

基于电弧传感的 GMAW 过程焊缝缺陷识别方法^{*}

李 迪 宋永伦 叶 峰 江 伟

(华南理工大学 广州 510640)

摘 要 CO₂ 气体保护焊广泛应用于自动焊及机器人焊接领域,其过程中焊接质量的自动监测是目前工业界亟待解决的问题。而基于电弧传感(through-the-arc sensing)信息的监测研究,由于其特有的优势得到了越来越多的关注。本文提出一种在 CO₂ 气体保护焊过程中对焊缝缺陷的自动监测方法。该方法基于对电弧传感信号特征的提取,通过采用自组织特征映射(SOM)神经网络对信号分类,在焊接过程中在线识别焊缝缺陷。试验表明,该方法有效地实现了焊缝缺陷的识别,可用于焊接过程的在线监测,对机器人焊接生产的产品“零缺陷”质量控制具有重要应用价值。

关键词: 焊接 质量 电弧传感 信号特征 自组织特征映射(SOM)

中图分类号: TG444⁺.73



李 迪

0 序 言

CO₂ 气体保护焊广泛应用于自动化焊接生产。随着生产和质量管理水平的提高,对这一工艺方法质量信息的传感与监测方面的研究成为当前工业界关注的热点。尤其是在机器人焊接生产线上,对焊缝的质量如熔深、焊偏、焊穿以及漏焊等一般难以在线检测,而是依靠抽样目测或剖切检验完成。这样的检测方法不仅效率低,人为误差大,而且成本高,材料和人力的浪费严重。因此,对焊接产品质量的在线监控,至今仍然是生产部门实现更高质量标准和产品品质的一个障碍。

在焊接过程质量检测的研究中,国内外的诸多学者如 Dilthey 以及 Rehfeldt 等曾采用过程稳定性指数或概率统计方法,试图通过对焊接过程稳定性的判断进而再对焊接过程的质量进行评价^[1~5]。然而,进一步的认识表明,在实际生产条件下对焊接过程稳定性的评定是保证焊缝质量的必要条件之一,而对熔深、焊偏等焊缝缺陷的检出与分析还需要有更多的信息支持。

多年的研究工作还表明,对焊接过程质量检测最被人们认可的仍然是基于电弧或视觉传感^[3]。而电弧传感又因为其采用了焊接过程中已存在的焊接电流、电弧电压等容易检测的电信号,而具有简单、可靠的特点^[6],避免了视觉传感的高成本及运动空间受限等问题。随着信息技术的进步,对焊接过程中电弧传感信号中所包含的焊缝质量信息的特征提

取及其解释成为可能。但同时也要求有更高的技术综合性和对信息的实时处理能力。

本文旨在建立一种基于电弧传感信号的在线检测焊缝质量的方法,采用了自组织特征映射(SOM)人工神经网络实现对电参数的自动分类,通过不同类别下电参数所对应的焊缝质量的识别,实现在焊接过程中焊缝缺陷的自动检出。对 CO₂ 气体保护焊电信号的处理的特征分类表明,该方法对焊缝缺陷的在线识别是可行的。

1 CO₂ 气体保护焊电参数信息及其统计特征

试验所用的焊接电源是松下 PANA STAR RF 型 CO₂ 逆变焊机。焊接电流采用高精度霍尔传感器,电压信号采用线性隔离电压传感器并通过工控机以每通道 50 kHz 的采样频率获取。图 1 是在正常情况下,CO₂ 气体保护焊过程中得到焊接电压、焊接电

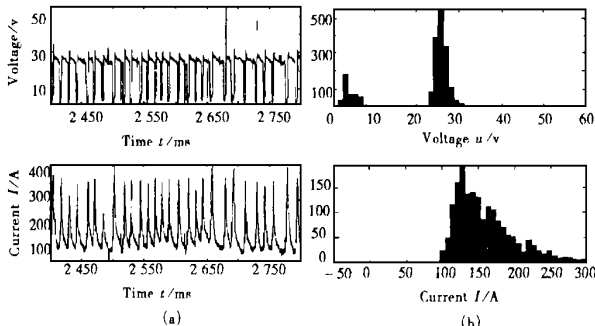


图 1 典型 GMAW 过程电弧电压、焊接电流波形

图(a)和它们的直方图分布(b)

Fig. 1 Waveform of arc voltage and welding current in GMAW (a) and their histogram distributions(b)

收稿日期: 1999-11-26

^{*} 广东省自然科学基金(940504、990550)和国家自然科学基金(59785004)及教育部留学回国人员科研启动基金资助项目。

流典型的波形图及其直方图分布。从图中可见过程中焊接电流及电弧电压的波形受非完全可控的熔滴过渡的影响,同时,由于焊接过程各种复杂因素,其信号带有随机性。这一特点使得基于对焊接电流对电压波形直接建模和预报的方法^[3]难以适用。因此,近年来采用统计方法获取焊接过程的信息特征成为一个主要分析手段^[4~9]。

图2是对一条完整焊缝的焊接电流及电压信息各个时间段的直方图分布情况。每一时间段的间隔为400 ms。从图上看,焊接电流及电弧电压在10~11 s 区间内其直方图与前面的电流电压信号直方图有很大的不同,该区间电流在0 安培附近的分布较密集,电压在60V 左右有较多点分布。观察工件发现在此区间有焊穿现象产生。同样,在14~15 s 区间也有焊穿缺陷,该区间的电流及电压的概率分布与10~11 s 区间类似。因此,通过对焊接过程中各时间区间电参数概率密度分布特征的观测,使得对焊接质量的识别成为可能。即能够根据电参数直方图的分布识别对应焊缝位置的缺陷是否发生。

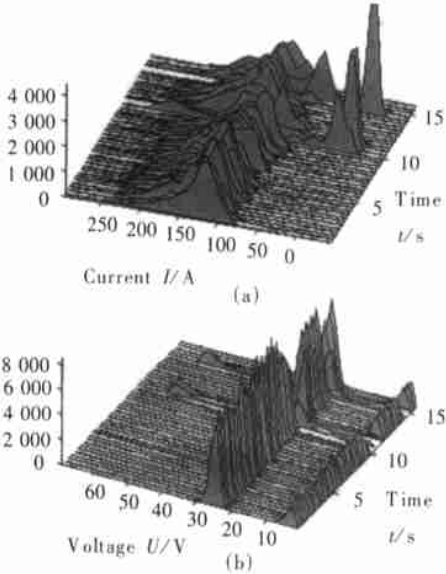


图2 整条焊缝焊接电流的直方图分布 (a)和电压直方图分布(b)

Fig. 2 Histogram distribution of welding current (a) and arc voltage (b) for a whole seam

2 自组织特征映射(SOM)神经网络

自组织特征映射是一种非监督神经网络,其学习过程不需要提供教师信号,能够对输入模式自动分类。它将任意维数的模式转换为一维或二维神经元(特征空间)的响应。除了降维外,自组织特征映射的另一个主要目的是获取一个拓扑映射,它包含了输入模式的临域关系,即相邻输入模式对

应的特征映射的输出是相邻的。典型的网络结构图见图3。

自组织特征映射神经网络的学习采用 Kohonen 规则。其权重的修正只对与获胜节点相邻的节点或者仅仅获胜节点进行。因此也称为 Kohonen 自组织特征映射。其学习规则如下

$$\|x - \hat{w}_i^*\| = \min_j \{ \|x - \hat{w}_j\| \} \quad (\text{相似度匹配})$$
$$w_{ij}^{(k+1)} = \begin{cases} w_{ij}^{(k)} + \alpha^{(k)} [x_j^{(k)} - w_{ij}^{(k)}] & \text{for } i \in N_i^{(k)} \\ w_{ij}^{(k)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{权重修正})$$

其中 x 是输入矢量, w 为权重矢量。对所有的 i 和 j , 这里 $N_i^{(k)}$ 是在第 k 步获胜节点 i^* 的邻域集。采用这个学习规则,相邻节点接受相似的修正,从而对相邻输入模式具有响应。在实际的过程中,邻域集和学习常数在学习过程中是动态变化的。开始使两者选择的都比较大,随着学习的进行,逐渐递减。关于 SOM 的详细介绍,参见文献[7]。为了证明本方法的可行性及其效果,本文中对焊接过程中的“断弧”、“焊穿”等缺陷进行识别和分类。

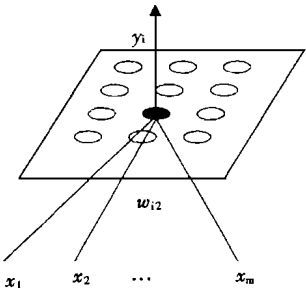


图3 自组织特征映射原理图
Fig.3 Principal diagram of Self - Organize feture Map (SOM) neural network

3 采用自组织特征映射(SOM)神经网络对焊缝缺陷信息的识别

选取260组电流直方图分布作为原始数据,它们来自同一焊接规范下的焊缝对应电参数分布,每一组数据代表一个400 ms 间隔电流分布的统计值。这组数据包含有正常、焊穿、短间断弧等情况下对应的电弧电压、焊接电流的直方图分布。自组织特征映射神经网络的输出层节点代表输出数据所属的不同类别。由于网络的学习是非监督学习,可人为设定类别的数目而不提供每一输入模式所属的类别,其类别由 Kohonen 自组织算法自动确定。

在网络输出节点设定数目由3~9 递增的情况下,观察每种情况下各个类别所包含的数据发现,随着输出层节点数目(即类别设定数目)的增多,原则上说,分类越来越细,每一类所含的数据量减少(见图4),当节点数目为3 时,类别较粗,类1 中不仅包含了正常情况下所对应数据序号,而且还包含了焊

穿情况对应数据序号, 不能从分类的结果中分离出缺陷所对应的数据信号, 如图 5 即为节点数目为 3 时的三个类别所对应的直方图分布曲线。

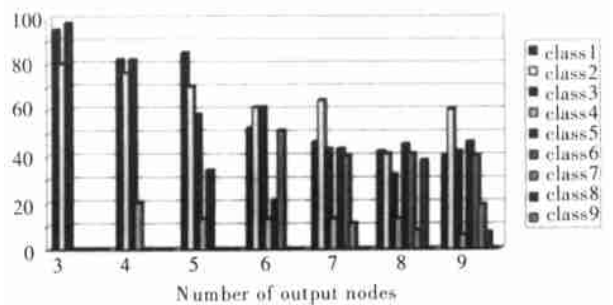


图 4 不同 SOM 输出节点数目情况下各类所包含的数据量
Fig. 4 Number of data included in each class corresponding to change of number of output nodes of SOM

在表 1 中也可以看出, 第一类中包含有焊穿对应的信号, 同时还包含了不稳定(这里的“不稳定”包含两种情况, 一种为过程中含有较多的断弧的情况; 另一种是过程中包含有较多的长时间燃弧, 即较长时间的无熔滴过渡而导致大滴过渡及飞溅^[6]的情况)情况下及正常情况下的信号, 在表中, 对应于特定的输出节点数目, 带有“√”的栏目所对应的数据代表被分为同一类的数据, 如当网络输出节点为 3 时, 带有“√”的四个栏目中数据均属于同一类(对应于图 5 中的第 1 类), 因此该类中不仅包含了正常情况下的信号(第一栏), 还包括了不稳定情况(第 2 栏)及缺陷情况(第 3、4 栏)所对应的信号。若将节点数增加到 4, 则在节点数为 3 的类别基础上有新的类别产生, 这个新的类别即对应于表 1 中含有“√”的栏目所包含的数据, 可见这个新的类别不仅包含了在焊穿情况下的信号而且含有不稳定情况下的信号; 当输出节点增加到 5 时, 新的类别所包含的信号正是代表了焊穿的信号。节点数继续增加(节点数目为 6、7 和 8), 缺陷类所包含的信号没有改变, 这时既没有非焊穿误断为焊穿信号, 也没有将焊穿信号误断为非焊穿信号。因此

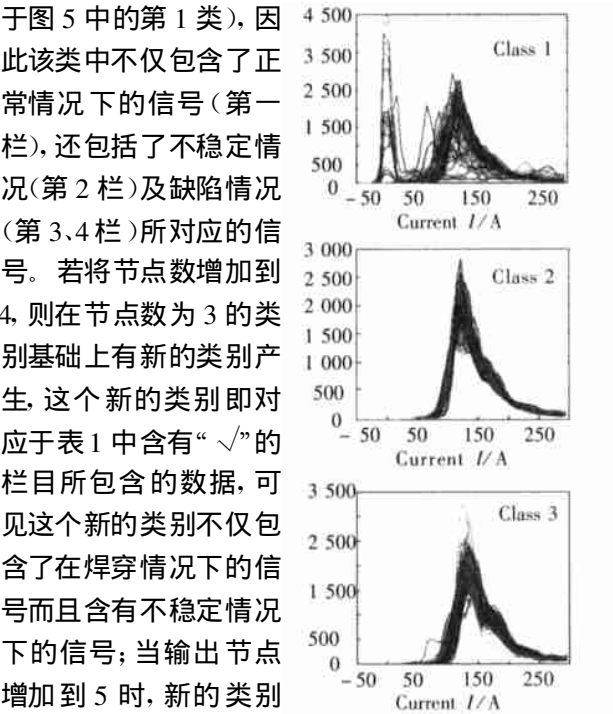


图 5 输出节点数目为 3 时的分类结果
Fig. 5 Classification results when output nodes number is 3
6、7 和 8), 缺陷类所包含的信号没有改变, 这时既没有非焊穿误断为焊穿信号, 也没有将焊穿信号误断为非焊穿信号。因此

网络输出层选择在一个较宽的范围内(5~8)都能保证焊穿缺陷的 100% 识别。图 6 为含有缺陷的类别随网络输出节点增加时所包含数据量的变化, 从图可见, 对于含有焊穿缺陷的类别, 随着节点数目的增加类中所含数据的量减少, 到一定的程度时(节点数目为 5 时), 该类中的数目趋于稳定, 并在一个较大的范围内(节点数目为 5~8)保持不变, 同时不仅类中数目保持不变, 类中数据所对应的序号也保持不变(见表 1)。当网络输出为 5、6、7、8 时分类的不同之处在于其它类别的不同。节点数目越多, 类的分配越来越细, 各类所含数据量越来越少(见图 5)。

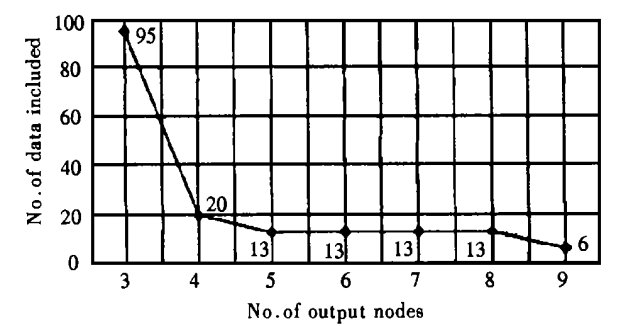


图 6 焊穿缺陷类数据量随输出节点数目的变化
Fig. 6 Change tendency of the number of data included in burning through class corresponding to

表 1 不同的网络输出节点设定数目情况下含有缺陷的类别所包含的数据序号
Table 1 Data index included in defect class corresponding to different number of output nodes of SOM

No. of output nodes	Data index included in defects class		
	Normal	Unstable	Burn-through
3	1, 3, 4, 6, 8, 11, 13, 14, 17, 22, 26, 27, 30, 31, 32...	49, 171, 182, 183, 186, 243, 258	140, 172, 190, 246, 247, 356, 141, 142, 187, 2, 188, 245, 248, 257
4	√	√	√
5	—	—	√
6	—	—	√
7	—	—	√
8	—	—	√
9	—	—	◆

Note: ◆ Be divided into 2 classes

通过观察发现, 当输出节点数目为 7 和 8 时分类的效果最好, 这时, 不仅将含有缺陷的信号为一类, 而且将不稳定信号也从正常情况和缺陷情况完全分开。这个不稳定类正是当节点数目为 4 时缺陷类中的不稳定数据的集合。因此当节点数目选择合适

时,网络将稳定性差的信号、焊穿缺陷信号及正常信号完全分开来。图 7 为输出节点为 8 时各类所包含的信息,其中类 4 为焊穿缺陷类,类 7 为不稳定类,其它类为正常类。

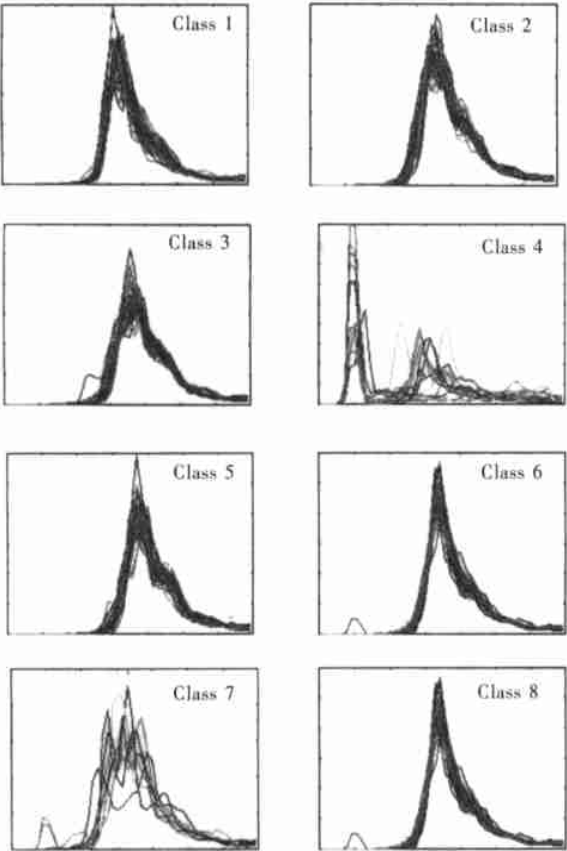


图 7 输出节点数目为 8 时的分类结果
Fig. 7 Classification results when output nodes number is 8

4 结 论

(1) 本文提出了采用自组织特征映射神经网络对 GMAW 过程焊缝缺陷的自动监测,在无教师信息提供的情况下,通过选择合适的输出节点数,实现自动分类。在该类缺陷的识别上达到100%的正确率。

(2) 在输出层节点数目的选择上,存在最佳范围。在本文中的工作条件下,选取节点数目为 7 或 8 时效果较好,输出节点数目太少,不能把缺陷信号从正常信号中分离开,数目太多时,误差类被分成多个类,如图 6 和表 1,当节点数目为 9 时,误差类包含数目仅为 6,通过观察发现,对应缺陷的其它 7 个数据则被分成了另外一类。

(3) 采用对原始信号的统计,既提取了信息特征,又实现了数据降维,对于 GMAW 过程的在线监测,是一种可行的方法,对原始数据为非周期性信号的处理具有重要的意义。

(4) 本文所采用的方法对特征信息的分类速度可满足实际生产中在线监测的要求。

参 考 文 献

- 1 Thomas A, Siewert R, Bruce Madigan and Timothy P, Quinn. Sensors control gas metal arc welding. *Advanced Materials &Processes*, 1997, 4: 23 ~ 25
- 2 Bob Irving. Sensors and controls continue to close the loop in arc welding. *Welding Journal*, April, 1999, 78(4): 31 ~ 36
- 3 Adolfsson S, Ericson K and Grennberg A. Automatic detection of burn-through in GMA welding using a parametric model. *Mechanical Systems and Signal Processing* 1996, 10(5): 633 ~ 651
- 4 Dilthey U. Statistical process parameter surveillance in GMQ—welding. *Proceedings of International Conference on the Joining of Materials*, Helsingor, Denmark, 1995.
- 5 Rehfeldt D and Schmitz Th. A system for process quality evaluation in GMAW. *Welding in the World* 1994, 34: 227 ~ 234
- 6 Hemans M J M and Den Ouden G. Process behavior and stability in short circuit gas metal arc welding. *Welding Journal*, April 1999, 78(4): 137s ~ 141s
- 7 Kohonen T. *Self—organizing maps*. Springer Series in Information Sciences, 1995.

作者简介 李迪,女,1965 年 6 月出生。1993 年华南理工大学自动化系毕业,获工学博士学位,现为机电系教授。从事焊接过程智能化监测及控制方面的研究工作;承担并完成省、国家级项目多项;获国家教委科技进步二等奖 1 项。在国内外发表文论文 20 余篇。