

基于遗传算法优化反向传播神经网络的 激光铣削层质量预测

许兆美^{1,2} 周建忠¹ 黄舒¹ 孟宪凯¹ 韩煜航¹ 田清¹

(¹ 江苏大学机械工程学院, 江苏 镇江 221013; ² 淮阴工学院机械工程学院, 江苏 淮安 223003)

摘要 为了有效地控制激光铣削层质量,建立了激光铣削层质量(铣削层深度、铣削层宽度)与铣削层参数(激光功率、扫描速度和离焦量)之间的反向传播(BP)神经网络预测模型。利用遗传算法(GA)优化了BP神经网络的权值和阈值,构建了基于遗传算法神经网络的质量预测模型。用GA-BP算法对激光铣削层质量进行了仿真预测,并将仿真结果与BP神经网络模型仿真结果进行了对比。仿真结果表明,两种网络模型的平均误差较小,网络训练后检验精度较高,说明两种网络模型用于激光铣削层质量预测是可行的,并且遗传算法优化BP神经网络能够有效地提高网络的收敛性和预测精度。

关键词 激光技术;激光铣削;遗传算法;反向传播神经网络;优化算法

中图分类号 TN249 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.0603004

Quality Prediction of Laser Milling Based on Optimized Back Propagation Networks by Genetic Algorithms

Xu Zhaomei^{1,2} Zhou Jianzhong¹ Huang Shu¹ Meng Xiankai¹
Han Yuhang¹ Tian Qing¹

(¹ School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Jiangsu, Zhenjiang 212013, China
² Faculty of Mechanical Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Jiangsu, Huaian 223003, China)

Abstract In order to control the quality of laser milling layer, back propagation (BP) neural network model of the milling laser quality including milling depth and width, and milling layer parameters including laser power, laser velocity and defocus amount is set up. The weight and threshold of the BP neural network is optimized by genetic algorithm (GA), and a quality prediction model is constructed based on BP neural network. The quality of the laser milling layer is forecasted by the model of GA-BP neural network. The results from BP neural network are compared with that of GA-BP neural network. The results of simulation show that the errors of the two network models are smaller, and the test accuracy are higher. Therefore, the two network models can be used to predict the quality of the laser milling. It is also shown that both the stringent and prediction accuracies of the GA optimized BP neural network are improved.

Key words laser technique; laser milling; genetic algorithms; back propagation network; optimization algorithm

OCIS codes 140.3370; 140.3380; 140.3390

1 引言

激光铣削是利用聚焦的高能激光束作用在材料表面,使作用区域的材料瞬间直接气化或者熔化,同时利用辅助装置去除或者剥离开基体,完成三维成

形的加工方法^[1~5]。影响激光铣削层质量的因素较多^[6~9],且在铣削过程中还存在许多不确定或难以确定的因素,包括激光光斑的聚焦性、激光功率、扫描速度和离焦量等。因此,要想获得良好的激光铣

收稿日期: 2013-01-20; **收到修改稿日期**: 2013-03-01

基金项目: 国家自然科学基金(51075173)、江苏省自然科学基金(BK2010288)、江苏省高校自然科学重大基础理论研究(10KJA460004)和江苏高校优势学科建设工程资助课题。

作者简介: 许兆美(1976—),女,博士研究生,讲师,主要从事激光加工脆性材料方面的研究。

E-mail: fuyun588@163.com

导师简介: 周建忠(1964—),男,博士,教授,主要从事激光新技术应用和模具设计制造新方法等方面的研究。

E-mail: jzzhou@ujs.edu.cn

削质量,只有通过大量的实验积累数据,再根据实验数据进行回归分析。这种方法不但耗时,而且会大量地增加生产成本,造成一定程度的浪费。人工神经网络具有强大的自适应、自学习及联想记忆能力等优点,对于一些模糊、非线性和模式特征模糊的问题能够很好地建模和逼近^[10,11]。本文利用人工神经网络建立了激光铣削层质量的预测模型。但反向传播(BP)神经网络在训练中时沿着误差函数梯度下降的方向,具有容易陷入局部最小值、无法全局进行搜索且搜索速度慢的缺点。遗传算法(GA)是一种基于自然选择和群体遗传学的随机、迭代、进化和并行搜索的算法。它不依赖于问题的具体领域,不但对问题的种类有很强的稳健性而且具有较易收敛到全局最优解的能力。因此,本文利用遗传算法全局搜索能力强的特性来优化 BP 神经网络的权值和阈值,建立了基于 BP 神经网络和 GA-BP 神经网络的激光铣削层质量的预测模型,并和试验获得的数据进行对照,从而来验证该模型的正确性。由于预测结果比较接近于试验结果,该模型可以进行激光铣削工艺参数的优化设计,通过对现场实施控制,加上反馈补偿系统,可以实现对铣削件加工质量的控制。

2 BP 神经网络模型的构建

影响激光铣削质量的因素很多,包括激光功率 P 、扫描速度 V 和离焦量 f 等。由于实验中所采集到的样本数量有限,并且铣削层质量和工艺参数之间具有复杂的非线性关系,可以通过建立一个三层的 BP 神经网络模型来描述(一般来说,三层网络就可以有足够的精度逼近任意连续函数^[12,13])。所建立的 BP 网络模型如图 1 所示,图中输入层有 3 个神经元(X_1, X_2, X_3),即激光功率、扫描速度和离焦量;输出层有 2 个神经元(Y_1, Y_2),即铣削层质量的 2 个评价指标:铣削层深度和铣削层宽度。隐含层的节点数可以由设计经验公式 $n_i = \sqrt{n_j + n_l} + k$ 确

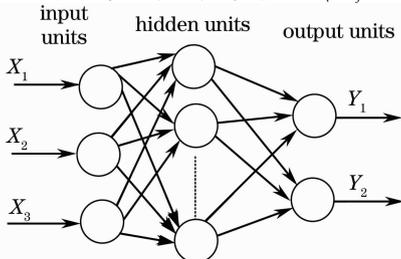


图 1 BP 神经网络模型结构图

Fig. 1 BP neural networks structure

定^[14],其中 n_j 为输入层神经元数目; n_l 为输出层神经元数目; k 为 1~10 之间的整数。由于隐含层含有的神经元数目影响神经网络的适应性和容错能力,因此,用 Matlab 软件设计一个隐含层数目可变的 BP 神经网络,通过误差对比,选择隐含层神经元数目为 8。于是,神经网络结构确定为 3-8-2。BP 网络拓扑结构确定以后,要对神经网络进行训练。训练函数采用 Levenberg-Marquardt 函数,学习函数采用梯度下降动量学习函数,隐含层神经元传递函数为 S 型正切函数 tansig,输出层神经元函数为纯线性函数 purelin。

3 GA 优化 BP 神经网络学习算法

根据上面建立的 BP 神经网络预测模型,采用遗传算法能够有效地优化神经网络权值和阈值。具体过程如下^[15,16]:

1) 初始化种群和编码。对神经网络的连接权值和阈值初始化,将个体的权值在 $[-1, 1]$ 之间随机赋予初始值。编码方式是采用二进制(0,1),编码的位数和求解的精度有关,种群的规模是根据训练样本个数来选择的。

2) 确定适应度函数。求解每个个体的适应度值 f_i 为 i 的适应度值,选用神经网络的误差平方和 E_i 来衡量,即

$$f_i = \frac{1}{E_i}, \quad (1)$$

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (\bar{y}_i - y_i)^2, \quad (2)$$

式中 y_i 为导师信号,即铣削层质量的实验值; \bar{y}_i 为网络输出值; k 为样本集的个数。

3) 选择。按照适应度比例方法进行当前种群中选择生命力强的染色体个体,用于繁殖下一代,只有一些适应度值大的个体,其被选择的机会才多。

4) 交叉。依据适应度从大到小的排序,进行选择、复制和交叉,产生新个体,对于那些没有交叉的直接进行复制。

5) 变异。依据变异概率,产生新个体。

6) 将新个体插入到种群中去,并计算出新个体的适应度值。

7) 用最优的权值和阈值作为 BP 神经网络的初始条件,对 BP 神经网络进行训练。

GA-BP 网络模型使用的参数设定为:初始族群为 40,交叉概率为 0.4,变异概率为 0.01,最大迭代次数为 40,初始权值和阈值空间为 $[-1, 1]$ 。

BP 网络模型参数设定:学习速率为 0.04,冲量系数为 0.9,训练次数为 10000,误差精度为 0.0025。

遗传算法优化 BP 神经网络的流程如图 2 所示。

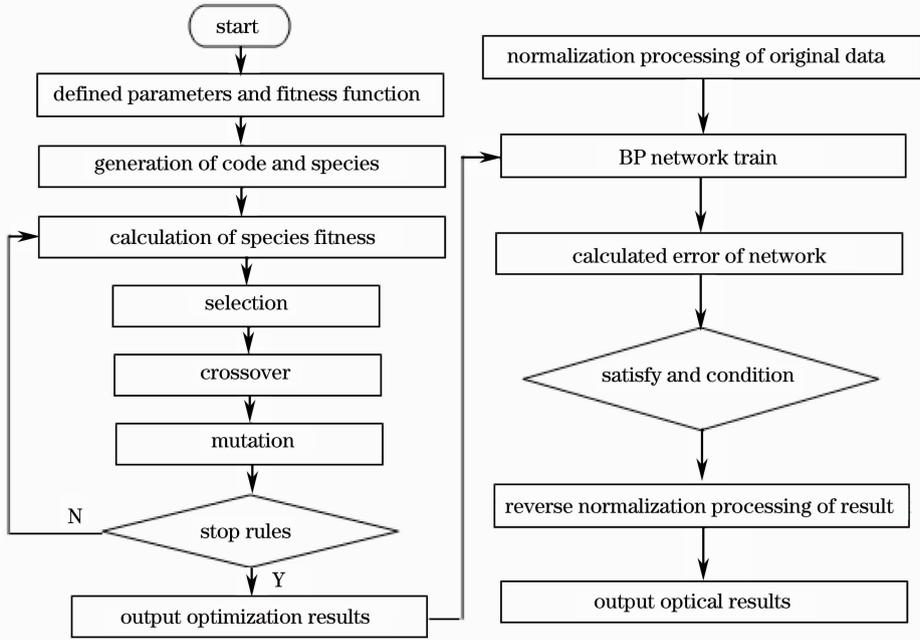


图 2 遗传算法优化 BP 神经网络的实现流程

Fig. 2 Representation procedure of GA optimized BP networks

4 试验过程与仿真分析

4.1 试验数据获取

试验材料为纯度大于 99% 的 Al_2O_3 陶瓷,试验中所用的试样尺寸为 $50\text{ mm} \times 50\text{ mm} \times 5\text{ mm}$,材料经常压烧结后进行表面打磨处理;激光源为 Nd:YAG 激光器,激光模式为多模。在 Al_2O_3 陶瓷表面上以不同的工艺参数进行激光铣削试验,把试验过程中获得的数据记录下来。试验结束后,选择表面质量好、没有缺陷的试样,采用多点测量求平均值的方法,即对试样件进行多次测量,获得较准确的激光铣削深度和宽度值,如表 1 所示。其中 X_1 、 X_2 和 X_3 分别为激光功率、扫描速度和离焦量。 Y_1 和 Y_2 分别为激光铣削层深度和宽度的测量值。

将试验所得的 19 组数据分成两组,其中 14 组样本数据作为训练样本,借助 Matlab 软件上完成 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型的网络训练。两种模型分别经过 344 和 82 次训练后,网络达到设定的训练目标,图 3 是训练后的误差示意图。两种网络模型的网络输出结果和试验数据对比如表 2 所示。其中 N 为试验序号, Y_1 和 Y_2 分别为激光铣削层深度和宽度的试验测量值, Y'_1 和 Y'_2 分别为神

经网络对铣削深度和宽度的预测值, Δ 为预测相对误差。

表 1 激光铣削试验的样本数据

Table 1 Sample data of the laser milling experiments

No.	X_1/W	$X_2/(mm/min)$	X_3/mm	Y_1/mm	Y_2/mm
1	90	200	4	0.26	0.84
2	80	200	2	0.21	0.80
3	70	200	2	0.16	0.71
4	60	200	2	0.20	0.61
5	90	300	2	0.22	0.82
6	80	300	0	0.19	0.76
7	70	300	4	0.14	0.68
8	60	300	4	0.15	0.52
9	90	400	2	0.19	0.82
10	80	400	4	0.20	0.78
11	70	400	2	0.17	0.56
12	90	500	0	0.18	0.64
13	60	400	2	0.14	0.42
14	80	500	2	0.12	0.61
15	90	300	4	0.24	0.83
16	80	400	0	0.18	0.69
17	70	400	2	0.14	0.52
18	60	200	4	0.23	0.71
19	80	500	4	0.16	0.56

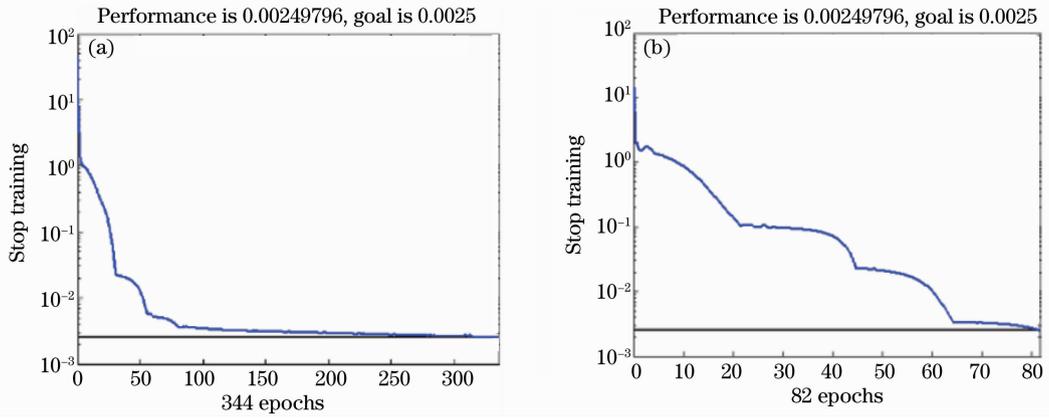


图 3 (a) BP 神经网络和(b) GA-BP 神经网络训练后误差示意图

Fig. 3 Errors schematic drawing of (a) BP network and (b) GA-BP network after training

表 2 网络输出结果和试验数据对比

Table 2 Contrast of the network output results with the experimental data

N	BP neural network output results						GA-BP neural network output results					
	Y ₁	Y' ₁	Δ	Y ₂	Y' ₂	Δ	Y ₁	Y' ₁	Δ	Y ₂	Y' ₂	Δ
1	0.26	0.2538	-2.38%	0.84	0.8495	1.13%	0.26	0.2636	1.38%	0.84	0.8423	0.27%
2	0.21	0.2072	-1.33%	0.80	0.7921	-0.99%	0.21	0.2078	-1.05%	0.80	0.7934	-0.83%
3	0.16	0.1623	1.44%	0.71	0.7025	-1.06%	0.16	0.1611	0.69%	0.71	0.7045	-0.77%
4	0.20	0.1949	-2.55%	0.61	0.6238	2.26%	0.20	0.1979	-1.05%	0.61	0.6162	1.02%
5	0.22	0.2179	-0.95%	0.82	0.8124	-0.93%	0.22	0.2189	-0.50%	0.82	0.8162	-0.46%
6	0.19	0.1878	-1.16%	0.76	0.7504	-1.26%	0.19	0.1892	-0.42%	0.76	0.7654	0.71%
7	0.14	0.1346	-3.86%	0.68	0.6856	0.82%	0.14	0.1371	-2.07%	0.68	0.6836	0.53%
8	0.15	0.1526	1.73%	0.52	0.5399	3.83%	0.15	0.1457	-2.87%	0.52	0.5169	-0.60%
9	0.19	0.1914	0.74%	0.82	0.8128	-0.88%	0.19	0.1908	0.42%	0.82	0.8001	-2.43%
10	0.20	0.1933	-3.35%	0.78	0.7721	-1.01%	0.20	0.1967	-1.65%	0.78	0.7853	0.68%
11	0.17	0.1659	-2.41%	0.56	0.5663	1.12%	0.17	0.1673	-1.59%	0.56	0.5543	-1.02%
12	0.18	0.1769	-1.72%	0.64	0.6333	-1.05%	0.18	0.1786	-0.78%	0.64	0.6363	-0.58%
13	0.14	0.1388	-0.86%	0.42	0.4169	-0.74%	0.14	0.1389	-0.79%	0.42	0.4189	-0.26%
14	0.12	0.1229	2.42%	0.61	0.6162	1.02%	0.12	0.1211	0.92%	0.61	0.6132	0.52%

从表 2 可以看出,网络输出结果和试验值非常接近,说明网络的训练效果良好。其中,采用 BP 神经网络的激光铣削层深度和宽度的相对误差分别为 3.86%和 3.83%以内,而采用 GA 优化 BP 神经网络后对铣削层深度和宽度的预测相对误差分别控制在 2.87%和 2.43%以内。另外,从图 3 中可以看

出,BP 神经网络经过 344 次训练后就可以达到训练目标,而 GA 优化 BP 算法只需要 82 次就能达到训练目标。由此看见,GA 优化 BP 神经网络模型不但有效地提高了网络的收敛速度。而且能够提高训练后的精度。

表 3 检验样本数据的网络预测输出与试验结果的对比

Table 3 Contrast of the network output results with the experimental data of the prediction sample

N	BP neural network output results						GA-BP neural network output results					
	Y ₁	Y' ₁	Δ	Y ₂	Y' ₂	Δ	Y ₁	Y' ₁	Δ	Y ₂	Y' ₂	Δ
1	0.24	0.2381	-0.79%	0.83	0.8423	1.48%	0.24	0.2378	-0.92%	0.83	0.8398	1.18%
2	0.18	0.1732	-3.78%	0.69	0.6728	-2.49%	0.18	0.1833	1.83%	0.69	0.6812	-1.28%
3	0.14	0.1359	-2.93%	0.52	0.5379	3.44%	0.14	0.1392	-0.57%	0.52	0.5061	-2.67%
4	0.23	0.2421	5.26%	0.71	0.7019	-1.14%	0.23	0.2221	-3.43%	0.71	0.7189	1.25%
5	0.16	0.1582	-1.13%	0.56	0.5638	0.68%	0.16	0.1588	-0.75%	0.56	0.5579	-0.38%

神经网络训练结束后,为了检验网络的泛化性,采用余下的5组数据分别在训练好的BP神经网络模型和GA-BP神经网络模型上进行仿真,仿真结果的对比值如表3所示。可以看出,5组检验样本的预测值和试验值很接近,说明用神经网络来预测激光铣削层深度和宽度是可行的。其中,BP神经网络的激光铣削深度和宽度的相对误差分别是5.26%和3.44%,GA-BP神经网络的激光铣削深度和宽度的相对误差分别是3.43%和2.67%。

5 结 论

依据BP神经网络善于处理非线性问题,且具有较强的泛化能力,建立了激光功率、扫描速度和离焦量与铣削层质量(铣削层深度和铣削层宽度)之间的BP神经网络预测模型,在建立好的BP神经网络模型基础上,利用基因遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值。5组检验样本的BP网络预测误差和GA-BP网络预测误差分别控制在5.26%和3.43%以内。结果表明,利用神经网络来预测激光铣削层质量是可行的。另外,BP神经网络经过344次训练后达到训练目标,而GA优化BP算法只需要82次就能达到训练目标。由此可见,遗传算法优化BP神经网络模型后不但可以有效提高网络的训练精度并且大大提高其收敛速度。但是,由于采集的试验样本数据数量有限,只有增加更多的训练样本值数量才能获得更好的神经网络模型,并通过更多的训练样本来对建立的神经网络进行检验。

参 考 文 献

- 1 S. L. Campanelli, A. D. Ludovico, C. Bonserion. Experimental analysis of the laser milling process parameters[J]. *J. Materials Processing Technology*, 2007, **191**(1-3): 220~223
- 2 Zhu Yinbo, Zhou Jianzhong, Huang Shu *et al.*. Laser application in processing brittle materials [J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(s1): 143~146
朱银波, 周建忠, 黄舒等. 激光在脆性材料加工中的应用[J]. *中国激光*, 2009, **36**(s1): 143~146
- 3 Zhu Yinbo, Zhou Jianzhong, Huang Shu *et al.*. The application of 3D laser milling for ceramic materials [J]. *Laser Journal*, 2009, **30**(6): 59~61
朱银波, 周建忠, 黄舒等. 激光三维铣削在陶瓷成形加工中的应用研究[J]. *激光杂志*, 2009, **30**(6): 59~61

- 4 C. H. Tsai, H. W. Chen. Laser milling of cavity in ceramic substrate by fracture - machining element technique [J]. *J. Mater. Processing Technology*, 2003, **136**(1-3): 158~165
- 5 N. Dahotre, S. Harimkar. Laser Fabrication and Machining of Materials [M]. USA: Springer, 2008. 34~37
- 6 Huang Shu, Zhou Jianzhong, Sheng Jie *et al.*. Numerical simulation and experiment on laser milling of Al₂O₃ ceramic[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, **42**(7): 259~265
黄舒, 周建忠, 盛杰等. Al₂O₃陶瓷激光铣削数值模拟与试验[J]. *农业机械学报*, 2011, **42**(7): 259~265
- 7 I. E. Saklakoglu, S. Kasman. Investigation of micro-milling process parameters for surface roughness and milling depth [J]. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2011, **54**(5-8): 567~578
- 8 Wang Xuyue, Xu Wenji, Lei Mingkai *et al.*. An experimental study of laser milling based on deteriorative layer on Al₂O₃ ceramic [J]. *J. Dalian University of Technology*, 2009, **49**(2): 211~215
王续跃, 徐文骥, 雷明凯等. 基于变质层的Al₂O₃陶瓷激光铣削实验研究[J]. *大连理工大学学报*, 2009, **49**(2): 211~215
- 9 J. P. Davim, C. Oliveira, N. Barricas *et al.*. Some experimental studies on CO₂ laser cutting quality of polymeric materials [J]. *J. Mater Process Technol.*, 2007, **198**(1-3): 99~104
- 10 Zhang Jixian, Mi Xia. BP Neural Networks and Its Use in the Engineering [M]. Beijing: China Machine Press, 1996. 68~71
张际先, 宓霞. 神经网络及其在工程中的应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996. 68~71
- 11 Yang Donghui, Ma Liang, Huang Weidong. Component's surface quality predictions by laser rapid forming based on artificial neural networks[J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(8): 0803004
杨东辉, 马良, 黄卫东. 基于人工神经网络的激光立体成形件成形表面质量预测[J]. *中国激光*, 2011, **38**(8): 0803004
- 12 S. L. Campanelli, G. Casalino, A. D. Ludovico *et al.*. An artificial neural network approach for the control of the laser milling process [J]. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2012, Doi 10.1007/s00170-012-4457-9
- 13 C. K. Desai, A. Shaikh. Prediction of depth of cut for single-pass laser micro-milling process using semi-analytical, ANN and GP approaches [J]. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 2012, **60**(9-12): 865~882
- 14 Xia Kewen, Li Changbiao, Shen Junyi. An optimization algorithm on the number of hidden layer nodes in feed-forward neural network [J]. *Computer Science*, 2005, **32**(10): 143~145
夏克文, 李昌彪, 沈钧毅. 前向神经网络隐含层节点数的一种优化算法[J]. *计算机科学*, 2005, **32**(10): 143~145
- 15 Xu Dapeng, Zhou Jianzhong, Guo Huafeng. Application for laser cladding forming using evolutionary neural networks[J]. *Applied Laser*, 2006, **26**(5): 303~306
徐大鹏, 周建忠, 郭华锋. 进化神经网络在激光熔覆成形中的应用研究[J]. *应用激光*, 2006, **36**(5): 303~306
- 16 Yan Pingfan, Zhang Changshui. Artificial Neural Networks and Evolutionary Computing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 161~166
阎平凡, 张长水. 神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005. 161~166

栏目编辑: 宋梅梅