

[文章编号] 1004-0609(2001)02-0216-05

离心法制备梯度功能材料中内生颗粒的分布^①

于思荣, 张新平, 何镇明

(吉林大学 南岭校区 材料科学与工程学院, 长春 130025)

[摘 要] 采用人工神经网络研究了在不同型温、浇温和转速条件下以离心法制备 Al-16% Si FGM 时初晶硅的分布规律, 并通过实验进行了验证。在建立神经网络模型时, 以型温、浇温、转速等工艺参数作为人工神经网络的输入, 以内生初晶硅分布的相对厚度作为输出。实验表明, 预测结果与实际测定结果比较吻合, 说明采用神经网络预测离心法制备梯度功能材料中内生颗粒的分布是可行的。

[关键词] 离心法; 梯度功能材料; 人工神经网络; 内生颗粒; 颗粒分布

[中图分类号] TG 319

[文献标识码] A

1990 年日本学者福井泰好首次提出了离心法制备梯度功能材料^[1], 该技术的关键在于控制颗粒增强相的梯度分布, 这就需要研究颗粒增强相在离心加速条件下分布行为。目前的研究大多集中在外加颗粒方面^[2~5], 由于离心加速条件下内生颗粒分布行为是一个涉及力学、冶金传输、凝固、流体力学、冶金热力学等多学科的复杂的高度非线性问题, 要建立内生颗粒在离心加速场中的分布数学模型非常困难。迄今为止, 只有文献[2]在研究外加颗粒分布行为的同时, 经过大量的简化处理模拟了离心铸造 Al₃Ni 内生金属间化合物的沉积过程, 但未进行验证。

人工神经网络(ANN)是一类试图模拟人脑神经网络系统进行信息获取、加工及表达的新型计算机信息处理系统, 具有自学习、自适应功能。它可以从大量的试验数据中直接提取隐含的、有用的信息, 因而特别适用于解决非线性及复杂系统问题^[6]。为此, 作者采用可以提高学习速度并增加算法可靠性的动量法和学习率自适应调整两种策略改进的 BP 算法, 研究了离心法制备 Al-16% Si 梯度功能材料时工艺参数与初晶硅分布相对厚度之间的关系, 并用试验对测定结果进行了验证, 以期研究离心法制备内生颗粒增强梯度功能材料中内生颗粒的分布探索一条新路。

1 原理与方法

虽然没有成熟的内生颗粒在离心加速场中分布

的模型, 但从现有的外加颗粒在离心加速场中分布模型来推测影响内生颗粒分布的因素。基于连续性方程及外加颗粒在离心加速场中受力分析, 文献[4]给出了外加颗粒在离心加速场中分布模型:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} + \frac{r \lambda_1 \lambda_2 (e^{\lambda_2 t} - e^{\lambda_1 t})}{\lambda_1 e^{\lambda_2 t} - \lambda_2 e^{\lambda_1 t}} \frac{\partial \varphi}{\partial r} = - \varphi \left[\frac{\lambda_1 \lambda_2 (e^{\lambda_2 t} - e^{\lambda_1 t})}{\lambda_1 e^{\lambda_2 t} - \lambda_2 e^{\lambda_1 t}} + \frac{\lambda_2 e^{\lambda_2 t} - \lambda_1 e^{\lambda_1 t}}{e^{\lambda_2 t} - e^{\lambda_1 t}} \right] \quad (1)$$

式中 φ 为任一时刻、在半径 r 处的强化颗粒体积分数, t 为时间,

$$\lambda_1 = \frac{-9\mu}{\rho_s d_s^2} + \sqrt{\frac{81\mu^2}{\rho_s^2 d_s^4} + \frac{\omega^2(\rho_s - \rho_l)}{\rho_s}},$$
$$\lambda_2 = \frac{-9\mu}{\rho_s d_s^2} - \sqrt{\frac{81\mu^2}{\rho_s^2 d_s^4} + \frac{\omega^2(\rho_s - \rho_l)}{\rho_s}},$$

式中 ω 为角速度, ρ_s 为强化颗粒的密度, ρ_l 为金属液的密度, d_s 为颗粒平均直径, μ 为颗粒体积分数为 φ 、金属液温度为 T 时的液体粘度:

$$T > T_1 \text{ 时, } \mu = \mu_1 \left(1 + \frac{5}{2} \varphi + 10.05 \varphi^2 \right);$$
$$T < T_1 \text{ 时, } \mu = \mu_1 \left\{ 1 + \frac{5}{2} (\varphi + S_T) + 10.05 (\varphi + S_T)^2 \right\},$$
$$S_T = \left(\frac{T_1 - T}{T_1 - T_s} \right)^{0.5}.$$

式中 μ_1 为颗粒体积分数为 0、温度为 T_0 时的液体粘度, T_1 和 T_s 分别为基体合金的液、固相线温度。

从式(1)可知, 影响外加颗粒在离心加速场中

① [基金项目] 国家自然科学基金资助项目(59771055)

[收稿日期] 2000-05-06; [修订日期] 2000-07-07

[作者简介] 于思荣(1964-), 教授, 博士。

分布的因素宏观上表现为转速、铸件的凝固时间、颗粒初始体积分数、颗粒物理性质、基体合金物理性质。当外加颗粒初始体积分数、种类、直径大小、基体合金种类确定后, 影响颗粒分布的因素主要是转速、铸件的凝固时间。而影响铸件凝固时间的因素主要为型温、浇温以及铸型种类。当采用同一种铸型时, 影响铸件凝固时间的因素就只是型温和浇温。所以在铸型类型、颗粒初始体积分数、种类、大小和基体合金物理性质相同的前提下, 影响外加颗粒分布的因素主要是转速、浇温和型温。可以推测, 在铸型类型, 合金型号相同的前提下, 影响内生颗粒分布的因素也主要是转速、浇温和型温。如果把离心法制备内生颗粒增强梯度功能材料视为一个系统, 可以将其作为暗箱处理, 输入参数为转速、型温及浇温, 输出参数为内生颗粒分布相对厚度, 这就构成了一个从 $R^3 \rightarrow R^1$ 的映射。采用多层人工神经网络误差反向传递 (Error Backpropagation) 法, 即 BP 法可以完成这一映射。本研究采用的 BP 神经网络结构为: 输入端 3 个节点; 输出端为 1 个节点; 双隐层, 第一隐层神经元数 $s_1=6$, 第二隐层神经元数 $s_2=4$; 隐层的激励函数均为 Sigmoid, 输出层的激励函数为 Purelin^[7], 其拓扑结构如图 1 所示。

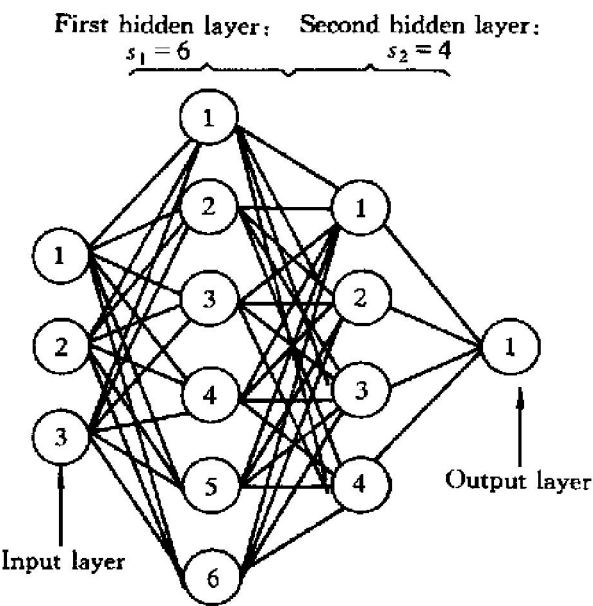


图 1 初晶硅分布神经网络结构模型

Fig. 1 Construction of neural network model for primary crystals silicon distribution

为了得到高精度的预测结果, 对训练集有所要求, 即

1) 类别均衡

为使网络学会分类, 样本中应包括各类的代表, 而且每类样本的数目大致相等为好。

2) 类间交叉

训练时不同类别的样本要交叉输入, 相同的样本在训练顺序上要尽可能离得远些。

3) 类内均衡

一般来说, 我们获得的数据都不能直接地运用于神经网络进行训练, 而是对原始数据经过一定的预处理后再施加到网络中去。

本研究的 BP 算法使用 Sigmoid 型的激励函数, 这种函数的特点是中间输出部分对输入的变化比较敏感, 而靠近两端极限的输出部分对输入的变化比较迟钝, 这就意味着两端的预测将不如中间部分预测得精确。为此我们考虑把输入与输出数据压缩到离中心点比较近的范围内, 首先对输入数据进行缩放, 再按下面的方法进行标准化:

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N x_i$$
$$Std = \frac{1}{N-1} \cdot \left[\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2}$$
$$S_i = \frac{x_i - \bar{x}}{Std}$$

式中 x_i —原始输入变量, $i=1, 2, \dots, N$; N —样本数目, $\bar{x}$ — x_i 的平均值, Std —标准偏差, S_i —标准化后的 x_i 。

采用 K 重交叉法对网络进行训练^[7]。

2 结果与分析

采用正交试验, 实际测量了 9 组型温、浇温和转速组合条件下离心法制备 Al-16% Si 梯度功能材料中初晶硅分布相对厚度, 如表 1 所示。

作者进行了 3 组预测试验。

1) 首先将 9 组试验数据作为训练集进行训练, 然后进行仿真, 结果及相对误差如表 1 所示。

2) 随机 3 组工艺条件取作为预测样本, 其余 6 组作为训练集, 取第 1, 6, 8 组工艺组合为预测样本, 第 2, 3, 4, 5, 7 和 9 组为训练集。预测结果如表 2 所示。

3) 随机取一组工艺组合为预测样本, 其余 8 组作为训练集, 本研究中取第 9 组工艺组合作为预测样本, 第 2, 3, 4, 5, 6, 7 和 8 组为训练集。预测结果如表 2 所示。

从以上 3 组试验可以看出, 训练好的神经网络确实找到了型温、浇温、转速与初晶硅分布相对厚

表 1 初晶硅分布相对厚度仿真

Table 1 Emulation of relative thickness for primary crystals silicon distribution

No.	Mould temperature/ °C	Pouring temperature/ °C	Rotating speed/ (r•min ⁻¹)	Relative thickness of primary crystals silicon distribution		Relative error/ %
				Experiment/ %	Emulation/ %	
1	250	750	770	32. 36	32. 37	0. 03
2	200	650	770	46. 62	46. 61	0. 02
3	150	700	770	56. 83	56. 79	0. 07
4	250	700	900	33. 21	33. 17	0. 12
5	200	750	900	50. 77	51. 23	0. 91
6	150	650	900	50. 89	50. 91	0. 04
7	150	750	1 400	33. 21	33. 19	0. 06
8	200	700	1 400	33. 96	34. 17	0. 62
9	250	650	1 400	36. 56	36. 37	0. 52

表 2 初晶硅分布相对厚度预测

Table 2 Forecast of relative thickness for primary crystals silicon distribution

No.	Experiment value/ %	Predicted value/ %	Relative error/ %	No.	Experiment value/ %	Predicted value/ %	Relative error/ %
2	46. 62	46. 61	0. 02	1	32. 36	32. 46	0. 31
3	56. 83	56. 84	0. 02	2	46. 62	46. 59	0. 06
4	33. 21	33. 22	0. 03	3	56. 83	55. 84	1. 74
5	50. 77	50. 76	0. 02	4	33. 20	33. 04	0. 48
7	33. 21	33. 23	0. 06	5	50. 77	50. 76	0. 02
9	36. 56	36. 54	0. 05	6	50. 89	50. 90	0. 02
1	32. 36	33. 42	3. 27	7	33. 21	33. 08	0. 39
6	50. 89	51. 01	0. 24	8	33. 96	34. 15	0. 56
8	33. 96	35. 55	4. 68	9	36. 56	36. 68	0. 33

度之间的规律，并可以利用该网络预测未知工艺组合条件下初晶硅分布的相对厚度。另外当训练集较多时，预测的误差较小，反之误差较大。所以在采用该算法进行预测时应在条件允许的情况下做更多的试验以获取较佳的预测精度。

正交试验中可以考察工艺参数对试验指标的影响趋势，本研究中采用正交试验得到的型温、浇温和转速对初晶硅分布相对厚度影响趋势如图 2~ 4 中的试验值所示。采用神经网络也能进行这种影响趋势的预测。当固定其它工艺参数，只改变其中一种工艺参数值进行模拟预测，就可以预测该参数对初晶硅分布相对厚度的影响趋势。预测的工艺参数

对初晶硅分布相对厚度影响趋势如图 2~ 4 中的预测值所示。从图可见，基于 BP 算法预测的参数影响趋势与采用正交试验得到的参数影响趋势总体而言相同，即随型温、转速及浇注温度增加，初晶硅分布相对厚度整体趋势为变窄。这是因为同种颗粒在离心加速场中分布决定于离心力大小及铸件凝固时间长短，即颗粒受到的离心力越大，基材处于液固相线时间越长，颗粒偏聚越严重，表现在宏观上颗粒的分布相对厚度越窄，反之颗粒的分布相对厚度越宽。而型温和浇温的提高有利于增加铸件凝固时间，转速的提高使颗粒受到的离心力增加，这些均有利于颗粒的偏聚。

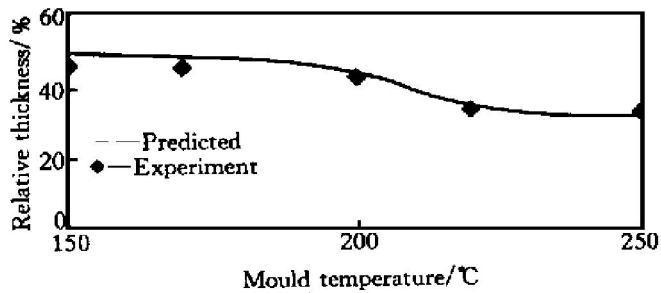


图 2 型温对颗粒分布的影响

Fig. 2 Influence of mould temperature on particles relative thickness

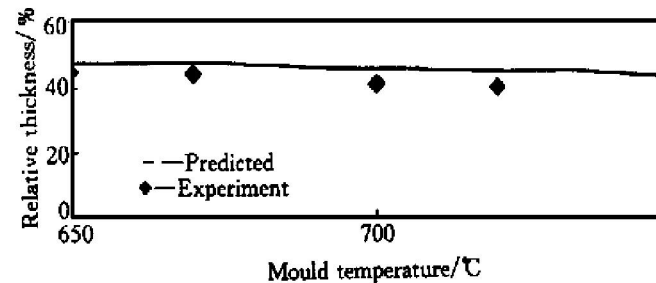


图 3 浇温对颗粒分布的影响

Fig. 3 Influence of pouring temperature on particles relative thickness

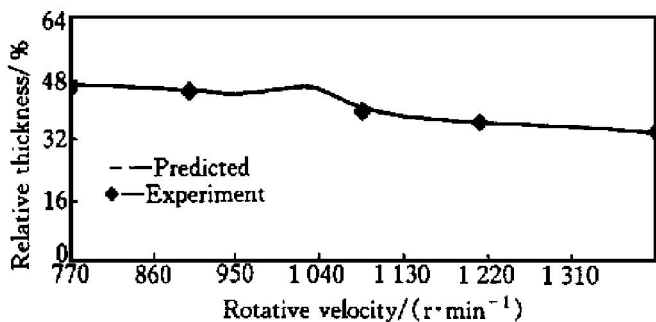


图 4 转速对颗粒分布的影响

Fig. 4 Influence of rotating speed on particles relative thickness

另外, 从图 4 可见, 在某一转速范围内(如在 1 020~ 1 030 r/min) 预测的厚度急剧增加, 并出现一峰值, 随后又下降。这是因为转速对颗粒偏聚的影响是双重的, 一方面铸件在离心加速场中的凝固是在铸型吸热和由于旋转形成的空气强制对流传热作用下进行的, 所以铸件的凝固速度受铸型吸热与空气强制对流换热速度的支配, 转速越大, 空气强制对流换热速度越大, 单位时间内铸型、铸件向空气中散发的热量越多, 铸件处于液固相线时间越短, 这不利于颗粒偏聚; 另一方面, 转速越大, 提供的离心力越大, 颗粒径向运动的加速度越大, 这有利于颗粒偏聚^[4]。可以推断, 本研究中转速在 1 020~ 1 030 r/min 时, 转速有利于颗粒偏聚的作

用小于转速不利于颗粒偏聚的作用, 故颗粒偏聚程度较小, 宏观上表现为分布相对厚度变宽。

3 结语

以型温、浇温、转速为输入, 以初晶硅分布相对厚度为输出, 采用改进的 BP 神经网络建立了输入与输出之间的非线性关系。实验表明, 预测结果与实测数据吻合得相当好, 说明采用该结构的神经网络来分析离心法制备梯度功能材料中内生颗粒的分布是可行的。神经网络比其他方法更方便、快捷, 能够精确地处理大量实验数据, 还可利用其自学习、自组织能力预测出一些未知的数据, 从而弥补设备、资金的缺陷。但为了提高预测精度, 应该在条件允许的前提下尽量增加原始样本数量。

[REFERENCES]

- [1] ZHANG Xir-ping(张新平), YU Si-rong(于思荣), HE Zhen-ming(何镇明). 离心铸造梯度功能材料的研究现状及展望 [J]. Foundry(铸造), 1999(5): 47- 50.
- [2] ZHANG Bao-sheng(张宝生). 离心铸造粒子强化铝基梯度功能材料制备及性能 [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 1997. 30- 71, 89- 93.
- [3] Lajoie L and Suery M. Modeling of particle segregation during centrifugal casting of Al-matrix composites [J]. ASM International, Metals Park, OH, 1988: 15- 20.
- [4] ZHANG Xir-ping(张新平). 离心铸造制备 FGM 中颗粒相的分布行为 [D]. Changchun: Jilin University of Technology, 2000. 38- 48.
- [5] YU Si-rong(于思荣). 表面复合强化铝合金新材料及其仿生分析 [R]. Changchun: Jilin University of Technology, 1998. 60- 67.
- [6] QI Le-hua(齐乐华), HOU Jun-jie(侯俊杰), YANG Fang(杨方), et al. 金属液体凝固中直接挤压工艺的神经网络 [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals(中国有色金属学报), 1999, 9(3): 586- 589.
- [7] ZHANG Xing-quan(张兴全), PENG Ying-hong(彭颖红) and RUAN Xue-yu(阮雪榆). Ti-17 合金本构关系的人工神经网络模型 [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals(中国有色金属学报), 1999, 9(3): 590 - 595.
- [8] ZHANG Li-ming(张立明). Models and Applications of Artificial Neural Networks(人工神经网络的模型及应用) [M]. Shanghai: Fu Dan University Press, 1993.
- [9] JIAO Li-cheng(焦李成). System Theory of Artificial Neural Networks(神经网络系统理论) [M]. Xi'an:

- Xi'an Electronic Science and Technology University Press, 1990.
- [10] Nagai M, Ueda E and Motan A. Nonlinear design approach to four-wheel steering system using neural networks [J]. Vehicle System Dynamics, 1995, 24: 329 – 324.

Forecast of endogenetic particle distribution in FGM prepared by centrifugal casting based on ANN

YU Si-rong, ZHANG Xin-ping, HE Zhen-ming

(College of Materials Science and Engineering, Nanling Campus, Jilin University, Changchun 130025, P. R. China)

[Abstract] Artificial neural network has been applied to acquire the constitutive relationships of endogenetic particle distribution in FGM prepared by centrifugal casting at different mould temperature, pouring temperature and rotating speed. Building up the neural network model of the constitutive relationship for the alloy, mould temperature, pouring temperature and rotating speed are taken as the inputs and relative thickness of endogenetic particle distribution in FGM is taken as the output. At the same time, four layers are constructed, six neurons are used in the first hidden layer and four neurons are used in the second hidden layer. The activation function in the output layer of the model obeys a linear function, while the activation function in the hidden layer is a sigmoid function. Comparison of the predicted and experimental results shows that the neural network model used to predict the constitutive relationship of the endogenetic particle distribution in FGM has good learning precision and good generalization. It's available to forecast endogenetic particle distribution in FGM prepared by centrifugal casting based on artificial neural network.

[Key words] centrifugal casting; functionally gradient material; artificial neural network; endogenetic particle; particle distribution
(编辑 何学锋)