

# 基于遗传算法的激光切割镍基合金质量优化

张艺赢<sup>1\*\*</sup>, 曹妍<sup>1\*\*\*</sup>, 陈宇翔<sup>2\*</sup>, 牟向伟<sup>1</sup>

<sup>1</sup>大连海事大学航运经济与管理学院, 辽宁 大连 116026;

<sup>2</sup>辽宁科技大学应用技术学院, 辽宁 鞍山 114051

**摘要** 基于人工神经网络,对激光切割镍基合金样本进行了训练函数拟合,以电流、脉宽、切速及离焦量作为输入向量,以挂渣宽度、切缝宽度及切割完整度的综合评分作为输出向量,找出了最小误差的隐含层节点,以此模型预测激光切割质量,得到最大误差为7.66%,最小误差为-0.32%。以综合评分作为遗传算法的适应度值,在实际应用的工艺参数范围内随机选择了50个种群作为最初寻优群体,对其进行交叉、变异和迭代等操作,寻找最优适应度值及对应的工艺参数。理论预测的最优适应度值为98.41,实际值为89.53,误差为9.03%。该验证样本的质量明显高于25个实验样本的,挂渣平均宽度为81.5 μm,切缝平均宽度为164 μm。

**关键词** 激光技术; 激光切割; 神经网络; 遗传算法; 镍基合金; 工艺参数

中图分类号 TG485

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.111404

## Quality Optimization of Laser-Cutted Ni-Based Alloys Based on Genetic Algorithm

Zhang Yiyi<sup>1\*\*</sup>, Cao Yan<sup>1\*\*\*</sup>, Chen Yuxiang<sup>2\*</sup>, Mu Xiangwei<sup>1</sup>

<sup>1</sup>School of Maritime Economics and Management, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China;

<sup>2</sup>College of Applied Technology, University of Science and Technology Liaoning, Anshan, Liaoning 114051, China

**Abstract** Based on an artificial neural network, the training function fitting of the laser-cutted Ni-based alloy samples is conducted. With the current, pulse width, cutting speed and defocusing amount as the input vectors and the comprehensive score of the slag width, kerf width, and cutting integrity as the output vector, the hidden layer node with the minimum error is found. Based on this model, the laser cutting quality is predicted. The maximum error is 7.66% and the minimum error is -0.32%. With the comprehensive score as the fitness value of the genetic algorithm, 50 species within the range of the practical process parameters are randomly selected as the initial optimal group. The treatments such as crossover, mutation and iteration are then made and the optimal fitness value and its corresponding process parameters are searched. The optimal fitness value which is predicted theoretically is 98.41, but the actual value is 89.53, and the error is 9.03%. The quality of this verification sample is obviously higher than those of 25 experimental samples. The average slag width is 81.5 μm and the kerf width is 164 μm.

**Key words** laser technique; laser cutting; neural networks; genetic algorithm; nickel-based alloy; process parameters

**OCIS codes** 140.3390; 140.3460; 160.3900

## 1 引言

镍基合金 GH3128 是一种可以在 950 °C 温度下长期工作的固溶强化型镍基高温合金,主要应用于航空发动机燃烧室的火焰筒、动力燃烧室壳体、调节片及其他高温零部件中<sup>[1-3]</sup>。镍基合金的激光切

割质量预测及寻优研究对航空制造业具有现实意义。

陈宇翔等<sup>[4]</sup>采用正交法对镍基合金 GH3128 进行了工艺参数优化,研究结果对减小挂渣厚度具有指导意义,但未优化切缝宽度。于天驰等<sup>[5]</sup>利用交互作用正交表进行实验,准确找出了全面实验中

收稿日期: 2018-05-09; 修回日期: 2018-05-26; 录用日期: 2018-06-04

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAH24F04)

\* E-mail: 491208485@qq.com; \*\* E-mail: zhangyiyi@dmlu.edu.cn; \*\*\* E-mail: caoyan@dmlu.edu.cn

的最优方案。但这些优化方案都局限在固定的因素水平中,故研究者们通过人工神经网络对大范围的因素水平进行优化研究并预测激光切割质量。

赵晋平等<sup>[6]</sup>采用神经网络与遗传算法结合的方法,对 2A12 铝合金进行了最佳工艺参数预测并验证了其正确性。陈继民等<sup>[7]</sup>通过人工神经网络,成功指导了 CO<sub>2</sub> 激光的三维方位切割。郭华锋等<sup>[8]</sup>采用反向传播(BP)神经网络,对光纤激光切割切口的粗糙度进行了预测,最大相对误差为 2.4%。李建敏等<sup>[9]</sup>利用 MATLAB 软件构建了神经网络,预测了 0.9 mm 厚的 201 钢板的光纤激光切割质量,预测误差基本在 10% 以内。丁华等<sup>[10]</sup>通过 BP 神经网络,预测了激光微孔的表面粗糙度,预测误差在 6% 左右,最大误差不超过 8.08%。童桂等<sup>[11]</sup>提出了一种 BP 神经网络的激光切割质量控制模型,验证了通过神经网络建立切割工艺参数与切割粗糙度间的对应关系的可行性。Badkar 等<sup>[12]</sup>运用响应面法与人工神经网络建立了模型,分析了激光强化纯钛的工艺参数的影响,并预测了其耐热能力与抗拉强度。Chaki 等<sup>[13]</sup>运用模拟退火法与人工神经网络建立了模型,优化了激光氧气切割低碳钢的工艺参数,最佳模型预测得到热区误差为 3.15%,切缝误差为 2.81%,表面粗糙度误差为 2.27%。

表 1 GH3128 的化学成分(质量分数,%)

Table 1 Chemical compositions of GH3128 (mass fraction,%)

Composition	Ni	Cr	W	Mo	Al	Ti	Fe	B	Zr	Ce
Value	Bal.	19.0-22.0	7.5-9.0	7.5-9.0	0.4-0.8	0.4-0.8	1.0	0.005	0.04	0.05

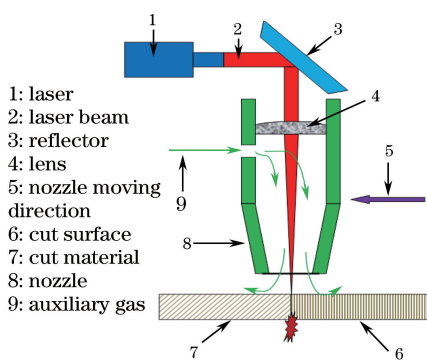


图 1 激光切割示意图

Fig. 1 Schematic of laser-cutting process

激光切割原理如图 1 所示<sup>[14]</sup>。激光切割将激光束聚焦成很小的光斑,在光束焦点处获得超过  $10^4 \text{ W/mm}^2$  的功率密度,所产生的能量足以使焦点处材料的热量大大超过被材料反射、传导或扩散而损耗的能量,照射点处材料的温度急剧上升,瞬间达到汽化温度,蒸发而形成孔洞<sup>[14]</sup>。激光切割以此作

国内外文献表明,使用人工神经网络或将其与其他方法结合均可以成功建立激光切割质量与工艺参数之间的模型,将工艺参数作为输入向量,通过该模型预测切口的表面粗糙度、切缝宽度、热影响区等激光切割质量,一般认为误差低于 10% 时对实际加工具有指导意义。本文以泵浦灯电流、激光脉宽、切割速度及离焦量作为工艺参数变量,以综合评价分数作为激光切割质量的判断标准,将含大量实验数据的工艺参数作为人工神经网络的输入向量,以切割质量作为输出向量,建立了 BP 神经网络模型。选择误差最小的隐层节点的 BP 神经网络作为预测模型,利用遗传算法在工艺参数变量范围内进行选择、交叉及变异操作,多次迭代寻找最优值。

## 2 实验

### 2.1 实验设备与材料

实验设备为武汉楚天工业激光设备有限公司生产的型号为 JHM-1GY-300B 的激光切割机,激光波长为  $1.06 \mu\text{m}$ ,激光额定平均功率为 300 W,激光脉冲频率为 1~200 Hz,激光脉冲宽度为 0.1~20 ms,聚焦镜焦距为 75 mm,光斑直径为 0.3~0.6 mm。辅助气体为氧气,实验材料为镍基合金 GH3128,规格为  $100 \text{ mm} \times 100 \text{ mm} \times 0.8 \text{ mm}$ ,主要成分见表 1。

为起点,根据被加工工件的形状要求令激光束与工件按一定运行轨迹进行相对运动,形成切缝。在激光切割过程中,加工系统还应设置辅助气体吹除装置,以便将切缝处产生的熔渣排除<sup>[14]</sup>。

### 2.2 实验数据

根据实践经验<sup>[4-5]</sup>,选取 4 个因素 5 个水平作为神经网络的输入向量,具体因素水平见表 2。

实验指标选取综合评价分数  $S_c$ ,其经验公式为

$$S_c = [(50 - S/20) + (60 - K/10)] \times l/L, \quad (1)$$

式中  $S$  为挂渣宽度; $K$  为切缝宽度; $l$  为切开长度; $L$  为样本长度,取 15 mm。实验样本的 1 号和 13 号未切开,用此数据定量分析挂渣宽度及切缝宽度是不合理的,因此选取综合评价分数为实验指标,即通过神经网络的输出向量对切割质量进行全面分析。由(1)式可知,当挂渣宽度为  $0 \mu\text{m}$ ,切缝宽度为  $100 \mu\text{m}$ , $l=L$  时,综合评分为最高分 100 分。

表2 因素水平  
Table 2 Factor levels

Symbol	Factor	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 0
A	Electric current /A	200	210	220	230	215
B	Pulse width /ms	0.8	1	1.2	1.4	1.1
C	Cutting speed /( $\text{mm} \cdot \text{min}^{-1}$ )	150	200	250	300	225
D	Defocusing amount /mm	-1	-0.5	0.5	1	0

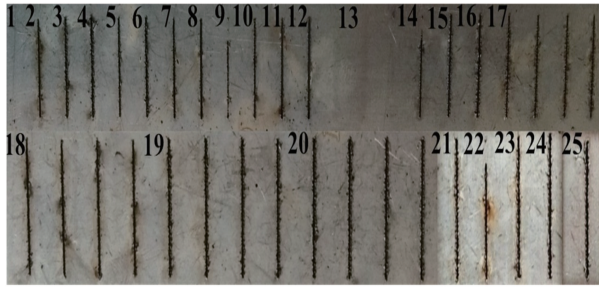


图2 实验宏观图  
Fig. 2 Experimental macrograph

图2所示为25条切割样本的拼接图,图片的光照程度不同导致色差,图片比例略有不同,但每个样本的长度均为15 mm。其中1号和13号完全未切开,9号、14号、22号部分切开,17号、18号、19号、20号样本均取样4次。使用金相显微镜观测样本,取切缝最大值与最小值的平均值作为切缝宽度,取切缝两侧挂渣最大与最小宽度值的平均值之和作为挂渣宽度,具体数据标记如图3所示。

将图3中的挂渣宽度 $S$ 及切缝宽度 $K$ 与图2所示的切开完整度 $l/L$ 代入(1)式得出综合评分,见表3。

表3 样本综合评分  
Table 3 Comprehensive scores of samples

No.	Level of ABCD	$S/\mu\text{m}$	$K/\mu\text{m}$	$l/L/\%$	$S_c$	No.	Level of ABCD	$S/\mu\text{m}$	$K/\mu\text{m}$	$l/L/\%$	$S_c$
1	1111	0	0	0	0	14	4231	170	171.5	84	70.85
2	1222	155	177.5	100	84.5	15	4324	272.5	193	100	77.08
3	1333	260	195	100	77.5	16	4413	417.5	209.5	100	68.18
4	1444	262.5	200	100	76.88	17	0000	242.4	148.875	100	82.99
5	2123	157.5	159.5	100	86.18	18	2222	169.9	178.625	100	83.64
6	2214	250	224	100	75.1	19	3333	213	183.375	100	81.01
7	2341	197.5	171.5	100	82.98	20	4444	310.5	204.75	100	74
8	2432	102.5	262	100	78.68	21	1000	207.5	162	100	83.43
9	3134	132.5	109.5	80	73.94	22	2111	190	161.5	81	68.32
10	3243	172.5	155	100	85.88	23	3222	220	128.5	100	86.15
11	3312	175	219	100	79.35	24	4333	165	183.5	100	83.4
12	3421	235	273.5	100	70.9	25	0444	247.5	195	100	78.13
13	4142	0	0	0	0						

表3中最高评分是5号实验86.18分,最低评分是1号和13号为0分,完全没切开。17~20号样本均取值4次,其对应的工艺参数为随机选择,旨在观察实验本身的误差程度。使用同一工艺参数连续进行4次切割时,这4个样本的切割质量也会存在差别,这种误差是由设备、实验条件、环境等因素导致的,是客观存在的误差。故在预测数据前应了解客观误差程度,以了解样本数据的可信性,为数据预测提供可信范围。样品的具体形貌如图4所示,具体数据见表4。

表4中误差是样本评分与平均值的差值除以样

本评分的百分比。误差为负代表样本评分低于均值,误差为正代表样本评分高于均值。由表4可知,最大误差是17号第一次切割样本的误差,为-6.26%;最小误差是20号第二次切割样本的误差,仅为-0.1%。17号样本的误差较大,在-6.26%~4.69%之间,误差范围达到10.95%;18号样本的误差在-2%~2.15%之间,误差范围为4.15%;19号样本的误差最小,在-0.48%~0.39%之间,误差范围为0.87%;20号样本的误差在-1.47%~0.84%之间,误差范围为2.31%。从17~20号重复样本可以看出,误差一般在2.15%以

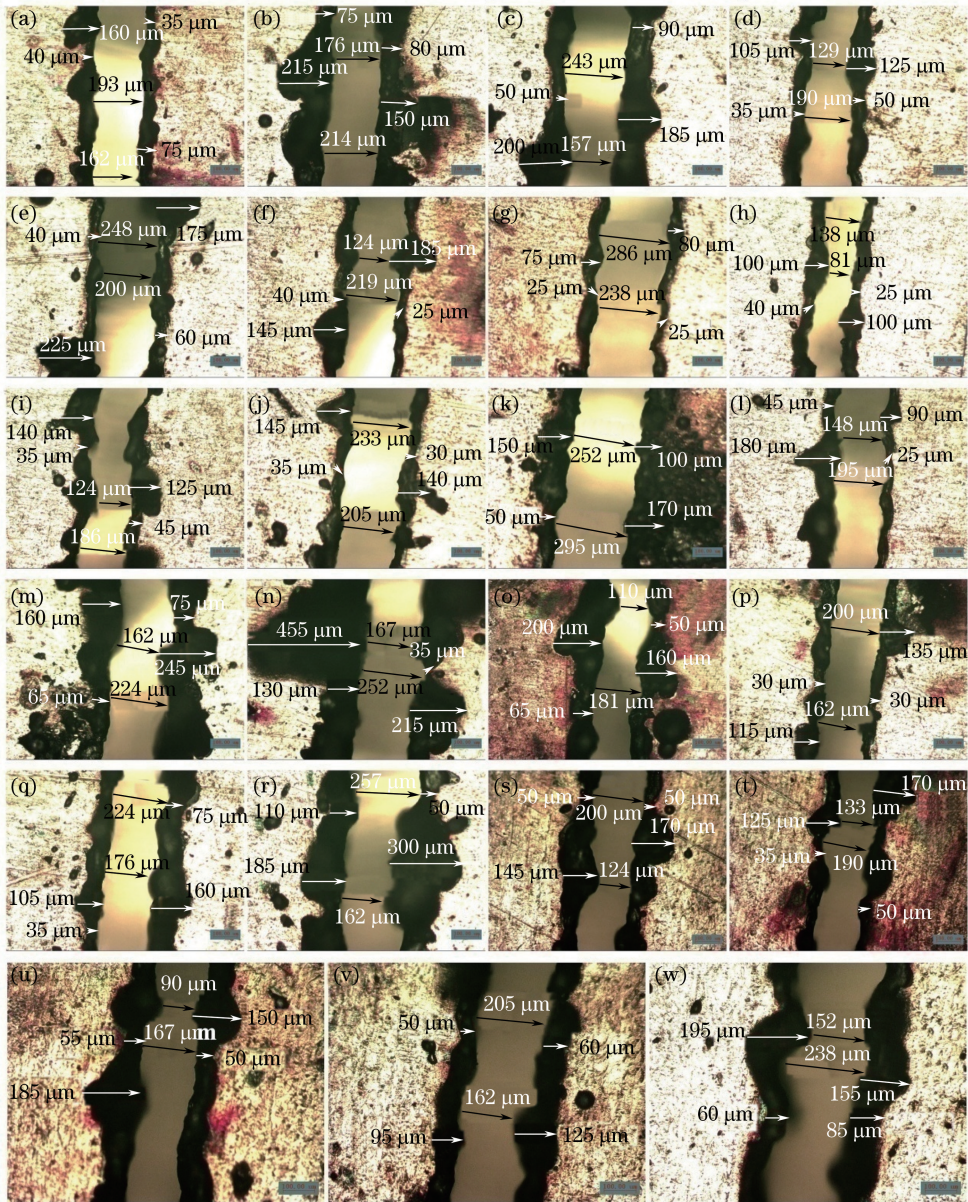


图3 样本金相数据的标记图。(a) 2号;(b) 3号;(c) 4号;(d) 5号;(e) 6号;(f) 7号;(g) 8号;(h) 9号;(i) 10号;(j) 11号;(k) 12号;(l) 14号;(m) 15号;(n) 16号;(o) 17号;(p) 18号;(q) 19号;(r) 20号;(s) 21号;(t) 22号;(u) 23号;(v) 24号;(w) 25号

Fig. 3 Mark graph of metallographic data of samples. (a) No. 2; (b) No. 3; (c) No. 4; (d) No. 5; (e) No. 6; (f) No. 7; (g) No. 8; (h) No. 9; (i) No. 10; (j) No. 11; (k) No. 12; (l) No. 14; (m) No. 15; (n) No. 16; (o) No. 17; (p) No. 18; (q) No. 19; (r) No. 20; (s) No. 21; (t) No. 22; (u) No. 23; (v) No. 24; (w) No. 25

下,最小为 $-0.1\%$ ,只有17号第一次切割和第三次切割样本的误差分别为 $-6.26\%$ 和 $4.69\%$ ,这说明实验中会有突变误差,但这种突变误差均小于 $10\%$ 。一般认为误差控制在 $10\%$ 以下时具有可信性,故这些实验样本即使存在突变误差也在合理范围内。误差是客观存在的,无法完全避免,故实验数据的预测误差在实际客观误差范围内就说明预测具有指导意义,即预测误差应控制在 $10.95\%$ 以内。

## 3 模型建立

### 3.1 神经网络

BP神经网络是一种多层前馈神经网络,学习过程由信号的正向传播与误差的BP两个过程组成。正向传播时,输入向量从输入层传入,经各隐层逐层处理后传向输出层,此过程中可以得出各层之间的权值。若输出层的实际输出与期望输出不符,则转



图 4 17~20 号样本的 4 次取样图。(a) 17 号 1 次样本;(b) 17 号 2 次样本;(c) 17 号 3 次样本;(d) 17 号 4 次样本;(e) 18 号 1 次样本;(f) 18 号 2 次样本;(g) 18 号 3 次样本;(h) 18 号 4 次样本;(i) 19 号 1 次样本;(j) 19 号 2 次样本;(k) 19 号 3 次样本;(l) 19 号 4 次样本;(m) 20 号 1 次样本;(n) 20 号 2 次样本;(o) 20 号 3 次样本;(p) 20 号 4 次样本

Fig. 4 Four-time sampling figures of samples from No. 17 to No. 20. (a) No. 17, first sampling; (b) No. 17, second sampling; (c) No. 17, third sampling; (d) No. 17, fourth sampling; (e) No. 18, first sampling; (f) No. 18, second sampling; (g) No. 18, third sampling; (h) No. 18, fourth sampling; (i) No. 19, first sampling; (j) No. 19, second c sampling; (k) No. 19, third sampling; (l) No. 19, fourth sampling; (m) No. 20, first sampling; (n) No. 20, second sampling; (o) No. 20, third sampling; (p) No. 20, fourth sampling

表 4 样本误差

Table 4 Sample errors

No.	Sample	$S / \mu\text{m}$	$K / \mu\text{m}$	$S_c$	Error / %	Average
17	1	328	155	78.1	-6.26	82.99
	2	211.5	162	83.225	0.28	
	3	192.5	133	87.075	4.69	
	4	237.5	145.5	83.575	0.69	
18	1	179	181	82.95	-0.83	83.64
	2	188	186	82	-2	
	3	157.5	166.5	85.475	2.15	
	4	155	181	84.15	0.61	
19	1	221.5	176	81.325	0.39	81.01
	2	221.5	176.5	81.275	0.33	
	3	221.5	181	80.825	-0.23	
	4	187.5	200	80.625	-0.48	
20	1	326.5	190.5	74.625	0.84	74
	2	283.5	219	73.925	-0.1	
	3	322.5	209.5	72.925	-1.47	
	4	309.5	200	74.525	0.7	

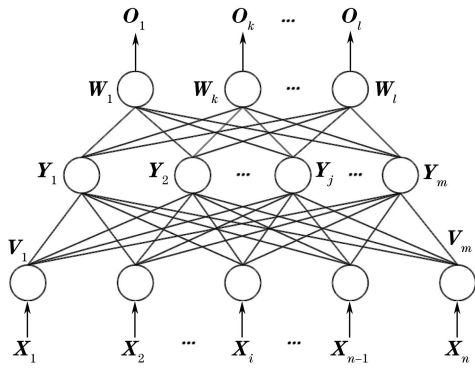


图5 三层BP网络

Fig. 5 Three-layer BP network

入误差的BP阶段。误差反传将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传,并将误差分摊给各层的所有单元,各层之间的权值被优化,此过程周而复始进行,直至网络输出的误差减小到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止<sup>[15]</sup>。三层BP网络如图5所示。

样本的工艺参数为输入向量矩阵  $\mathbf{X}(\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_i, \dots, \mathbf{X}_n)$ , 其中  $\mathbf{X}_i (i=1, 2, \dots, n)$  为各输入向量。隐层输出向量矩阵为  $\mathbf{Y}(\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_j, \dots, \mathbf{Y}_m)$ , 其中

表5 隐层节点误差

Table 5 Hidden layer node errors

Number of nodes	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Error	31.89	15.62	19.95	16.53	18.86	17.66	25.12	19.47	11.26	37.33	57.09

由表5中测试样本的误差可知,隐层节点个数为10时误差最小。故选取4个输入向量、10个隐层节点、1个输出向量代入Matlab软件的神经网络工具箱中,使用newff函数创建BP神经网络作为预测模型,该网络的隐含层节点转移函数选用logsig函数,输出层节点转移函数选用purelin函数,权值训练函数选用trainlm函数,该trainlm函数采用Levenberg-Marquardt优化算法。使用该预

$\mathbf{Y}_j (j=1, 2, \dots, m)$  为各隐层输出向量。样本的综合评分为输出向量  $\mathbf{O}(\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2, \dots, \mathbf{O}_k, \dots, \mathbf{O}_l)$ , 其中  $\mathbf{O}_k (k=1, 2, \dots, l)$  为各输出向量。输入层到隐层之间的权值矩阵为  $\mathbf{V}(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_j, \dots, \mathbf{V}_m)$ , 其中  $\mathbf{V}_j (j=1, 2, \dots, m)$  为隐层第  $j$  个神经元对应的权向量。隐层到输出层之间的权值矩阵为  $\mathbf{W}(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_k, \dots, \mathbf{W}_l)$ , 其中  $\mathbf{W}_k (k=1, 2, \dots, l)$  为输出层第  $k$  个神经元对应的权向量。各层信号之间的数学关系<sup>[15]</sup>如下。

对于隐层,有

$$\mathbf{Y}_j = f\left(\sum_{i=1}^n \mathbf{V}_{ij} \mathbf{X}_i\right), j=1, 2, \dots, m, \quad (2)$$

式中单极性Sigmoid函数  $f(x) = 1/[1 + \exp(-x)]$ , 即任意一个隐层输出  $\mathbf{Y}_j$  是所有输入向量  $\mathbf{X}_i$  与权值  $\mathbf{V}_{ij}$  乘积之和。

对于输出层,有

$$\mathbf{O}_k = f\left(\sum_{j=1}^m \mathbf{W}_{jk} \mathbf{Y}_j\right), k=1, 2, \dots, l, \quad (3)$$

即任意一个输出向量  $\mathbf{O}_k$  是所有隐层输出向量  $\mathbf{Y}_j$  与权值  $\mathbf{W}_{jk}$  乘积之和。

隐层节点的选取对BP神经网络的预测精度有较大影响,采用试凑法得到的误差见表5。

测模型对表3中前19个样本和第22号样本进行训练函数拟合。当收敛31步时,均方差为  $8.94 \times 10^{-6}$ , 小于设定误差 ( $1 \times 10^{-5}$ ) 而停止训练;拟合情况很好,回归系数  $R=0.99999$ 。将22号样本与前19个样本作为训练样本,将20号、21号、23号、24号及25号样本作为测试样本。22号样本是未完全切开样本,将其作为训练样本可提高函数的拟合精度,减小预测误差。测试样本的预测结果如图6所示。

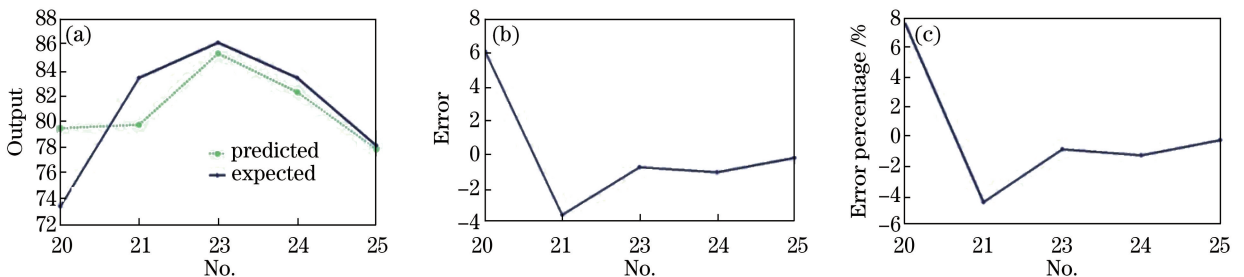


图6 BP神经网络的预测结果。(a)预测值与期望值对比;(b)误差;(c)误差百分比

Fig. 6 Results predicted by BP neural network. (a) Comparison between predicted value and expected value; (b) error; (c) percentage of error

图 6 中预测输出为 BP 神经网络的预测值,期望输出为实际测量值。20 号样本的预测误差最大,为 6.09,误差百分比为 7.66%,小于既定的误差范围(10.95%)。25 号样本的预测误差最小,为 -0.25,误差百分比为 -0.32%。

### 3.2 遗传算法

遗传算法优化的神经网络模型主要分为神经网络训练拟合和遗传算法极值寻优,算法流程如图 7 所示<sup>[16-19]</sup>。采用创建的 BP 神经网络预测激光切割的综合评分,以作为遗传算法的适应度值,工艺参数

的变量范围为电流 200~230 A,脉宽 0.8~1.4 ms,切速 150~300 mm/min,离焦量 -1~1 mm。遗传算法种群为 50,即在 这些变量范围内随机选取 50 个作为最初寻优群体,此为遗传算法选择操作。通过概率为 0.4 的交叉操作和概率为 0.2 的变异操作寻找种群范围内的最优适应度值及对应的变量值,迭代进化次数为 100,如图 8 所示。

由图 8 可知,最佳适应度值为 98.41,对应变量为 [239 1.29 280 -0.83],即最佳工艺参数为电流 239 A,脉宽 1.29 ms,切速 280 mm/min,离焦量 -0.83 mm。

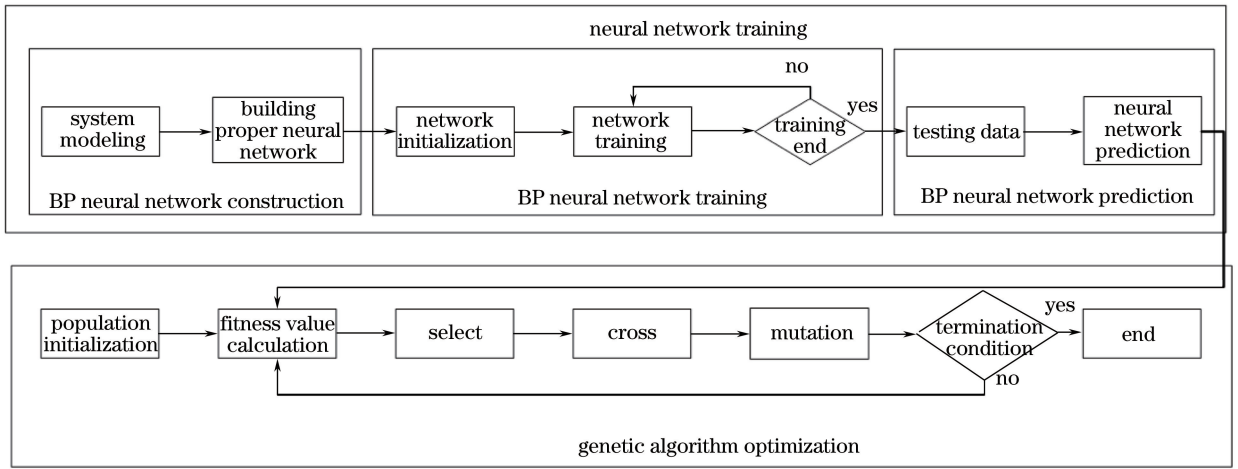


图 7 算法流程

Fig. 7 Flow chart of algorithm

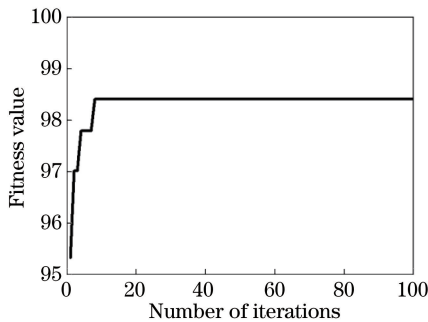


图 8 适应度曲线

Fig. 8 Fitness value curve

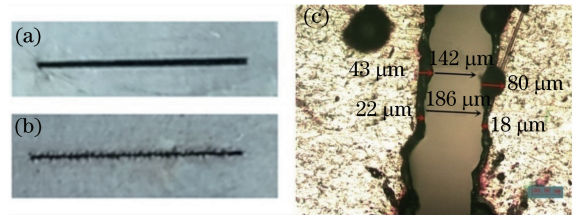


图 9 验证实验图。(a)正面宏观图;(b)背面宏观图;(c)金相微观图

Fig. 9 Experimental diagram for test. (a) Positive macrograph; (b) back macrograph; (c) metallographic micrograph

## 4 验证实验

采用遗传算法优化后的最佳工艺参数进行激光切割,样本宏观图与微观图如图 9 所示。

由图 9 所示的金相微观图数据,计算得出综合评分为 89.53,大于表 3 中的最大综合评分(86.18);预测误差较大为 8.88,误差百分比为 9.03%,小于既定误差范围(10.95%),故基于遗传算法优化的 BP 神经网络对镍基合金的激光切割质量寻优具有指导意义。

## 5 结论

基于 BP 神经网络,对激光切割的镍基合金样本进行了训练函数拟合,以综合评分作为遗传算法的适应度值,对样本进行交叉、变异和迭代等操作,得到了最优适应度值及对应的工艺参数,并使用该工艺参数进行了验证实验,具体结论如下。

1) BP 人工神经网络预测镍基合金的激光切割综合评分具有指导意义,其最大误差为 7.66%,最小

误差为 $-0.32\%$ 。

2) 基于遗传算法优化的神经网络对镍基合金的激光切割质量寻优具有指导意义,最优工艺参数为电流 239 A,脉宽 1.29 ms,切速 280 mm/min,离焦量 $-0.83$  mm。在此工艺参数下切割样本的挂渣平均宽度为 81.5  $\mu\text{m}$ ,切缝平均宽度为 164  $\mu\text{m}$ 。

3) 基于遗传算法优化的神经网络预测的最优值为 98.41,实际值为 89.53,误差为 8.88,误差百分比为 9.03%,误差较大但控制在 10%以内,误差可以通过增大样本数进一步减小。

### 参 考 文 献

- [1] Feng W Q, Zhang Y F, Tao W, *et al.* Dissimilar metals combination of superalloy/stainless steel in T-shape by laser penetration welding[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(10): 1003003.  
冯威琦, 张云丰, 陶汪, 等. 高温合金/不锈钢异种材料 T 型接头激光穿透焊工艺研究[J]. 中国激光, 2012, 39(10): 1003003.
- [2] Luo D, Lu Y Y, Guo X X, *et al.* Laser repairing process of V-groove in single-crystal superalloy[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(5): 0503001.  
罗登, 路媛媛, 郭溪溪, 等. 单晶高温合金 V 槽的激光修复工艺研究[J]. 中国激光, 2016, 43(5): 0503001.
- [3] Ming X L, Chen J, Tan H, *et al.* Research on persistent fracture mechanism of laser forming repaired GH4169 superalloy[J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(4): 0403005.  
明宪良, 陈静, 谭华, 等. 激光修复 GH4169 高温合金的持久断裂机制研究[J]. 中国激光, 2015, 42(4): 0403005.
- [4] Chen Y X, Gao L. Analysis of processing parameters for laser cutting high-temperature alloy steel by orthogonal method[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 111403.  
陈宇翔, 高亮. 正交法分析激光切割高温合金钢工艺参数[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111403.
- [5] Yu T C, Chen Y X, Yue X, *et al.* Parameters of laser cutting Ni-based alloy steel with factors interaction[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(2): 021413.  
于天驰, 陈宇翔, 岳鑫, 等. 交互作用优化激光切割镍基合金工艺参数[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(2): 021413.
- [6] Zhao J P, Peng Y H, Nan Y B, *et al.* Analysis and prediction of 2Al2 aluminum alloy cutting process parameter[J]. Journal of Shaanxi University of Technology (Natural Science Edition), 2017, 33(2): 28-33.  
赵晋平, 彭玉海, 南永博, 等. 2Al2 铝合金切割工艺参数分析与预测[J]. 陕西理工学院学报(自然科学版), 2017, 33(2): 28-33.
- [7] Chen J M, Zuo T C. Analysis of artificial neural network on 3D orientation CO<sub>2</sub> laser cutting[J]. Chinese Journal of Lasers, 2004, 31(2): 245-248.  
陈继民, 左铁钊. CO<sub>2</sub> 激光三维方位切割的人工神经网络分析[J]. 中国激光, 2004, 31(2): 245-248.
- [8] Guo H F, Li J L, Sun T. Roughness prediction of kerf cut with fiber laser based on BP artificial neural networks[J]. Laser Technology, 2014, 38(6): 798-803.  
郭华锋, 李菊丽, 孙涛. 基于 BP 神经网络的光纤激光切割切口粗糙度预测[J]. 激光技术, 2014, 38(6): 798-803.
- [9] Li J M, Li G Z, Wang C M, *et al.* Design of quality prediction system of laser cutting based on MATLAB neural network[J]. Applied Laser, 2014, 34(2): 122-125.  
李建敏, 李国柱, 王春明, 等. 基于 MATLAB 神经网络激光切割质量预测系统设计[J]. 应用激光, 2014, 34(2): 122-125.
- [10] Ding H, Li Y W, Yuan D Q. Roughness prediction of laser drilling pore surface based on back-propagation artificial neural networks[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(1): 011407.  
丁华, 李炎蔚, 袁冬青. 反向传播神经网络预测激光微孔表面粗糙度[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 011407.
- [11] Tong G, Xu H, Yu H Q. Control model of laser cutting quality based on simulated annealing and BP neural network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2012(6): 85-87.  
童桂, 徐宏, 郁汉琪. 基于模拟退火的 BP 神经网络激光切割质量控制模型[J]. 机械设计与制造, 2012(6): 85-87.
- [12] Badkar D S, Pandey K S, Buvanashkaran G. Development of RSM-and ANN-based models to predict and analyze the effects of process parameters of laser-hardened commercially pure titanium on heat input and tensile strength[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 65: 1319-1338.
- [13] Chaki S, Ghosal S. Application of an optimized SA-



- ANN hybrid model for parametric modeling and optimization of LASOX cutting of mild steel[J]. *Production Engineering*, 2011, 5(3): 251-262.
- [14] Cao F G. Laser beam machining[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2015: 67.  
曹凤国. 激光加工[M]. 北京: 化学工业出版社, 2015: 67.
- [15] Han L Q, Shi Y. Artificial neural network theory and application[M]. Beijing: China Machine Press, 2016: 51-52.  
韩力群, 施彦. 人工神经网络理论及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016: 51-52.
- [16] Wang X C, Shi F, Yu L, *et al.* Matlab neural networks 43 cases analysis [M]. Beijing: Beihang University Press, 2013: 36-38.  
王小川, 史峰, 郁磊, 等. Matlab 神经网络 43 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013: 36-38.
- [17] Yu S G, Zhang L, Xie W L, *et al.* Fast and high-resolution spectrum analysis of optical frequency domain reflectometry based on genetic algorithm and Zoom FFT [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(4): 0406003.  
郁胜过, 张玲, 谢玮霖, 等. 基于遗传算法与 Zoom FFT 的光频域反射仪快速高精度频谱分析 [J]. *光学学报*, 2017, 37(4): 0406003.
- [18] Zhou X Y, Zhang C, Kuang S Q, *et al.* Analysis of optical thin film structure based on quantum-inspired genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(12): 1203002.  
周祥燕, 张超, 匡尚奇, 等. 基于量子衍生遗传算法的光学薄膜结构分析 [J]. *中国激光*, 2017, 44(12): 1203002.
- [19] Gao H, Xue L Y. Back propagation neural network based on improved genetic algorithm fitting LED spectral model [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 072302.  
高航, 薛凌云. 基于改进遗传算法的反向传播神经网络拟合 LED 光谱模型 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 072302.