

文章编号: 1004 - 0609(2005)03 - 0452 - 06

基于神经网络的快速成型工艺^①

王荣吉¹, 王玲玲^{1, 2}, 赵立华¹

(1. 湖南大学 材料科学与工程学院, 长沙 410082;

2. 湖南大学 应用物理系, 长沙 410082)

摘 要: 针对选择性激光烧结成型件变形大、精度较低的问题, 将神经网络方法应用于选择性激光烧结(SLS)加工工艺的研究。根据 SLS 加工工艺的特点, 研究的工艺参数包括: 层厚、扫描间距、激光功率、扫描速度、环境温度、层与层之间的加工时间间隔和扫描方式。建立了 SLS 加工工艺参数与加工变形、收缩率之间的神经网络预测模型。实验结果与神经网络模型计算结果十分吻合, 说明该神经网络模型能定量地反映出工艺参数与加工材料变形、收缩率之间的关系。

关键词: 快速成型; 选择性激光烧结; 工艺参数; 神经网络

中图分类号: TK 12

文献标识码: A

Rapid prototyping process by neural network

WANG Rong-ji¹, WANG Ling-ling^{1, 2}, ZHAO Li-hua¹

(1. College of Materials Science and Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Department of Applied Physics, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: To solve the problem of large deforming and poor accuracy of SLS product, the method of the artificial neural network is applied in the study of selective laser sintering (SLS) process. According to the feature of SLS, the parameters of interest are layer thickness, hatch spacing, laser power, scan speed, work surroundings temperature, interval time and scanning mode. The neural network model on the relationship between the processing parameter and distortion, shrinkage ratio of the job was built. The calculation results of neural network model are in good agreement with the experimental results, which indicating that the neural network model can analysis the relationship quantitatively.

Key words: rapid prototyping; selective laser sintering(SLS); processing parameter; neural network

快速成型(Rapid Prototyping, RP)技术是最近几年发展起来的新型材料加工技术, 该技术基于离散、堆积的几何思想, 集 CAD 技术、CNC 技术、激光加工和材料科学技术于一体, 极大地丰富了材料加工方法^[1, 2]。在快速成型技术中, 已开发成功的商用快速成型工艺有选择性激光烧结、立体光造型、叠层制造和熔化沉积制造^[3, 4]。由于 SLS 能够加工的材料比其他快速成型技术能够加工的材料广泛, 且成型过程无需支撑, 因此 SLS 更加备受关

注^[5, 6]。然而, 该工艺加工的产品精度低, 限制了该工艺的进一步推广应用^[7], 产品精度较低的主要原因是加工过程中存在材料的收缩与变形。影响 SLS 加工过程中材料收缩与变形的的主要因素有加工工艺参数和材料特性, 其中加工工艺参数的影响更为突出^[8]。为了提高成型精度、减少变形, 有必要建立加工工艺参数与加工过程中材料变形和收缩之间的关系, 这将有助于加强加工过程的控制, 允许使用者在生产前通过选取合适的加工参数, 得到所

① 收稿日期: 2004 - 04 - 09; 修订日期: 2004 - 12 - 26

作者简介: 王荣吉(1971 -), 男, 博士研究生。

通讯作者: 王荣吉; 电话: 0731-8714770; E-mail: wangrj6623@yahoo.com

需的产品。

有关 SLS 加工工艺参数对材料加工变形和收缩影响的研究主要有: 李等^[9]通过建立 SLS 成型过程的收缩模型, 研究了 SLS 加工过程中的收缩形式和收缩规律; 吴等^[10]利用高分子科学的相关理论, 讨论了 SLS 翘曲产生的原因和发展规律, 以及翘曲过程中的翘曲角。杜等^[11]用二维有限元模型分析了烧结过程中热物性参数之间的变化规律, 模拟了加工温度场。Williams 等^[12]运用数值分析的方法, 研究了激光功率、激光束射速、扫描间距、激光束直径和扫描线长度对加工温度场的影响。Gibson 等^[13]研究了加工材料性能与加工参数对成型件机械性能的影响, 并分析了加工参数对变形弯曲的影响, 主要考虑的参数包括: 加工温度、激光功率、扫描速度、扫描间距和层厚。但这些研究只定性分析了部分加工工艺参数对加工材料变形与收缩的影响, 因此对加工参数的分析都不够系统。

由于 SLS 加工工艺参数和加工材料变形、收缩之间是一种多变量的非线性关系, 很难用一般的数学模型来描述加工工艺参数对加工材料变形、收缩的影响。神经网络理论的提出与发展为研究非线性系统提供了一种强有力的工具, 它不需要专门的知识 and 复杂的数学模型, 并且已成功地应用于许多研究领域^[14-16]。本文作者应用神经网络方法研究了加工工艺参数和材料加工变形、收缩之间的定量关系。

1 SLS 成型过程和工艺参数

SLS 成型过程如图 1 所示。首先, 在加工区域

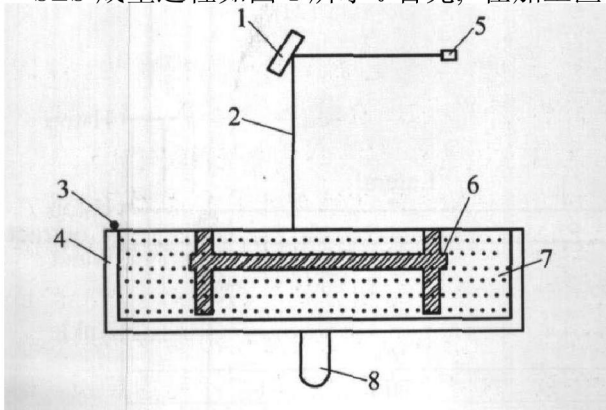


图 1 SLS 成型过程示意图

Fig. 1 Schematic view of SLS process

1—Scanning; 2—Laser beam; 3—Roller;
4—Chamber; 5—Laser source; 6—Part sintered power;
7—Power; 8—Elevator

内用铺粉辊均匀地铺上一层固体粉末材料, 然后根据由 CAD 模型生成的截面信息, 利用激光扫描固体粉末, 固体粉末材料在激光束的照射下吸收能量并发生熔融、固化形成层, 这样逐层进行, 直到加工件形成。

影响 SLS 加工变形和收缩的参数较多。作者主要研究的参数为: 层厚(l_t)、扫描间距(d_h)、激光功率(W)、扫描速度(v)、加工环境温度(θ)、层与层之间的加工时间间隔(t_s)和扫描方式(F) (如图 2 所示)。

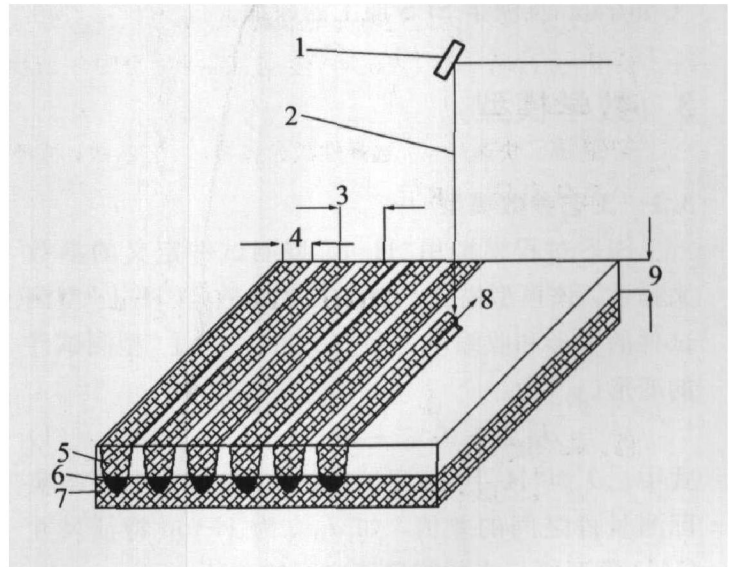


图 2 SLS 过程参数示意图

Fig. 2 Schematic view of SLS process parameters

1—Scanning; 2—Laser beam; 3—Hatch spacing;
4—Hatch width; 5—Sintering layer; 6—Over-sinter;
7—Sintered layer; 8—Scan speed; 9—Layer thickness

2 实验方法和方案

实验采用华中理工大学研制的 RPM-III 型快速成型系统(SLS), 材料为华中理工大学研制的 HBI 型材料。为了选定各个工艺参数的取值范围, 根据实际生产经验, 在探索性实验的基础上, 确定了工艺参数的取值范围: l_t 为 0.10~0.24 mm, d_h 为 0.08~0.15 mm, W 为 16~40 W, v 为 1300~3000 mm/s, θ 为 78~93 °C, t_s 为 0~4 s。扫描方式 F 有变向扫描和分组变向扫描两种。

为了评价 SLS 产品的尺寸精度和变形, 一般采用标准测试件, 然而标准测试件需要测试和分析 170 个尺寸, 逐个分析比较困难, 特别是在成组制造时, 分析更加复杂。在表现的性能方面, 标准测试件只能反映制造加工过程中的体收缩而不能反映

出 SLS 产品的变形。为了克服标准测试件的不足, Pang 等^[17]提出了一种新的测试件——“H”型测试件, 这种测试件描述了加工过程中材料的变形。在此基础上, 本文作者提出一种改进型的测试件——“H-I”型测试件, 如图 3 所示。“H-I”型测试件形状简单, 比较容易制造、测量和分析, 在成组制造时, 实验费用也很低, 并且能同时反映出 SLS 成型过程中的变形与收缩。“H-I”型测试件的特征尺寸为‘H-top’、‘B-top’、‘Waist’、‘Ankle’、‘Lateral’和‘Contract’。其中‘H-top’、‘B-top’、‘Waist’、‘Ankle’和‘Lateral’描述了 SLS 加工的变形, ‘Contract’反映了 SLS 加工的收缩。

3 数学模型

3.1 工艺参数模型

SLS 过程模拟用“H-I”型测试件定义的参数来描述, 该模型描述了加工工艺参数与“H-I”型测试件的变形和收缩率之间的关系。“H-I”型测试件的变形(y_1)为

$$y_1 = d_{H-top} + d_{B-top} + d_{Waist} + d_{Ankle} + d_{Lateral} \quad (1)$$

式中 d 为“H-I”型测试件的 CAD 模型数值与实际测量件之间的差值, 如 d_{H-top} 为 H-top 特征尺寸 CAD 模型值与实际测量值之间的差值。

“H-I”型测试件的相对收缩率(y_2)为测试件“H-I”型测试件的 contract 尺寸的绝对收缩量与成型件理论尺寸的比值。加工工艺参数由 x 表示:

$$\begin{aligned} x &= [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6 \ x_7]' \\ &= [l_i \ d_h \ W \ v \ \theta_e \ t_s \ F]' \end{aligned} \quad (2)$$

SLS 加工工艺参数对加工件的变形与收缩率之间的影响可描述为

$$y = F(x) \quad (3)$$

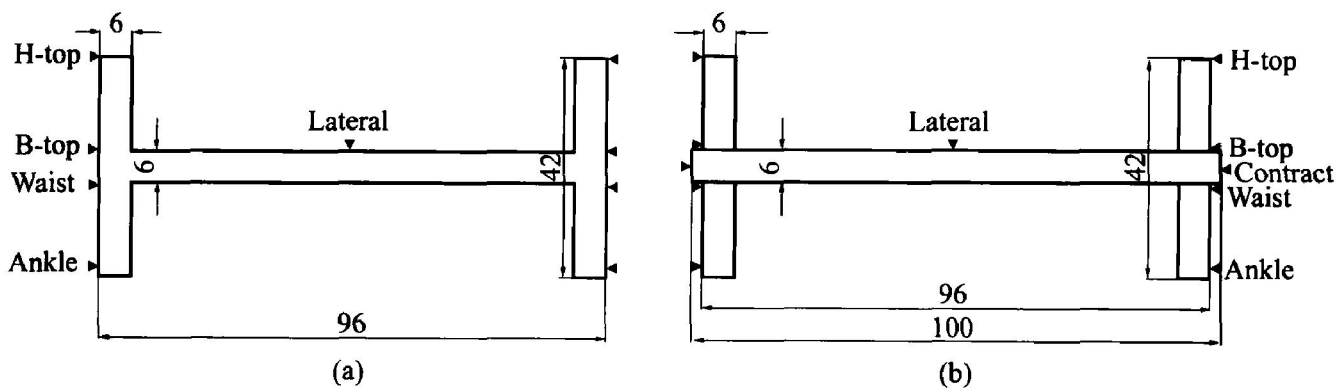


图 3 “H”型测试件和“H-I”型测试件

Fig. 3 “H” part(a) and “H-I” part(b) (mm)

3.2 神经网络模型

式(3)描述了加工工艺参数与变形、收缩率之间的关系。由于加工过程的复杂性和非线性特性, 准确建立一个解析形式的加工过程模型是非常困难的。本文作者采用神经网络来描述 SLS 加工工艺参数与加工变形和加工收缩之间的关系。

神经网络种类繁多, 其中 B-P 网络是应用最广泛的神经网络之一。Hornik 等^[18]曾证明对于任何闭区间内的连续函数, 都可以用单隐层的 B-P 网络来逼近。输入模式映射到期望的输出模式, 只需用已知的模式对网络训练, 网络通过学习, 就具有了这种映射能力, 而不需要任何已知的数学函数知识描述输入输出模式间的映射。

根据反复的实验, 当神经网络具有两个隐含层时, 需确定的网络参数多、结构复杂、网络学习时间长、容易造成过度学习而导致网络泛化能力差。按照结构规模最小的学习网络具有最好的整体性能的原则, SLS 加工工艺参数和加工变形、收缩之间的映射关系采用具有一个隐含层的 BP 神经网络来完成函数的映射。神经网络的结构如图 4 所示, 输入层(i)有 7 个节点, 隐含层(j)采用 9 个节点, 输出层(l)有 2 个节点, 层与层之间采用全互连方式。B-P 网络算法的基本思想是: 通过调整网络的权值(含阈值), 使网络输出层的误差平方和达到最小。具体算法如下。

1) 初始化

合理选择网络结构, 并初始化权值(含阈值), 一般取较小的随机非零值。并对输入参数进行归一化处理。

2) 对输入样本计算网络的输出

对于隐含层:

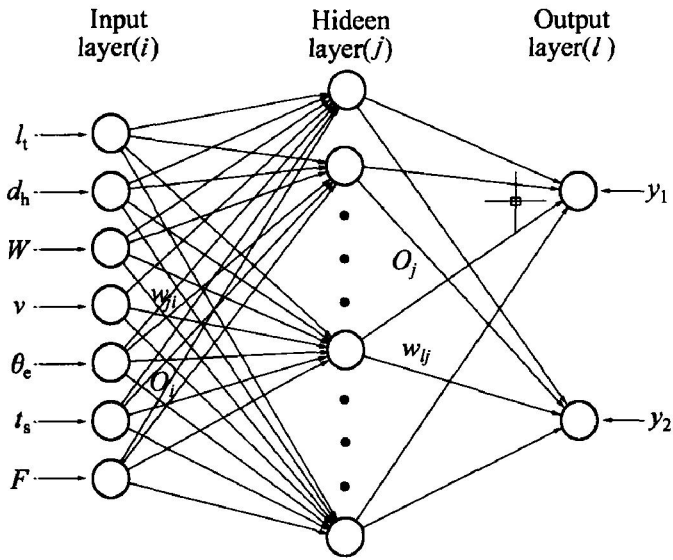


图 4 神经网络结构

Fig. 4 Structure of neural network

$$y_k^i(n) = O_j(n) = f \left[\sum_i [w_{ji}(n) x_i(n)] \right] \quad (4)$$

式中 $y_k^i(n)$ 、 $O_j(n)$ 为隐含层第 k 个神经元第 n 次迭代时的输出; $w_{ji}(n)$ 为连接输入层 (i) 和隐含层 (j) 的权值矩阵; x 为输入参数; f 为激活函数。

若激活函数采用 sigmoid 函数, 则:

$$y_k^i(n) = \frac{1}{1 + \exp \left[- \sum_i [w_{ji}(n) x_i(n)] \right]} \quad (5)$$

对于输出层

$$y_k^l(n) = O_l(n) = \sum_j [w_{lj}(n) O_j(n)] \quad (6)$$

式中 $y_k^l(n)$ 、 $O_l(n)$ 为输出层第 k 个神经元第 n 次迭代时的输出。

3) 计算网络的目标函数

设 e_j 为第 P 组样本经 n 次权值调整时的误差, d_j 为网络的期望输出, 则:

$$e_j(n) = O_j = d_k(n) - y_k^{(l)}(n) \quad (7)$$

则 N 组样本的网络总目标函数 E_{AV} 为

$$E_{AV} = \frac{1}{2N} \sum_{p=1}^N e_j^2(n) \quad (8)$$

作为对网络学习状况的评价。判别: 若 $E_{AV} \leq \varepsilon$ 其中 ε 为预先确定的, $\varepsilon \geq 0$, 则算法结束; 否则, 至步骤(4)。

4) 反向传播计算

由输出层, 依据 E_{AV} 按“梯度下降法”反向计算, 逐层调整权值

对输出层:

$$w_{lj}(t+1) = w_{lj}(t) - \eta \frac{\partial E_{AV}}{\partial w_{lj}(t)}$$

$$= w_{lj}(t) - \eta \sum_p \frac{\partial E_{AV}}{\partial w_{lj}(t)} \quad (9)$$

对于隐含层:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) - \eta \frac{\partial E_{AV}}{\partial w_{ji}(t)}$$

$$= w_{ji}(t) - \eta \sum_p \frac{\partial E_{AV}}{\partial w_{ji}(t)} \quad (10)$$

式中 η 为学习率, 在本文中取 0.92。

4 结果与讨论

为正确理解 SLS 加工工艺参数对加工变形和收缩的影响, 对 SLS 加工工艺参数: l_t 、 d_h 、 W 、 v 、 θ_e 、 t_s 以及 F 对加工变形和收缩的影响进行了分析。随机选取 33 组实验数据中的 27 组作为神经网络的训练样本, 其余的 6 组作为检测样本。

实验结果和神经网络模拟结果列于表 1。神经网络学习样本总变形预测最大误差为 0.059 mm, 最小误差为 0.04 mm, 平均预测误差为 0.05 mm; 收缩率预测最大误差为 0.024 9 mm, 最小误差为 0.024 9 mm, 平均误差为 0.024 9 mm。神经网络检测样本总变形预测最大误差为 0.701 9 mm, 最小误差为 0.154 2 mm, 平均误差为 0.348 4 mm; 收缩率预测最大误差为 0.276 1 mm, 最小误差为 0.043 5 mm, 平均误差为 0.126 mm。其中总变形的误差相对较大, 是由于总变形是 5 个测量数据的累加, 加工误差和测量误差都比较大造成的。检测样本的神经网络的预测值与实验的测量值十分接近, 说明该神经网络模型的泛化能力强, 参数选取合理。

以上数据说明神经网络模型能正确建立 SLS 加工工艺参数与加工变形、加工收缩之间的定量关系。此外, 神经网络方法在快速成型其他工艺中的也有成功应用。Lee 等^[19]用神经网络方法研究了 SLA 加工工艺参数对加工变形的影响, 主要考虑的工艺参数有层厚、过固化深度和扫描间距。张等^[20]用神经网络方法研究了 LOM 加工工艺过程, 提出了一种 LOM 快速成型工艺参数预测的方法。模拟研究了成型块的截面积和长宽比, 对热压辊的温度、热压辊的进程速度和热压辊的回程速度的影响。

5 结论

1) 在实验的基础上, 研究了加工工艺参数和加工材料变形、收缩之间的神经网络模型, 实验结

表 1 神经网络模拟结果和实验结果

Table 1 Simulation results of ANN and experimental results

Part No.	L_i /mm	W /W	v /(mm · s ⁻¹)	d_h /mm	t_s /s	θ_c /°C	F	Shrinkage ratio/%		Total distortion/mm	
								Experimental results	Simulation results	Experimental results	Simulation results
1	0.10	8.0	1 300	0.08	1	78	1	1.08	1.104 9	1.69	1.686 0
2*	0.16	8.0	1 300	0.14	0	93	2	1.92	1.963 5	6.22	6.815 0
3	0.10	12.0	3 000	0.08	0	80	2	1.72	1.744 9	3.58	3.575 3
4	0.16	12.0	3 000	0.14	1	93	1	1.68	1.704 9	5.56	5.555 0
5	0.12	11.5	1 800	0.10	2	93	2	0.86	0.884 9	2.80	2.795 7
6*	0.16	11.0	1 800	0.14	0	80	1	1.68	1.623 1	7.00	6.298 1
7	0.12	20.0	3 000	0.10	0	93	1	1.08	1.104 9	2.43	2.425 2
8	0.16	20.0	3 000	0.14	2	78	2	1.66	1.684 9	3.23	3.225 0
9	0.24	20.0	3 000	0.14	0	93	2	1.30	1.324 9	4.34	4.334 6
10	0.24	20.0	3 000	0.10	2	80	1	1.10	1.124 9	3.89	3.884 9
11	0.24	10.5	1 800	0.14	2	93	1	2.00	2.024 9	8.10	8.094 8
12	0.24	10.0	1 800	0.10	0	78	2	1.84	1.864 9	4.67	4.665 0
13	0.24	14.5	3 000	0.14	0	78	1	2.06	2.084 9	7.69	7.684 7
14	0.24	15.0	3 000	0.08	1	93	2	1.18	1.204 9	3.01	3.004 4
15*	0.24	9.0	1 300	0.14	1	80	2	2.10	2.376 1	6.05	6.295 7
16	0.24	8.5	1 300	0.08	0	93	1	0.96	0.984 9	4.70	4.695 1
17	0.16	15.0	2 000	0.12	3	84	2	1.76	1.784 9	3.43	3.424 3
18	0.16	15.0	2 000	0.15	4	87	1	1.16	1.184 9	4.31	4.305 5
19	0.16	15.0	2 400	0.12	4	84	1	1.46	1.484 9	4.87	4.865 3
20	0.16	15.0	2 400	0.15	3	87	2	2.80	2.824 9	7.14	7.134 1
21	0.16	18.0	2 000	0.12	3	87	1	1.12	1.144 9	3.37	3.364 9
22	0.16	18.0	2 000	0.15	4	84	2	1.46	1.484 9	2.08	2.075 5
23	0.16	18.0	2 400	0.12	4	87	2	1.70	1.724 9	2.52	2.515 3
24*	0.16	18.0	2 400	0.15	3	84	1	1.80	2.027 5	5.36	5.132 4
25	0.20	18.0	2 400	0.15	4	87	1	2.00	2.024 9	4.93	4.924 6
26	0.20	18.0	2 400	0.12	3	84	2	1.58	1.604 9	3.06	3.055 4
27	0.20	18.0	2 000	0.15	3	87	2	1.48	1.504 9	2.16	2.155 0
28	0.20	18.0	2 000	0.12	4	84	1	1.18	1.204 9	1.96	1.955 6
29	0.20	15.0	2 400	0.15	4	84	2	2.52	2.544 9	5.17	5.164 4
30	0.20	15.0	2 400	0.12	3	87	1	1.46	1.484 9	3.71	3.705 4
31*	0.20	15.0	2 000	0.15	3	84	1	2.08	2.168 2	4.56	4.405 8
32	0.20	15.0	2 000	0.12	4	87	2	1.08	1.104 9	2.22	2.214 8
33*	0.20	12.5	2 000	0.10	0	95	1	1.62	1.556 2	3.10	3.266 1

* —Testing sets.

果和神经网络模拟结果十分吻合,说明神经网络模型能建立 SLS 加工工艺参数与加工材料变形、收缩之间的定量关系。

2) 构造的模拟 SLS 加工工艺参数对加工材料变形和收缩影响的神经网络模型能够推广到其他的快速成型加工系统。

REFERENCES

[1] 孙玉文, 贾振元, 王越超. 基于自由曲面点云的快速原型制作技术研究[J]. 机械工程学报, 2003, 39(1): 56-60.
 SUN Yurwen, JIA Zhenyuan, WANG Yuechao. Rapid prototyping manufacturing based on cloud data

- for free form surface[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2003, 39(1): 56 - 60.
- [2] Maekawa K. Three-dimensional powder fabrication by laser sintering[A]. YAN Yong-nian. Proceedings of Second International Conference on Rapid Prototyping & Manufacturing [C]. Xi'an: Shanxi Science and Technology Press, 2002. 435 - 449.
- [3] McMains S, Smith J, Wang Jiar-lin, et al. Layered manufacturing of thin-walled parts[A]. Proceedings of Detc00 2000 ASME Design Engineering Technical Conferences [C]. Baltimore, Maryland: ASME, 2000. 1 - 9.
- [4] Hui S M, Choi K H, Hee S, et al. Determination of fabrication orientation and packing in SLS process[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2001, 112: 236 - 243.
- [5] Pham D T, Dimov S, Lacan F. Selective laser sintering: applications and technological capabilities [J]. Proc Instn Mech Engrs B, 1999, 213B: 435 - 450.
- [6] Leong K F, Phua K K S, Chua C K, et al. Fabrication of porous polymeric matrix delivery devices using the selective laser sintering technique[J]. Proc Instn Mech Engrs H, 2001, 215H: 191 - 202.
- [7] McMains S, Smith J, Sequin C. The Evolution of a layered manufacturing interchange format [A]. Proceedings of Detc02 ASME Design Engineering Technical Conference [C]. Montreal, Quebec, Canada: ASME, 2002. 1 - 9.
- [8] Bugada G, Cervera M, Lombera G. Numerical prediction of temperature and density distributions in selective laser sintering processes [J]. Rapid Prototyping Journal, 1999, 5(1): 21 - 30.
- [9] 李湘生, 韩明, 史玉升, 等. SLS 成形件的收缩模型和翘曲模型[J]. 中国机械工程, 2001, 12(8): 887 - 889.
- LI Xiang-sheng, HAN Min, SHI Yu-sheng, et al. Model of shrinking and curl distortion for SLS prototypes[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2001, 12(8): 887 - 889.
- [10] 吴传保, 刘承美, 史玉升, 等. 高分子材料选区烧结翘曲的研究[J]. 华中科技大学学报, 2002, 30(8): 107 - 109.
- WU Chuan-bao, LIU Cheng-mei, SHI Yu-sheng, et al. Investigation on warp and curl in selective laser sintering polymeric materials [J]. Journal of Huazhong University & Technics (Nature Science Edition), 2002, 30(8): 107 - 109.
- [11] 杜建红, 白培康, 程军. 选择性激光烧结过程温度场数值模拟[J]. 华北工学院学报, 2000, 21(1): 30 - 32.
- DU Jian-hong, BAI Pei-kang, CHENG Jun. Numerical simulation of temperature field during selective laser sintering process [J]. Journal of North China Institute of Technology, 2000, 21(1): 30 - 32.
- [12] Williams J D, Decard C R. Advances in modeling the effects of selected parameters on the SLS process [J]. Rapid Prototyping Journal, 1998, 4(2): 90 - 96.
- [13] Ian G, Shi D. Material properties and fabrication parameters in selective laser sintering process [J]. Rapid Prototyping Journal, 1997, 3(4): 129 - 135.
- [14] Chen J H, Yea Y Z. Neural network-based predictive control for multivariable processes [J]. Chem Eng Comm, 2002, 189: 865 - 894.
- [15] 吕冬, 丁柯, 何丹农, 等. 基于神经网络的拉伸力智能预测系统[J]. 中国有色金属学报, 2000, 10(3): 420 - 425.
- LÜ Dong, DING Ke, HE Dan-nong, et al. Artificial neural network based intelligent system for prediction of drawing load [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2000, 10(3): 420 - 425.
- [16] 陈沅江, 潘长良, 曹平, 等. 基于人工神经网络的岩土流变本构模型识别[J]. 中国有色金属学报, 2002, 12(5): 1027 - 1034.
- CHEN Yuan-jiang, PAN Chang-liang, CAO Ping, et al. Identification of rheological constitution model of rock and soil based on artificial neural network [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2002, 12(5): 1027 - 1034.
- [17] Pang T H, Guertin M D, Nguyen H D. Accuracy of stereolithography parts: mechanism and modes of distortion for a 'Letter-H' diagnostic part [A]. Proc of Solid Free-form Fabrication Symp [C]. Dearborn: Univ Texas, 1995. 170 - 180.
- [18] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators [J]. Neural Networks, 1989, 2: 25 - 36.
- [19] Lee S H, Park W S, Cho H S, et al. A neural network approach to modeling and analysis of stereolithography process [J]. Proc Instn Mech Engrs B, 2001, 215B: 1719 - 1733.
- [20] 张连洪, 朱克珊, 吴华达, 等. 分层实体制造快速成形工艺参数的人工神经网络预测[J]. 中国机械工程, 1999, 10(12): 1347 - 1348.
- ZHANG Lian-hong, ZHU Ke-shan, WU Hua-da, et al. Using artificial neural network for layer manufacturing parameters prediction [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1999, 10(12): 1347 - 1348.

(编辑 陈爱华)