

# 人工神经网络在激光三维铣削参数优化中的应用研究

许兆美<sup>1,2</sup> 周建忠<sup>1</sup> 黄舒<sup>1</sup>

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

**摘要** 激光三维铣削是在单层激光铣削基础上,逐层加工形成的,因此,单层铣削深度将决定整个三维铣削层质量。针对激光铣削中影响因素多且存在交互因素而无法用线性关系式表达的现象,基于人工神经网络技术,借助 Matlab 平台,建立了工艺参数到铣削深度和铣削深度到工艺参数的双向前馈型反向传播(BP)神经网络模型,利用激光铣削试验获得样本数据对网络进行训练和测试。结果表明,利用带有隐含层的 BP 前馈型神经网络能够较好地预测和优化加工参数,对于减少激光三维铣削试验次数具有很好的帮助。

**关键词** 激光技术; 三维铣削; 人工神经网络; 参数化

**中图分类号** TN249 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201340.s103004

## Application Research on Artificial Neural Networks in Parameter Optimization of Three-Dimensional Laser Milling

Xu Zhaomei<sup>1,2</sup> Zhou Jianzhong<sup>1</sup> Huang Shu<sup>1</sup>

(<sup>1</sup> School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang, Jiangsu 212013, China

<sup>2</sup> Faculty of Mechanical Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huai'an, Jiangsu 223003, China)

**Abstract** Three-dimensional laser milling is based on the single layer milling. So, the depth of single milling determines the quality of the three-dimensional laser milling. There are many mutual factors affecting the laser milling, which can not be expressed as a linear relationship. Based on the artificial neural networks, the bidirectional feed-forward back propagation (BP) neural network models of milling width and depth are set up with Matlab platform. The neural network models are tested using samples obtained from the laser milling experiments. The results show the feed-forward BP neural network with hidden layer can predict and optimize the process parameters. Which is helpful to reduce the times of experiments.

**Key words** laser technology; 3D milling; artificial neural network; parametric

**OCIS codes** 140.3370; 140.3380; 140.3390

## 1 引言

激光铣削具有加工材料范围广,能够精细和准确地三维造型等优点,目前,逐渐发展成为一门新兴的制造技术<sup>[1-2]</sup>。激光铣削是将聚焦的高能激光束沿着设定的路径轨迹照射在工件表面,使作用区的

材料瞬时直接气化或者熔化,同时通过与数控机床(CNC)相连接,使材料逐层扫描剥离开基体,完成成形零件的加工方法<sup>[3-5]</sup>。激光三维铣削是在单层加工的基础上再逐层加工以期形成一个具有一定深度的三维型腔。即激光三维铣削是由单层铣削叠加

**收稿日期**: 2013-10-01; **收到修改稿日期**: 2013-11-01

**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基金重大基础理论基金项目(10KJA460004)

**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

实现的,因此单层的铣削效果对于整个三维铣削效果来说影响很大。目前,已有学者<sup>[6]</sup>推导出了激光三维铣削深度的数学模型,但是该深度数学模型的推导过程是建立在激光加工孔深度公式基础上的,而该成孔深度公式是由前苏联学者雷卡林给出的一个估算公式,并且在计算时假设扫描速度是均匀的,激光光斑的强度是大小一致的。但在实际激光铣削中很难做到这一点,激光铣削加工材料亦是一个异常复杂的物理过程,影响铣削深度的因素较多,并且很多变量都是随机的。因此,激光铣削深度值并不能简单地从激光铣削深度数学模型中直接计算获得,各个工艺参数取值最终还是要通过试验来获得。由于激光功率、扫描速度和离焦量三个参数在一定的取值范围内都是可以连续调节的,所以,从理论上来说需要无数次的铣削试验。然而这些工艺参数之间本身是独立的,同时各个参数之间又有联系,试验得到的满足工艺要求的一组参数值不一定就是唯一的或者最优的。如果能够从有限的试验数据中建立起各个工艺参数和铣削质量之间的某种联系,不但可以减少试验的次数,而且能够快速获得满足工艺要求的参数数值。

人工神经网络(ANN)具有强大的自适应、自学习及联想记忆能力等优点,无需事先知道函数关系式,便能对复杂的非线性问题高效、精确地建模,并能通过学习对非线性数据进行拟合和预测,在处理复杂的多元非线性问题时表现出良好的性能。本文运用人工神经网络具有的输入输出非线性映射能力,可以实现多变量到单变量以及单变量到多变量的映射关系等能力,建立了工艺参数到铣削深度、铣削深度到工艺参数的神经网络预测模型,通过网络训练并利用从训练数据中提取的隐含知识规律进行网络模型的泛化应用。

## 2 人工神经网络模型的建立

### 2.1 网络训练样本的采集

试验中选取的材料为纯度 95% 的  $Al_2O_3$  陶瓷,试样尺寸 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,控制系统需要安装 LaserCAD 软件控制激光器,CNC2003 软件控制工作台。在  $Al_2O_3$  陶瓷表面上以不同的工艺参数进行激光三维铣削试验,把试验过程中获得的数据记录下来。等试验结束后,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值,最终获得 28 组样本数据。

对于反向传播(BP)神经网络来说,它只能处理一些相对成熟的输入数据,所以需要采集的样本数据进行变换或编码。由于训练样本数据中各数据的物理量各不相同,数值差别较大,为了保证样本数据的可比性,提高预测模型的收敛速度和可靠性,在训练之前必须对所有数据进行归一化处理<sup>[7]</sup>,使归一化后的数据在[0,1]区间内呈现出正态分布规律,使网络的泛化能力加强。

### 2.2 网络的结构设计

人工神经网络具有自学习及非线性映射能力,无需事先知道其确切的数学方程。只要有足够多的样本对人工神经网络进行训练,它便能完成由  $n$  维空间到  $m$  维空间的非线性映射。人工神经网络主要由输入层、隐含层和输出层组成。输入层设计主要取决于输入量的维数。输入层一般只包含一层,可以有不同的分量。一个 BP 神经网络可以含有多个隐层,但是隐层越多,网络的训练难度也就越大,并不是隐层数越多越好,有关研究表明,三层网络具有足够的精度去逼近任意连续函数,完成输入量和输出量之间的映射关系<sup>[8]</sup>。同时,隐层节点数也会对网络的性能产生一定的影响。所以,需要对隐含层节点数进行选择,具体节点数可以由设计经验公式确定<sup>[8]</sup>。

影响激光切削深度的因素很多,从影响程度、可控性和获取的难易程度考虑,选择激光功率、离焦量和扫描速度三个工艺参数作为研究对象。在激光三维铣削中,既想预测在工艺参数已知的情况下获得的铣削深度,也想预测在已知铣削深度下各个工艺参数应该取得的数值,因此,需要建立两个神经网络模型。

#### 1) 工艺参数→铣削深度的网络结构

对于该网络结构来说,属于典型的多输入单输出的网络结构,根据上面的分析,可以确定输入层的节点数为 3,输出层的节点数可以通过 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,确定节点数为 8 时误差最小,因此,选择隐含层神经元数目为 8。输出层是神经网络系统要实现的目标,根据实际问题和要求,最终确定激光铣削深度作为网络输出值。所建立的网络拓扑结构为 3-8-1 型。网络结构如图 1(a)所示。

#### 2) 铣削深度→工艺参数的网络结构

对于建立的第二种网络结构来说,属于典型的

少输入多输出的网络结构,即铣削深度到工艺参数之间的映射是一个对多的函数关系,有单隐层和双隐层两种,通过单隐层和双隐层的 BP 网络进行试验对比,发现双隐层网络能获得较小的逼近误差,但

是其泛化误差很大,没有实用价值,虽然单隐层网络的逼近误差较大,但是其泛化误差相对较小,因此,最终确定采用一个单隐层网络结构。最终确定的拓扑结构为 1-6-3 型。具体结构如图 1(b)所示。

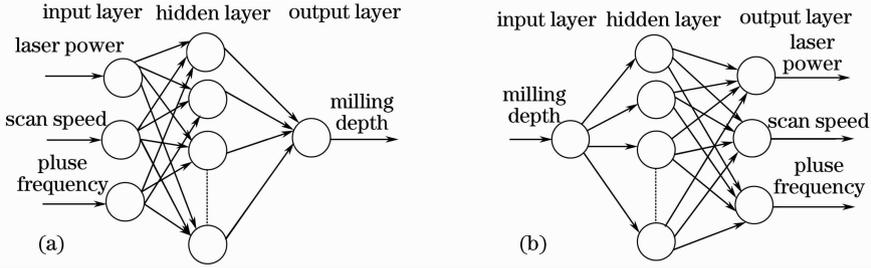


图 1 BP 神经网络模型。(a) 工艺参数→铣削深度；(b) 铣削深度→工艺参数

Fig. 1 Model of BP neural network. (a) Process parameters to the milling depth; (b) milling depth to process parameters

### 3 神经网络的训练与检验

#### 3.1 网络训练

BP 网络拓扑结构确定以后,要对神经网络进行训练。训练函数有 Levenberg-Marquardt (LM) 算法和标准 BP 两种训练算法,经过测试,LM 算法比较稳定,精确度高,故选用 LM 算法;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。第一个网络训练设置的目标误差为 0.005。第二个网络训练设置的目标是 0.01。图 2 为整个网络结构学习过程的流程图。应用 Matlab 语言和 LM 算法为上述两个网络编写学习训练文件,一个网络必须经过多次调整和训练,才能达到预设的训练误差和较小的泛化误差。图 3 是 BP 神经网络训练后误差示意图。

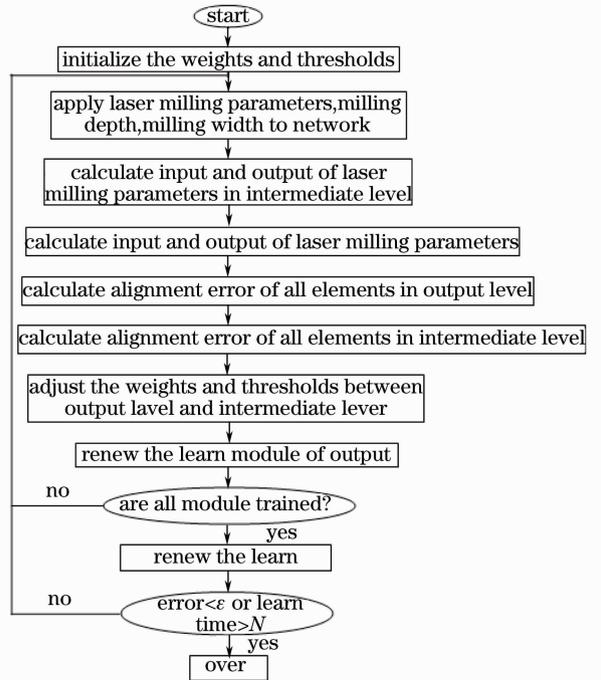


图 2 BP 网络学习过程图

Fig. 2 Chart of BP network learn process

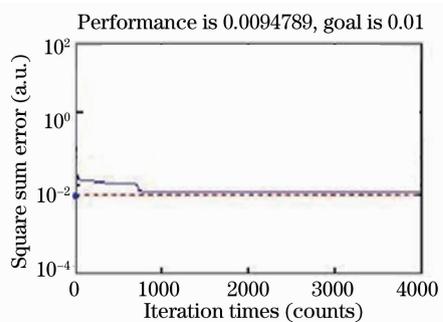
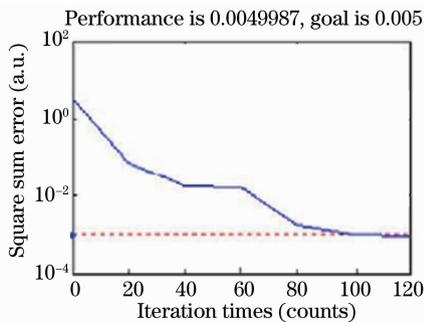


图 3 两种神经网络学习的收敛曲线。(a) 工艺参数到铣削深度；(b) 铣削深度到工艺参数

Fig. 3 Two kinds of convergence of neural network learning curve. (a) Process parameters to milling depth; (b) milling depth to process parameters

### 3.2 结果讨论与分析

经过反复的训练和测试,并综合训练误差及泛化误差,得到工艺参数到铣削深度网络的一组最佳

权值和阈值;以同样的方式可以得出铣削深度到工艺参数网络的一组最佳权值和阈值。表1和表2为两个神经网络模型经过训练和测试后的结果。

表1 工艺参数到铣削深度的 ANN 测试及预测

Table 1 ANN test and forecast of the process parameters to milling depth

No	Laser power /W	Scan speed /(mm/s)	Defocus amount /mm	BP forecast depth /mm	Actual depth /mm	Error rate /%
1	90	6	2	0.2167	0.22	-1.50
2	75	6	2	0.1864	0.182	2.42
3	60	8	2	0.128	0.124	3.23
4	60	12	2	0.113	0.11	2.73
5	60	6	2	0.1351	0.14	-3.50
6	60	6	4	0.1331	0.13	2.38
7	80	9	2	0.1553	0.16	-2.94
8	75	5	2	0.217	0.21	3.33
9	60	5	4	0.149	0.146	2.05
10	65	10	4	0.119	0.112	6.25
11	65	5	2	0.1266	0.131	-3.36
12	60	10	4	0.112	0.108	3.70

表2 铣削深度到工艺参数的 ANN 测试和预测

Table 2 ANN test and forecast of milling depth to the process parameters

No	Milling depth /mm	BP forecast laser power /W	Defocus amount /kHz	BP forecast laser speed /(mm/s)
1	0.11	59.8	2	11.6
2	0.13	60.3	3.9	6.2
3	0.15	83	2.4	9.6
4	0.18	79.2	1.98	5.9
5	0.21	91.1	1.97	5.6

表1中编号1~7的数据为样本训练数据,编号8~10的数据为检测数据,编号11~12的数据是利用神经网络预测后的结果进行激光铣削试验得到的数据。从表中可以看出,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,从表1的预测数据中可以看出,预测误差最大控制在3.5%,而检验

误差的最大值控制在6.25%。

表2是铣削深度到工艺参数的ANN网络预测结果。使用上面优化得到的5组工艺参数进行加工试验,试验条件如前面所述。在其他工况条件相同的情况下,得到的试验值与预期目标值之间的对比结果如表3所示。

表3 优化参数试验值与预期目标值的对比

Table 3 Comparison of optimized experimental parameters and expect target

No	Laser power /W	Scan speed /(mm/s)	Defocus amount /mm	BP forecast depth /mm	Actual depth /mm	Error rate /%
1	59.8	11.6	2	0.11	0.115	4.35
2	60.3	6.2	3.9	0.13	0.135	3.70
3	83	9.6	2.4	0.15	0.1538	2.47
4	79.2	5.9	1.98	0.18	0.1671	-7.72
5	91.1	5.6	1.97	0.21	0.2011	-4.43

从表3可以看出,使用优化后的工艺参数进行试验获得的铣削深度与预先设定的参数比较接近,最大误差控制在7.72%。说明用该网络模型对工艺参数进行预测是可行的。

## 4 结 论

以人工神经网络为研究方法,建立BP网络的双向预测模型,分析了激光三维铣削工艺参数与铣削深度之间的关系。结果表明,将神经网络用于激

光三维铣削工艺参数建模与优化,其优化后的结果与试验结果能较好地吻合,误差最大是 7.72%。表明利用神经网络用于激光三维铣削工艺参数优化是可行的。利用带有隐含层的 BP 前馈神经网络的非线性映射能力能较好地预测和优化加工参数,对于减少铣削试验次数具有很好的参考意义。

### 参 考 文 献

- 1 Campanelli S L, Ludovico A D, Bonserion C, *et al.*. Experimental analysis of the laser milling process parameters[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 191(1): 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 Huang Shu, Zhou Jianzhong, Sheng Jie, *et al.*. Numerical simulation and experiment on laser milling of Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> ceramic[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,

2011, 42(7): 259-265.

黄舒,周建忠,盛杰,等. Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> 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 Tsai C H, Chen H W. Laser milling of cavity in ceramic substrate by fracture-machining element technique[J]. J Mater Process Tech, 2003, 136(1): 158-165.

- 5 Dahotre N, Harimkar S. Laser Fabrication and Machining of Materials[M]. Boston: Springer, 2008. 34-37.

- 6 Zhu Yinbo, Zhou Jianzhong, Huang Shu, *et al.*. The application of 3D laser milling for ceramic materials[J]. Laser Journal, 2009, 30(6): 59-60.

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): 59-60.

- 7 Saklakoglu I E, Kasman S. Investigation of micro-milling process parameters for surface roughness and milling depth[J]. Int J Adv Manuf Tech, 2011, 54(5-8): 567-578.

- 8 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.

栏目编辑:韩峰