

基于 Elman 神经网络的不锈钢微秒激光着色预测

张龙达, 李好发, 安丰硕, 王志文*, 郑宏宇

山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255000

摘要 初步探讨了微秒激光辐射不锈钢表面的着色机理,在激光焦距及填充间距一定的条件下,研究了激光扫描速度、加工次数及激光重复频率对 304 不锈钢着色效果的影响,并在此基础上通过建立三个并联的 Elman 神经网络,研究了激光扫描速度及激光加工次数与着色块色度(H)、饱和度(S)、亮度(B)之间的非线性关系。使用该神经网络在给定的激光参数下进行 HSB 值预测,预测曲线与真实值曲线吻合良好,其中色度的测试平均相对误差为 4.04%,饱和度的测试平均相对误差为 13.33%,亮度的测试平均相对误差为 4.05%。所建立的神经网络模型具有良好的预测精度,实际加工图案颜色与预测颜色具有较高的一致性。

关键词 激光技术; 激光; 着色预测; Elman 神经网络; 304 不锈钢

中图分类号 TN249

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202249.0802010

1 引言

金属表面处理是通过对金属表面进行打磨、化学处理及喷涂等操作,来改善金属表面性能。其中,金属表面着色技术在生活中的各个领域得到了广泛应用。在金属表面进行着色加工,一方面可以起到较好的美化装饰作用,另一方面也有效提高了金属表面的物理化学性能。

虽然喷漆、阳极氧化、电解及镀覆等传统着色工艺均较为成熟,但仍然存在诸多不足,如产生毒害物质、污染环境及加工设备复杂、自动化程度低等。这些都在一定程度上阻碍了着色技术的进一步发展。激光金属着色技术在不需要任何涂料的条件下,仅采用激光束辐射待加工表面,便可以在不锈钢、铜、铝、钛等多种金属表面加工出各种颜色,具有无污染、操作简单、自动化程度高等优点,在金属着色领域中有着广阔的发展前景。

研究表明,激光在金属表面的着色机理与氧化物自身的颜色^[1]、氧化层产生的薄膜干涉效应^[2-4]以及激光诱导表面周期性结构^[5-6]有关。由于现有单一理论无法完美解释其表面着色机理,无法建立不同的激光加工参数与着色效果之间的定量关系,因

此激光着色加工的重复性不高,这阻碍了激光着色技术的推广。

近年来,随着人工智能的不断发展,神经网络得到了广泛的应用。Li 等^[7]基于人工神经网络模型实现了室内温度预测。Yang 等^[8]利用神经网络技术预测了超声电机寿命。郭亮等^[9]在激光加工参数与颜色色度(H)、饱和度(S)、亮度(B)之间建立了一个单隐含层的反向传播(BP)神经网络,并对纳秒激光着色效果进行了较好的预测。

典型的神经网络包括 Elman 神经网络和 BP 神经网络等。BP 神经网络是一种前馈型神经网络,Elman 神经网络是一种典型的动态递归神经网络。其中,Elman 神经网络具有更好的全局稳定性以及更强的计算能力。神经网络技术可以用来建立激光加工参数与金属颜色 HSB 之间的关系。

现阶段不锈钢激光着色的研究主要集中在纳秒、皮秒及飞秒激光领域。Zheng 等^[10]研究了不锈钢纳秒激光着色工艺。陈宇翔等^[11]基于纳秒激光研究了表面微结构对激光着色机理的影响。吴勇华等^[12]采用皮秒激光在不锈钢表面诱导出了多种颜色,研究了多种激光加工工艺参数对着色效果的影响。Ahsan 等^[13]使用飞秒激光制作表面微纳结构,

收稿日期: 2021-08-18; 修回日期: 2021-09-14; 录用日期: 2021-10-09

基金项目: 淄博市校城融合项目(2019ZBXC087, 2019ZBXC168)

通信作者: *wangzhiwen@sdu.edu.cn

使不锈钢表面呈现一定颜色。相比之下,使用微秒激光对不锈钢表面进行着色的研究较为欠缺。关于不锈钢着色机理的研究,主要包含表面微结构着色、薄膜干涉效应着色及氧化物自身的颜色着色。微秒激光的峰值功率密度相对较低、热效应明显,导致不锈钢表面仅被氧化,出现无规律表面微结构。本文基于微结构着色、薄膜干涉着色及氧化物本身颜色的着色探讨了不锈钢微秒激光着色机理,并基于 Elman 神经网络出色的预测性能,依据实验数据建立了 Elman 神经网络预测模型,确定了微秒激光加工参数与颜色 HSB 值之间的数学模型。预测结果与测试结果的对比说明该模型对颜色预测具有较高的准确性。

2 材料及方法

本文采用紫外微秒激光器,其基本组成如图 1 所示,包括激光器本体、水冷系统、控制系统、扫描振镜、 $f-\theta$ 镜及位移台。平均功率为 5 W,脉宽为 5 μs ,扫描填充间距固定为 0.01 mm,焦距为 30.3 cm,材料为 304 不锈钢,尺寸为 40 mm \times 40 mm \times 1 mm。采用无水乙醇、去离子水超声清洗的方式对样品进行预处理。

本文使用微秒激光器,在控制脉宽、扫描填充间距及焦距不变的情况下,通过线性改变激光加工频率(20~130 kHz)、扫描速度(150~700 mm/s)及激光加工次数(1~12),对 304 不锈钢板进行着色加工。在完成着色加工后,测取每一个色块的 HSB 值,并将其与对应的加工参数一起作为训练数据导入到建好的神经网络模型中。通过不断优化训练参数,在给定的激光加工参数下实现不锈钢着色色块 HSB 值的预测。

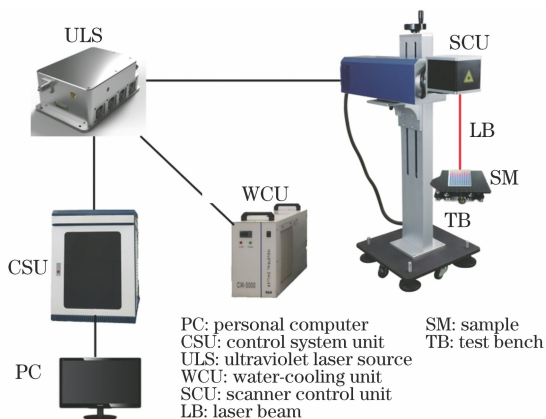


图 1 激光加工系统示意图

Fig. 1 Schematic of laser processing system

3 基本原理

3.1 着色原理

激光在金属表面的着色机理主要分为三个方面,即表面微结构着色^[5-6]、表面氧化物固有颜色着色^[1]及氧化薄膜干涉着色^[2-4]。本文基于这三个着色机理,对微秒激光诱导不锈钢表面着色的机理进行探讨。

采用扫描电子显微镜对微秒激光加工的 304 不锈钢着色色块进行观察,其中黄色、橙红色及蓝色色块图像如图 2(a)~(c)所示。可以看出,微秒激光加工后的黄色及橙红色不锈钢表面没有产生明显的表面周期性结构。同时,从图 2(c)可以看出,蓝色色块表面相对黄色及橙红色表面更加粗糙,产生了较多无规律的凹坑缺陷。采用扫描电子显微镜对其非缺陷区域进行更大倍数的扫描,图像如图 2(d)所示,可见其非缺陷区域表面也没有出现明显的表面周期性结构,因此本文认为,表面微结构并不是微秒激光辐射后不锈钢表面着色的主要原因。实验所使用的 304 不锈钢的化学成分如表 1 所示,使用 X 射线能谱分析仪测出激光加工后的黄色、橙红色及蓝色色块不锈钢的化学成分,具体如表 2 所示。对比表 1 及表 2 可以看出,经微秒激光辐射后,304 不锈钢表面的氧元素含量大幅增加,这表明 304 不锈钢表面在经过微秒激光辐射后生成了一层覆盖在金属表面的氧化物。薄膜干涉效应会带来颜色的变化^[14]。氧化物带来的薄膜干涉效应是本文不锈钢着色的机理之一。但由于不锈钢成分复杂,氧化物也不是单一成分,其折射率难以获取,根据氧化物厚度测得的氧化物折射率也不是某一个氧化物的折射率,因此难以精确计算由薄膜干涉效应导致的不锈钢表面的颜色变化。

不锈钢成分中包含铁、铬等,其与氧形成的氧化物的颜色会随化合物中氧含量的变化而变化,进而影响不锈钢色块的最终着色效果。当加工参数变化时,薄膜厚度及氧化物成分也会发生相应变化,这种变化是非线性的,因此很难定量地分析出微秒激光加工参数与加工后不锈钢表面氧化物成分及薄膜厚度之间的关系,进而难以得出微秒激光加工参数与金属表面着色效果的关系。

由以上分析可知,表面氧化物固有颜色着色及氧化薄膜干涉着色是微秒激光辐照不锈钢着色的主要机理,但均难以精确量化。激光加工参数包含激光波长、脉宽、频率、激光功率密度、扫描速度、扫描

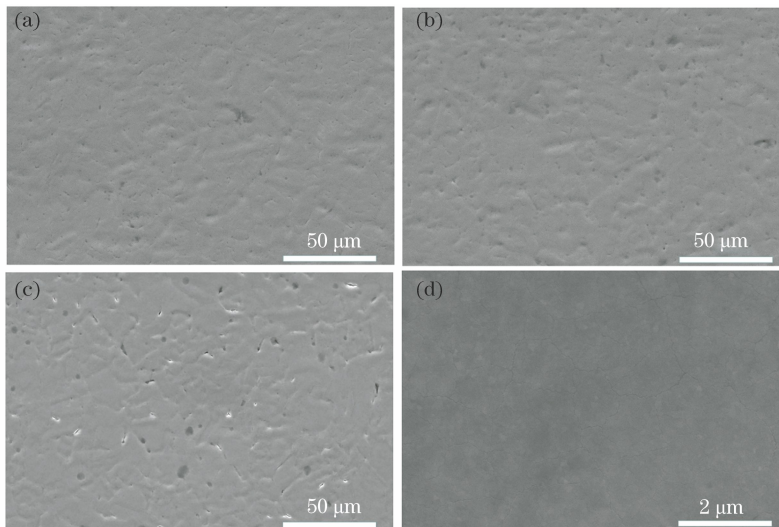


图 2 着色色块的微观表面结构。(a) 黄色色块; (b) 橙红色色块; (c) 蓝色色块; (d) 蓝色色块表面的放大
Fig. 2 Microscopic surface structures of color patch. (a) Yellow patch; (b) orange-red patch; (c) blue patch;
(d) amplified blue patch surface

表 1 304 不锈钢表面的化学成分

Table 1 Surface chemical compositions of 304 stainless steel

Element	Fe	Cr	Ni	C	Mn	O	Si
Mass fraction / %	68.31	18.81	6.99	4.02	0.89	0.66	0.32

表 2 激光处理后 304 不锈钢表面的化学成分(质量分数, %)

Table 2 Surface chemical compositions of 304 stainless steel after laser irradiation(mass fraction, %)

Element	Fe	Cr	Ni	O	C	Mn	Si
Yellow	66.41	18.21	7.29	4.52	2.29	1.07	0.21
Orange-red	65.79	17.55	7.14	5.89	2.62	0.88	0.12
Blue	64.37	16.62	7.83	7.61	2.60	0.74	0.23

填充间距(图形填充间距)、加工次数等。在微秒激光着色过程中,激光参数变化对着色效果均有一定影响,如果考虑全部影响因素及控制变量,微秒激光着色效果的预测是困难的。对于一台激光器,激光波长、脉宽一般为定值。通过本文的实验研究及分析可知,仅改变激光频率、激光加工次数及激光扫描速度,激光着色机理就已十分复杂,其涉及薄膜干涉、氧化物本身颜色的影响,且难以定量分析。若考虑全部激光加工参数,则着色机理将更加难以定量分析。

本文建立了 Elman 神经网络预测模型,在控制脉宽、扫描填充间距及焦距等参量不变的情况下,研究了激光加工参数与着色色块 HSB 值之间的非线性关系。文中的三个加工参数已足以说明所提模型的可行性,因此不再过多研究其他激光加工参数。

3.2 Elman 神经网络

Elman 神经网络是一种典型的具有内部反馈

回路的动态神经网络,其在原有的前馈型神经网络(BP 神经网络)结构的基础上,增加承接层以记录前一时刻隐藏层的输出,并作用下一时刻隐藏层的输入,进而实现神经网络自身的记忆功能,具有处理动态变化数据的能力,计算能力比 BP 神经网络更强。其基本结构如图 3 所示,其中 r 表示输入层节点个数(输入量特征数目)。Elman 神经网络一般由四层组成,即输入层、隐含层、承接层及输出层^[15],其表达式分别为

$$e_n(t) = \sum [\omega_1(t)u(t) + \omega_2(t)x_n(t-1)], \quad (1)$$

$$x_n(t) = f[e_n(t)], \quad (2)$$

$$e_m(t) = \sum [\omega_3(t)x_n(t)], \quad (3)$$

$$y(t) = g[e_m(t)], \quad (4)$$

式中: $u(t)$ 代表输入量; $y(t)$ 代表输出量; t 表示时刻; $\omega_1(t)$ 、 $\omega_2(t)$ 及 $\omega_3(t)$ 表示对应环节的权值; $e_n(t)$ 表示 t 时刻隐藏层的输入量; $x_n(t)$ 表示 t 时

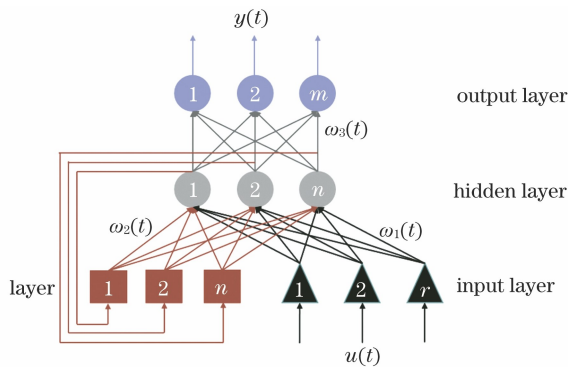


图 3 Elman 神经网络结构

Fig. 3 Elman neural network structure

刻隐藏层的输出量; $e_m(t)$ 表示 t 时刻输出层的输入量; 下标 n 及 m 分别表示隐藏层及输出层的节点个数; $f(\cdot)$ 及 $g(\cdot)$ 分别表示隐藏层及输出层的传递函数。

4 实验结果及神经网络构建

4.1 激光频率及加工次数对激光着色效果的影响

使用紫外线微秒激光器, 控制焦距为 30.3 cm, 激光脉宽为 $5 \mu\text{s}$, 扫描速度为 1050 mm/s, 填充间距为 0.01 mm, 通过线性调节激光频率 (20 ~ 130 kHz) 及激光加工次数 (1 ~ 12), 对第一块 304 不锈钢板进行着色加工, 其加工效果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, 随着激光加工次数的增加, 被加工色块的颜色依次转变为浅黄色、橙色、紫红色、紫色及棕黑色; 当加工次数为 1 时, 304 不锈钢表面基本观察不到激光着色痕迹, 这说明此时色块单位面积上激光的能量密度很低, 诱导产生的氧化层较浅。同时可以发现, 激光频率的改变对色块的着色效果影响较小。

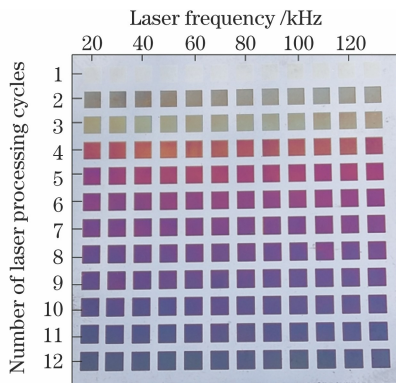


图 4 激光频率和加工次数对激光着色效果的影响

Fig. 4 Influences of laser frequency and number of laser processing cycles on laser coloring effect

4.2 激光频率及扫描速度对激光着色效果的影响

控制焦距为 30.3 cm, 激光脉宽为 $5 \mu\text{s}$, 填充间

距为 0.01 mm, 激光加工次数为 2, 通过线性调节激光频率 (20 ~ 130 kHz) 及扫描速度 (150 ~ 700 mm/s), 对第二块 304 不锈钢板进行着色加工, 其加工效果如图 5 所示。

从图 5 可以看出, 随着激光扫描速度的增加, 被加工色块的颜色依次转变为棕黑色、蓝色、紫色、紫红色、橙色及浅黄色; 同时, 观察每行色块的颜色变化, 可以发现, 激光频率的改变对色块的着色效果影响并不明显。

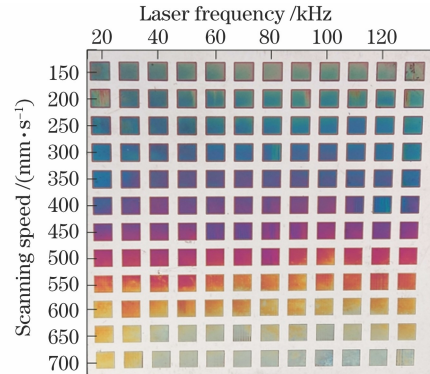


图 5 激光频率和扫描速度对激光着色效果的影响

Fig. 5 Influences of laser frequency and scanning speed on laser coloring effect

4.3 激光加工次数及扫描速度对激光着色效果的影响

控制激光频率为 70 kHz, 焦距为 30.3 cm, 激光脉宽为 $5 \mu\text{s}$, 扫描填充间距为 0.01 mm, 线性调节激光加工次数 (1 ~ 12) 及扫描速度 (150 ~ 700 mm/s), 对第三块 304 不锈钢板进行激光着色加工, 其着色效果如图 6 所示。

从图 6 可以看出, 激光着色区域位于钢板右上区域, 此时激光着色效果随着扫描速度及加工次数的变化均产生了明显变化; 同时, 可以看到, 在 304 不锈钢板的左下方, 色块颜色基本为棕黑色, 这是由于该处单

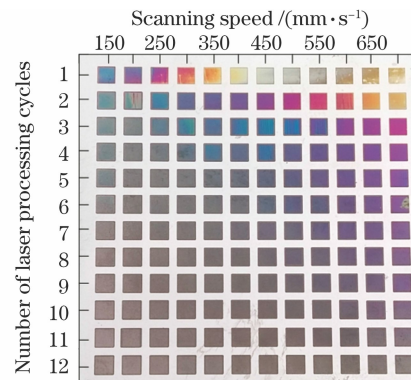


图 6 激光加工次数和扫描速度对激光着色效果的影响

Fig. 6 Influences of number of laser processing cycles and scanning speed on laser coloring effect

位面积上的激光能量过大,诱导产生的氧化层过厚。

4.4 Elman 神经网络的构建

根据图 4、5、6 可以观察到,在焦距、脉宽、扫描填充间距一定的条件下,不锈钢激光着色效果主要与激光加工次数及扫描速度有关,而激光脉冲频率对着色效果的影响并不明显。因此,在构建神经网络时,本文并没有选用激光频率作为输入变量,而是选用了激光着色效果有明显影响的加工参数即激光加工次数及激光扫描速度作为输入变量。为了进一步明确激光加工次数及扫描速度与激光着色效果之间的定量关系,建立 Elman 神经网络对激光着色效果进行预测。单一的 Elman 神经网络的灵活度较差,难以权衡各个指标要求以实现稳定的预测精度,因此本文经过大量训练,选择了合适的神经网络层数。从整个预测模型看,本文选择的颜色预测指标为色度、饱和度及亮度三个指标。为了使本文建立的神经网络具有更好的灵活性,建立了三个并联的神经网络以分别实现对 H、S 及 B 值的预测。通过建立三个并联的神经网络,我们能够根据每个网络的实际预测情况,分别设定各个神经网络的训练参数及网络结构,从而在给定参数下实现色块 HSB 值的更好预测。具体的数据处理过程如图 7 所示,其中 net_H, net_S 及 net_B 神经网络分别用于对 H、S 及 B 的预测。

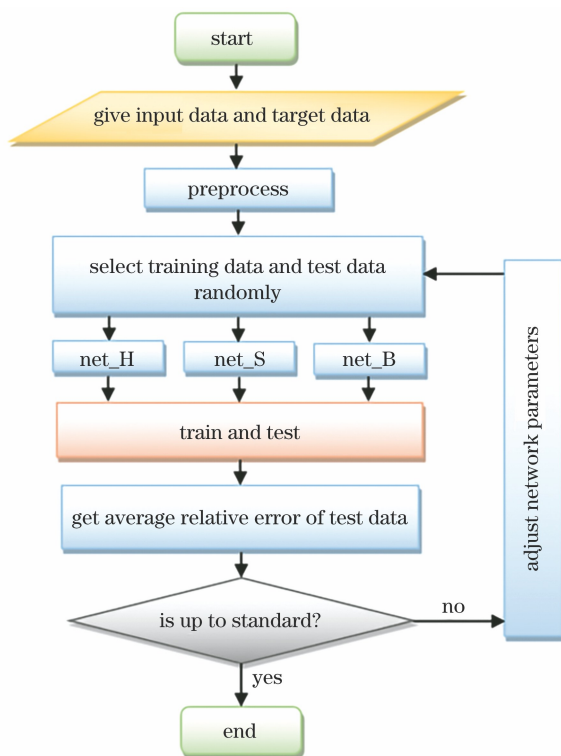


图 7 数据处理流程

Fig. 7 Flow chart of data processing

受到设备稳定性的限制,加工出的样品色块的均匀性有时会较差,这些均匀性较差的色块是存在严重加工缺陷的样品色块,需要人为剔除。另外,当加工次数过多或扫描速度过慢时,激光会对样品造成过度烧蚀,颜色呈现棕黑色或黑色,这些色块也需要剔除。本文选择不存在严重加工缺陷、未过度烧蚀的色块,以保证输入数据的质量并减少干扰量的输入,从而使神经网络能够更好地收敛。

选取第三块 304 不锈钢样板进行观察,分别测取各个色块的 HSB 值。选取其中正常着色的 104 组色块的 HSB 值,并将其与对应的激光加工次数及扫描速度作为训练数据,其中激光加工次数及扫描速度作为训练输入数据,色块的 H、S 及 B 值作为训练目标数据。随机选择 15 组新的色块作为测试数据以检验训练完的神经网络是否具有足够的预测精度。

本文所建立的模型涉及的输入变量仅包括加工次数及扫描速度,对数据量的要求并不是很高,104 组数据已经足够。本文根据网络的实际训练效果,经过大量的训练及调整,设定了合适的隐藏层神经元数量。较多的神经元数量有助于输入数据特征的提取,便于神经网络更好地学习,但同时也有可能导神经网络过度拟合的预防,并在此基础之上保证预测结果满足预测精度的要求。

通过多次测试及调整,最终确定三个 Elman 神经网络的具体结构如图 8 所示,其隐含层激励函数均采用 tansig 函数,输出层线性传输函数均为 purelin 函数,网络训练函数均为 trainlm 函数,学习函数均为 learnngdm 函数。net_H 神经网络含有三个隐含层及承接层,一个输入层及一个输出层;输入层输入向量维数为 2 代表输入数据为激光加工次数及扫描速度,输出层输出向量维数为 1 表示色块的 H 值,经优化得出三个隐含层的神经元个数分别为 40、10 与 5。net_S 及 net_B 神经网络均含有两个隐含层及承接层,一个输入层及一个输出层,优化后两个隐含层的神经元个数分别为 30 与 5。本文选择均方差(Mean square error, MSE)函数作为损失函数,使用 MATLAB 软件定量评价预测精度指标。在大量的训练测试后,可分别确定 net_H, net_S 及 net_B 神经网络的各项训练参数,具体如表 3 所示。其中,μ 为 Levenberg-Marquardt 算法中的特定调节参数,表 3 中的值为其初始值。此时,这三个 Elman 神经网络均具有稳定的预测精度,测试值的预测效果及相对误差如图 9~12 所

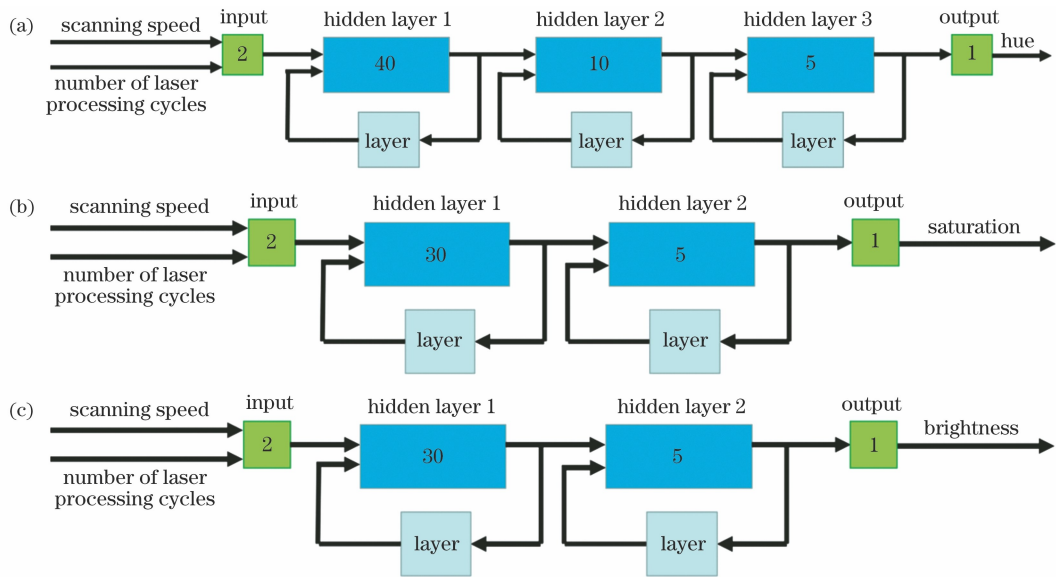


图 8 神经网络结构。(a)net_H;(b)net_S;(c)net_B

Fig. 8 Structures of neural network. (a) net_H; (b) net_S; (c) net_B

表 3 神经网络的训练参数

Table 3 Training parameters of neural network

Neural network	Epoch	Learning rate	Momentum factor	Mu	MSE	Average error of test values
net_H	43	10^{-5}	0.01	0.0021	0.00709	0.0404
net_S	28	10^{-5}	0.01	0.001254	0.0444	0.1333
net_B	25	10^{-5}	0.01	0.0040	0.00949	0.0405

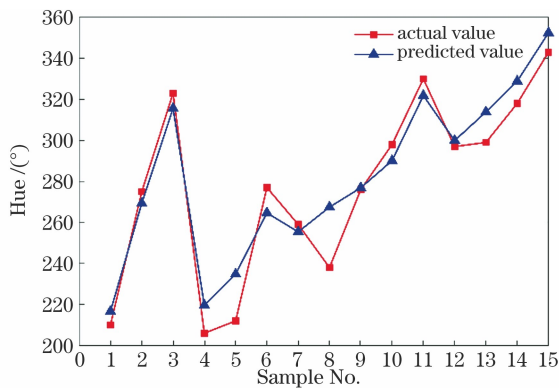


图 9 色度的实际值与预测值的比较

Fig. 9 Comparison of actual and predicted hue values

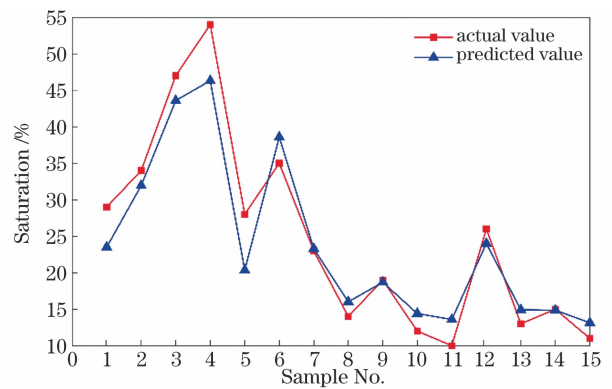


图 10 饱和度的实际值与预测值的比较

Fig. 10 Comparison of actual and predicted saturation values

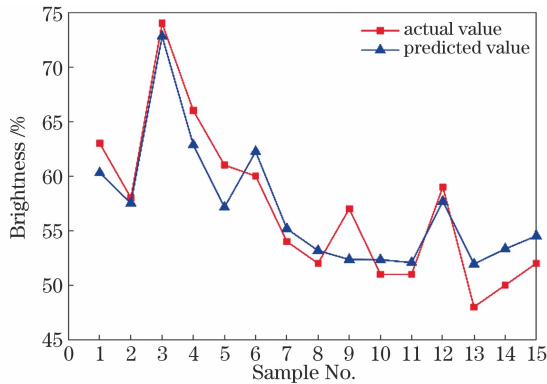


图 11 亮度的实际值与预测值的比较

Fig. 11 Comparison of actual and predicted brightness values

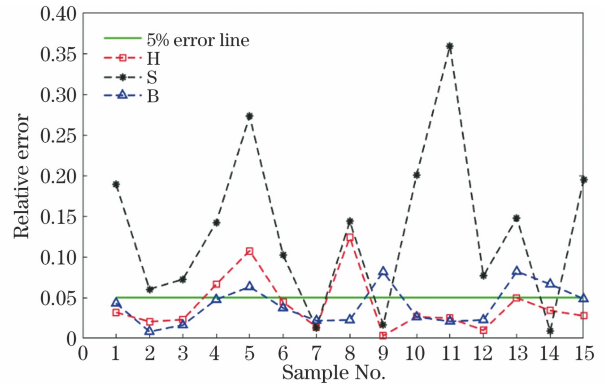


图 12 测试值的相对误差曲线









Fig. 12 Relative error curves of test data

示。从 H、S 及 B 的实际值与预测值曲线的实际拟合效果来看,所建立的三个并联 Elman 神经网络是具有实际效用的。根据测试数据的相对误差曲线,可计算出 15 组测试数据的平均相对误差,其中色度 H 的测试平均相对误差为 4.04%,饱和度

S 的测试平均相对误差为 13.33%,亮度 B 的测试平均相对误差为 4.05%。从测试的数据中随机挑选多个样本色块,对比其预测颜色与实际颜色,结果如表 4 所示,可见实际颜色与预测颜色基本一致。

表 4 预测颜色与实际颜色的对比

Table 4 Comparison of actual color and predicted color

Actual		Predicted	
Parameter	Color	Parameter	Color
H:323°, S:47%, B:74%		H:315.61°, S:43.59%, B:72.80%	
H:206°, S:54%, B:66%		H:219.64°, S:46.31%, B:62.86%	
H:277°, S:35%, B:60%		H:264.65°, S:38.58%, B:62.24%	
H:343°, S:11%, B:52%		H:352.43°, S:13.14%, B:54.51%	

选用多组激光加工参数,将其输入到已经建好的神经网络中,基于网络预测的 HSB 值的绘制结果如图 13 所示,并用紫外线微秒激光器,采用相同加工参数,对 304 不锈钢板进行着色加工,获得的着色样板如图 14 所示。对比图 13、14,可以发现,激光器实际着色效果与预测效果基本一致,同时也可以观察到,在不同图案的交错处,实际颜色与预测颜色的偏差较大。这是由于在不同的加工参数下,激光会重复加工交错图案的区域,从而该处的激光能量发生变化。此外,本文是在神经网络预测之后加工

样品的,加工后又放置了一段时间,氧化程度发生了一定改变,显色与设计颜色相比较为暗淡;同时,在不同的观察角度下,不锈钢色块所呈现的颜色也会有一定的色差,这些原因共同导致中间交叉椭圆图形区域的颜色差异较大。

5 结 论

通过调整微秒激光的工艺参数,在 304 不锈钢表面诱导出了棕黑色、蓝色、紫色、紫红色、橙色及浅黄色等多种稳定的颜色。初步探讨了微秒激光诱导 304 不锈钢表面着色的机理。通过 Elman 神经网络,研究了激光扫描速度及激光加工次数与着色色块 HSB 值之间的非线性关系,并使用该网络在给定的激光参数下进行了着色色块的 HSB 值预测,结果显示,色度的测试平均相对误差为 4.04%,饱和度的测试平均相对误差为 13.33%,亮度的测试平均相对误差为 4.05%。该神经网络模型具有实用价值。

参 考 文 献

- [1] Pérez del Pino A, Serra P, Morenza J L. Oxidation of titanium through Nd: YAG laser irradiation[J]. Applied Surface Science, 2002, 197/198: 887-890.
- [2] Lehmuskero A, Kontturi V, Hiltunen J, et al. Modeling of laser-colored stainless steel surfaces by color pixels[J]. Applied Physics B, 2010, 98(2/3): 497-500.
- [3] Adams D P, Murphy R D, Saiz D J, et al. Nanosecond pulsed laser irradiation of titanium: oxide growth and effects on underlying metal[J]. Surface and Coatings Technology, 2014, 248: 38-45.
- [4] Adams D P, Hodges V C, Hirschfeld D A, et al.



图 13 预测的激光着色图案

Fig. 13 Predicted laser coloring pattern



图 14 实际的激光着色图案

Fig. 14 Fabricated laser coloring pattern

- Nanosecond pulsed laser irradiation of stainless steel 304L: oxide growth and effects on underlying metal [J]. *Surface and Coatings Technology*, 2013, 222: 1-8.
- [5] Antończak A J, Skowroński Ł, Trzcinski M, et al. Laser-induced oxidation of titanium substrate: analysis of the physicochemical structure of the surface and sub-surface layers [J]. *Applied Surface Science*, 2015, 325: 217-226.
- [6] Akman E, Cerkezoglu E. Compositional and micro-scratch analyses of laser induced colored surface of titanium [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2016, 84: 37-43.
- [7] Li X M, Han Z W, Zhao T Y, et al. Modeling for indoor temperature prediction based on time-delay and Elman neural network in air conditioning system [J]. *Journal of Building Engineering*, 2021, 33: 101854.
- [8] Yang L, Wang F, Zhang J J, et al. Remaining useful life prediction of ultrasonic motor based on Elman neural network with improved particle swarm optimization [J]. *Measurement*, 2019, 143: 27-38.
- [9] Guo L, Lin Y T, Zhang Z H, et al. Mechanism of laser coloration of stainless steel and color prediction based on neural network [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(11): 1102008.
郭亮, 林远添, 张震华, 等. 不锈钢激光着色机理及基于神经网络的颜色预测 [J]. *中国激光*, 2016, 43(11): 1102008.
- [10] Zheng H Y, Lim G C, Wang X C, et al. Process study for laser-induced surface coloration [J]. *Journal of Laser Applications*, 2002, 14(4): 215-220.
- [11] Chen Y X, Gao Y, Gao L. Coloration mechanism based on laser induced periodic surface microstructures [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(9): 0904004.
陈宇翔, 高洋, 高亮. 基于激光诱导表面条纹微结构的着色机理 [J]. *中国激光*, 2020, 47(9): 0904004.
- [12] Wu Y H, Yang B P, Kang X M. Effects of processing parameters of ultra-fast laser on surface coloring of stainless steel [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(3): 0302005.
吴勇华, 杨保平, 康献民. 超快激光工艺参数对不锈钢表面着色的影响 [J]. *中国激光*, 2017, 44(3): 0302005.
- [13] Ahsan M S, Ahmed F, Kim Y G, et al. Coloring stainless steel surface by femtosecond laser induced micro/nano-structures [J]. *Applied Surface Science*, 2011, 257(17): 7771-7777.
- [14] Ma X L, Nie X H, Zhao J N, et al. Coloring stability analysis of nanosecond pulsed laser induced surface coloring on stainless steel [J]. *Optics & Laser Technology*, 2020, 123: 105936.
- [15] Elman J L. Finding structure in time [J]. *Cognitive Science*, 1990, 14(2): 179-211.

Elman-Neural-Network Based Prediction of Microsecond Laser Coloring on Stainless Steel

Zhang Longda, Li Haofa, An Fengshuo, Wang Zhiwen^{*}, Zheng Hongyu
School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255000, China

Abstract

Objective Laser metal coloring technology has the advantages of pollution-free, simple operation, and high degree of automation, and has broad application prospects in the field of metal coloring. Various colors can be produced on stainless steel, copper, aluminum, titanium, and other metal surfaces. The laser coloring mechanism on metal surfaces includes the color of the oxide layer itself, the film interference effect produced by the oxide layer, and the structural color induced by laser irradiation. The existing theory cannot perfectly explain the surface coloring mechanism. The quantitative relationship between the laser processing parameters and the coloring effect cannot be established, which results in poor repeatability of laser coloring processing and hinders the application of laser coloring technology. With the development of artificial intelligence, artificial neural networks can fit and predict the data relationship of complex nonlinear systems. Elman neural network is one of the main neural networks, which is a typical dynamic recurrent neural network. Elman neural network has good global stability and strong computing ability. In this paper, the laser coloring mechanism is discussed in detail. Experimental data are used to establish an Elman neural network prediction model to determine the numerical relationship between the laser processing parameters and the hue, saturation and brightness (HSB) values.

Methods An ultraviolet microsecond laser (355 nm) is used to irradiate the surface of 304 stainless steel to obtain laser induced colors. Under the fixed pulse duration, focal length, and fill spacing, the 304 stainless steel surface is processed by changing repetition rate (20–130 kHz), scanning speed (150–700 mm/s), and the number of laser processing cycles (1–12). The surface morphologies and elemental compositions of the color patches are analyzed by using scanning electron microscope (SEM) and X-ray energy spectrometer. Coloring mechanism is discussed based on three kinds of coloring mechanisms: structural coloring, film interference effect, and intrinsic color of the oxidized film.

The color patches are selected to measure the HSB values. Three parallel Elman neural networks are used to achieve high prediction accuracy for HSB of the color patches. Net_H, net_S and net_B neural networks are used to predict the hue, saturation and brightness, respectively (Fig. 7). After sufficient tests and adjustments, the specific structure of the three Elman neural networks is determined (Fig. 8). The prediction accuracy is quantitatively evaluated by using MATLAB software. After a large number of training tests, the training parameters of net_H, net_S, and net_B neural networks are determined (Table 3). The HSB values are imported into the established Elman neural network models as training data. By continuously optimize the parameters, the HSB value of color patches can be predicted under the given laser processing parameters.

Results and Discussions Periodic microstructure is not induced on the surface of stainless steel, and structural coloring is not the main coloring reason for stainless steel irradiated by a microsecond laser. Content of oxygen increases after laser irradiation, so the oxide layer is generated. The color of the oxide layer and the film interference effect are the main coloring mechanisms. However, the composition of the oxide layer is complex and cannot be quantified. It is difficult to quantify the accurate relationship between the processing parameters and the surface color of stainless steel.

Three parallel Elman neural networks are established to obtain a mathematical model between laser processing parameters and HSB values of color patches. The prediction values and relative errors are shown in Figs. 9–12. The average relative errors of hue, saturation, and brightness are 4.04%, 13.33% and 4.05%, respectively. Four color patches are selected from the tested data, and the predicted values are compared with the actual colors (Table 4). It can be seen that the actual colors show a good consistency with the predicted colors. An image of CALM lab (Fig. 13) is chosen as an example to prove the accuracy of the model established in this paper. According to the HSB value predicted by the networks, the surface of 304 stainless is irradiated by the ultraviolet microsecond laser with the predicted processing parameters (Fig. 14). Comparing the designed image (Fig. 13) with the coloring sample (Fig. 14), it can be found that the color of the actual processed image has a good consistency with the designed color.

Conclusions By adjusting the process parameters of the ultraviolet microsecond laser, stable colors including black, blue, purple, purple-red, orange, and light yellow are induced on the surface of 304 stainless steel. Coloring mechanism of 304 stainless steel induced by the microsecond laser is discussed and believed to be the color of the oxide layer and the film interference effect. The HSB values of the color patches are predicted by using the Elman neural network for the given laser parameters. The predicted results show that the average relative errors of hue, saturation, and brightness are 4.04%, 13.33% and 4.05%, respectively. The colors of the processed pattern have a good consistency with the predicted colors.

Key words laser technique; lasers; coloring prediction; Elman neural network; 304 stainless steel