

人工神经网络在 Al_2O_3 陶瓷激光铣削中的应用研究

许兆美^{1,2}, 周建忠¹, 黄舒¹, 孙全平³

(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;
3. 淮阴工学院 数字化制造技术重点实验室, 江苏 淮安 223003)

摘要: 为了有效地控制 Al_2O_3 陶瓷激光铣削层质量, 以人工神经网络 (ANN) 技术为基础, 以 MATLAB 软件作为开发平台, 建立了 Al_2O_3 陶瓷激光铣削层质量与铣削参数之间的关系模型。并以激光功率、扫描速度和离焦量作为输入参数, 激光铣削层深度和宽度作为输出参数, 对激光铣削层质量进行了预测。结果表明, 该模型的平均误差小, 拟合精度高。并在训练样本之外, 选取了 5 组工艺参数来检验网络模型的可靠性, 检验输出值和实验样本值的最大相对误差为 7.06%。说明运用该模型可以方便、准确地选择激光工艺参数, 提高 Al_2O_3 陶瓷激光铣削层的加工质量。

关键词: 激光铣削; 人工神经网络; 陶瓷; 工艺参数

中图分类号: TN249 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)11-2957-05

Application of artificial neural network in Al_2O_3 ceramics laser milling

Xu Zhaomei^{1,2}, Zhou Jianzhong¹, Huang Shu¹, Sun Quanping³

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;
2. Faculty of Mechanical Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223003, China;
3. Digital Manufacturing Technology Lab., Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223003, China)

Abstract: In order to control the quality of Al_2O_3 ceramics, based on the artificial neural network (ANN), a model was established to describe the relation between the laser milling quality of Al_2O_3 ceramics with the ceramics parameters. The milling quality of Al_2O_3 ceramics were predicted with the model in which the input parameters consisted of laser power, scanning speed and defocus amount and the output parameters included the milling depth and width. The results show that the mean error is small, and the model has good verifying precision and excellent ability of predicting. Five group process parameters were chosen to test the reliability of the neural network model out of the train samples. The maximum relative error of the output test value and the experiment sample value was 7.06%. The laser process parameters can be chosen easily and accurately to improve the processing quality of Al_2O_3 ceramics.

Key words: laser milling; ANN network; ceramics; process parameters

收稿日期: 2013-03-11; 修订日期: 2013-04-13

基金项目: 国家自然科学基金(51075173); 江苏省自然科学基金(BK2010288); 江苏省苏北科技发展计划(BC2011437)

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

0 引言

Al_2O_3 陶瓷材料因具有高强度、高硬度、高耐磨性、耐腐蚀、耐高温、高绝缘、无磁性、比重小、自润滑及热膨胀系数小等独特优点,在机械、电子、航空航天等众多领域发挥着作用。但陶瓷是由由化学键结合而成,故陶瓷脆性大、韧性小^[1],因而对于一些外形复杂、精度要求高的陶瓷制件加工难度大。尽管可以通过车、铣、磨、钻等常规的加工方法可以实现陶瓷材料的切削加工,然而加工中会使工具损伤大、加工表面质量破坏严重以及加工效率低下。激光铣削作为一种现代精密加工方法,它利用聚焦的高能激光束直接作用在材料表面,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^[2]。与常规加工方法相比,激光铣削是一种无接触、无切削力、热影响小、清洁和可以对特殊面加工的优点,为陶瓷材料的加工提供了一个有效的方法。

在激光加工过程中,铣削层质量受到诸多因素的影响,其中有些因素是无法确定的或者很难被定性的。例如:如何保证加工过程中激光光斑的聚焦性,如何选择激光功率大小以及离焦量和质量关系的确定等^[3],因此,要想保证激光铣削过程中表面质量的稳定性,常规的方法是通过很多的正交实验来筛选出最佳的工艺参数。激光铣削是一个复杂的多因素综合的过程,影响铣削质量的因素很多,并且各个因素之间又互相影响,正交试验只是利用一部分实验来替代全面实验,没有考虑到各个因素之间的交互影响,无法真正得出最优的参数。也有学者尝试将数理统计的方法运用到激光铣削工艺参数优化中来^[4]。企图想建立工艺参数和铣削质量之间的数学模型,然后再求解函数,得出最优的工艺参数。但是激光铣削工艺参数关系较为复杂,很难建立一个确切的函数关系,另一方面,激光铣削质量的表示目标往往不止一个,而数理统计无法建立多目标和多个工艺参数之间的数学模型,故数理统计方法也无法满足激光铣削工艺参数建立的要求。人工神经网络(ANN)是在对人脑结构及其功能进行高度模拟的基础形成的,具有高度的非线性、良好的容错性等性能特点和自学习、自组织与自适应性等能力特征。无需事先知道其函数关系式,就可以对复杂的非线性问题高效、精确地建模,并能通过学习完成非线性数据

的拟合和预测,因此在处理复杂的多目标非线性问题时显示了极大的优势^[5]。文中基于人工神经网络模型对非线性问题所表现出来的优良性能,建立了激光铣削工艺参数与铣削层质量的预测模型,该模型可以实现对激光加工过程参数的自动控制,降低激光铣削实验次数、提高加工效率,因而具有非常重要的实现意义。

1 神经网络模型的建立

1.1 网络训练数据采集

BP 网络训练和检验中都需要有大量具有代表性的实验数据,为了采集到良好的样本数据,必须提前进行大量的激光铣削实验。实验所用材料为常压烧结后的 Al_2O_3 陶瓷,其纯度控制在 99% 以上,所用试样大小是 50 mm×50 mm×5 mm,铣削加工前需要对陶瓷表面进行打磨处理;激光源由 Nd:YAG 激光器提供,所用模式为多模,通过选择不同数值的工艺参数,以单道铣削的方式在 Al_2O_3 陶瓷表面上铣削实验,记录下实验中所使用的工艺参数值,并对 Al_2O_3 陶瓷试样进行编号。待实验完成后,挑选铣削质量较好、无任何缺陷的样件,利用游标卡量取铣削样件多点的宽度和深度值,然后将测量结果求平均值后,记录下取平均值后的铣削深度和宽度。最终获得 19 组样本数据,见表 1。其中 P、V 和 F 分别代表激光功率

表 1 神经网络的训练样本

Tab.1 Train sample data of neural network

No	P/W	V/mm·min ⁻¹	F/mm	D/mm	W/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

(单位:W)、扫描速度(单位:mm/min)和离焦量(单位:mm); D 和 W 分别是激光铣削后样件的深度和宽度的值(单位:mm)。

对于 BP 神经网络来说,它只能处理一些相对稳定的样本数据,所以需要采集的实验样本进行变换或编码^[6]。由于训练样本较多且数值之间的差异较大,训练样本数据需要进行预处理,以此来保证样本数据的可比较性。故在训练之前必须对所有样本数据进行预处理,预处理公式如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: x 为单个样本值; x_{\max} 、 x_{\min} 分别为样本数据的最大值和最小值; x' 为预处理后的数据。预处理以后,可以使样本数据在区间(0,1)内呈现出正态分布的趋势,使网络的训练速率和可靠性都能得到提高。

1.2 网络结构确定

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公式。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^[7]。人工神经网络包括主要包括输入层、隐含层和输出层。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。尽管影响激光铣削质量的因素较多,但是工艺参数是最为直接的因素,同时,从激光器可控性等方面考虑,最终选择激光功率、扫描速度和离焦量三个工艺参数作为输入层变量,由此,可以确定输入层的节点数目为 3 个。

一个 BP 神经网络允许含有很多个隐含层,但是随着隐含层层数的增加,网络训练的难度也随之增大,然而训练精度并不是随着隐含层层数的增加而增大,所以并不是隐含层层数越多越好。有关研究表明^[8],三层神经网络能够和任意的连续函数相逼近,且能获得足够的精度,形成输入和输出之间的函数关系,因此,文中最终选择单隐层神经网络。另外,隐含层的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确定。但是目前关于神经网络隐含层节点数的确定尚没有统一的方法,不过具体节点数可以由设计经验公式确定^[3]。

$$n_i = \sqrt{n_j + n_l} + k \quad (2)$$

式中: n_j 为输入层神经元数目; n_l 为输出层神经元数目; k 为介于 1~10 之间的整数。

为了更为精确地确定隐含层的节点数,文中对不同的隐含层节点数借助 Matlab 软件通过网络训练的方式确定。在训练过程中,逐渐增加隐含层的节点数,直到网络的训练精度达到最高值并且系统误差最小,停止训练。通过误差对比,确定节点数为 8 时系统的总误差达到最小值。故隐含层神经元数目确定为 8。输出层是神经网络系统要实现的目标,根据实际问题的需要,最终确定激光铣削深度和宽度作为网络输出值。

根据上面分析,文中建立了激光铣削工艺参数和铣削深度、宽度之间的三层 BP 神经网络预测模型,其结构为 3-8-2,如图 1 所示。输入层有 3 个神经元,即 X_1 、 X_2 和 X_3 分别代表激光功率、扫描速度和离焦量;输出层有 2 个神经元,即 Y_1 和 Y_2 分别代表铣削层质量的 2 个输出目标(铣削层深度和铣削层宽度)。

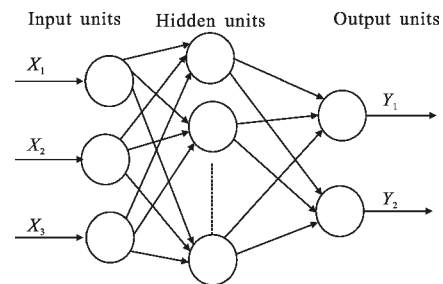


图 1 BP 神经网络模型结构

Fig.1 Architecture of BP neural network

2 样本训练及检验

2.1 样本训练

把试验获得的 19 组样本数据分成两组:其中的 14 组作为神经网络的训练样本,输入到模型中分别随机产生初始化权值和初始化阈值。然后将上面的数据读入网络进行训练,BP 网络拓扑结构确定以后,开始对神经网络进行训练。训练函数采用 Levenberg-Marquardt (LM) 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选择 S 型正切函数;输出层神经元函数为纯线性函数。训练目标设定为 0.005。当网络训练达到设定的迭代次数或者逼近设定误差值的时候停止训练,图 2 为整个网络结构学习过程的流程图。

网络训练停止后,把该网络训练状态下的数据值保存下来,图 3 为经过训练后的网络训练值与试

验样本值之间的曲线图。图 3 表明网络训练后的输出值和试验样本值比较接近,误差较小,说明所建立的网络具有较高的预测精度。

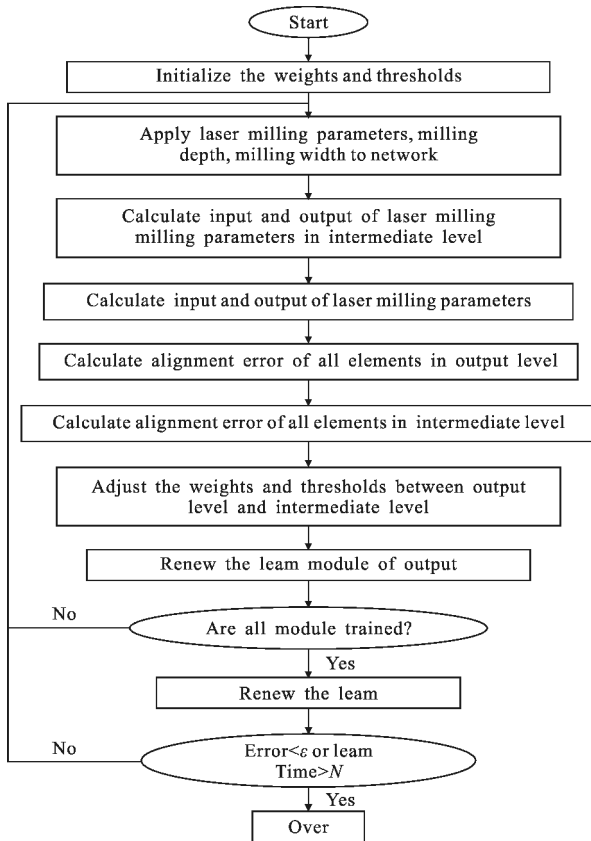


图 2 BP 网络学习过程图

Fig.2 Flow chart of network learn process

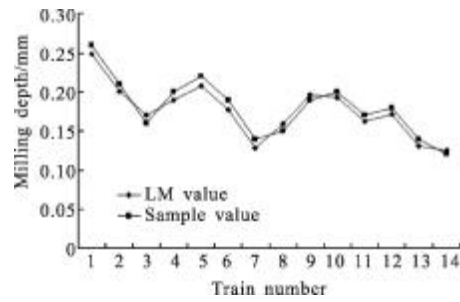
表 2 检验样本数据的网络预测输出与实验结果的比较

Tab.2 Contrast of network output result with experimental data of prediction sample

No	P/W	V/mm · min ⁻¹	F/mm	D/mm	D'/mm	Δ	W/mm	W'/mm	Δ
1	90	300	4	0.251 6	0.24	4.83%	0.784 3	0.83	5.51%
2	80	400	0	0.168 9	0.18	6.17%	0.643 1	0.69	6.80%
3	70	400	2	0.149 5	0.14	6.79%	0.556 7	0.52	7.06%
4	60	200	4	0.219 6	0.23	4.52%	0.686 1	0.71	3.37%
5	80	500	4	0.156 1	0.16	2.44%	0.553 7	0.56	1.13%

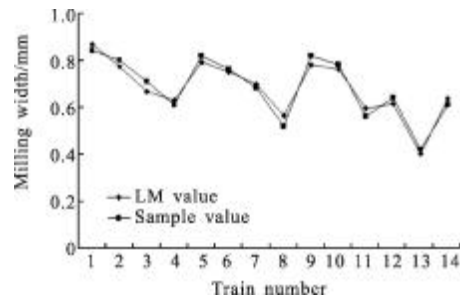
络检验后所得到的数据。表中,D'和W'分别为网络检验后的铣削深度和宽度值。

从表 2 可以看出,5 组检验样本的网络输出值和试验样本之间的误差相对误差最大值位于 7.06% 以内,说明铣削层质量网络预测值与实验结果差异很小,验证了用人工神经网络建立的激光铣削层质



(a) 深度关系

(a) Depth relation



(b) 宽度关系

(b) Width relation

图 3 样本值与网络训练输出值关系

Fig.3 Relation of sample value and network output value

2.2 BP 网络预测及效果检验

尽管网络训练已经完成,但是对网络模型的后续检验尤为重要,这关系到该网络模型的泛化性。因此,为了检验所建立网络模型的可靠性,选取 5 组未经测试的样本数据来进行网络检验。表 2 是经过网

量预测模型的可靠性。

3 结论

基于人工神经网络对非线性问题高度地逼近能力,建立了激光铣削层质量与工艺参数之间的预测模型,并进行了仿真测试,结果显示,样本值和网络

预测值误差很小,表明用神经网络所建立的模型来预测激光铣削质量是可行的。通过对该神经网络预测模型,可以减少激光铣削实验次数,为激光铣削工艺参数的优化奠定了基础,是激光铣削工艺参数优化的一个有效而实用的方法。但是,由于受实验条件的限制,所获取的样本值数量有限,只有不断积累更多的样本数据才能使网络模型训练精度进一步提高。

参考文献:

- [1] Zhu Yinbo, Zhou Jianzhong, Huang Shu, et al. The application of 3D laser milling for ceramic materials [J]. Laser Journal, 2009, 36(6): 59-60. (in Chinese)
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, 36(6): 59-60.
- [2] Ji Congping. Experimental study of laser milling on Al_2O_3 ceramics[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006. (in Chinese)
汲丛平. Al_2O_3 陶瓷的激光铣削试验研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2006.
- [3] Xu Zhaomei, Zhou Jianzhong, Huang Shu, et al. Quality prediction of laser milling based on optimized back propagation networks by genetic algorithms [J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40 (6): 0603004-1-0603004-5. (in Chinese)
许兆美, 周建忠, 黄舒, 等. 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[J]. 中国激光, 2013, 40(6): 0603004-1-0603004-5.
- [4] 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.
- [5] Chen Yingying. Research on Laser Cladding in situ carbide ceramic reinforce the iron matrix surface composites [D]. Shanghai: Shanghai University Of Engineering Science, 2010. (in Chinese)
陈莹莹. 激光熔覆原位自生碳化物陶瓷增强铁基表面负荷材料的研究[D]. 上海: 上海工程技术大学, 2010.
- [6] Huang Anguo, Li Gang, Wang Yongyang, et al. Prediction of characteristic and performance of laser cladding for Al alloy based on artificial neural network [J]. Chinese Journal of Lasers, 2008, 35(10): 1632-1635. (in Chinese)
黄安国, 李纲, 汪永阳, 等. 基于人工神经网络的铝合金激光熔覆层特征与性能的预测 [J]. 中国激光, 2008, 35(10): 1632-1635.
- [7] Yang Donghui, Ma Liang, Huang Weidong. Component' s surface quality predictions by laser rapid forming based on artificial neural networks [J]. 2011, 38 (8): 0803004-1-0803004-5. (in Chinese)
杨东辉, 马良, 黄卫东. 基于人工神经网络的激光立体成形件表面质量预测 [J]. Chinese Journal of Lasers, 中国激光, 2011, 38(8): 0803004-1-0803004-5.
- [8] Ni Libin. Study of the process optimization and scan path in laser cladding [D]. Changsha: Hunan University, 2011. (in Chinese)
倪立斌. 激光熔覆工艺参数规划及扫描路径规划研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011.