

熔敷金属力学性能人工神经网络预测法的应用*

薛小怀 钱百年 于少飞 国旭明 杨柯

(中国科学院金属研究所, 沈阳 110016)

訾炳涛

(清华大学机械工程系, 北京 100084)

摘要 在实测样本的基础上, 用人工神经网络建立了熔敷金属力学性能预测模型。该模型预测的结果同实验值之间有很好的对应关系。利用该模型研究了杂质元素 S、P、O、N 和合金元素 C、Mn、Ti 对熔敷金属低温韧性的影响, 并采用正交实验的方法得出了最佳的熔敷金属化学成分。本文的研究为熔敷金属力学性能的设计和控温提供了有效的途径。

关键词 人工神经网络, 熔敷金属, 力学性能, 合金元素

中图分类号 TB391.9

文献标识码 A

文章编号 0412-1961(2001)09-0947-05

APPLICATIONS AND STUDIES ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL FOR MECHANICAL PROPERTIES DEPOSITED METALS

XUE Xiaohuai, QIAN Baijian, YU Shaofei, GUO Xuming, YANG Ke

Institute of Metal Research, The Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016

ZI Bingtao

Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084

Correspondent: XUE Xiaohuai, Tel: (024)23843531 55624, Fax: (024)23891320,

E-mail: xhxue@imr.ac.cn

Manuscript received 2000-11-20, in revised form 2001-02-07

ABSTRACT A mechanical property prediction model for deposited metals was built upon the experimental data with the aid of artificial neural network (ANN). There are good correlations between the predicted results and the experimental data. Using this prediction model, the effects of alloying elements C, Mn, Ti and impurity elements S, P, O, N on the low temperature toughness of deposited metals were studied, and by using orthogonal designed experiment, a good chemical constitution for deposited metal was obtained. The technique proposed can be served as a reliable tool for deposited metals property control and design.

KEY WORDS artificial neural network, deposited metal, mechanical property, alloyed element

大直径、高压高强度管线钢使用埋弧直焊缝生产, 为了结构的完整性, 不仅要求热影响区 (HAZ) 具有高的韧性, 焊缝金属同样也需要具有很高的韧性。一般来说, 实现焊缝与母材的等强匹配比较容易, 但是要做到等韧性则比较困难。因为焊缝金属的韧性受多方面因素的制约, 有焊缝合金化、焊接线能量以及焊后热处理等。人工神经网络作为非函数方式建模手段具有计算能力强、高度容错等特点和自学习和训练等智能性功能, 对无法给出具体数学

形式的复杂事件, 可以采用这种方法进行学习训练建模, 以期提供有效的数值预测^[1]。本文在实验的基础上, 将熔敷金属的屈服强度 (σ_s)、抗拉强度 (σ_b)、延伸率 (δ)、断面收缩率 (ψ) 和低温韧性 ($A_{KV-10°C}$) 作为网络的输出, 熔敷金属的化学成分作为网络的输入, 采用 BP 算法建立了熔敷金属人工神经网络的预测模型。利用该模型研究了杂质元素 (S、P、O、N) 和主要的合金元素对管线钢埋弧用焊丝熔敷金属低温韧性的影响规律。采用正交实验的方法, 研究了影响熔敷金属低温韧性的显著性因素, 并提出了能获得较高韧性的熔敷金属化学成分。本文的研究旨在为指导熔敷金属的合金设计, 控制合金元素、提高熔敷金属的低温韧性、降低实验成本等提供有效的途径。

* 国家 973 基金资助项目 G1998061511

收到初稿日期: 2000-11-20, 收到修改稿日期: 2001-02-07

作者简介: 薛小怀, 男, 1971 年生, 博士生

1 人工神经网络模型的介绍

1.1 BP 网络模型^[2]

从结构上讲, BP 网络模型是典型的多层网络, 分为输入层、隐含层和输出层, 层与层之间采用全互联方式, 同一层单元之间不存在相互连接, 其学习过程是给定网络一组输入值后, 经输入层进行加权处理后传到隐含层, 经隐含层的激活函数处理后作为隐含层的输出传向输出层, 此时隐含层的输出经加权处理后作为输出层的输入, 由输出层的激活函数处理后即可得出网络的输出, 这是一个逐层状态更新的过程, 称为前向传播。如果输出值与期望值之间有误差, 不满足精度要求则转入误差后向传播, 将误差值沿连接通路逐层反向传播并修正各层的连接权值, 不断重复前向和反向传播过程直至达到所期望的网络输出为止。随着这种误差反向传播和修正的不断进行, 网络对输出结果的准确率将会不断上升。

本文用双曲正切 S 型函数作为网络激活函数, 其形式如下:

$$f(\text{net}) = \frac{1 - e^{-\text{net}}}{1 + e^{-\text{net}}} \quad (1)$$

各层的加权处理形式如下

$$\text{net}_j = \sum \omega_{ji} x_i \quad (2)$$

net_j 为第 j 层的输出向量, x_i 为该层的输入向量, ω_{ji} 为该层的权值。

网络系统的误差由下式计算得出:

$$E = \frac{1}{2p} \sum_{n=0}^{p-1} (D_n - D'_n)^2 \quad (3)$$

D_n 为 p 组样本中第 n 个样本的导师信号, D'_n 为相应的网络学习结果, 如果 E 能够满足要求或已达到指定的学习次数, 则结束学习, 否则逐层计算各单元的学习信号, 然后按梯度下降的方向进行自修正权值计算, 其过程如下:

$$\delta_j = (D - D') f'(net_j) \quad (4)$$

$$\delta_{j+1} = \omega_j \delta_j f'(net_{j+1}) \quad (5)$$

$$\omega_j(t+1) = \omega_j(t) + \eta \delta_j f'(net_j) + \alpha [\omega_j(t) - \omega_j(t-1)] \quad (6)$$

$$\omega_{j+1}(t+1) = \omega_{j+1}(t) + \eta \delta_{j-1} f'(net_{j+1}) + \alpha [\omega_{j+1}(t) - \omega_{j+1}(t-1)] \quad (7)$$

式 (4)、(5) 为各单元学习信号的计算, 式 (6)、(7) 为自修正权值的计算, 其中 η 为学习率, α 为动量率, 其它符号如上所述, 完成上述计算后重新按照式 (3)、(4) 进行迭代计算直至达到精度要求为止。

1.2 网络结构及网络参数的选取

根据本文的实际情况采用 $12 \times 40 \times 30 \times 5$ 的网络结构, 即 12 个输入节点作为输入层; 输出层节点数为 5,

隐层数为 2 个, 第一隐层的节点数为 40, 第二隐层的节点数为 30, 输入层 12 个输入节点的元素及范围分别如下: C 0.02—0.07, Mn 1.39—2.40, Si 0.09—0.50, Mo 0.2—0.4, Ti 0.002—0.020, B 0.001—0.002, Ni 0.2—1.0, Cu 0.15—0.35 (质量分数, %), 以及杂质元素 S, P, O, N 等, 输出层 5 个节点分别为熔敷金属的屈服强度 (σ_s)、抗拉强度 (σ_b)、延伸率 (δ_5)、断面收缩率 (ψ) 和低温韧性 ($A_{KV-100C}$)。本文试板的焊接严格按照 GB13470-90 低合金钢埋弧焊用焊剂标准进行。

对于多层网络, 评估函数 E 的形态一般是非线性的, 因此对学习率和动量率的调整是关键, 这两个参数的选取直接影响着网络的学习速度和学习质量, 由于建立的模型不进行实时控制, 所以学习速度不是主要考虑的因素, 主要考虑学习质量, 所以在网络结构确定后, 对学习率和动量率的取值进行多次计算后, 得出两者都取 0.9 时的学习效果最佳, 而且网络不出现振荡。

1.3 网络模型的学习结果

本文共有 17 组实测样本, 利用 14 组实测样本对所建立的模型进行学习, 建立网络各层的权系数矩阵, 其中 3 组用来检验网络模型的预测能力。

对 17 组样本中的数据进行归一化处理, 即使所有的数据处于 0—1 之间, 网络输出值经反归一化计算后就是网络的预测值, 采用上述网络结构及网络参数, 在 PII 处理器的计算机上对 14 组试验样本进行 20000 次学习, 学习过程中网络未出现振荡现象, 部分学习结果如表 1 所示, 带 * 的为检验网络预测能力的样本数据, 从表中可以看到网络的学习结果和试验值非常接近, 相对误差不超过 3%, 对检验样本的预测也证明该网络的预测能力比较好, 相对误差不超过 11%, 表明正确建立了熔敷金属力学性能人工神经网络的预测模型。

2 熔敷金属化学成分对低温韧性的影响

2.1 杂质元素对低温韧性的影响

使用所建立的神经网络模型, 研究了在其它合金元素等条件不变时, S, P, O, N 元素单独对熔敷金属的影响规律, 结果如图 1 所示, 由图 1 可知, 在本实验条件所设定的水平下, S 含量对熔敷金属低温韧性基本没有影响, O, N 对低温韧性的影响都随其含量的增加韧性下降, 两者相比 O 对韧性的影响较大, 而 P 的影响则随着 P 含量的增加韧性有增加的趋势, 与 O, N 的不利影响相反。

2.2 合金元素 C, Mn, Ti 对低温韧性的影响

合金元素 C, Mn 对低温韧性的影响如图 2 所示, 在本文范围内, 随着 C 含量和 Mn 含量的增加, 熔敷金属的低温韧性增加, 由于 Ti 对韧性的影响与 O, N 含量有关, 所以在研究 Ti 对韧性的影响时考虑了其 O, N 的交互作用, 其结果如图 3 所示。

表 1 部分网络学习结果及检验样本
Table 1 A part of learning results and testing sample of neural network

No	Experiments data					Network learning results				
	σ_E , MPa	σ_B , MPa	δ_5 , %	ψ , %	$A_{KV-10^{\circ}C}$, J	σ_s , MPa	σ_b , MPa	δ_5 , %	ψ , %	$A_{KV-10^{\circ}C}$, J
1	539	615	26	73	147	541.1	613	25.8	72	146.7
2	547	620	24	72	150	549.1	618.9	23.9	71	149.9
3	586	669	24	71	175	588.7	667.1	23.9	70.1	175.7
4*	662	704	21	59	102	661.7	703.4	20.9	58.5	101.5
5*	586	654	23	70	144	583	648	23	72.0	151.2
6*	616	692	20.6	63	90	591	651	20.3	69.4	87
7	669	731	25	66	86	669.3	729.8	24.9	65.3	85
8	559	626	25	75	123	558.2	624.8	24.6	71.1	122.2
9	524	597	23	71	171	526.5	597.2	22.9	70.4	171.4

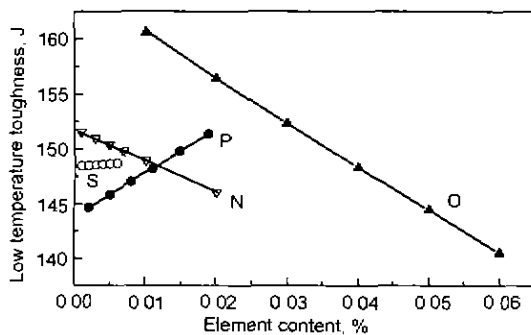


图 1 杂质元素 S, P, O 和 N 对熔敷金属低温韧性的影响

Fig.1 The effects of impurity elements S, P, O and N on the low temperature toughness

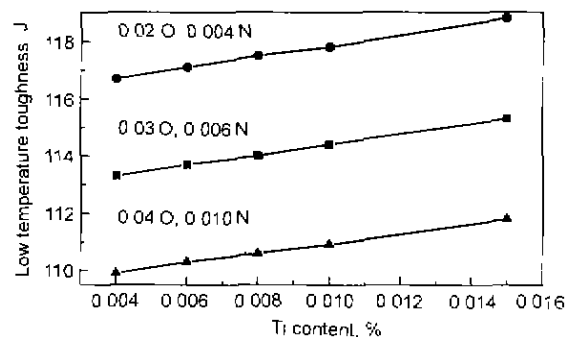


图 3 合金元素 Ti 对低温韧性的影响

Fig.3 The effects of alloying elements Ti on the low temperature toughness

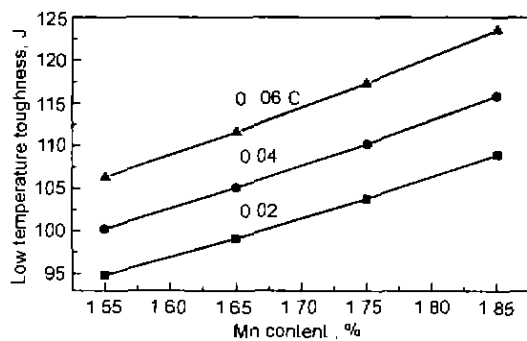


图 2 合金元素 C, Mn 对低温韧性的影响

Fig.2 The effects of alloying elements C and Mn on the low temperature toughness

2.3 实验结果分析

低合金高强钢 (HSLA) 要求与母材力学性能相一致的焊缝金属。一般通过控制焊缝金属的显微组织来获得最大限度的韧性和延性。认为当焊缝金属的显微组织基本上

为针状铁素体 (AF) 时的力学性能。无论是韧性还是强度都能取得最佳值。如果形成大量的侧板条铁素体 (SPF)、晶界铁素体 (GBF) 被认为对韧性有害。这些组织优先为裂纹扩展提供了路径 [4]。在 HSLA 焊缝合金化的发展过程中, 随着 C 含量的下降, 一方面 Mn 作为强化元素来弥补由于 C 含量的下降而带来的强度损失, 另一方面 Mn 在熔池结晶过程中推迟奥氏体的转变, 阻碍高温组织 GBF 和 SPF 的形成, 促使大量 AF 的产生从而提高了熔敷金属的韧性。高 C (大于 0.8% - 1%) 由于致脆而不利于韧性, 在本实验范围内 C 含量是比较低的, 随着 C 含量的增加, 焊缝中 AF 的比例增加而对韧性有利。如图 2 所示。

低 C 高 Mn, Ti, B 微合金化的焊缝主要是形成 AF 来提高韧性, 而 AF 是在含 Ti, Mn, Al, Si 等元素的复合氧化夹杂物上形核成长的。从图 1 可知, 杂质元素中 O 对低温韧性的不利影响较大, 随着熔敷金属中 O 含量的增加, 韧性下降, 这是由于熔敷金属中氧含量过多的情况下, 不但引起合金元素的烧损, 而且形成了大量大块的非

金属夹杂物,不能成为 AF 的形核核心,从而降低韧性。所以控制熔敷金属中的 O 含量是控制熔敷金属低温韧性的关键。从图 3 可以看出在不同的 O、N 含量下,随着 Ti 含量的增加,韧性提高。从图 1 可以看出, S 对熔敷金属的韧性基本无影响,而 P 的作用确实很让人费解,但是从另一方面来说, P 与合金元素 B 的作用差不多, P 偏析于晶界使得晶界能降低,限制了不利于韧性组织 (GBF、SPF) 的发展,从而对韧性有利。在文献 [4] 中也发现了 P 的这种趋势。对于 P 的这种作用仍需做进一步的研究。

从以上分析可以得出,低 O、低 N 对熔敷金属的韧性有利。在本文实验范围内,增加 C、Mn 元素能提高熔敷金属的韧性。为了控制 O、N 的不利影响添加适当的 Ti 可获得优良的韧性。

3 熔敷金属合金元素正交实验的研究

为获得最佳的熔敷金属化学成分,利用所建立的预测模型对主要元素进行了正交实验。根据实验的因素和各因素的水平数,选择适当的正交表安排实验,采用数理统计方法处理数据,可方便地在诸多因素中找到对实验结果有显著影响的主要因素,确定使结果达到最佳的因素水平。

3.1 正交实验的设计

本文选取 C、Mn、Ti、B 和 O、N 元素作为熔敷金属

低温韧性的影响因素,各因素水平如表 2 所示。实验按照 L25(5⁴) 正交表安排。

3.2 实验结果分析

本文神经网络模型给出的实验结果如表 3 所示。由于本文所取的水平数相同。当因素水平数相同时,因素效应的大小完全由极差 R 决定,可直接由极差的大小来判断各因素效应的大小^[5]。表 3 中的 T_j 值为某因素在第 j 水平下的韧性值求和,相应的韧生平均值为 K_j 。

从表 3 的极差值 R 中可以看出合金元素 Mn 对韧性的影响最大,其次是 C,然后依次是 O、B、Ti 和 N。本文得出较佳的熔敷金属化学成分, C、Mn、O、N 都在 1 水平下, B 在 4 水平下, Ti 在 1 或 5 水平下,即采用 0.06C-2.2Mn-(0.021/0.003)Ti-0.0015B-0.02O-0.004N 的化学成分可获得较高的低温韧性。在表 3 分析结果的基础上,利用人工神经网络预测模型对推荐的熔敷金属化学成分进行预测,预测时作为对比设计了一组由表 3 分析得出的较差的成分组合,预测结果如表 4 所示。从表 4 可以看出,0.06C-2.2Mn-0.020Ti-0.0015B-0.02O-0.004N 的熔敷金属化学成分在熔敷金属各项力学性能中都是最好的,还可以看出低 C、低 Mn 的化学成分不仅韧性低,而且强度塑性指标都比另外两种化学成分的差。这也与上文分析的结果相一致。

表 2 正交实验因素水平

Table 2 The factor level of orthogonal experiment

Level	mass fraction, %					
	C	Mn	Ti	B	O	N
1	0.02	1.4	0.003	0	0.02	0.004
2	0.03	1.6	0.006	0.0006	0.03	0.005
3	0.04	1.8	0.010	0.0010	0.04	0.006
4	0.05	2.0	0.015	0.0015	0.05	0.008
5	0.06	2.2	0.020	0.0020	0.06	0.012

表 3 正交实验结果分析

Table 3 The analysis of orthogonal experiment results

No	(J)					
	C	Mn	Ti	B	O	N
T_1	828.2	758.6	863.7	860.5	888.4	864.0
T_2	846.4	805.0	853.1	861.9	875.5	858.6
T_3	860.0	855.2	859.6	862.9	858.2	861.2
T_4	875.6	912.0	862.1	880.6	848.0	857.7
T_5	893.6	973.0	863.7	857.9	833.7	862.3
K_1	165.6	151.7	172.7	172.1	177.6	172.8
K_2	169.3	161.0	170.6	172.4	175.1	171.7
K_3	172.0	171.0	171.9	172.6	171.6	172.2
K_4	175.1	182.4	172.4	176.1	169.6	171.5
K_5	178.7	194.6	172.7	171.6	166.7	172.5
R	13.5	42.9	2.12	4.5	10.9	1.3

表 4 熔敷金属最佳成分的人工神经网络模型预测结果
Table 4 A good chemical constitution for deposited metal and predicted mechanical property results

Chemical constitution, mass fraction, %	σ_s , MPa	σ_b , MPa	δ_5 , %	ϕ , %	$A_{KV, 100^\circ C}$, J
0.06C-2.2Mn-0.003Ti-0.0015B-0.02O-0.004N	620	708	25.9	71.3	207
0.06C-2.2Mn-0.020Ti-0.0015B-0.02O-0.004N	623	712	26.1	71.5	210
0.02C-1.4Mn-0.006Ti-0.0020B-0.06O-0.008N	534	605	21.6	69.7	143

4 结论

(1) 用 BP 算法建立了熔敷金属力学性能人工神经网络预测模型, 该模型的预测结果与实验值之间有很好的对应关系, 可以用该模型研究熔敷金属合金元素与力学性能之间的相互关系。

(2) 利用所建立的预测模型研究了合金元素和杂质元素对低温韧性的影响, 结果表明, 在本实验范围内, 随着熔敷金属中 O、N 含量的增加韧性下降, 低 O、低 N 的焊缝对韧性有利, S 对韧性的影响不明显, P 对韧性有益。随着 C、Mn、Ti 含量的增加韧性提高。

(3) 利用本文所建立的预测模型通过正交实验得出最佳的熔敷金属化学成分为: 0.06C-2.2Mn-0.020Ti-0.0015B-0.02O-0.004N。在该成分下能获得较好的低温韧性和其它各项力学性能。

参考文献

- [1] Zhao Q L, Lü C, Wang G D. *Res Iron Steel* 1999; (1): 44
(赵启林, 吕程, 王国栋. 钢铁研究, 1999 (1): 44)
- [2] Li X A. *Introduction to Neural Network and Neural Computer*. Xi'an, Northwestern Polytechnical University Press, 1994: 109
(李孝安. 神经网络与神经计算机导论. 西安: 西北工业大学出版社, 1994: 109)
- [3] Grong O, Matlock D K. *Int Met Rev* 1986; 31: 27
- [4] Luo X H. *Ph D Thesis*. Institute of Metal Research, The Chinese Academy of Sciences, 1997
(罗兴吉. 中国科学院金属研究所博士学位论文, 1997)
- [5] Deng B. *Method for Mathematical Statistics to Experiments Data Analysis*. Beijing: Tsinghua University Press, 1995: 208
(邓勃. 分析测试数据的统计处理方法. 北京: 清华大学出版社, 1995: 208)