

# 基于神经网络方法的焊接接头力学性能预测

石 玓, 樊 丁, 陈剑虹

( 兰州理工大学 甘肃省有色金属新材料重点实验室—省部共建国家重点实验室培育基地, 兰州 730050 )

**摘 要:** 针对焊接过程严重非线性和焊材中多种成分的复杂交互作用使得对接头力学性能的准确估算十分困难的实际问题, 论述了神经网络技术在焊接接头力学性能预测方面的应用。研究了神经网络建模方法, 提出采用均匀设计法优化设计神经网络参数, 在四类 17 种钢材的焊接热模拟数据基础上, 建立了预测焊接接头力学性能的神经网络模型。试验表明该模型可根据钢材成分和焊接规范对焊接接头及其热影响区的冲击韧度、抗拉强度、屈服强度、断面收缩率和硬度等力学性能进行较为准确的估算。试验表明, 该预测方法较之传统统计方法, 预测精度有了大幅度提高, 为实现焊接接头力学性能预测提供了一条有效的途径。

**关键词:** 焊接接头性能预测; BP 神经网络; 均匀设计

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 0253-360X(2004)02-73-04



石 玓

## 0 序 言

不同焊接规范焊后接头热影响区力学性能的准确预测, 一直是焊接工作者力图解决的难题之一。由于焊接过程是一个极其复杂的非线性过程, 而且焊材各组成成分间的交互作用也十分复杂, 所以准确地预测接头性能是十分困难的。实际生产中往往需要做大量的焊接工艺评定, 消耗大量人力、物力, 并使得生产周期变长。近几十年来, 国内外焊接工作者针对这个问题开展了大量的研究工作, 发展了一些接头性能预测的方法, 例如回归统计, 专家系统<sup>[1]</sup>等。但结果还都不很理想。

近年来, 神经网络方法在焊接领域得到了广泛的应用, 但大都集中于焊接过程控制方面<sup>[2]</sup>。考虑到神经网络非线性映射能力强, 容错性能优越的特点, 作者在解决接头薄弱区性能预测难题时采用了神经网络方法, 建立了针对四类钢材的接头薄弱区性能预测模型, 取得了良好效果。此外, 在建模过程中针对 BP 神经网络参数设计的不确定性, 为了尽量减少神经网络设计的工作量, 作者在设计过程中引入了均匀设计法来优化神经网络参数, 取得良好的效果。

## 1 样本数据的构造与分类

### 1.1 样本数据的构造

神经网络接头性能预测模型的建立, 需要大量准确可靠的样本数据。为了得到这些样本数据, 以 17 种钢材为代表, 加工成试样, 在焊接热模拟机上模拟不同冷却时间  $t_{8/5}$  下的焊接热循环过程, 从而获得了这些钢材在不同  $t_{8/5}$  下的抗拉强度, 屈服强度, 冲击韧度, 断面收缩率, 硬度等力学性能参数, 总共得到了 159 组样本数据, 构造了样本数据空间。

### 1.2 样本数据的分类

由于各种钢材所含合金成分的不同以及热处理工艺间的差别造成 17 种钢材之间性能也有较大的差别, 如果对这 17 种钢材使用同一个网络模型, 势必造成预测精度的下降, 甚至根本不能逼近其性能函数, 所以将这 17 种钢材根据成分和性能的相近原则, 将其分为四类: 低碳合金 (热轧) 钢, 包括 Q235 20g, 16MnR, SM41B, spv36 钢; 低合金 (热轧, 正火) 钢, 包括 15MnV, 15MnVR, BHW-35, STE460k, HQ60 钢; 低合金 (调质) 钢, 包括 STE690, HQ70, HQ80C, SM58Q, 15MnVN 钢; Cr-Mo 钢, 包括 13CrMo44, 5/4Cr1-1/2Mo-Si。

## 2 网络结构选取与网络参数优化

### 2.1 网络结构的选取

目前人工神经网络的类型有很多, 其学习方法

也是多种多样,而当前被人们普遍重视且广泛应用的神经网络是由感知机发展起来的一种前向多层神经网络-BP 网络。这是因为它具有强大的空间映射能力,并且具有较多成熟的、有效的学习算法用以实现网络的训练。考虑到 BP 网络的理论研究比较成熟,执行速度快,对复杂信息的判决能力强,信息容量大,有较强的联想能力等优点,适合于该项目的要求,因此选定 BP 型神经网络作为焊接接头薄弱区性能预测模型的结构形式。由于单隐层 BP 网络即可完成任意  $n$  到  $m$  维的映射,为了降低网络的复杂程度和减少计算量,以单隐层 BP 网络实现接头性能的预测。

对于 BP 网络的误差曲面,有以下三个特点<sup>[4]</sup>:

(1) 有许多全局的最小解; (2) 存在一些平坦区,在此区内误差改变很小; (3) 存在不少局部最小点,在某些初值的条件下,算法的结果会陷入局部最小,使算法不收敛。针对以上特点,系统采用了改进的 BP 算法:即引进变步长算法,加动量项,改进传递函数等。改进算法的优点在于,它根据训练误差的下降自适应地调节学习步长,并且在训练误差持续下降的情况下对权值调整量附加平滑项,同时将网络的传递函数改为偏置的 sigmoid 函数。通常这种算法的学习速度比使用定步长的 BP 算法能够提高 10 倍以上,而且在训练过程中具有更强的摆脱局部最小点的能力。网络结构示意图如图 1 所示,根据金属学原理及焊接过程特点,选择了焊接  $t_{8/5}$  时间、钢材碳含量、硅含量、锰含量、硫含量、磷含量、铬含量、钼含量、钒含量、钛含量、镍含量、铌含量、硼含量、铝含量、冷裂敏感系数  $P_{cm}$  等 15 个参数作为网络输入。网络输出为抗拉强度  $\sigma_b$ 、屈服强度  $\sigma_s$ 、冲击韧度  $A_{kv}$ 、断面收缩率  $\varphi$  和硬度 HV 等力学性能参数。低碳合金(热轧)钢采用  $15 \times 72 \times 5$  三层 BP 网络结构;低合金(热轧,正火)钢采用  $15 \times 62 \times 5$  三层 BP 网络结构;低合金(调质)钢采用  $15 \times 74 \times 5$  三层 BP 网络结构;Cr-Mo 钢采用  $15 \times 56 \times 5$  三层 BP 网络结构。其基本输入输出关系描述为

$$y_k = f \left( \sum_{j=0}^{n-1} \omega_{jk} x_j - \theta_k \right), \quad (1)$$

$$x_j = f \left( \sum_{i=0}^{n-1} \omega_{ji} x_i - \theta_j \right), \quad (2)$$

式中  $\omega_{ij}$  为输入层与隐层之间的权值;  $\theta_j$  为输入层与隐层之间的阈值;  $\omega_{jk}$  为隐层与输出层之间的权值;  $\theta_k$  为隐层与输出层之间的阈值;  $f(x)$  为节点传递函数,该网络中为 Sigmoid 函数。

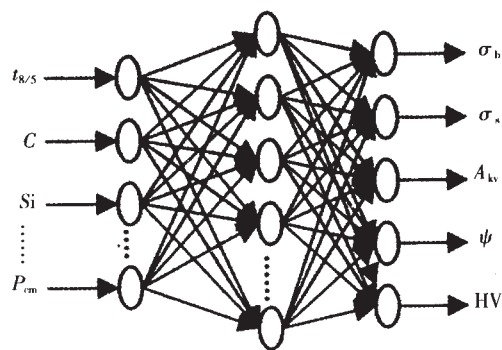


图1 神经网络预测模型结构

Fig.1 Neural network model

改进后的BP算法如下。

对于第  $P_i$  个样本

$$\omega_{sq}(n_0+1) = \omega_{sq}(n_0) + \eta(n_0) \sum_p \delta_{sq} x_s + \alpha \Delta \omega_{sq}(n_0) \quad (3)$$

对输出层:  $sq = jk$ 。

$$\delta_{jk} = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) / \gamma_k \quad (4)$$

对隐层:  $sq = ij$ 。

$$\delta_{ij} = \sum_{k=0}^{m-1} \delta_{jk} x_j (1 - x_j) / \gamma_j \quad (5)$$

对于  $P$  个样本学习,其定义误差为

$$E_{\text{总}} = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=0}^{m-1} (t_k - y_k)^2 \quad (6)$$

$$\text{当 } \Delta E_{\text{总}} < 0, \eta(n_0+1) = \eta(n_0) \cdot \psi, \alpha = \alpha \quad (7)$$

$$\text{当 } \Delta E_{\text{总}} > 0, \eta(n_0+1) = \eta(n_0) \cdot \beta, \alpha = 0 \quad (8)$$

式中  $\alpha, \beta, \psi, \eta$  为训练系数;  $t_k$  为教师样本序列;  $j, \gamma_k$  为修正系数。系数  $\psi > 1, \beta > 1, \Delta E(n_0) = E(n_0) - E(n_0-1)$ 。

遇到局部最小时,可以通过修正系数  $\gamma_j, \gamma_k$  来克服。

## 2.2 神经网络参数的优化

目前对神经网络的研究尚处于探索阶段,其理论还没有成熟,在对特定的应用设计神经网络时还没有成熟的理论和规则可寻,往往凭经验由试验确定,在实际应用中需要耗费大量的时间和资源进行反复的试验,且很难保证一定能找到一个满足要求的BP神经网络。通常采用的优选法所需试验次数较多,盲目性强,均匀度误差也较大。均匀设计法<sup>[3]</sup>是数论成功应用于数理统计从而适用于需考察的对象的因素变化,而且每个因素的变化范围较大的优化设计法,同时均匀设计法是一种不依赖于具体问题的直接设计方法。神经网络的训练过程本质上是利用迭代法求得一组或多组(本例中为2组)合适的权值。设神经网络的映射关系表示为函数  $f(x)$ ,它是参

数域 $D$ 上的多元函数,训练过程就是欲求它的极大(极小)值和相应的极大(极小)值点 $x^* \in C^s$ 使

$$f(x^*) = \max_{x \in C} f(x) \quad (9)$$

由于 $f(x)$ 为多峰,古典的各种梯度法不能保证获得全局最优。目前的办法是取若干初始点,从它们出发,用梯度法来求得若干个局部极大值,取其中最好的一个作为全局最优的近似解。由于均匀设计是一个充满空间的设计,故用均匀设计构造的初始点在区域 $D$ 分布均匀,所以比随机地取一批初始点有更好的效果。

根据均匀设计法安排试验,首先要根据试验目的和试验对象的性质,选择合适的因素和相应的水平。设有 $S$ 个参数,取值的水平数为 $n$ ,则

$$X_{ki} \in [a_k, f_k] \quad k \in S, i = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

$$X_{ki} = (1 - C_{ki}^{1/(s-i+1)}) \prod_{j=1}^{i-1} C_{ki}^{1/(s-j+1)} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (11)$$

根据给定的 $S$ 和 $n$ 查均匀设计表,选取适当的 $u_n(n^s)$ 表。用 $X_{ki}$ 来代表表中的元素,根据表形成的原理,可以对其各列元素的水平数进行适当的调整。由式(11)得

$$a_k \leq (1 - C_{ki}^{1/(s-i+1)}) \prod_{j=1}^{i-1} C_{ki}^{1/(s-j+1)} \leq f_k \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (12)$$

$$(1 - a_k)^s \geq C_{ki} \geq (1 - f_k)^s. \quad (13)$$

$$(1 - a_k C_{k1}^{s-1} C_{k2}^{s-2} \geq C_{k3} \geq (1 - f_k C_{k1}^{s-1} C_{k2}^{s-2}). \quad (14)$$

$$\begin{cases} X_{k1} = (1 - C_{kl}^{1/(s)})^s, \\ X_{k2} = (1 - C_{k2}^{1/(s-1)}) C_{kl}^{1/(s)}, \\ X_{k3} = (1 - C_{k3}^{1/(s-2)}) C_{kl}^{1/(s)} C_{k2}^{1/(s-1)}. \end{cases} \quad (15)$$

由此得到 $X_{ki}$ 填入均匀设计表即可按此进行试验。设计中应注意在整个自变量选取过程中, $C_{ki}$ 取值很关键,它决定了整个设计过程的均匀性,要严格按照其规定的范围选取。依照均匀设计手册中的推荐表列出合适的均匀设计表,根据该表的使用表选出列号,将因素分别安排到这些列号上,并将这些因素的水平,按所在类的指标分别对号,这样试验就安排好了。

### 3 试验结果

由于篇幅所限,仅以低合金钢的试验结果为例加以说明。

#### 3.1 均匀设计法优化BP网络参数试验结果

根据BP神经网络结构特点及算法,选出7个因素,即 $HN, \mu_0, \alpha, \beta, moment, dmoment, \rho$ 作为决定神经网络性能的参数,其中 $HN$ 为隐层节点数; $\mu_0$ 为传递函数中的系数; $\alpha$ 为权值训练速率系数; $\beta$ 为阈值训练系数; $moment$ 为动量因子; $dmoment$ 为动量因子改变量; $\rho$ 为训练比例系数,可使收敛速度加快。

在均匀训练设计手册中选取了7个因素试验均匀度误差最小的 $U_{28}^*$ (28<sup>8</sup>)列表作为安排试验的准则。按 $U_{28}^*$ (28<sup>8</sup>)表排列成试验表列后,对神经网络预测模型进行了28水平试验,“均匀设计法”试验结果如表1所示,而通过传统的“优选法”做了64次试验后得到的最佳训练如表2所示。对比可知,通过“均匀设计法”优化设计的BP神经网络模型的训练误差明显低于采用“优选法”设计的网络训练误差且明显降低了试验所需次数。

表1 “均匀设计法”最佳训练结果

Table 1 The best training result of uniform design

	$\sigma_b$	$\sigma_s$	$A_{kv}$	$\varphi$	HV
最大绝对误差	0.214	0.262	0.449	0.310	0.310
最大相对误差(%)	0.863	1.127	2.486	1.470	1.256

表2 “优选法”最佳训练结果

Table 2 The best training result of empiric method

	$\sigma_b$	$\sigma_s$	$A_{kv}$	$\varphi$	HV
最大绝对误差	0.363	0.598	1.111	3.819	0.440
最大相对误差(%)	1.30	1.959	5.646	5.188	1.505

#### 3.2 接头力学性能神经网络预测试验结果

专门预留了一些试验样本作为检验样本没有参加神经网络的训练,用来检验预测准确性。试验结果如表3所示。

表3 神经网络预测结果

Table 3 Predict result of neural network

	$\sigma_b$	$\sigma_s$	$A_{kv}$	$\varphi$	HV
最大相对误差(%)	6.976	6.427	38.31	10.17	17.565

由于篇幅限制,仅给出15MnVR钢五种力学性能的预测结果如图2所示。

由试验结果知该预测网络的预测精度较好,除了冲击韧度的预测误差偏大以外,其余性能的预测误差可以接受。分析认为是影响冲击韧度的因素较多,影响规律复杂,需要较多的样本参加训练才能达到较好的效果。

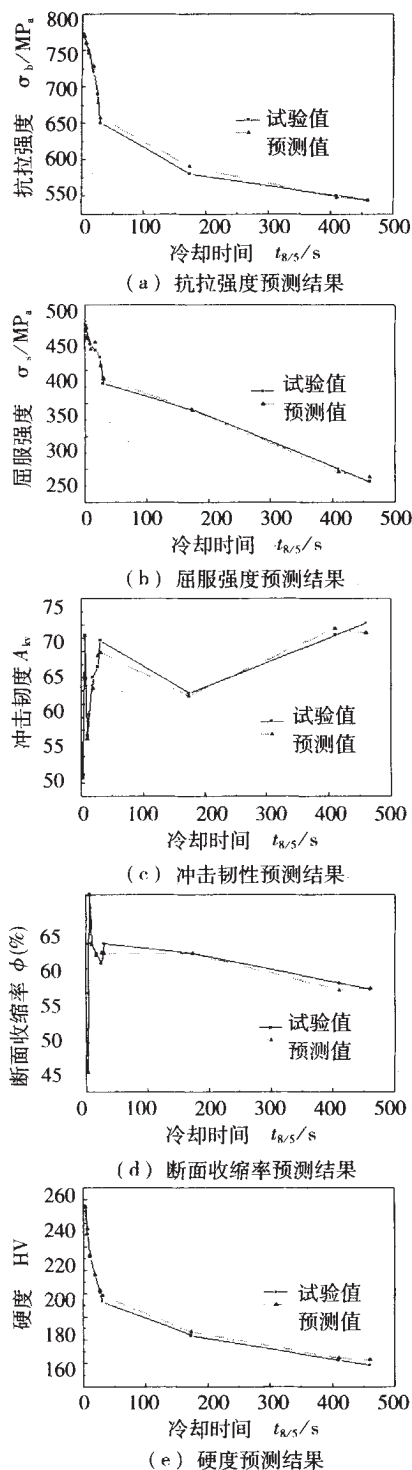


图2 15MnVR钢力学性能的预测结果

Fig.2 Predicted result of 15MnVR steel

### 3.3 神经网络容错性能测试

预测网络的容错性具有重要意义。因为用于训练的样本均来自于试验,因而难免会有偏差,如果神经网络预测网络的容错性较差,就会将这些偏差带入到预测结果中去。为了验证其容错能力,试验中将一些样本参数进行了人为的改动,结果发现预测结果在这些样本附近发生了扰动,可见样本数据的准确性对预测结果的影响很大。试验表明,个别样本数据的

变化如果小于其本身值的2~4倍时,对预测结果的影响就不是很大,这说明神经网络本身具有较强的容错能力。

### 3.4 神经网络预测模型联想能力测试

采用没有参加训练的钢种作为检验样本检验预测网络联想能力。以低合金 热轧 (正火) 钢为例,参加训练的钢种分别为HQ60, 15MnV, BHW-35, STE-460, 训练完毕后,对14MnVR钢的9个不同 $t_{R/5}$ 性能进行预测。结果发现,对抗拉强度和硬度的预测效果较好,相对误差分别为0.88%~13.04%和0.93%~9.24%。对屈服强度和端面收缩率的预测效果一般,误差较大,相对误差分别为6.69%~38.96%和1.36%~48.54%,而对冲击韧度的预测相对误差更大达到31.54%~343.77%,这主要是因为冲击韧度的测试结果变化范围大,化学成分影响大,样本数据相对不足等引起的。

## 4 结 论

(1) 提出的焊接接头力学性能神经网络预测方法具有较好的记忆、联想和容错能力,可获得较高的预测精度,用于辅助焊接工艺的制定是可行的,是解决焊接接头力学性能评估的一个新思路。

(2) 焊接接头的冲击韧度预测误差较大,分析认为主要有两方面的因素,一是目前试验手段的限制,试验数据本身较为分散,误差较大。二是各种因素对冲击韧度的影响规律十分复杂,有待进一步研究。

(3) 将均匀设计法用于神经网络参数的优化可以用较小的试验而获得参数结构较为合理的网络模型,缩短试验周期。

### 参考文献:

- [1] 魏艳红. 焊接性能预测专家系统[J]. 焊接学报. 1993, 11(4): 11~17.
- [2] 裴浩东, 樊 丁, 马跃洲. 人工神经网络及其在焊接中的应用[J]. 甘肃工业大学学报, 1996, 22(1): 1~5.
- [3] 方开泰, 马长兴. 正交与均匀试验设计[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [4] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

作者简介: 石 玟, 男, 1973年3月出生, 讲师, 博士研究生。研究方向为人工智能、机电一体化和孤焊过程控制。参加或主持省部级国家自然科学基金资助项目4项, 发表论文20余篇。

Email: syiy@gust.edu.cn



(Department of Material Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China).p66~68,72

**Abstract:** This article analyzes sensing method of arc welding pool. With respect to spray transfer pool, compound filters system composed of 405nm or 1065nm narrow-band filter are used, and respective pool images are obtained. Compared with each other, more clear pool image can be found through filter set composed of 1064nm narrow-band. Characters of spray transfer pool are studied. Based on these characters, through computer image processing such as Gauss filter, gray stretch, border detection etc., a clear and sequential pool contour is acquired.

**Key words:** spray transfer; molten pool; vision detection; image processing

**Properties of melt-spun Al-Si-Cu brazing foils** YU Wei-yuan, CHEN Xue-ding, LU Wen-jiang (State Key Laboratory of New Nonferrous Metal Materials, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China).p69~72

**Abstract:** Three kinds of Al-Si-Cu alloys were melt spun into ribbons of about 70~100  $\mu\text{m}$  thickness. According to the results of differential thermal analysis, the melting point of these brazing foils is 3~5°C lower than as-casting brazing rods. Compared with as-casting brazing rods of compositions similar to the ribbons studied here, the wetting factor and tensile stress of joints are about 20% and 30% higher than as-cast brazing rod, respectively. Analyzed the microstructure characteristics of brazing alloy and brazed joints, it has been found that the size of grain of ribbons is smaller than 0.6  $\mu\text{m}$ . The chemical and microstructural homogeneity of brazing ribbons result in narrow point ranges, higher strength and corrosion resistance of brazing joints, as well as improving wettability.

**Key word:** ribbons; brazing; Al-Si-Cu based brazing alloys; rapid solidification

**Predication of properties of welded joints based on neural network** SHI Yu, FAN Ding, CHEN Jian-hong (State Key Lab of Advanced Non-ferrous Metal Materials, Gansu Province, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China).p73~76

**Abstract:** It is difficult to predict the mechanical properties of welded joints because of nonlinear in welding process and complicated mutual effects in multi-composition welding material. Based on these practical problems, the application of neural network technology in predicting mechanical properties of welding joints is developed. The modeling method has been studied and the author puts forward that the parameters of neural network can be optimized by the method of uniform design. The neural network model of mechanical properties of welded joints is established on the basis of the data of welding thermal simulation, the experimental results show that this model can predict the mechanical properties include impact toughness, tensile strength, subduced strength, reduction ratio of area and hardness more accurately. At the same time, using this method can improve estimating precision largely compared with using traditional statistic method. That is, this method can provide an effective approach to estimate the mechanical properties of welded joints.

**Key words:** predication of properties of welded joints; neural network; uniform design

**Connection characteristics comparison of rapid quenched Mg and Cu alloy foils by micro-type energy-storage spot welding**

XU Jin-feng<sup>1,2</sup>, ZHAI Qiu-ya<sup>1</sup>, LIANG Xiu-mei<sup>1</sup>, JIANG Yong<sup>1</sup>, HAN Li-qiang<sup>1</sup> (1. School of Materials Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Chian; 2. Laboratory of Material Science in Space, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Chian).p77~79,83

**Abstract:** The connection characteristics of rapid quenched Cu-40wt%Co and AZ91D Mg alloy foils has been studied using a self-developed micro-type energy-storage welding machine. The ideal connection joints have been obtained. The spot welded joints of both AZ91D Mg and Cu-40wt%Co alloy foils are composed of nugget, heat-affected zone. The joint morphology of Mg alloy foils is characterized by a regular ellipsoidal nugget, while those of Cu alloy foils exhibit the flat nugget. To obtain the high quality spot welded joint, the welding parameters are determined as: welding energy 1.5~2.0J, welding voltage 80V, and electrode pressure 10~20N for AZ91D Mg alloy foils; and 6.0~8.0J, 80~100V, and 4~8N for Cu-Co alloy foils respectively.

**Key words:** Cu-Co alloy; AZ91D; rapid quenched foils; energy-storage welding; microstructure of joint

**Weld seam tracking based on micro-beam plasma arc** GAO Hong-ming, FAN Chong-jian, WU Lin (National Key Laboratory of Advanced Welding Production Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China).p80~83

**Abstract:** In this paper, weld seam tracking method based on micro-beam plasma arc is developed. A non-transferred plasma arc was setup by a micro-beam plasma generator, then the plasma flame resistance between the nozzle and the workpiece was measured. Results show that, there is a clear relationship between the resistance and the torch height. If a scan set is equipped, the weld seam position can be detected. Fundamental experiments were done to show the influences on the resistance by sustained arc current, nozzle structure, electrode diameter, and plasma gas flow etc.

**Key words:** weld seam tracking; micro-beam plasma arc; sensor

**Welding stress control of titanium alloy thin plate by trailing peening** LIU Xu-song, XU Wen-li, FANG Hong-yuan

(National Key Laboratory of Advanced Welding Production Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China).p84~86

**Abstract:** Trailing peening was adopted to control welding stress and distortion of titanium alloy thin plate. Welding stress and distortion control of TC4 titanium alloy thin plate under conventional welding and with trailing peening is performed respectively. The results show that trailing peening effectively reduces deflection of thin plate weldment. The longitudinal residual stress is decreased to one tenth of that under the conventional welding, and the maximum deflection is decreased from 15mm under conventional welding