

基于神经网络和粒子群算法的 激光熔覆工艺优化

倪立斌¹ 刘继常^{1,2} 伍耀庭³ 鄢 铨¹

¹湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 湖南 长沙 410082
²中南大学粉末冶金国家重点实验室, 湖南 长沙 410083
³广汽长丰汽车股份有限公司永州分公司, 湖南 永州 425001

摘要 采用反向传播(BP)神经网络和粒子群算法相结合的方法对激光熔覆过程的工艺参数进行优化。运用 BP 神经网络建立熔覆带特征(熔覆带高度、熔覆带宽度)与熔覆工艺参数之间的预测模型,利用训练样本对所建立的网络进行训练,形成输入与输出之间的高度映射关系,在此基础上,使用粒子群优化算法对工艺参数进行寻优。试验结果表明,使用该方法优化得到的工艺参数进行加工获得的结果与预期结果有较小的误差,有利于获得预期的熔覆质量。

关键词 激光技术;激光熔覆;反向传播神经网络;粒子群算法;工艺优化

中图分类号 TN249; TG156.99 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201138.0203003

Optimization of Laser Cladding Process Variables Based on Neural Network and Particle Swarm Optimization Algorithms

Ni Libin¹ Liu Jichang^{1,2} Wu Yaoting³ Yan Cuo¹

¹ State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing for Vehicle Body, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China

² State Key Laboratory for Powder Metallurgy, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China

³ GAC Changfeng Motor Co. Ltd Yongzhou Branch, Yongzhou, Hunan 425001, China

Abstract Combination of back propagation(BP)neural network and particle swarm optimization (PSO) algorithms is used to optimize process variables during the laser cladding. BP neural network model is developed to express the relationship between the clad process variables and the clad parameters (the width, height of clad bead), and the samples obtained in experiments are used to train network model to form the perfect map relation between input and output. Then, PSO algorithm is used to grabble the suitable values of the process variables. The experimental clad parameters with the process variable values calculated by this optimization method are coincident well with the expected ones. It is verified experimentally that combination of BP neural network and PSO algorithms can help to obtain the expected laser clad quality.

Key words laser technique; laser cladding; back propagation neural network; particle swarm optimization; process variables optimization

OCIS codes 140.0140; 200.4260; 060.4256

收稿日期: 2010-06-22; **收到修改稿日期**: 2010-09-05

基金项目: 国家科技支撑计划(2007BAF29B01)、教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-08-0183)、中国博士后科学基金项目(20060390879)、湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室自主课题(60870005)和教育部长江学者与创新团队发展计划(531105050037)资助课题。

作者简介: 倪立斌(1985—),男,硕士研究生,主要从事激光表面修复方面的研究。E-mail: nilibin314@163.com

导师简介: 刘继常(1968—),男,博士,教授,主要从事激光直接制造、激光加工及其装备等方面的研究。

E-mail: liujichang2003@sohu.com

1 引言

激光熔覆技术是一种表面改性工艺,指采用高能激光束在辐照基材表面的同时,将与基体具有不同成分的粉末材料,加热熔化并快速凝固,形成与基体冶金结合良好的复合涂层,能显著改善基体表面硬度、耐蚀、耐磨、抗氧化特性等^[1,2]。随着技术的进步,激光熔覆进一步应用到零件直接制造和修复,并在新的领域也得到应用^[3]。影响熔覆层质量的因素较多,这些因素中又以工艺参数的影响最为直接,激光功率、扫描速度、光斑直径、送粉量等是对熔覆层质量影响较大的几个工艺参数^[4~7],这些工艺参数与熔覆层质量之间的关系是非线性的,很难找到一个精确的数学模型来表述。因此,要获得理想的熔覆层质量,就需得到合适的工艺参数。目前获取合适工艺参数,最常用的方法还是通过大量的试验,积累经验值,但这种方法既消耗时间,又增加生产成本。正是由于激光熔覆工艺的复杂性,激光熔覆工艺参数的优化面临诸多问题,相关方面的文献也不多^[8,9],其研究就显得具有十分重要的现实意义。

神经网络具有高度的非线性函数逼近能力、自适应学习能力、容错能力和并行信息处理能力,为解决不确定非线性系统的建模提供了一条新的途径。它已被成功应用于建立熔覆工艺参数与熔覆高度之间的预测模型^[10],Masoud Alimardani 等^[11]将模糊神经网络的方法运用于实体自由成形制造,成功地预测了熔覆层的高度。本文将建立对熔覆带特征有较大影响的工艺参数与熔覆层高度、宽度之间的较高精度反向传播(BP)神经网络预测模型。

粒子群算法作为一种新的进化优化算法,已成功地运用在工程问题之中,但大多是将其运用于对神经网络权值进行优化^[12~14]。本文中粒子群算法则以上述所建神经网络模型为其适应度值计算函数,在可行的搜索域内搜索满足条件的工艺参数最优解。为激光熔覆过程的工艺参数优化研究提供一种新的思路和方法。

2 激光熔覆工艺参数神经网络模型的建立

由于 BP 神经网络(BPNN)具有非线性逼近能力强、算法简单等特点,因此在工程实际问题中得到了广泛应用。采用 BP 神经网络建立了熔覆工艺参数和熔覆高度、宽度之间的 3 层网络预测模型(一般而言,3 层网络即有足够的精度逼近任意连续函数^[15])。所建立的 BP 神经网络结构如图 1 所示,输

入层有 4 个神经元(X_1, X_2, X_3, X_4),分别为激光功率(P)和扫描速度(V)、光斑直径(D)、送粉量(M),输出层为两个神经元(Y_1, Y_2),即熔覆高度(H)和宽度(W)。隐含层有 m 个神经元,其个数可由经验公式确定。

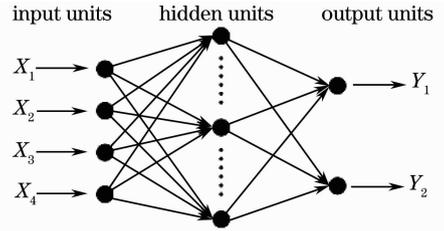


图 1 3 层神经网络模型结构图

Fig. 1 A three-layered feedforward neural network structure

BP 神经网络的工作过程分正向传播和误差反向传播两部分。正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层再到输出层进行逐层处理,每层神经元只影响下层神经元的状态,如果输出层的输出值与期望输出不一致,则计算输出误差,并转入误差反向传播过程,误差将沿网络原路返回,并且不断修改各层神经元之间的连接权值,直到整个网络误差值达到最小。

3 神经网络训练及仿真

3.1 样本采集

熔覆过程中的工艺参数是影响激光熔覆层质量的主要因素,考虑到各因素的可控性,选取激光功率、扫描速度、光斑直径、送粉量为神经网络的输入值,熔覆层高度、宽度为网络输出。采用 CO_2 激光器,同轴送粉的方式,在 QT600 表面以不同的工艺参数进行单道熔覆试验,记录下试验过程中的工艺参数。试验完成后,选取表面成形质量好,无缺陷的试样,采用多点求平均值的方法,对试样件进行多次测量,获取较准确的熔覆层高度、宽度值。然后将获取的 20 组数据进行归一化处理

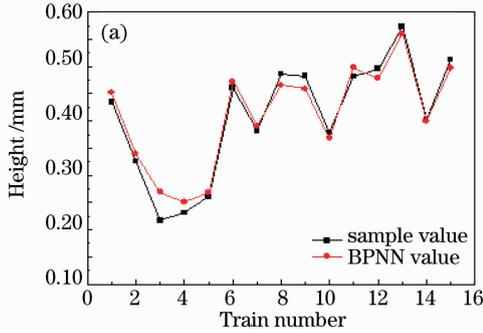
$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (1)$$

式中 x 为单个样本值, x_{\max}, x_{\min} 分别为样本最大值与最小值, x' 即为归一化后的数据。归一化处理能够使样本数据在区间内呈现出正态分布的趋势,使网络具有更强的泛化能力,有利于网络的训练并能加快网络的收敛。

3.2 网络训练及仿真试验

把这 20 组数据分成两组:其中的 15 组作为神经网络的训练样本,另外 5 组作为测试样本。将上

面得到的数据分别作为输入、输出量读入网络进行训练,选取 sigmoid 函数为节点激活函数。把实际输出与期望输出之间的误差平方和作为误差指标函数,采用梯度下降法,通过使误差函数最小化,来调



节网络的阈值和各节点之间的权值,当网络训练达到最大迭代次数或满足逼近精度的情况下停止训练,并保存该状况下的网络值,此时网络训练完成。样本值与网络训练输出值之间的对比如图 2 所示。

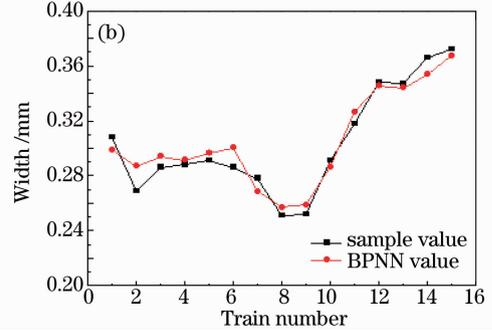


图 2 样本值与网络训练输出值关系。(a)高度关系,(b)宽度关系

Fig. 2 Relation of sample value and network output value. (a) height relation, (b) width relation

由图 2 可以看出,样本值与网络训练的输出值比较接近,此时尽管网络已训练完成,但为了检验网络的泛化性,采用 5 组训练样本以外的测试样本对已训练好的网络进行仿真试验,并将仿真值进行反

归一化处理。熔覆层高度、宽度的试验值与网络仿真值的对比结果如表 1 所示。表中 W, H 为熔覆层的宽度和高度试验值, W', H' 为网络输出的仿真值, Δ 为仿真值与试验值的相对误差。

表 1 试验值与网络仿真值的对比

Table 1 Contrasting experimental value and trained network output value

No.	P/W	$M/(g/min)$	$V/(mm/s)$	D/mm	W/mm	W'/mm	$\Delta/\%$	H/mm	H'/mm	$\Delta/\%$
1	1080	3.457	3.61	2.1	0.288	0.2972	3.2	0.231	0.2557	2.1
2	1093	10.37	3.19	2.0	0.278	0.2687	3.3	0.382	0.3849	4.3
3	1092	10.37	3.49	2.1	0.292	0.2798	4.2	0.458	0.4422	3.4
4	1091	6.913	1.67	2.1	0.348	0.3454	0.7	0.483	0.4771	1.2
5	1090	5.183	1.67	2.0	0.356	0.3424	2.8	0.403	0.3997	0.8

从表 1 可以看出,通过上述方法建立的神经网络能获得熔覆层宽度、高度与工艺参数之间较好的映射关系,熔覆层宽度、高度的试验值与网络仿真值之间差值较小,相对误差均在 4.5% 以内,从而验证了该网络模型的准确性,可以近似认为该网络是可靠的。网络产生误差的原因主要有 3 点:1) 样本数据采集过程中,测量值与原始值之间就存在误差,这就会影响网络训练的精确性;2) 训练网络采用的算法自身存在着缺陷,仅是对非线性函数的近似逼近,并不能完全真实地反映熔覆过程中工艺参数和熔覆层质量之间的关系;3) 样本数据偏少,网络的训练精度有限。

4 粒子群优化算法

4.1 粒子群算法

粒子群优化(PSO)算法是 1995 年 Eberhart 和 Kennedy 提出的一种新的优化算法,起源于对简单社会系统的模拟。PSO 算法中,每个优化问题的解

都被看作是搜索空间中一只鸟,称之为“粒子”,所有的粒子都有一个由被优化的函数(称为适应度函数)决定的适应值,每个粒子还有一个位置和速度函数,决定它们飞行方向和距离,粒子群追随每次迭代中的最优粒子在解空间中进行搜索。

PSO 算法首先初始化一群随机粒子(随机解),其中第 i 个粒子在 d 维解空间的位置可表示为 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, X_{i3}, \dots, X_{id})$,然后通过迭代寻找最优解。在每次迭代过程中,粒子都通过跟踪两个“极值”来更新自己。一个是粒子本身所找到的最优解,这个解称为个体极值 p_{best} 。另一个极值是整个种群找到的最优解,即全局极值 g_{best} 。

在找到这两个最优值后,粒子根据

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times [p_{best}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times r_2 \times [g_{best}(t) - x_{id}(t)], \quad (2)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (3)$$

更新自己的速度和新的位置,直至找到满意解或达到最大迭代次数停止,此时粒子的位置即为要寻找

的最优解。式中 $v_{id}(t)$ 是粒子的速度, $x_{id}(t)$ 是当前粒子的位置, i, d 分别为粒子个数和粒子维度, ω 是惯性权重, r_1, r_2 是介于 $(0, 1)$ 之间的随机常数, c_1, c_2 是学习因子, 通常取 $c_1 = c_2 = 2$ 。

4.2 基于神经网络和粒子群算法的工艺参数优化

为了实现熔覆过程工艺参数的优化, 首先, 通过试验获取大量的工艺参数, 收集和整理熔覆带特征(高度、宽度)数据, 建立二者之间的工艺数据库系统, 然后采用 BP 神经网络建立工艺参数与熔覆质量之间的非线性关系模型, 并使用 PSO 算法对此模型进行优化计算, 找出最佳工艺参数。优化过程中, 粒子群的初始化不仅影响计算时间, 而且也对优化结果的精确性产生较大的影响, 因此合理地初始化粒子群是一个重要的环节。由于粒子的迭代计算是以适应度函数为目标进行的, 因此, 适应度函数的选取是影响优化结果的关键因素。若通过网络计算出的熔覆层高度值为 H , 宽度为 W , 期望输出的高度为 h , 宽度为 w , 则适应度函数可以定义为

$$F = 1 - (\omega_p |H - h| + \omega_k |W - w|), \quad (4)$$

式中 ω_p, ω_k 分别为各目标的权重系数。系统最优问题就是使用粒子群算法寻求最佳工艺参数组合使得 F 值等于设定值。该问题的数学模型可表示为

$$\text{Min} f(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(x_j), \quad (\text{st. } a \leq x_j \leq b) \quad (5)$$

式中 x_j 表示第 j 个粒子, ω_i 为第 i 个目标的权重, st

为变量约束条件, a, b 为变量范围。采用神经网络与粒子群算法对该问题进行优化的具体步骤如下:

- 1) 整理试验收集的数据, 建立工艺参数与熔覆带特征之间的神经网络模型, 并对网络进行训练, 直至网络收敛并具有良好的非线性逼近能力。
- 2) 初始化粒子群算法的惯性因子参数、粒子飞行速度、最大迭代次数、种群规模、加速常数等。
- 3) 初始化粒子群种群(即给每个粒子的所有变量赋值), 计算每组粒子的适应度值, 把它们作为每组粒子的个体极值 p_{best} , 并从这些极值中找出种群的最优值 g_{best} , 保存当前的最优值。
- 4) 根据(2), (3)式更新粒子群的位置和速度, 产生新的粒子群, 通过适应度函数[(4)式]计算新的适应度值, 获得新的个体极值和种群最优值, 并把它与保存的最优值进行比较。如果第 i 个粒子计算得到的新适应度值比原来的好, 则保存粒子的新位置, 否则仍然保留原来的值; 如果所有粒子的新位置都比种群的最优值好, 则用新的最优值代替原来的种群的最优值。
- 5) 判断适应度值是否到达设定的精度或已达到最大迭代次数, 若满足条件则停止计算, 此时的粒子位置极为优化得到的目标值, 并输出全局最优值。否则, 返回步骤 4) 重新计算。

优化算法的整个流程如图 3 所示。

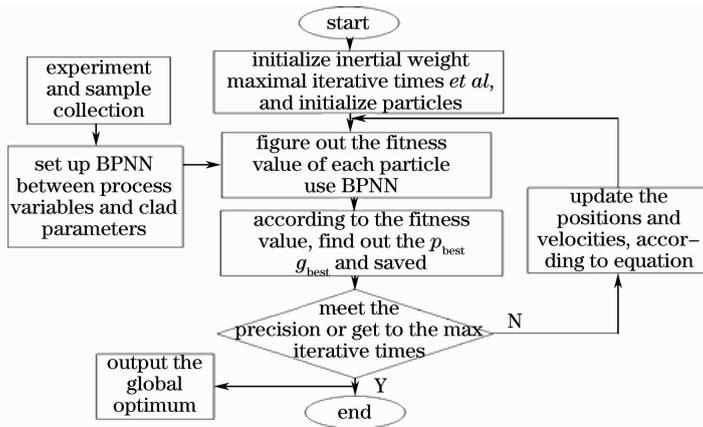


图 3 BP 神经网络与粒子群寻优流程

Fig. 3 A flow chart of search optimization use BPNN and PSO

5 优化结果验证与分析

在已训练好的神经网络基础上, 结合粒子群算法即可对工艺参数进行寻优计算。优化过程中, 为使粒子更快搜索, 与实际值更加接近, 在对粒子群初始化时, 可以先从工艺参数库中调取与优化目标接

近的工艺参数作为其初始值, 并对粒子各个分量上下界范围进行限制, 粒子飞行速度和粒子更新速度也加以限制, 使其尽可能在较好的范围内飞行, 降低其陷入局部最优的可能。为检验该优化方法的可行性, 以 5 组宽度和高度值为目标值, 进行优化计算,

得到的工艺参数值如表 2 所示。

表 2 适应度值 0.999 的情况下各组目标值优化得到的工艺参数

Table 2 Obtained process variables of target value at fitness value of 0.999

No.	W_1 /mm	H_1 /mm	P/W	$M/(g/min)$	$V/(mm/s)$	D/mm	T
1	0.250	0.500	1095	10.26	3.19	2.0	17
2	0.300	0.450	1081	10.09	3.51	2.0	12
3	0.300	0.250	1070	4.804	3.51	1.9	19
4	0.280	0.350	1077	8.227	3.61	2.1	19
5	0.300	0.400	1069	10.37	3.71	2.1	18

表中 W_1, H_1 为熔覆层的宽度和高度目标值, T 为优化过程中粒子群的迭代次数。从表 2 中可以看出粒子群的迭代次数比较少, 体现出了粒子群算法搜索能力强的特点。图 4 为优化前后工艺参数所得

到的宽度、高度仿真值与目标值的关系。从图中可以看出, 在适应度值为 0.999 的情况下, 优化后的仿真值明显比优化前更接近预期目标值, 从而在理论上验证了该方法的有效性。

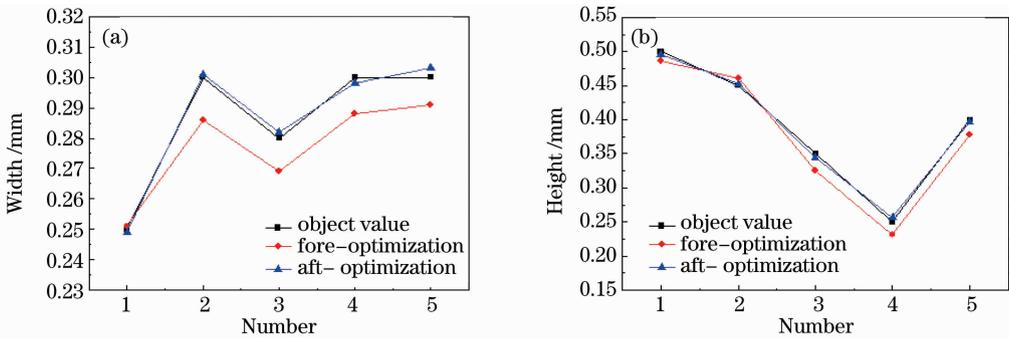


图 4 优化前后仿真结果对比。(a)宽度值,(b)高度值

Fig. 4 Contrast fore-and-aft value of optimization. (a) width value, (b) height value

使用上面优化得到的 5 组工艺参数进行加工试验, 试验所用激光器为 PHC-1500 折叠式准封离型 CO_2 激光器, 基材为 QT600, 尺寸为 $125\text{ mm} \times 65\text{ mm} \times 40\text{ mm}$, 熔覆材料为 Fe55 合金粉末, 送粉

器采用北京航空制造工程研究所研制的 DPSF-2 双筒送粉器, 保护气体为氮气。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 Contrasting experimental value using optimized process variables and expected value

No.	P/W	$M/(g/min)$	$V/(mm/s)$	D/mm	W_1/mm	W'_1/mm	$\Delta/\%$	H/mm	H'/mm	$\Delta/\%$
1	1095	10.26	3.19	2.0	0.250	0.263	5.2	0.500	0.486	2.8
2	1081	10.09	3.51	2.0	0.300	0.286	4.6	0.450	0.461	2.4
3	1070	4.804	3.51	2.0	0.300	0.291	3.0	0.250	0.261	4.4
4	1077	8.227	3.61	2.1	0.280	0.269	3.9	0.350	0.381	8.8
5	1069	10.37	3.71	2.1	0.300	0.278	7.3	0.400	0.378	5.5

从表 3 可以看出, 使用优化后的工艺参数所得的试验值与预期目标值之间还存在一定的误差, 产生误差的原因主要有: 1) 由于优化过程是在所建立的神经网络模型基础上进行的, 因此网络模型的精度会对整个优化过程产生很重要的影响。由于前面建立的网络本身就存在误差, 将其应用于优化过程会对误差有一个放大效应。2) 多目标优化是一个整体综合寻优的过程, 涉及到多个变量之间的关系, 这种优化问题往往不能同时使每个目标达到最优解, 而是一组在多个目标之间相互妥协的均衡解, 因此

所得到的优化结果并不一定能使每个目标均为最优, 使用该结果进行实际加工得到的值, 就不可能完全与预期目标值相一致。3) 数据的测量也会造成一些不可避免的误差。4) 激光熔覆是一个复杂的加工过程, 影响因素众多, 而这里仅考虑了 4 个影响较大的因素, 其结果就难免会产生误差。针对上述原因, 可以采取一些方法来控制和减小优化后的工艺参数所得试验值与预期目标值之间的误差。首先, 应该尽可能地改进和完善神经网络的结构及算法, 使其具有更高的逼近精度, 减小网络误差; 其次, 构造更

合理的适应度函数,根据实际情况选取权重系数,并在初始化该算法的变量过程中,为每个变量赋最优的初始值;再次,在模型的建立过程中,应尽可能地考虑较多的影响因素,使其更接近实际的数学模型。由于存在着上述问题,因此在深入进行探讨研究时,还有待从上述几方面做进一步的改进和完善。

6 结 论

利用对非线性问题具有高度逼近能力的 BP 神经网络建立了熔覆带宽度、高度与熔覆工艺参数之间的神经网络模型,并对网络进行了训练。通过仿真测试,5 组样本的测试值与试验值之间的相对误差均在 4.5% 以内,表明该模型具有较高的精度,熔覆带特征与工艺参数之间形成了高度的映射关系。利用已训练好的网络结合粒子群算法对熔覆过程中的工艺参数进行了寻优计算,仿真结果表明,优化后的工艺参数明显比优化前好,使用优化后的工艺参数进行加工获得的结果与预期目标值之间具有较小的误差。

参 考 文 献

- Li Hualing, Wang Maocai, Zhao Jibing *et al.*. Microstructure character of aluminium alloy coating with Nd:YAG pulsed laser SiC composition[J]. *Chinese J. Lasers*, 2004, **31**(6): 765~768
李华玲,王茂才,赵吉宾等. 铝合金 Nd:YAG 脉冲激光 SiC 复合化涂层组织特征[J]. *中国激光*, 2004, **31**(6): 765~768
- Shen Bin, Yan Guangchao, Wu Gang. Laser cladding on complex disc cam[J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(1): 244~248
沈斌,闫广超,吴钢. 复杂盘形凸轮表面激光熔覆工艺[J]. *中国激光*, 2009, **36**(1): 244~248
- Guan Taihong, Gao Bo, Lü Xiaowei *et al.*. Effect of technologic parameters on phases of bioceramic coating prepared by laser rapid forming[J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(10): 2717~2721
关泰红,高勃,吕晓卫等. 激光快速成形工艺参数对生物陶瓷复合涂层物相组成的影响[J]. *中国激光*, 2009, **36**(10): 2717~2721
- Zhang Shuangyin, Lin Xin, Chen Jing *et al.*. Influence of processing parameter on the microstructure and forming characterizations of Ti-6Al-4V titanium alloy after laser rapid forming processing[J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2007, **36**(10): 1839~1843
张霜银,林鑫,陈静等. 工艺参数对激光快速成形 TC4 钛合金组织及成形质量的影响[J]. *稀有金属材料与工程*, 2007, **36**(10): 1839~1843
- Xia Renbo, Liu Weijun, Wang Yuechao. Factors affecting precision during laser direct manufacturing metallic components

- and advances in research about their closed-loop control system [J]. *Mechanical Science and Technology*, 2004, **23**(9): 1085~1089
夏仁波,刘伟军,王越超. 影响激光直接制造金属零件精度的因素及其闭环控制研究进展[J]. *机械科学与技术*, 2004, **23**(9): 1085~1089
- V. Ocelik, U. de Oliveira, M. de Boer *et al.*. Thick Co-based coating on cast iron by side laser cladding: Analysis of processing conditions and coating properties [J]. *Surface & Coatings Technology*, 2007, **201**(12): 5875~5883
 - Zhu Gangxian, Zhang Anfeng, Li Dichen. Effect of process parameters on surface smoothness in laser cladding[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(1): 296~301
朱刚贤,张安峰,李涤尘. 激光熔覆工艺参数对熔覆层表面平整度的影响[J]. *中国激光*, 2010, **37**(1): 296~301
 - Chang Ming, Zhong Qingmao, Liao Jianhong *et al.*. Processing parameters optimization of pulsed Nd:YAG laser cladding repairing plastic moulds[J]. *High Power Laser and Particle Beams*, 2006, **18**(9): 1443~1446
常明,张庆茂,廖健宏等. 脉冲 Nd:YAG 激光熔覆修复塑料模具工艺参数的优化[J]. *强激光与粒子束*, 2006, **18**(9): 1443~1446
 - Ding Zhouhua, Zheng Qiguang, Tong Xinglin *et al.*. Optimizing of laser cladding parameters of Co-based hard alloy coating based on artificial neural networks [J]. *J. Optoelectronics · Laser*, 2004, **15**(3): 352~355
丁周华,郑启光,童杏林等. 基于神经网络的 Co 基硬质合金激光熔覆工艺优化[J]. *光电子·激光*, 2004, **15**(3): 352~355
 - Jiang Shujuan, Liu Weijun, Nan Liangliang. Laser cladding height prediction based on neural network [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, **45**(3): 269~274
姜淑娟,刘伟军,南亮亮. 基于神经网络的激光熔覆高度预测[J]. *机械工程学报*, 2009, **45**(3): 269~274
 - Masoud Alimardani, Ehsan Toyserkani. Prediction of laser solid freeform fabrication using neuro-fuzzy method[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, **8**(1): 316~323
 - Jialin Zhou, Zhengcheng Duan, Yong Li *et al.*. PSO-based neural network optimization and its utilization in a boring machine[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2006, **178**(1-3): 19~23
 - Zheng Jinxing. Application of particle-swarm-optimization-trained artificial neural network in high speed milling force modeling [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2008, **14**(9): 1710~1716
郑金兴. 粒子群优化人工神经网络在高速铣削力建模中的应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2008, **14**(9): 1710~1716
 - Jingru Zhang, Jun Zhang, Tatming Lok *et al.*. A hybrid particle swarm optimization-back-propagation algorithm for feedforward neural network training [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, **185**(2): 1026~1037
 - 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