

粒子群优化 BP 神经网络的激光铣削质量预测模型

许兆美¹, 刘永志², 杨刚¹, 王庆安¹

- (1. 淮阴工学院 机械工程学院, 江苏 淮安 223003;
2. 第二炮兵驻天津地区军事代表室, 天津 300308)

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(铣削层宽度、铣削层深度)与铣削层参数(激光功率、扫描速度和离焦量)的 BP 神经网络预测模型。采用粒子群算法优化了 BP 神经网络的权值和阈值, 构建了基于粒子群神经网络的质量预测模型。所提出的 PSO-BP 算法解决了一般 BP 算法迭代速度慢, 且易出现局部最优的问题, 并以 Al_2O_3 陶瓷激光铣削质量预测为例, 进行算法实现。仿真结果表明: 提出的 PSO-BP 算法迭代次数大大减少, 且预测误差明显减少。所构建的质量预测模型具有较高的预测精度和实用价值。

关键词: 激光铣削; 粒子群算法; BP 神经网络; 优化算法

中图分类号: TN249 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)09-2370-05

Laser milling quality prediction model of BP neural network by PSO

Xu Zhaomei¹, Liu Yongzhi², Yang Gang¹, Wang Qing'an¹

- (1. Faculty of Mechanical Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an 223003, China;
2. Military Representative Office of Second Artillery Corps in Tianjin, Tianjin 300308, China)

Abstract: In order to effectively control the quality of laser milling layer, BP neural network model was established between the laser milling quality of layer (the milling layer width, milling depth) and the milling layer parameters (laser power, scanning speed and defocus amount). Using particle swarm optimization (PSO)BP neural network weights and thresholds, quality prediction model based on particle swarm neural network was built. The proposed PSO-BP algorithm solve the problem that the general BP algorithm iteration speed was slow, and prone to local optimum. Al_2O_3 ceramics laser milling quality prediction model was taken to realize the algorithm. The simulation results show that the number of iterations of proposed PSO-BP algorithm, and the prediction error are greatly reduced. The built quality prediction model has high prediction accuracy and practical value.

Key words: laser milling; particle swarm optimization(PSO); BP network; optimization algorithm

收稿日期: 2013-01-05; 修订日期: 2013-02-10

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); 江苏省苏北科技专项(BC2011437)

作者简介: 许兆美(1976-), 女, 讲师, 硕士, 主要从事激光加工脆性材料方面的研究。Email: fuyun588@163.com

0 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]。由于激光具有无接触力、无切削力、热影响小、清洁环保等优点,吸引了大量的研究人员对该项技术进行研究开发,尤其是在硬脆性材料的加工过程中得到广泛的应用。在激光铣削中,影响铣削层质量的因素较多^[2],这些因素中以工艺参数的影响最为直接,包括激光光斑的聚焦性,激光功率、扫描速度、离焦量等。这些工艺参数与铣削层质量之间的关系是非线性的,无法用一个精确的数学模型来表述。因此,要获得理想的铣削层质量,就需要获得合适的工艺参数。目前,工艺参数最常用的获取方法是通过大量的实验积累数据,再根据实验数据进行回归分析。这种方法不但耗费时间,而且会大量地增加生产成本,造成一定程度的浪费。正是由于激光铣削工艺的复杂性,激光铣削工艺的优化面临很多问题,相关方面的研究文献也不多,其研究具有十分重要的现实意义。

人工神经网络具有很强大的自适应、自学习及联想记忆能力等优点,对于那些模糊、非线性和模式特征模糊的问题能够很好的建模和逼近,为解决不确定非线性系统的建模提供了一条新的途径。文中利用人工神经网络建立了激光铣削层质量的预测模型。但BP神经网络在训练时是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,并且搜索速度慢的缺点。因此,文中利用PSO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PSO-BP神经网络的激光铣削层质量的预测模型,通过把预测结果和试验获得的数据进行对比,发现两者误差较小,表明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,可以实现对铣削件的加工质量控制。

1 基于粒子群优化的BP神经网络学习

1.1 粒子群算法

粒子群优化^[3](Particle Swarm Optimization, PSO)

算法是1995年由Kennedy和Eberhart提出的一种新的优化算法,是基于群体的具有全局搜索能力的随机优化算法。PSO算法中,每个优化问题的解都被看做是搜索空间中的一只鸟,称之为“粒子”。其中第*i*个粒子在*N*维解空间的位置可表示为 $\mathbf{x}_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$;第*i*个粒子的速度可以表示为 $\mathbf{v}_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ 。第*i*个粒子在空间飞行路线中的最好点表示为 $\mathbf{p}_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$;粒子群内部所有粒子飞行过的最好点表示为 $\mathbf{p}_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})$ 。粒子群的每个粒子的迭代过程,粒子群按照公式(1)和公式(2)更新粒子的速度和位置。

$$\mathbf{v}_{id}^{k+1} = \omega_i \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{id}^k - \mathbf{x}_{id}^k) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{gd}^k - \mathbf{x}_{id}^k) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \mathbf{v}_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中:*k*为迭代次数; c_1 、 c_2 为加速系数,其中 $c_1=c_2=2$ 。

1.2 BP神经网络的构建

影响激光铣削层质量的因素较多,主要包括激光功率*P*(W)、扫描速度*V*(mm/min)和离焦量*f*(mm)。铣削层质量和工艺参数之间是复杂的非线性关系,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^[4])。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,即激光功率、扫描速度和离焦量;输出层有2个神经元,即铣削层质量的2个评价指标,铣削层深度和铣削层宽度。隐含层有*m*个神经元,其个数依据输入样本的个数确定^[4]。

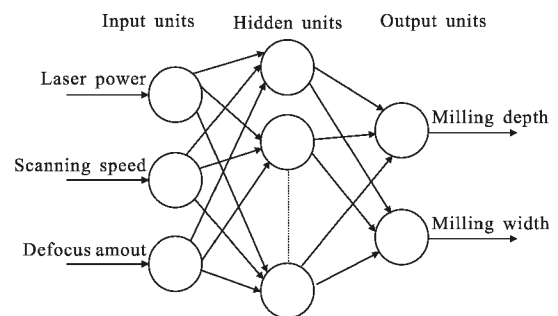


图1 BP神经网络模型结构图

Fig.1 BP neural networks structure

BP神经网络输入和输出层的神经元数目,取决于输入和输出向量的维数。文中以激光功率、扫描速度和离焦量三个工艺参数作为神经元的输入,以激光铣削质量(激光铣削深度和激光铣削宽度)作为输出。隐含层的节点数由设计经验公式^[5] $n_h = \sqrt{n_j + n_l} + k$ 确

定。其中, n_j 为输入层神经元数目; n_i 为输出层神经数目; k 为 1~10 之间的整数。考虑到该实验的实际情况, 解决该问题的网络隐含层数目应该为 3~12。然后用 Matlab 工具箱设计一个隐含层数目可变的 BP 神经网络, 通过误差对比, 确定出最佳隐含层数目为 8, 于是在实验中, $n_j=3, n_i=8, n_l=2$ 。

对于三层的 BP 神经网络可由以下描述:

对于第 $k(k=1, 2, \dots, K)$ 个输入模式, 第 $m(m=1, 2, \dots, M)$ 个隐层神经元的输出 h_{km} , V_m 为输出层神经元与第 m 个隐层神经元之间的连接权值, W_{mn} 为第 m 个隐层神经元与和第 $n(n=1, 2, 3, 4)$ 个输入层的输入神经元的之间的连接权值。对于第 k 个输入模式、第 n 个输入神经元的输入为 X_{kn} , 所期望的输出为 A_{ko} 。根据对神经元的定义, 第 m 个隐层神经元的输出 $h_{km}=f\left(\sum_{n=1}^3 W_{mn} \times X_{kn}\right)$ 。其中, $f(x)=(1+e^{-x})^{-1}$ 同

样第 k 个输入模式, 输出层为 $A_k=f\sum_{m=1}^M (V_m \times h_{km})$, 为此,

系统的总能量定义为 $E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (A_{ko} - A_k)^2$, BP 算法通过反复迭代来改变 W_{mn} 和 V_m 权值, 使系统能量函数值达到最小。沿着梯度下降的方向进行迭代, 并由此得到每一层的权值递推公式^[6-7]:

$$V_m(N+1) = V_m(N) - \delta(\partial E / \partial V) \quad (3)$$

$$W_{mn}(N+1) = W_{mn}(N) - \delta(\partial E / \partial W) \quad (4)$$

在每一次的迭代过程中, 隐含层到输出层、输入层到隐含层的权值变化公式由公式(5)和(6)获得^[8-9]:

$$\Delta V_m(N+1) = \delta \sum_{k=1}^K \theta_k h_{km} + \alpha \Delta V_m(N) \quad (5)$$

$$\Delta W_{mn}(N+1) = \delta \sum_{k=1}^K D_{kn} X_{kn} + \alpha \Delta W_{mn}(N) \quad (6)$$

式中: $\theta_k = A_k(1 - A_k)(A_{ko} - A_k)$, $D_{kn} = A_k(1 - A_k)\theta_k V_m$; δ 为学习效率; α 为调整系数; N 为迭代次数。

当网络结构确定后, 通过网络学习, 确定权重和阈值, 模型就建立了。

1.3 PSO 优化 BP 神经网络学习算法

为了避免 BP 神经网络陷入局部极小值和增加其泛化性能, 提高预测精度, 采用 PSO 算法优化 BP 神经网络的权值和阈值。粒子优化的适应度函数 f 为:

$$f = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^n (y_{j,i}^d - y_{j,i})^2 \quad (7)$$

式中: M 为激光铣削训练样本总数; $y_{j,i}^d$ 为第 i 个样本的第 j 个输出节点的激光铣削参数的预测值; $y_{j,i}$ 为第 i 个样本的第 j 个输出节点对应参数的实验值; n 为网络输出神经元个数。

PSO 优化 BP 神经网络的过程如下:

步骤 1, 采用激光铣削实验测得的数据作为训练样本, 并对 BP 神经网络参数进行初始化。

步骤 2, 由确定好的 BP 神经网络模型, 初始化粒子群算法种群规模、位置速度、惯性因子、加速系数以及迭代次数等参数。

步骤 3, 初始化粒子种群, 运用 PSO-BP 神经网络进行寻优迭代, 计算每组粒子的适应度, 根据公式(6)计算出每个粒子的对应的个体极值点的适应度值 P_{best} , 并进行判断后, 找出种群的最优值 g_{best} 。

步骤 4, 根据公式(1)、(2)更新每一个粒子群的位置和速度。

步骤 5, 判断是否符合结束条件, 若适应度值达到设定的精度或迭代次数达到设定的最大次数或最小误差要求时, 则停止迭代, 此时粒子所处位置就是优化得到的最优解, 并把它作为 BP 神经网络的权值和阈值。否则, 则转到步骤 3。

优化算法的流程如图 2 所示。

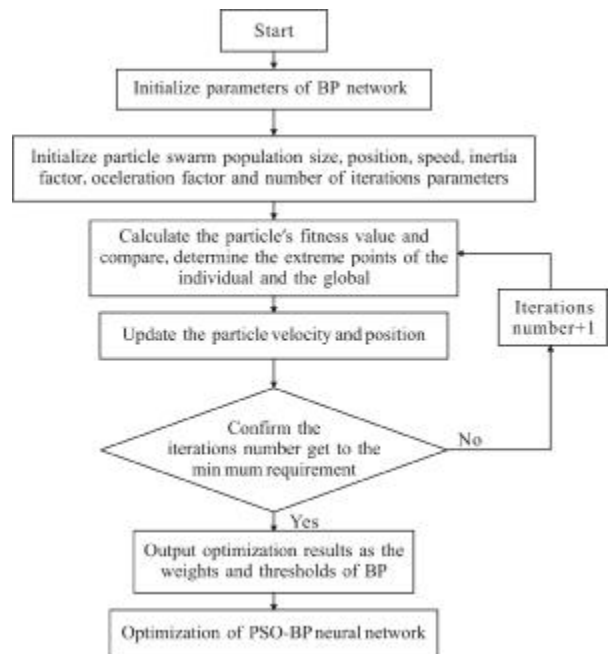


图 2 PSO 优化 BP 神经网络的实现流程

Fig.2 Implementation process of PSO optimization BP neural network

2 预测仿真与结果分析

2.1 实验数据获取

实验材料为纯度为 99% 以上的 Al_2O_3 陶瓷, 实验中所用的试样尺寸为 50 mm×50 mm×5 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实验, 把实验过程中获得的数据记录下来。等实验结束后, 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, 表 1 是 BP 神经网络训练的部分数据。

表 1 激光铣削实验的样本数据

Tab.1 Sample data of the laser milling experiments

No.	X_1	X_2	X_3	Y_1	Y_2
1	95	500	0	0.21	0.68
2	65	400	2	0.16	0.46
3	85	500	2	0.14	0.65
4	75	200	0	0.25	0.72
5	95	400	2	0.21	0.62
6	85	400	4	0.22	0.81
7	75	400	2	0.19	0.58
8	95	300	2	0.24	0.86
9	85	300	0	0.21	0.78
10	75	300	4	0.16	0.69
11	65	300	4	0.18	0.52
12	95	200	4	0.29	0.81
13	85	200	2	0.23	0.83
14	75	200	2	0.24	0.79
15	65	200	2	0.18	0.61
16	85	400	0	0.18	0.69
17	75	400	2	0.14	0.52
18	65	200	4	0.23	0.71
19	85	500	4	0.16	0.56
20	85	400	2	0.25	0.86

2.2 PSO 对 BP 神经网络的训练

将表 1 中 20 个样本数据分成两组, 其中的 15 个样

本数据在 PSO-BP 神经网络进行训练, 训练之前要将数据进行归一化处理。然后在 MATLAB 上编程实现训练过程, 训练过程中采用最优停止法。设置的最大训练次数为 2000, 期望误差是 0.001。借助 MATLAB 上完成 PSO-BP 神经网络模型的网络训练。PSO-BP 算法经过 62 次迭代达到了预期目标。表 2 所示为 PSO-BP 网络训练结束后得到预测值。其中, Y_1 和 Y_2 为铣削层深度和宽度的实验值; Y_1' , Y_2' 为 PSO 优化 BP 神经网络模型的预测模拟结果; Δ 为预测相对误差。由表 2 实验结果可知, PSO-BP 神经网络的预测结果是非常精确的, 铣削深度和宽度的相对误差在 1.57% 和 1.68% 之内。

表 2 PSO-BP 网络输出结果和实验数据对比

Tab.2 Contrast of the PSO-BP network output results with the experimental data

No.	X_1	X_2	X_3	Y_1'	Y_1	Δ	Y_2'	Y_2	Δ
1	95	500	0	0.208 1	0.21	0.90%	0.673 3	0.68	0.99%
2	65	400	2	0.158	0.16	1.25%	0.462 9	0.46	-0.63%
3	85	500	2	0.138 6	0.14	1.00%	0.640 2	0.65	1.51%
4	75	200	0	0.252 1	0.25	-0.84%	0.713 1	0.72	0.96%
5	95	400	2	0.211 8	0.21	-0.86%	0.626 1	0.62	-0.98%
6	85	400	4	0.222 8	0.22	-1.27%	0.819 3	0.81	-1.15%
7	75	400	2	0.192 4	0.19	-1.26%	0.570 3	0.58	1.68%
8	95	300	2	0.237 1	0.24	1.21%	0.850 4	0.86	1.12%
9	85	300	0	0.206 7	0.21	1.57%	0.792 6	0.78	-1.62%
10	75	300	4	0.158 2	0.16	1.13%	0.685 6	0.69	0.64%
11	65	300	4	0.182 1	0.18	-1.17%	0.523 8	0.52	-0.73%
12	95	200	4	0.287 6	0.29	0.83%	0.806 8	0.81	0.40%
13	85	200	2	0.231 2	0.23	-0.52%	0.823 4	0.83	0.80%
14	75	200	2	0.242 7	0.24	-1.13%	0.784 5	0.79	0.70%
15	65	200	2	0.179 2	0.18	0.44%	0.616 2	0.61	-1.02%

网络训练完成后, 为了验证网络的泛化性。用其余的 5 组样本数据在已训练好的网络模型上进行检验, 输出结果如表 3 所示。从表 3 可以看出, 铣削层宽度和深度比较接近实验测量值, 铣削深度和宽度相对误差最大值分别为 2.63% 和 2.81%, 另外, 其他数据的相对误差均较小, 说明用激光铣削层的质量(用激光铣削宽度和铣削深度来表示)用 PSO-BP

神经网络进行预测是可靠的。这说明由网络学习方法获得的铣削层质量与铣削工艺参数之间的关系可以用来预测新的铣削层质量样本知识。并且,根据获得的网络知识进行推理,未经网络训练样本的铣削层质量可以被预测出来。

表 3 检验样本数据的网络预测输出与实验结果的比较

Tab.3 Contrast of the network output result with the experimental data of prediction sample

No	X_1	X_2	X_3	Y_1'	Y_1	Δ	Y_2'	Y_2	Δ
1	75	500	0	0.187 8	0.19	1.16%	0.554 3	0.55	-0.78%
2	65	500	2	0.138 8	0.14	0.86%	0.453 1	0.46	1.50%
3	95	600	2	0.164 2	0.16	-2.63%	0.568 1	0.56	-1.45%
4	85	600	2	0.153 9	0.15	-2.60%	0.515 1	0.53	2.81%
5	75	600	2	0.108 8	0.11	1.09%	0.423 7	0.43	1.47%

3 结 论

激光铣削质量的影响因素较多,而且它们之间又存在交互作用,很难建立工艺参数和铣削质量之间的模型,而神经网络具有较强的学习和泛化能力,文中基于神经网络建立了铣削质量的预测模型。用粒子群算法具有的全局搜索能力,优化了神经网络的权值和阈值,实验和仿真结果表明,该算法不仅可以克服单纯使用 BP 神经网络易陷入局部极小值等问题,而且预测精度较高,该模型可以用于工艺参数优化,能进一步提高铣削层质量,具有一定的实用价值。

参考文献:

- [1] Campanelli S L, Ludovico A D, Bonserion C. Experimental analysis of the laser milling process parameters [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, 191: 220-223.
- [2] Huang Shu, Zhou Jianzhong, Sheng Jie, et al. Numerical simulation and experiment on laser milling of Al_2O_3 ceramic [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(7): 259-265. (in Chinese)
- [3] 黄舒, 周建忠, 盛杰, 等. Al_2O_3 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.
- [4] Kenned J, Ebemart R C. Partical swarm optimization [C]// *IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995: 192-194.
- [5] Zhang Jixian, Mi Xia. BP Neural Networks and its Use in the Engineering [M]. Beijing: China Machinery Industry Press, 1996: 68-71. (in Chinese)
- [6] 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.
- [7] Li Jingxian, Yan Cheng, Wu Jiqu. Prospect of ANN in materials science and engineering [J]. *China Ceramic Industry*, 2003, 10(4): 36-38. (in Chinese)
- [8] 李竞先, 郇程, 吴基球. 材料科学与工程中应用 ANN 的前景[J]. *中国陶瓷工艺*, 2003, 10(4): 36-38.
- [9] Liu Tao, Li Yongfeng, Huang Wei. Application of BP neural network to quantitative identification in thermal wave NDT [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(9): 2304-2306. (in Chinese)
- [10] 刘涛, 李永峰, 黄威. BP 神经网络在红外热波无损检测定量识别中的应用 [J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(9): 2304-2306.
- [11] Wang Xiaoping, Wang Dacheng. Optimizing control of laser surface strengthening parameters for processing 20CrMo steel based on BP neural network [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2004, 33(3): 270-273. (in Chinese)
- [12] 王小平, 王大承. 基于 BP 神经网络的 20CrMo 钢激光强化工艺参数优化控制 [J]. *红外与激光工程*, 2004, 33(3): 270-273.
- [13] Campanelli S L, Casalino G, Ludovico A D, et al. An artificial neural network approach for the control of the laser milling process[J]. *Int J Adv Manuf Technol*, 2012(9): 341-346.
- [14] Chinmay K Desai Abdulhafiz 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*, 2011 (10): 865-883.