

文章编号: 1001-3806(2004)06-0585-03

神经网络在脉冲激光焊缝建模中的应用

于有生, 李文杰, 陈俐

(武汉理工大学材料科学与工程学院, 武汉 430063)

摘要: 为了提高脉冲激光焊缝形状模型的可靠性和精度, 引入了BP神经网络建模的方法, 并通过脉冲激光焊接10Mn镀锌板的实例建立了焊缝形状预测模型, 经验证, 预测值与实际值非常接近, 精度很高, 显示了该模型具有可行性和实用性。

关键词: 脉冲激光焊; 神经网络; BP网络; 焊缝形状模型

中图分类号: TP389.1 **文献标识码:** A

The application of neural network method in building welding line shape model of pulsed laser welding

YU You-sheng, LI Wen-jie, CHEN Li

(School of Material Science and Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: BP neural network is used to improve the dependability and precision of welding line shapes model of pulsed laser welding. According to the example that 10Mn steel plate is welded using pulsed laser welding, a welding line shapes forecasting model is set up. Verification shows forecasting values and factual surveying value are almost identical, and the precision is high. The result shows this model is to be feasible and practicable.

Key words: pulsed laser welding; neural network; BP network; welding line shape model

引言

激光焊接有功率密度高、速度快、焊缝细窄、热变形小和精度高等优点^[1], 其应用日益广泛, 不仅应用在航空工业、汽车工业的一些大型零件上, 也应用在一些小型甚至微型零件上。一般而言, 同材质的小型零件不如大型零件的导热条件好, 因此, 小型零件的激光焊接有其独特之处。

由于连续激光焊接的平均线输入能量一般高于脉冲激光焊接的平均线输入能量, 而小型零件由于导热条件受到限制, 希望线输入能量较小, 所以选用脉冲激光焊。脉冲激光焊接的参数较多, 对于小型零件焊接的影响很复杂, 因此, 有必要优选焊接参数并建立精确的焊接模型。

由于焊接过程客观的复杂性, 相对缺乏高温下的准确的物理性能或力学性能数据, 所以, 尽管数值和解析的方法已经广泛地应用到了激光焊数学建模

当中, 但其推广仍受到很大的限制。

从根本上来说, 模拟和理论预测的可靠性和精度还是决定于相应实验所获得数据的可靠性和精度, 因此, 一种被称之为“实用性模拟”(fitting modeling)的方法被提了出来, 即利用实验的结果加上已积累的数据库以及经验参数方程或采用部分解析的方法进行分析或模拟焊接过程。在实用性模拟过程中, 引入神经网络、模糊处理等技术, 并从多种角度综合考虑各种因素的影响便形成了智能适用性模拟(intelligent fitting modeling)方法。

采用误差反向传播网络(error back-propagation network, 简称BP网络)可基于较少的激光焊接试验数据, 建立热导激光焊焊缝形状模型。同时, 还可以设定工艺参数, 即可获得焊缝主要尺寸, 并能够利用ANN对实验数据进行分析处理, 找出其中的数值规律, 对于优选热导激光焊的工艺参数和研究其焊接物理过程也是有帮助和指导意义的。

1 BP网络原理^[2, 3]

1.1 BP网络结构简介

BP网络就是以连续函数表示定理网络模型, 通

作者简介: 于有生(1952), 男, 副教授, 现从事焊接与计算机应用方面的教学科研工作。

E-mail: YYSH@mail.whut.edu.cn

收稿日期: 2003-11-20; 收到修改稿日期: 2004-03-04

过学习(或锻炼)是和误差逆向传播,最终得到较好满足所有样本相应的非线性映射关系。文中采用 3 层不含反馈的前向网络模型,网络由输入层、输出层和一个隐层组成。网络内通过神经元(节点)顺序单向连接,每一连接弧连接两个神经元,并附有一数值 W_i 作为权系数,权系数代表前一层神经元对后一层神经元的影响,正值表示影响的增加,负值表示影响的减弱。网络中每一层神经元至接收前一层神经元的输入,并在节点上进行复合和畸变。文中采用的神经元响应函数为 sigmoid 函数,即 $f(I) = (1 + e^{-\beta I})^{-1}$,BP 网络的基本原理如图 1 所示。

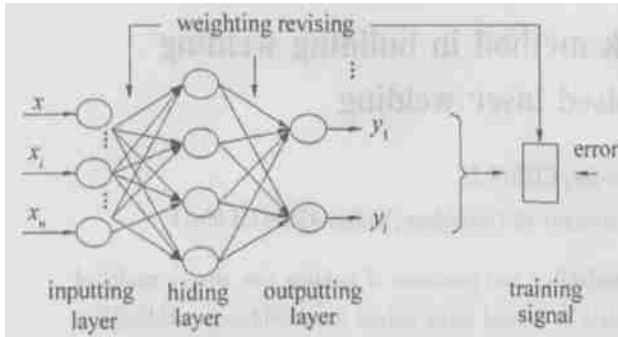


Fig. 1 Sket ch map of BP neutral network

1.2 学习步骤

- (1) 给定权 $W_i(i = 0, 1, \dots, m)$ 的初值为较小的随机数;
- (2) 按迭代(学习)次数循环;
- (3) 按样本循环;
- (4) 计算网络输出 $y_j(k) = f\left(\sum_{i=0}^m W_i(k)x_i^j\right)$;
- (5) 修正 $W_i: W_i(k+1) = W_i(k) + \eta[d^j - y_j(k)]x_i^j$ 。

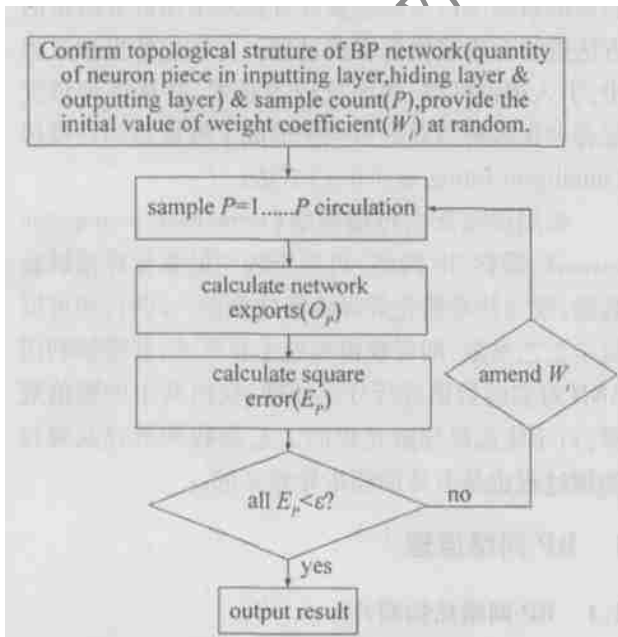


Fig. 2 Algorithm flow chart

如果所有 $|W_i(k+1) - W_i(k)| < \epsilon$, 且 $d^j - y_j(k) = 0(j = 1, \dots, J)$, 则结束学习, 否则返回步骤(2), 进行下一轮迭代。

算法流程图见图 2 所示。

2 网络模型的建立

2.1 输入、输出层节点数

输入层节点数取决于激光焊的主要焊接参数, 可以取如下主要因素作为输入变量: 激光发射频率、脉冲宽度、激光功率和焊接速度, 共 4 个参数。在施焊完成后, 考察焊缝形状主要是熔深和熔宽两项, 所以, 把熔深和熔宽设定为输出量。

2.2 隐层节点数

隐层节点数太少, 则网络逼近效果差并且不容易收敛, 有时还会出现振荡, 局部极小区出现的概率也较大, 增加节点数固然能改善对已有离散点集的逼近效果, 提高网络的预测能力, 但节点数的增加会导致训练速度减慢, 网络的容错能力和明暗性也会下降。根据连续函数表示定理, 考虑输入层节点数对隐层的影响, 确定隐层的节点数为 7, 逼近效果较佳。因此, 模型中采用前向网络拓扑结构为 4-7-2。

2.3 输入、输出数据处理

对于含有奇异样本的实测数据, 可明显发现具有突跳性、不合理, 神经网络的学习反而会使网络的映射性态恶化, 通常的处理方法有两种: 一是剔除这类样本; 二是用前后数据线性插值替代。

另外, 由连续函数表示定理, 要求网络输入变量的值域为 $[0, 1]$, 经验表明, sigmoid 函数在 0 和 1 附近曲线相当平直, 对于网络自学习的收敛不利, 故本模型将处理后的期望输出取在 $(0.05, 0.95)$ 之间, 由此对输入数据作归一化处理, 对输出数据进行返回一化处理。

3 应用实例

3.1 实例描述及原始数据

试验方法: 脉冲激光焊; 试验设备: 华中激光公司生产的 HGW-120 型 YAG 脉冲激光器; 试验材料: 冷冲压镀锌钢板, 钢种是 10Mn, 碳当量为 0.08%, 板厚 0.3mm。

共选取 22 组数据, 每组数据均包含激光发射频率、脉冲宽度、激光功率和焊接速度。为了校验模型结果是否有效, 选取 17 组数据用于训练, 5 组数据留作校核。训练样本具体参数见表 1。

Table 1 Training sample

		training sample													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
inputting amount	frequency f /Hz	30	30	30	20	30	10	20	20	30	30	10	10	10	30
	pulse width T_p /s	2.5	4	2.5	4	4	8	4	2.5	2	4	8	8	4	4
	power P /W	152.7	152.7	101.7	152.7	152.7	86.3	101.8	67.8	83.4	152.7	86.3	86.3	50.9	152.7
outputting amount	welding speed v /($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	4	3	3	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	4
	melting width W /mm	0.75	0.875	0.75	0.87	0.90	0.85	0.94	0.73	0.73	0.94	0.86	0.85	0.73	0.85
	melting depth H /mm	0.18	0.30	0.14	0.34	0.28	0.28	0.34	0.11	0.15	0.34	0.34	0.34	0.22	0.15

3.2 训练程序的参数设定

利用 BP 网络对样本进行训练之前, 需要设定一些参数。在训练时需要原始输入、输出数据进行归一化, 即, 原始输入数据的归一化要求—— (P_1, P_2) , $0 < P_1 < P_2 < 1$, 令 $P_1 = 0.05$, $P_2 = 0.95$; 原始输出数据的归一化要求—— (Q_1, Q_2) , $0 < Q_1 < Q_2 < 1$, 令 $Q_1 = 0.10$, $Q_2 = 0.9$; 因为样本训练为第 1 次, 所以取第 1 次训练指标 $I = 1$; 初始权系数 $W_a = 0.3$; 松弛系数 $A =$ 惯性系数 $B = 0.05$; 训练最大步数和每大步数的小步次数都设为 1000; 训练收敛的要求相对误差 $E_r = 0.05$ 。

3.3 模型训练结果

利用 BP 网络对上述 14 个样本进行训练, 经过 284 步后训练终止, 各个样本都收敛到相对误差 $E_r \leq 0.05$ 。计算误差 $E_a = 0.0615$ 。

3.4 模型分析

调用已训练好的网络模型, 通过对另外 6 个样本进行检验来对比实测值与预测值, 数据见表 2, 曲线图比较见图 3a、图 3b。从表 2 和图 3 中的预测结果可以看出, 熔宽与熔深预测值与实测值非常接近, 表明用 BP 网络方法预测分析施焊结果具有很高的精度、良好的数据跟踪能力和较强的适应性。

由图表可知, 样本 5 的实测与 BP 预测值之间的误差要明显大于其余 4 个, 但相对误差 $E_r < 0.05$ 。

Table 2 Contrast between forecasting values and factual surveying value of model

sample number	inputting amount				outputting amount			
	frequency f /Hz	pulse width T_p /s	power P /W	welding speed v /($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$)	melting width W /mm		melting depth H /mm	
					actual surveying values	BP forecasting values	actual surveying values	BP forecasting values
1	30	2.5	107.7	1	0.81	0.8016	0.23	0.2309
2	30	2.5	107.7	2	0.75	0.7512	0.22	0.2187
3	20	4	101.8	1	0.84	0.8394	0.22	0.2165
4	20	4	101.8	4	0.80	0.7911	0.20	0.2005
5	10	8	86.3	3	0.875	0.8915	0.23	0.2385
6	30	2	83.4	1	0.75	0.7401	0.20	0.1916

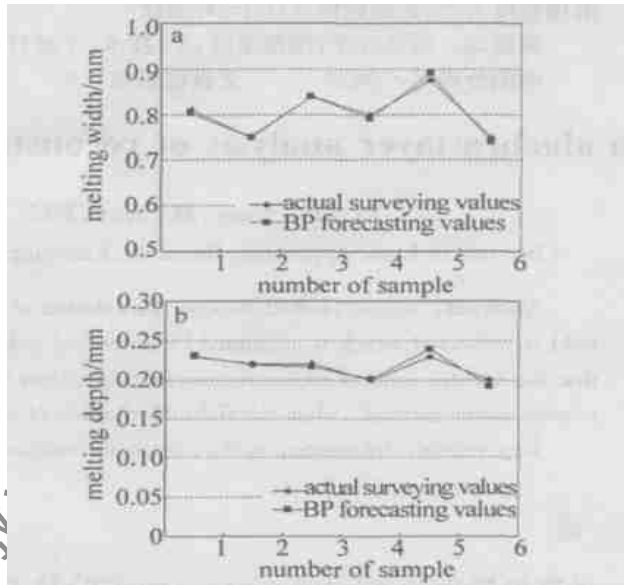


Fig. 3 Comparison between actual surveying values and BP forecasting values

a—comparison of melting width b—comparison of melting depth

经分析, 造成这种情况存在以下几个原因: (1) 样本实测数据存在较大的误差, 而 BP 预测较为精确; (2) 在样本训练中, 焊接参数及实测数据均存在一定的误差, 因而在调用模型后输出量误差较大; (3) 训练样本数量还需增强。激光焊涉及了复杂的物理、冶金、力学等过程, 传统积累实验数据方法仍在沿用正是基于此原因, 所以, 要获得一个优良的 BP 模型还需要尽可能多的实测数据。

半径二次方的假定, 有不同的计算表达式^[1]。现在, 以折射率随半径呈线性变化的环带法为参考, 并以上面给出的模拟 CT 重建问题为例进行研究。

采用与表 1 完全相同的模拟参数, 将半径大于 50mm 外区域的折射率视为 0, 表 2 中给出环带法的计算结果。可以看出, 当模拟参数 w_0 取较大数值时, 环带法显现出很大的误差。研究 (3) 式不难发现, 较大的 w_0 对应于在模拟研究区域边界附近的折射率有较大的非零值, 这使得 50mm 半径外区域折射率为 0 的假设较远地偏离 (3) 式, 从而导致大误差的重建结果。因此, 当 CT 重建场边界区域的场分布与零值相差较大时, 不宜使用“环带法”。

Table 2 The error margin of the reconstruction field of the different form use the method of Abel

w_0 / mm	20	22	24	26	28	30
$\bar{\epsilon}$ / %	0.23	0.24	0.51	5.93	9.02	10.79
e_{\max} / %	8.13	22.59	48.77	41.05	60.87	71.23

然而, 数值分析容易证明, 当 w_0 取较小数值时, “环带法”可以获得十分准确的结果。并且, 由于环带法将某一半径环带外的场视为 0, 在求解线性方程组时, 离对称轴最远的环带的场分布基本可以直接写出, 然后形成一种从外到内逐环递推计算的方法迅速地对方程组求解^[1], 具有很高的计算效率。为比较两种方法的计算速度, 作者用同一微机编程对完成上述计算的时间作了统计。结果表明, 作 256 点 \times 256 点的一个二维重建场分布时, “环带法”只需要 6×10^{-3} s, 而作者提出的方法约为 4×10^{-2} s, 近似是“环带法”计算时间的 6 倍~7 倍。因此, 实

际应用中, 应根据实际情况, 合适选择不同的方法, 才能快速准确地实现三维轴对称场的重建。

4 讨 论

采用光程变化积分的梯形法近似, 提出并证明了代数层析重建轴对称场的方法。事实上, 数值积分可以采用多种方法, 例如, 采用计算精度较高的 Simpson 法^[8], 以利于提高计算精度。此外, 考察作者提出的代数重建方法可知, 也可以低于探测介质的最高分辨率建立线性方程组, 提高计算速度, 但测量精度相应降低。在应用研究中, 应根据需要选择相应的方法有效地完成测试工作。作者提出的轴对称场重建方法应能作为 CT 层析测量数值处理方法的一个有益的补充和参考。

参 考 文 献

- [1] 贺安之, 阎大鹏. 激光瞬态干涉度量学 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1993. 329.
- [2] 郭海峰, 杨康. 光学 CT 中的图像重建算法 [J]. 沈阳工业学院学报, 2000, 19(4): 7~11.
- [3] 吕东辉, 庄天戈, 严壮志. 体积 CT 中的图像重建算法研究综述 [J]. CT 理论与应用研究, 2000, 9(4): 12~18.
- [4] 朱秀昌, 刘峰, 胡栋. 数字图像处理与图像通讯 [M]. 北京: 邮电出版社, 2002. 124.
- [5] 阮秋琦. 数字图像处理学 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001. 365.
- [6] 邓开发, 陈洪, 是度芳. 激光技术与应用 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2002. 184.
- [7] 李俊昌, 熊秉衡, 钟丽云 *et al.* 全息 CT 测量轴对称透明体折射率变化的模拟研究 [J]. 光电子·激光, 2002, 13(10): 1026~1030.
- [8] DAVIS P.J, RABINOWITZ P. 数值积分法 [M]. 北京: 高等教育出版社, 1986. 37.

(上接第 587 页)

4 结 论

(1) 激光焊接控制的任务是使焊后结果的实际状态尽可能与理论状态相一致。将神经网络方法用于预测脉冲激光焊后结果随焊接参数变化的情况, 其预测结果与实际情况非常接近, 精度很高, 表明该方法用来建立脉冲激光焊焊缝形状模型是可行、有效的。

(2) 通过网络预测, 不仅可以对以后的施焊提供重要的参考数据, 而且还能对已经获取的数据进

行分析, 剔除其中不合理的样本资料。

(3) 将神经网络预测方法作为热导激光焊焊缝形状预测的方法, 与其它常规方法一起互补使用, 是一种新探索。同时, 应更进一步研究算法以提高 BP 网络的学习效率, 并与专家系统的知识库相结合。

参 考 文 献

- [1] 熊丽娟, 都东, 何云峰 *et al.* 小尺寸不锈钢片脉冲激光焊接的参数分析 [J]. 应用激光, 2003, 23(1): 22~24.
- [2] 焦思成. 神经网络系统理论 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990. 26~42.
- [3] 焦思成. 神经网络计算 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993. 37~39.