

# 基于BP神经网络的5A06铝合金电子束焊接熔深预测

汪兴均,黄文荣,沈显峰,魏齐龙

(中国工程物理研究院 机械制造工艺研究所,四川 绵阳 621900)

**摘要:**采用人工神经网络方法对5A06铝合金电子束焊接的熔深进行了预测研究。使用正交试验方法采集训练样本,并对样本进行标准化,通过确定合适的网络模型、网络结构及算法、网络训练次数,建立了从加速电压、束流、焊接速度到熔深的BP网络映射模型。网络训练后的检验精度较高,通过编制的用户界面实现了一定工艺参数范围内的熔深预测。

**关键词:**5A06 铝合金;电子束焊接;BP神经网络

**中图分类号:** TG456      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1001-2303(2007)03-0014-03

## Fusion penetration prediction for 5A06 electronic beam welding base on BP neural network

WANG Xing-jun, HUANG Wen-rong, SHEN Xian-feng, WEI Qi-long

(Institute of Machinery Manufacturing Technology, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900, China)

**Abstract:** Fusion penetration for 5A06 Electronic Beam Welding(EBW) is predicted based on Artificial Neural Network(ANN).Based on adaptive network model and network structure, and selected training algorithm and times, a BP neural network mapping model from accelerating voltage, beam current and welding speed to fusion penetration is established. Training samples are obtained by using orthogonal experiment and normalized for reducing prediction error. The trained network can predict fusion penetration in a definite range through GUI, which has good verifying precision.

**Key words:** 5A06 aluminium alloy; electron beam welding; BP neural network

## 0 前言

目前,电子束焊接熔深和其他焊缝形状参数的预测主要采用三种方法:基于有限元法的数值模拟计算<sup>[1]</sup>、经验公式计算、统计分析计算。其中,随着计算机技术的发展和各种热源模型的完善<sup>[2]</sup>,基于有限元法的数值模拟计算得到了较为广泛的应用。但是,数值模拟计算和经验公式计算都是试图通过机理建模去严格描述问题,因而要求对焊接过程的内部特性有较完全的把握。这其实是理想化的,实施起来都不可避免地存在各种假设,导致结果往往与实际情况相去甚远,而且各种数学模型在日益先进、完备的同时,又增加了计算的复杂性,从而降低了可操作性。统计分析计算经常采用的回归分析方法是工程数据处理中最常用的方法,有其明显的优点,但也存在很大的局限性。首先,不同的回归方法可以获得不同的经验公式,这将导致经验公式繁多和不一

致;其次,回归法必须事先确定回归方程的类型,当输入输出变量多且作用复杂时,很难确定其函数类型;而且,回归法无法处理离散的数据。

神经网络方法无需了解数据处理过程中输入输出参量之间的变化规律,不需要数值模拟那样进行一系列繁琐的数学、物理的推导,也不需要像回归法那样必须给定基本函数,它对给定的实验数据进行学习,以一组权重的形式形成一种网络的稳定状态,能精确地逼近输入输出之间的映射关系,可对大量的实验数据进行分析处理和对实验规律进行复杂的非线性拟合,可消除回归法处理非线性问题时的缺点,较回归分析方法有更高的精确性。在此结合某薄壁压力容器的生产,采用人工神经网络方法,建立了从焊接工艺参数到熔深的网络映射模型,对5A06铝合金电子束焊接的熔深进行了预测研究。

## 1 人工神经网络模型的建立

### 1.1 网络模型的选取

神经网络模型种类繁多,目前已有近200种神经网络,在预测中最常用的神经网络有前向神经网络

收稿日期:2006-10-12

作者简介:汪兴均(1977—),男,重庆梁平人,在读硕士,主要从事高能束焊接的研究工作。



络和循环神经网络。在前向网络中又以 BP 网络应用最为成功,是目前 80%~90%的神经网络实际应用中的模型首选。本研究构造熔深预测模型的目的是寻找电子束焊接工艺参数与熔深的对应关系,而在以工艺参数作为输入节点、熔深作为输出节点的系统中,输入参数和输出参数都是连续变化的,这就要求神经网络的输入值和输出值也应该是连续变化的;而且,在训练中要求系统的实际输出与目标输出之间的误差足够小,也就是说要采用有监督的训练。这样,系统的神经网络模型至少应满足三个条件:连续输入、连续输出、有监督的训练,而 BP 网络恰恰是适合的。因此,在此采用 BP 神经网络作为预测模型。

## 1.2 网络训练样本的采集

使用正交设计试验方法采集训练样本,其主要优点表现在选择样本的均衡分散性和整齐可比性。均衡分散性指正交表的各方案(样本对)均衡地分散在配合完全的位级组合方案之中;整齐可比性是指任一个(输入)因素与其他因素各个位级出现的次数都是相同的,也即对于任一因素的样本对在整个训练样本集中出现的次数都是相同的。正是由于正交设计有均衡分散性和整齐可比性,使它优越性高,考虑因素多,样本个数少,省时又省力。

研究中共进行了三次正交试验来采集训练样本,共采集样本 26 个,其中 21 个为神经网络的训练样本,其余 5 个作为检验样本。

## 1.3 网络结构和算法设计

应用 BP 神经网络的关键在于网络结构与参数的设计上,而 BP 网络的设计过程实际上是一个参数不断调整的过程。一般情况下,一个 BP 网络的设计应当考虑到以下一些因素:网络层数、每层的节点数、激活函数的类型、包括初始权值、初始学习速率、动量因子、最大训练次数等。

研究所用的网络结构为一个 S 型隐含层再加上一个线性输出层的简单 BP 神经网络。网络以影响熔深的主要焊接参数——加速电压、束流、焊接速度<sup>[3]</sup>为网络的输入,以熔深为输出。

隐含层节点对神经网络所起的作用就相当于光学中的分光镜,它们将混杂于输入信号中的相互独立的基本信号分离出来,再组合出新的向量——输出向量,以实现网络由输入向输出的映射。一般对于三层前向网络隐含层节点数有经验公式<sup>[4]</sup>

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + a,$$

式中  $n_h$  为隐含层节点数; $n_i$  为输入层节点数; $n_o$  为输

出层节点数; $a=1\sim 10$ 。

在熔深预测系统中, $n_i=3, n_o=1$ ,故  $n_h$  的取值范围为 3~12。各隐层节点数对应的训练误差和泛化误差如表 1 所示。这里定义训练误差为训练样本的网络输出值与期望输出值之差的绝对值与期望输出值的百分比之和的平均值;泛化误差为验证样本的网络输出值与期望输出值之差的绝对值与期望输出值的百分比之和的平均值,并认为当平均泛化误差较小时网络性能是最优的。由表 1 可知,隐层节点数为 7 时,其训练误差较小,而且泛化误差最小。

表 1 不同隐层结点对应误差和训练步数

隐层结点数	训练误差/%	泛化误差	步数
3	9.32	13.19	>5 000
4	7.66	35.32	3 886
5	6.60	9.00	650
6	6.95	25.96	546
7	5.75	6.73	389
8	7.87	38.86	333
9	6.02	19.52	232
10	5.87	36.95	498
11	6.74	16.36	346
12	6.91	14.37	214

BP 算法虽有许多独特优点并已得到广泛应用,但仍存在着收敛速度慢、有局部极值等不足,所以在实际应用中往往应对算法做相应的改进。研究中使用两种改进方法:附加动量法,自适应学习速率。其目的是为了加快训练速度和避免陷入局部极小值。

## 2 神经网络的训练和检验

### 2.1 样本标准化及初始权值和阈值选取

标准化是指网络的输入、输出数值变量都限制在 0 与 1 之间或 -1 与 1 之间。研究中隐层传递函数取正切型 Sigmoid 型函数  $\text{tansig}$ ,该函数是连续可微的,它可以严格利用梯度法进行推算。传递函数  $\text{tansig}$  的输出在 -1~1,作为导师信号的输出数据如不标准化处理,势必数值大的输出分量绝对误差也大,数据小的输出分量绝对误差也小,网络训练时,只针对输出总误差调整权值,其结果是在总误差中占份额小的量绝对误差小,而输出分量相对误差较大。因此需对输出数据进行标准化处理。输入数据同样也需要进行标准化处理,使数据归一化到能使网络所有权值调整在一个不大的范围之内,以此来减轻网络训练时的难度,让各分量都在 0~1 或 -1~1 之间变化,也就是说从网络训练的开始,就给各输入分量以同等的地位。对于 BP 网络的神经元采用 Sigmoid





转移函数,标准化后可防止因净输入的绝对值过大而使神经元输出饱和,继而使权值调整函数进入误差曲面的平坦区。

标准化处理时在输入输出矢量的各分量量纲不同时,应对不同分量在其取值范围内分别进行标准化。当各个物理意义相同,且为同一个量纲时,应在整个数据范围内确定最大值和最小值进行统一的变换处理。在此定义输入输出数据变换在[-1,1],变换为

$$x_m = \frac{x_{\max} + x_{\min}}{2}, \quad \bar{x}_i = \frac{x_i - x_m}{(x_{\max} - x_{\min})/2},$$

式中  $x_m$  为数据变化范围的中间值;  $\bar{x}_i$  为标准化后的值。按上述变化后,处于中间值的原始数据转化为零,而最大值与最小值分别转换为 1 和-1。

BP 网络的收敛情况以及泛化特性对初始权值和阈值的选取较为敏感。如果取值太大,使得加权后的输入和落在了 Sigmoid 型传递函数饱和区,从而导致其导数  $f'(s)$  非常小,在计算权值修正公式中,因  $\delta \propto f'(n)$ ,当  $f'(s) \rightarrow 0$  时,则有  $\delta \rightarrow 0$ 。这使得  $\Delta w_{ij} \rightarrow 0$ ,从而使得调节过程几乎停顿下来。所以,一般总希望经过初始加权后的每个神经元的输出值都接近于零,从而保证每个神经元的权值都能够在它们传递函数变化的最大处进行调节。在此取(-1,1)之间的小随机数初始化权值和阈值,以保证学习过程能有效启动且公正进行。

### 2.2 网络训练次数的设置

在隐层节点数一定的情况下,并非训练次数越多,训练误差越小越好。训练次数过多,存在过拟合(Overfitting)现象,从而降低神经网络的泛化能力。神经网络的泛化能力是指网络对未经训练的新样本数据的适应能力,即对新样本仿真运算后,其结果与实际数据的误差越小证明其仿真能力越强。熔深预测模型训练次数与检验误差和训练误差的关系如图 1 所示,由图 1 可知,在训练的开始阶段,随着训练次数的增加,训练误差与检验误差均减小,但当训练次数增加到一定程度(大约 400 次)以后,训练误差继续减小但检验误差开始增加。因此由图 1 可以确定熔深预测模型的训练次数为 430。

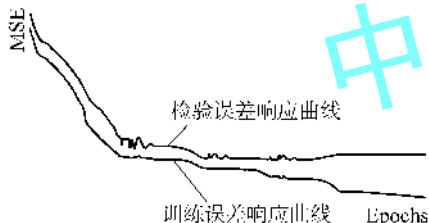


图 1 熔深预测模型训练次数与均方误差关系

### 2.3 训练效果检验

利用五个样本对训练效果进行检验,对比实验结果和预测结果,如表 2 所示。由表可知,熔深的预测误差在 4.9%~11.9%,平均百分比误差为 9.7%。

表 2 预测结果与实验结果

实验值 $d/mm$	预测值 $d/mm$	预测误差/%
0.27	0.302 1	11.9
0.40	0.380 6	4.9
0.50	0.463 1	7.4
0.65	0.744 1	14.5
焊透	1.21(焊透)	—

### 3 预测模型应用探讨

为了使训练模型能对实际生产有一定的帮助,将神经网络的预测功能通过一个简单的用户界面来实现,预测界面由 MATLAB 提供的图形界面设计编辑器——GUIDE 开发。预测程序计算直接使用训练后所得的权值矩阵与阈值,在图 2 所示的界面中,首先在焊接参数输入面板上的三个输入框中输入相应的焊接参数,然后点击“预测”就能在预测结果面板中显示预测结果,此时须注意的是:尽量选择神经网络训练样本使用的焊接参数范围。若选择其他范围的值虽也能输出结果,但由于电子束焊接参数对熔深和烧损率的影响本身不是线性的,因而网络对超出训练样本范围的样本识别率将降低,导致预测误差增大。

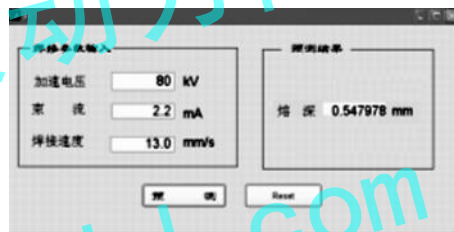


图 2 熔深预测举例

在生产中,通过模型可以在一定范围内对焊接深度进行预测,从而可以减少焊接试验。

#### 参考文献:

- [1] 吴会强,冯吉才,何景山,等.Ti3Al 金属间化合物电子束深熔焊接过程数值模拟[J].焊接学报,2005,26(2):1-4.
- [2] 莫春立,钱百年,国旭明,等.焊接热源计算模式的研究进展[J].焊接学报,2001,22(3):93-95.
- [3] 汪兴均.5A06 铝合金电子束焊接合金元素烧损行为研究[D].绵阳:中国工程物理研究院,2006.
- [4] 袁曾任.人工神经网络及其应用[M].北京:清华大学出版社,2000.