电弧声表征焊接飞溅,并在此基础上 进行优化控制研究.

2 飞溅的表征 (Spatter show)

为了有效地控制焊接飞溅,有必要设计出能表

征焊接飞溅大小的传感器, 以便实时控制. 而目前焊 接生产中的飞溅却都是焊后称量法取得,不能满足 实时控制的需要, 在焊接实践中, 熟练焊工可以根据 电弧声大小辨别出焊接飞溅的大小而相应地调节焊 接规范,这预示着电弧声与焊接飞溅之间有密切的 关系,而电弧声是能够实时采集的物理量,便于反馈 控制. 用高速摄影系统对焊接飞溅进行研究表明飞 溅产生时确有电弧声波出现. 为此, 作者制作了一套 计算机监测分析系统, 电弧声信号经麦克风传感变 换, 再信号放大、滤波后送入计算机的数据采集卡, 通过软件分析电弧声信号的特征. 电弧声是一种能 量波,它由振动而产生,在焊接过程中电弧不断变 化,产生一定频率范围的电弧声,燃弧期间电弧声主 要是由斑点跳动和电弧弧长微小变化而产生. 短路 开始声波的振动是因为熔滴与熔池接触时, 电弧熄 灭, 弧长为零, 周围气氛也发生改变, 电弧声幅值有 一定增加; 短路结束时随焊接电流的迅速增加, 液体 小桥汽化爆断,此时电弧振动很大,引起电弧声的强 烈变化, 幅值增加很多, 对焊接电弧声与飞溅的关系

以及影响的因素作了分析. 发现二者之间呈线性关系, 如图 1 所示. 实验中焊丝 Φ 1. 2, 焊机为 CO_2 逆变焊机, 焊接电流为 160A, 200A, 250A 280A.

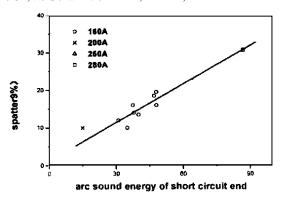


图 1 CO₂ 焊短路结束时声波能量与飞溅的关系

Fig. 1 Relationship between spatter and arc sound energy of short circuit end

定义电弧声能量 $Es = \int as^2 dt$ 其中, a 为线性变换系数, s 为声波采集的量值, 短路结束时声能量定义为短路结束瞬时至其后的 1. 44m s 内的声能量, 这主要是接受电弧声信号的麦克风离焊丝距离决定的. 研究表明电弧声波能量在短路结束时的平均值与飞溅量有很好的线性关系(图 1). 通过软件分析还显示, 对焊接飞溅影响最大的两个参数是短路时电流上升速度、短路时电流峰值与平均焊接电流的比值. 因此, 我们可设计出利用短路结束时电弧声能量来表征焊接飞溅的传感器, 这对焊接过程控制的实时控制具有重要意义.

3 稳态神经网络模型(Steady state neural network model)

 量, W 为网络连接权值. 训练选取的样本进行如下处理使其数值在 0~1 之间.

$$\widetilde{x}_{1} = \frac{x_{1} - x_{1 \text{m in}}}{x_{1 \text{m ax}} - x_{1 \text{m in}}}; \quad \widetilde{x}_{2} = \frac{x_{2} - x_{2 \text{m in}}}{x_{2 \text{m ax}} - x_{2 \text{m in}}};$$

$$\widetilde{x}_{3} = \frac{x_{3} - x_{3 \text{m in}}}{x_{3 \text{m ax}} - x_{3 \text{m in}}}; \quad \widetilde{y} = \frac{y - y_{\text{m in}}}{y_{\text{m ax}} - y_{\text{m in}}};$$

这种处理方法比一般的处理方法 $\tilde{x} = x/x_{max}$ 优越, 能加快网络的收敛速度. 用训练好的网络模型代替焊接过程模型实现系统的稳态优化, 再根据测定的输出 y_1^{α} 修正神经网络模型. 以便实现在线优化.

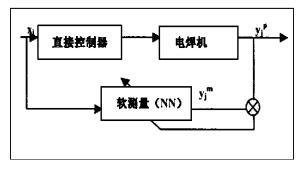


图 2 软测量结构图

Fig. 2 Framework chart of soft measure

采用改进的 BP 算法经过 950 次的运算, 各训练点的误差为 0.001 以下, 总均方误差为 10⁻⁸. 网络训练达到要求.

4 稳态优化控制(Steady state optim izing control)

4.1 优化问题描述

在线优化需要进行过程稳态检测、数据的有效性和粗劣误差剔除、数据调和、模型修正、约束方案确定、目标函数、优化计算等过程. 优化问题的一般描述:

m in
$$J(u,s)$$
 (目标函数)
s. t. $f(u,s,z)=0$ (模型方程)
 $c(u,s)=0$ (优化等式约束)
 $g(u,s)<0$ (优化不等式约束)
 u —操作变量; s —状态变量; z —内部变量

寻优过程要利用各种优化方法和计算技术,找到一种合适的算法,求解满足约束的目标函数最优解. 在本问题中,系统的神经网络模型为 y_i = $f(x_1, x_2, x_3)$ | w,为了保证焊接过程稳定,焊接时的电流比范围为 1~ 3,短路电压的范围为 1~ 10 伏,电流的上升率为 75~ 95A/m s. 根据实际情况, x_1 , x_2 , x_3 应满足一些以下约束,优化问题描述简化为:

$$m in : J = y_j$$

 $y_j = f(x_1, x_2, x_3) | w$ (*)

- $0.4 < x_1 < 0.7$
- $0.3 < x_2 < 0.8$
- $0.4 < x_3 < 0.6$

通过对以上优化问题的求解,可以得出最小的电弧声能量(最小的飞溅).

4.2 优化控制算法1

该优化问题变量 x_1, x_2, x_3 的可行域相对较小,可以利用计算机进行直接搜索寻优.

- 1) 将 x_1, x_2, x_3 的可行域按一定长度分成 k_1, k_2 和 k_3 个小区间;
- 2) 将每一组(x_1, x_2, x_3)代如(*)式计算 $y_i = f$ (x_1, x_2, x_3) | w, $j = 1, 2, ..., k_1 \times k_2 \times k_3$ 将 y_j 与一变量 y_{\min} 相比较,如果 $y_j < y_{\min}$,执行 3);如果不满足条件,继续执行 2)
- 3) 则令 $y_{min} = y_j$. 同时记录下当前的 x_1, x_2, x_3 , 回到 2)

当搜索完毕后,即可得到最小的 y_{min} 及对应的 x_1 , x_2 , x_3 值,试验中改算法运行 4. 0947e+ 0048 后,获得[y_{min} , x_1 , x_2 , x_3]最优值为[0. 2297, 0. 5000, 0. 5010, 0. 5540]. 如果输入变量多,变量区间大的话,本算法速度较慢. 因此寻求一种使用面广的优化算法十分必要,下面介绍另一种算法.

4.3 优化控制算法2

在优化问题中, SQP 算法是解决非线性问题的最有效方法之一^[5,6]. 由于系统数学模型难以建立,运用这种方法一般较为困难,但对系统用 BP 神经网络建模后,激励函数用 Sgm oid 函数,这种前向多层网络,具有求导的特性,BP 算法的误差反传正是基于这样的特性. 因此,可以在神经网络建模后,用 SQP 算法求解. SQP 方法有时并不能得到全局最优解,往往会得到局部最优解,因此当输入不同的初始值时,对同一个问题,可能会得到不同的解. 但是,只要在输入区间上给出足够致密的初始值,就可以得到所有的局部最优解,因此只要比较所有的局部最优解,就可以找出全局最优解.

优化算法如下:

- 1) 在(x_1, x_2, x_3)的输入区间上, 随机选 n 个初始值.
- 2) 对 n 个初始值分别使用 SQP 算法, $y_i = f(x_1, x_2, x_3)|_w$ 是等式约束条件, 求得相应的解.
- 3) 比较所有的解, 找出其中最小的解, 即我们所要得到的全局最优解.

用该算法在 Matlab 上运行 125s 后, 解出得 [y_{min} , x_1 , x_2 , x_3]最优值为[0.2295, 0.4980, 0.

5000, 0.5547].

4.4 两种算法的比较

1) 算法 1 与算法 2 在同一台电脑上求解运行时间为 40950s 和 125s, 算法 2 时间短, 可以实现在线优化, 实时优化控制

30卷

- 2) 算法 1 较为简单, 算法 2 在优化过程中则利用了导数方法寻优, 在寻优过程中, 必须给出一定量的初始值. 分别比较所得的全部局部最优值, 才能得到全局最优值, 增加了问题的复杂度.
 - 3) 算法 2 比算法 1 求解精度高, 所得解更优. 综上所述, 第二种方法是更为有效的方法.

5 在线优化控制(On-line optim izing control)

在线优化控制是自动地完成模型建立、模型更新和参数优化计算,并将优化计算结果经安全检查后直接送到控制器作为设定值.控制器根据设定值来对系统进行先进控制.其结构如图所示.

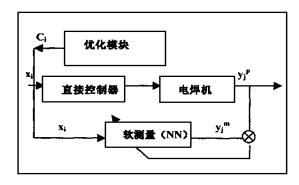


图 3 优化控制结构图

Fig. 3 Framework chart of optimal control

这里的直接控制器采用参数自整定的 PID 控制器,控制 IGBT 逆变焊机,通过改变 IGBT 的PWM 波的脉宽,来控制 IGBT 的开关频率,从而实现对电流波形的调节.研究结果表明,优化控制后的飞溅率比控制前减少 5~ 12%, 当焊接电流较大时,改善飞溅的效果比焊接电流较小时效果更为显著.

6 结论(Conclusion)

本文研究得出了令人满意的结果, 为焊接过程 在线稳态优化控制迈出了可喜的一步. 实践说明, 本 文提出的优化控制焊接飞溅的方法, 能很好地降低 焊接飞溅.

参考文献(References)

1 裴浩东. 稳定焊接过程的神经网络控制系统. 甘肃工业大学硕士 论文.1996 (下转第 364 页)