

基于BP神经网络的20CrMo钢 激光强化工艺参数优化控制*

王小平¹, 王大承²

(1. 五邑大学信息学院, 广东 江门 529020; 2. 五邑大学机电工程系, 广东 江门 529020)

摘要:以激光功率 P 、光斑直径 D 、扫描速度 V 等为输入参数, 非相变硬化处理、相变硬化处理和熔凝处理等为输出参数, 对材料为20CrMo合金结构钢进行激光强化处理工艺控制优化研究。通过大量试验与计算机模拟分析和对比, 建立了激光工作参数与材料表面强化关系的BP神经网络工艺优化模型。经过与实验数据的比较, 运用该模型可以方便、准确地选择激光工艺参数, 控制材料表面强化类别和保证工作表面的质量, 真实反映了激光加工工艺规律。

关键词:激光表面强化; 工艺参数; BP神经网络; 优化控制

中图分类号: TN249; TH132.47 **文献标识码:** B **文章编号:** 1007-2276(2004)03-0269-05

Optimizing control of laser surface strengthening parameters for processing 20CrMo steel based on BP neural network*

WANG Xiao-ping¹, WANG Da-cheng²

(1. School of Information, Wuyi University, Jiangmen 529020, China;

2. Department of Mechanic and Electrical Engineering, Wuyi University, Jiangmen 529020, China)

Abstract: Research and optimizing on laser strengthening processing and controlling for processing 20CrMo alloy structure steel by taking laser power, laser processing beam diameter, laser scanning velocity as input parameters and non-transformation hardening, transformation hardening, melting as output parameters. BP neural network of processing optimal model between laser processing parameters and material surface strengthened quality is established by comparing experimental results and computing simulation analytic results. It is shown that laser processing parameters can be chosen conveniently and material surface quality can be controlled effectively by using BP neural network, furthermore, the proposed model provides accurate results for processing, and fits the experimental results well.

Keywords: Laser surface strengthening; Processing parameter; BP neural network; Optimizing control

收稿日期: 2003-09-08; 修订日期: 2003-10-15

* 基金项目: 广东省自然科学基金资助项目(32364)

作者简介: 王小平(1964-), 男, 湖南岳阳人, 讲师, 硕士, 主要从事工业控制方面的研究。

0 引言

激光强化处理实质是控制加热和冷却两个过程。由于其加热和冷却速度极快($10^4 \sim 10^6$ K/s),通常激光强化处理仅考虑激光加热过程中的激光工作参数与材料性质,即考虑激光与材料表面相互作用情况。作用情况可分为^[1]:(1)当材料表层温度小于奥氏体相变温度($T_s < T_a$)时,材料表面显微组织和硬度几乎不变化,不发生表面相变;(2)当材料表层温度在 $T_a < T_s < T_m$ (熔点)范围内时,激光可使钢铁材料相变成奥氏体,随着材料自身硬化迅速冷却,奥氏体转变为马氏体,使材料表面相变硬化;(3)当沸点 $T_v > T_s > T_m$ 时,激光可使材料熔化,进行激光熔凝处理;(4)当 $T_s > T_v$ 时,激光使材料汽化蒸发,可进行激光打孔、切割和激光打标、刻花等;(5)当激光使材料汽化时,形成等离子体。利用等离子体反冲效应,可以对材料进行激光冲击强化。

由此可见,激光表面改性过程包含了一系列复杂而又相互影响的物理化学过程。激光强化的应用研究中,计算激光与材料相互热作用是一个较繁杂的课题。虽然根据严格的热传导理论,利用有限元及有限差分等纯数值计算方法可以获得较好的结果,但是对于一个实际给定的工件,及时划分计算单元和及时知道相关参数(如材料的导热系数及表面吸收系数随温度的变化关系,作用在材料表面激光的功率密度等)比较困难。为简化热作用,研究人员往往忽略了许多因素,普遍将作用光束假设为理想的基模高斯光束、方形或圆形的均匀光束。将被处理材料视为热物性参数与温度无关的半无限大均匀介质,利用热传导方程的解析结果来估算热作用^[2~4]。由于激光表面改性过程的瞬时性和复杂性,简化研究作了许多与实际情况相差甚远的假设(如实际大功率激光光束通常不是人们设想的理想分布),仅围绕温度、相变等进行简单计算,对相变后的组织分布、温度场和材料性能之间的关系未加考虑,不能对实际热处理工艺的制定起直接指导作用。因此,迄今为止材料表面激光热处理的应用研究大体上还处在总结实验规律的阶段。为搞清其规律,国内外科人员进行了大量试验来寻求激光工艺参数与材料表面强化处理后性能之间的关

系^[5~10]。由于这种方法试验成本高、工作量大,往往造成一定程度的浪费。

BP神经网络(ANN)具有强大的自适应、自组织、自学习及联想记忆能力,可以对复杂的非线性过程高效、高精度地建立模型,对激光加工过程智能控制及加工质量的预报等领域的研究已成为人们关注的课题。

20CrMo合金结构钢广泛用于心部强度高,能承受较高冲击负荷、耐磨损、有一定表面硬度的零件。例如,20CrMo用于优质链条的重要链轮、起重、运输、矿山、化工、通用机械的变速箱中的部分齿轮以及一些结构复杂、仅要求局部表面为HR_c45~50的零件。

针对上述情况,通过大量试验和分析,对基于BP神经网络模型的低碳合金结构钢20CrMo表面激光强化工艺参数优化进行了研究。找出了适合于20CrMo相变硬化的主要工作参数——激光能量密度的取值范围,并对处理后材料的金相组织、表面硬度以及沿层深硬度分布规律进行了测试与分析,为实际应用提供依据。

1 试验方法及准备

试验材料20CrMo的化学成分为(wt%):C=0.17~0.24;Si=0.17~0.37;Mn=0.40~0.70;Mo=0.15~0.25;Cr=0.80~1.10;P \leq 0.035;S、残余铜、镍 \leq 0.30。材料经锻压后作了正火处理,硬度为HB216。试件尺寸为60 mm \times 30 mm \times 10 mm,表面粗糙度为Ra0.63 μ m。试验前,试样待处理表面经丙酮清洗后涂覆100 μ m专用黑漆作为吸收层。试验采用NEL-2500A轴向快速流动工业CO₂激光器(最大输出功率为2500 W)以及LCM-12 \times 20四轴联动数控工作台和自制的工装夹具。试验选取的激光功率为0.8、0.9、1.0、1.1、1.2 kW,光斑直径为3、4、5、6 mm,激光扫描速度为6~12 mm/s。

2 20CrMo金相组织分析及激光表面强化质量控制

2.1 显微组织

扫描电镜分析结果表明,经锻压、正火处理后的

20CrMo 基体组织是由细小粒状珠光体和铁素体组成(见图 1(a))。激光强化处理后,沿表面深度可分为相变硬化层、过渡层和原始基体组织。过渡层金相组织主要由呈岛状分布的板条状位错马氏体、铁素体和珠光体组成(见图 1(b))。相变硬化层(见图 1(c))为细板条马氏体,板条自奥氏体晶界向内平行成群,板条平均宽度约为 $0.1 \mu\text{m}$,平均长度约为 $12 \mu\text{m}$ 。一个奥氏体晶粒包含多个板条群,板条之间为小角晶界,板条群之间为大角晶界。硬化层硬度增加主要是

可达 0.95 mm 。合金结构钢熔凝处理时,一般会降低表面精度和破坏表面形貌,如激光能量密度过大,在表面甚至会出现微裂纹。

2.2 激光能量密度对表面强化质量的影响

由试验结果分析可知,激光工艺参数——激光功率 P 、光斑直径 D 、扫描速度 V 对材料金相组织和硬度都有一定的影响,随着激光能量密度 P/DV 的增大,材料的表面硬度、硬度层深度 Z 和表面形貌都发生了变化,在表层依次形成非相变硬化处理、相变硬化处理和熔凝处理。

2.3 激光表面强化类别及质量分析^[11]

(1) 非相变硬化处理:当材料表层温度小于相变温度时,表面显微组织无变化,不发生相变。但由于温度上升,改变了表面应力分布状况,本文将其归类为非相变硬化处理。

(2) 激光相变硬化处理:在超快速加热条件下,金属材料过热度高,造成大的相变力使奥氏体数目剧增。与此同时,快速冷却使超细晶粒、奥氏体晶粒来不及长大而保留下来,而细化的奥氏体晶粒在发生马氏体转变时,形成细小的马氏体组织,显示出硬度高、耐磨性好等特点。

(3) 激光熔凝处理:激光熔凝处理组织从深度方向可分为表层熔化区、次层固态相变硬化区、内层过渡区。表层熔化区由于冷却速度很快,固液界面以较高的速度前进。因此,X射线结构分析表明该区为马氏体、残余奥氏体、碳化物组织。熔凝区固-液界面的交界处,熔凝区表面存在一难以腐蚀的白亮带,经深腐蚀可以看出:X射线结构分析表明表面处熔凝层组织为细小的隐针马氏体和少量的残余奥氏体,硬度为 $550 \sim 600 \text{ HV}_{0.1}$,硬化层深度明显增加,最大可达 0.95 mm 。由于受气流的影响,表面形貌呈波纹状,粗糙度增加。当激光能量密度大于 50 MJ/m^2 时,表面可能出现微裂纹。为防止表面产生微裂纹,一般熔凝层应控制在 0.2 mm 范围内,经精加工可以满足有一定硬度要求的链轮、齿轮和轮轴等工作面的要求。但对于已进行精加工、材料为 20CrMo 合金结构钢的零件的某些局部表面(如齿轮、链轮的轮廓和轮轴等的特殊部位)进行硬化处理,其方法是选取适当的激光工作参数——激光功率 P 、扫描速度 V 、光斑直径 D 等的组合。然后,用 BP 神经网络模型进行模拟控

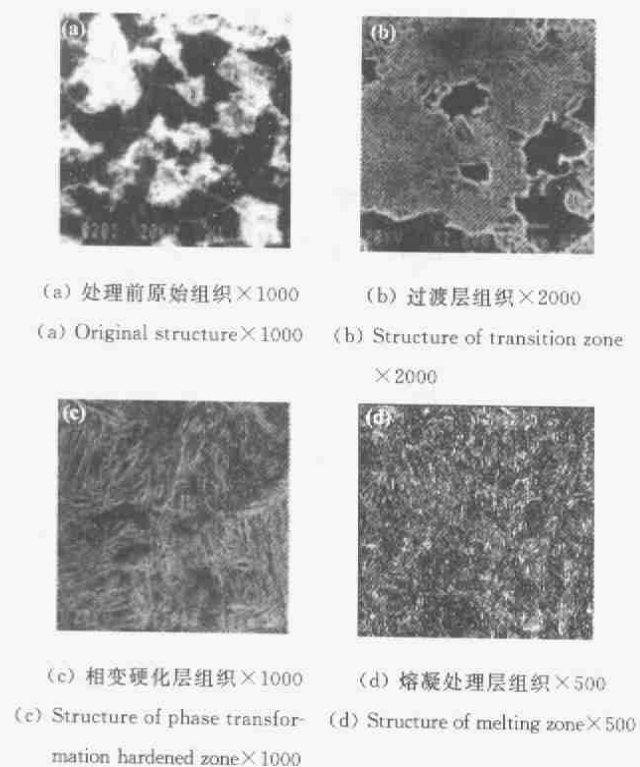


图1 激光强化处理后的金相组织

Fig.1 The structure of 20CrMo processed by laser strength treatment

由于晶格强烈畸变产生固溶硬化。此外,还发生马氏体相变产生的微观缺陷(位错、层错)而引起的相变硬化。其硬度和硬化层深度分别可达 $500 \sim 580 \text{ HV}_{0.1}$ 和 0.45 mm 。由于亚组织以位错为主,所以仍具有较好的塑性、韧性和较高的高强度^[13]。激光熔凝层(见图 1(d))存在一难以腐蚀的白亮带。由于材料表层在激光直接作用下,温度最高,作用时间最长,最高温度超过 Ac_3 ,加上原始调质成分分布比较均匀,因此碳和合金元素在高温下扩散充分,得到的也是较为均匀的、细小的奥氏体组织。在随后的急速冷却过程中,形成细密、均匀的隐针马氏体和极少量的残余奥氏体,其硬度较相变硬化处理有所增加,硬化层深度

制,检验激光强化处理后所得加工表面是否满足具体的技术要求。

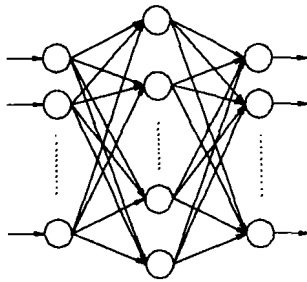


图 2 BP 神经网络模型结构

Fig. 2 Architecture of BP neural network

3 BP 神经网络模型的建立^[12-13]

神经网络是在研究生物神经系统的启示下发展起来的一种信息处理方法,是建立在学习过去的经验基础上的。因而学习好的网络不需要建立其他任何数学模型便能处理模糊的、非线性的、含有噪声的数据,可用于预测、分类、模式识别、非线性回归、过程控制等各种数据处理场合,而且在大多数情况下,应用效果优于传统统计分析方法。

BP 神经网络同于多层感知机网络,BP 算法的主要思想是:对于给定的学习样本,使网络的输入等于样本的输入,然后用网络的实际输出和学习样本输出之间的误差来修改权值,使网络的输出与样本的输出尽可能接近,即:使网络输出层的总误差平方和达到最小。它是通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标的。每一次权值和偏差的变化都与网络误差的影响成正比,并以反向传播的方式传递到每一层。由于网络的学习采用误差反向传播算法,因此又称 BP 算法。标准的 BP 模型中有 3 个层次的神经元,即输入层、隐含层和输出层。相邻两层的神经元之间形成全互连接,每层内的神经元则没有连接。BP 神经网络采用的是监督的 δ 学习规则,其基本思想是:两神经元间的连接强度的变化与教师 $d_i(k)$ 和网络实际 O_i 输出信号之差成正比,与其输入单元的激励成正比。BP 神经网络的学习算法是由导师的误差反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息由输入层经隐含层逐层传递,并传向输出层。这时如果在输出

层的网络输出与所期望的输出相差较大,则转入反向传播,根据误差信号从输出层开始,反向逐层逐个节点计算各连接权值的修正量,以修改各层神经元的权值,使误差信号最小。训练网络的指标函数为:

$$E = \frac{1}{2p} \sum_p \sum_k (t_{pk} - O_{pk})^2 \quad (1)$$

式中 p 为训练的标准样本数; t_{pk} 为网络的实际输出; O_{pk} 为网络的期望输出。

采用梯度下降法使公式(1)最小,即采用 δ 广义规则算法,权值修正式为:

$$\Delta W_{ji}(n+1) = \eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} + \alpha \cdot \Delta W_{ji}(n) \quad (2)$$

式中 $\Delta W_{ji}(n+1)$ 为该次的权值修正量; $\Delta W_{ji}(n)$ 为上一次的权值修正量; α 为惯性因子,取值(0,1)之间; η 为学习因子,取值(0,1)之间。

采用上述算法可建立神经网络板形预测模型。在激光器、表面涂层等工艺条件一定的前提下,激光处理区表面强化类别与所选择的激光工作参数:激光功率 P 、扫描速度 V 、光斑直径 D 等相关。因此,文中选用了 3 层 BP 型神经网络模型(如图 1 所示),以 20CrMo 合金结构钢为例进行研究。网络的输入节点有 3 个,即激光功率 P 、扫描速度 V 、光斑直径 D 。以激光表面强化类别作为输出节点。输出单元为 1 个,输出的编码分别为 1、2、3,表示激光处理强化类别的 3 个区域。其中“1”表示非相变硬化处理区;“2”表示激光相变硬化处理区;“3”表示激光熔凝处理区。隐含层选择是决定模型好坏的关键,可以先选择 15 个隐含层单元进行试验,在训练好的网络上,在保持预测精度相同的情况下,逐渐减少隐含层单元数,可以减小网络规模,缩短网络训练和运算时间。同时由于减少了单元间的连接数,网络更容易学习到训练数据的一般规律。

3.1 神经网络的训练

网络的训练是以前馈方式进行的。先从输入层开始正向计算各层神经元(节点)的输入和输出。当输出层节点的实际输出与事先给定的信号不一致或误差不能满足时,则执行误差前馈传播,逐层修改网络的连接权值,直至误差信号满足要求为止。网络的训练数据必须包括强化类别及材料表面质量。文中选

用了70样本数据(其中部分样本列入表1)作为激光参数和表面强化类型训练网络。在经过5000次学习循环后,网络误差达到了规定的误差 $5.49324E-05$ 。由表2可以看出,网络经学习后,输出的表面分类等级与实际状况几乎一致,可以认为网络对每个实例样本有了基本的掌握。

表1 训练神经网络的部分样本

Tab.1 The partial samples for training neural network

Specimen No.	Laser power P/kW	Scanning velocity V/mms^{-1}	Laser diameter D/mm	Experimental result
1	0.8	6	3	3
2	0.8	8	6	1
3	0.8	6	5	3
4	0.8	6	6	2
5	0.9	8	3	2
6	0.9	6	4	3
7	0.9	8	6	1
8	0.9	10	3	2
9	1.0	10	4	2
10	1.0	10	5	1
11	1.0	10	6	1
12	1.0	12	3	2
13	1.2	12	5	1
14	1.2	12	6	1
15	1.2	6	3	3
16	1.2	6	4	3
17	1.0	8	3	3
18	0.8	8	4	2
19	0.9	8	6	1
20	1.2	6	4	3
21	1.0	10	3	2
22	1.2	10	5	2
23	0.8	10	6	1
24	0.8	12	3	2

3.2 神经网络的可靠性验证

网络只有在用经验数据对其性能进行可靠性验证,结果满足要求后才能投入使用。检测数据与训练数据的选择方式应相同,并且不作为网络训练学习的数据。同时应包含网络设计要求的全部模式,才能保证全面检测网络的可靠性。表2选择了11组样本作为检验数据并与实测值进行比较,可以看到预测值和实际值基本一致。这说明网络可以用自学习得到的各组输入参数与输出的关系作为预测和控制表面强化类别和质量的知识。网络利用这个知识进行推理,进而预测出了未经网络学习过的样本的表面强化类型和质量。

表2 试验结果及BP神经网络分类检验对比

Tab.2 Experimental results and BP neural network output of classification of laser surface strength treatment

Specimen No.	Laser power P/kW	Scanning velocity V/mms^{-1}	Laser diameter D/mm	ANN output	Experimental results
1	0.8	6	3	3.096	3
2	0.8	6	4	1.999	2
3	0.9	7	5	0.913	2
4	0.9	7	6	1.145	1
5	1.0	8	3	3.125	3
6	1.0	8	4	2.012	2
7	1.2	9	6	1.906	1
8	1.2	9	3	3.125	3
9	0.8	10	4	3.083	2
10	0.9	10	5	0.998	1
11	1.0	12	6	2.001	2

4 分类网络控制的实例

神经网络模型的效果需经实际检验。文中用一个实例对BP神经网络模型进行验证。本例是对小节距($P \leq 12.7 \text{ mm}$)链轮进行强化处理^[14]。根据零件工艺要求,表面硬化处理后不再精加工。链轮齿廓的淬火过去都采用表面淬火,工艺复杂,沿齿廓硬度分布并不理想。采用激光进行相变硬化处理,选用的激光加工工艺参数为:功率密度为 36.7 MJ/m^2 , $P=1.1 \text{ kW}$, $D=5 \text{ mm}$, $V=6 \text{ mm/s}$ 。激光处理后的硬度为 $580 \text{ HV}_{0.1}$,硬化层深度为 0.44 mm ,表面精度和粗糙度几乎没有变化。将 P 、 V 、 D 值输入BP神经网络模型,输出单元的输出值应为“2”,即为相变硬化处理。实际检测表明,相变硬化处理后链轮齿廓表面硬度达 $580 \text{ HV}_{0.1}$ 。经激光处理后试件的磨损量比表面渗碳淬火、回火后试件磨损量略小。这是由于试件经激光处理时,在超快速加热条件下,金属材料过热度过高,造成大的相变力使奥氏体数目剧增。与此同时,快速的冷却使超细晶粒奥氏体晶粒来不及长大而保留下来,而细化的奥氏体晶粒在发生马氏体转变时,必然形成细小的马氏体组织。显示出硬度高、耐磨性好等特点,因而完全可以取代渗碳、淬火、回火工艺。(下转第287页)

从图8可以看出,采用本文的图像增强算法,既能对整幅图像进行增强,同时又能提取出图像中的斑点目标。因此,该算法在红外探测器的各个工作阶段对图像增强均能起到很好的作用。该算法中平台直方图均化运算和空域增强高通滤波均很容易采用FPGA硬件实现,在红外视频图像的场正程读入灰度图像,在场的逆程进行平台直方图均化和增强高通滤波处理,将计算结果放入FPGA片内的查找表中,在下一场的正程时读入上一场逆程存入的灰度数据,根据上一场逆程生成的查找表进行图像增强灰度变换。因此,该算法采用FPGA不仅易于实现,还能使探测器获得的红外图像达到实时增强输出的效果。

3 结束语

图像增强算法根据图像特性和增强图像的不同用途具有很大的针对性,文中根据红外图像的特性,深入分析了直方图均化和空域高通滤波的本质,提出

(上接第273页)

5 结论

研究表明,神经网络在学习训练过程中,能将以往的经验有效地归纳和推理,并具有自适应能力和在实践中不断地积累、提高和完善的自学习特点。

神经网络模型应用于激光强化处理零件时,可以合理地选择激光加工工艺参数,迅速而准确地控制激光强化处理材料表面强化类别,保证强化质量,确保零件最终能获得要求的工作质量和性能。

参考文献:

- [1] 王大承,史晓强,张永康,等.激光加工技术及其在摩托车工业中的应用[J].电加工与模具,2001,(2):9-13.
- [2] 李俊昌.激光热处理优化控制研究[M].北京:冶金工业出版社,1995.13-45.
- [3] Mazumder J, Steen W M. Heat transfer model for cw laser material processing[J]. Appl Phys, 1980,51(2):941-947.
- [4] Basu B, Date A W. Numerical study of steady state and transi-

ent laser melting problem-1: characteristics of flow field and heat transfer[J]. Heat Mass Transfer, 1990,33(6):1149-1163.

参考文献:

- [1] 黄贤武,王加俊,李家华.数字图像处理与压缩编码技术[M].成都:电子科技大学出版社,2000.
- [2] 孙即祥.数字图像处理[M].石家庄:河北教育出版社,1991.
- [3] 张兆礼,赵春晖,梅晓丹.现代图像处理技术及MATLAB实现[M].北京:人民邮电出版社,2001.
- [4] 傅平.适用小型化红外热像仪图像处理系统实现[D].成都:电子科技大学,2000.
- [5] Silverman J, Mooney J M, Vickers V E. Display of wide dynamic range infrared images from PtSi Schottky barrier cameras [J]. Optical Engineering, 1990,29(2):97-104.
- [5] 徐佐仁,许国栋.激光加热时温度场与相变过程研究[J].上海交通大学学报,1991,(2):57-64.
- [6] 李俊昌,R 谢瓦利埃,J M 兰热.激光热处理温度场及相变硬化带快速计算[J].中国激光,1997,24(7):665-672.
- [7] 虞钢,安永强,胡幼娟.激光加工中传热相变过程的焓解法[J].中国激光,2000,27(10):934-936.
- [8] 吴钢,石娟,戴忠森.激光淬火零件内部温度及硬化后深度的近似计算[J].应用激光,1999,19(3):112-114.
- [9] Chan C H. Laser in metal surface modification[J]. Metallurgical Transactions A, 1984, 15: 719-728.
- [10] Mazumder J. Effect of laser power on heat treatment of metals [J]. Journal of Metals, 1983,35(5):18-26.
- [11] 王大承,史晓强,张永康,等.20CrMo合金结构钢激光表面强化研究[J].激光杂志,2001,22(5):66-67.
- [12] 张际先,宓震.神经网络及其在工程中的应用[M].北京:机械工业出版社,1996.68-120.
- [13] 闻新,周震,王丹力,等. MATLAB神经网络应用设计[M].北京:科学出版社,2000.88-266.
- [14] 王大承,史晓强.摩托车正时链轮的激光表面相变硬化工艺研究[J].新技术新工艺,2001,(9):21-23.