

文章编号: 1004 - 0609(2006)09 - 1583 - 06

基于人工神经网络的 7055 铝合金二次时效性能预测^①

周古为, 郑子樵, 李 海

(中南大学 材料科学与工程学院, 长沙 410083)

摘 要: 利用人工神经网络对 7055 铝合金二次时效热处理工艺参数与时效性能样本集进行训练和学习, 采用改进的 BP 网络算法 Levenberg-Marquardt 算法, 建立 7055 铝合金二次时效热处理工艺 BP 神经网络模型。针对二次时效工艺特点, 研究的工艺参数包括: 预时效温度、预时效时间、二次时效温度和二次时效时间。结果表明: 神经网络预测值与实验值吻合较好, 说明神经网络模型具有较高的精度及良好的泛化能力, 可有效地用于预测和分析二次时效工艺参数对 7055 铝合金时效性能的影响。

关键词: 7055 铝合金; 二次时效; 人工神经网络; Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号: TG 146.2

文献标识码: A

Predicting properties for secondary aging of 7055 Al alloy based on artificial neural networks

ZHOU Gu-wei, ZHENG Zi-qiao, LI Hai

(School of Materials Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: A model was developed for modeling the correlation between process parameters of second aging treatment and properties of 7055 Al alloy by applying the artificial neural networks (ANN). According to the feature of second aging, the process parameters were preliminary aging temperature, preliminary aging time, second aging temperature and second aging time. The model was based on error back-propagation (BP) algorithm and trained by Levenberg-Marquardt training algorithm. After the ANN model was trained successfully, the model achieved a very good performance. The results show that the model has high precision and good generalization performance, and can be successfully used to predict and analyze the influence of secondary aging treatment on the mechanical properties of 7055 Al alloy.

Key words: 7055 Al alloy; secondary aging; neural networks; Levenberg-Marquardt algorithm

以前认为, 时效强化型铝合金进行高温峰值时效后经低温长时间热暴露, 微观组织与力学性能不会发生改变。然而近来发现^[1-3], 铝锂合金在 150~200 °C 时效至峰值强度, 再进行 70~130 °C 长时间热暴露, 基体中除了峰值时效时形成的 δ 相继续长大, 还析出更为细小弥散的 δ 相, 造成强度进一步提高及断裂韧性显著降低。这种高温 T6 处理后再低温时效即所谓的二次时效 (secondary aging)。

Lumley 等^[4]发现 Al-Cu-Mg-Ag 合金在 185 °C 欠时效后, 在较低温度(如 65 °C)甚至室温自然时效时也出现二次硬化现象, 并在此基础上对多种铝合金进行二次时效处理, 发现二次时效工艺可以改善某些铝合金性能, 并申请了名为 T6I6(I, Interrupted) 的热处理工艺专利^[5], 这种热处理工艺实际上是一种三步时效工艺。T6I6 热处理的一个缺点是, 要改善力学性能, 必须首先在较高温度欠时效后再

① 基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2001AA332030)

收稿日期: 2005-10-17; 修订日期: 2006-05-30

通讯作者: 郑子樵, 教授; 电话: 0731-8830249; E-mail: zmalloy@csu.edu.cn

在低温下长时间停留后, 再进行 T6 峰值时效, 工艺周期长。Lumley 等^[6] 随后对 T6I6 工艺进行了改进, 即首先高温欠时效, 然后低温时效, 这种二步时效方法同样可以获得与 T6I6 相同的效果, 并将该工艺称为 T6I4 处理。T6I4 处理消除了最后一步的 T6 处理, 简化了热处理工序并降低了成本。

目前, 国内外对二次时效的研究主要集中在二次时效过程中力学性能、作用机理和微观组织演变方面^[7-9], 而对于建立二次时效工艺参数与时效性能之间定量关系模型还未见报道。人工神经网络是近年发展起来的模拟人脑生物过程的具有人工智能的系统, 它无需人们预先给定公式的形式, 而是以实验数据为基础, 经过有限次迭代计算而获得一个反映实验数据内在规律的数学模型, 已经得到广泛的应用^[10-13]。本文作者充分利用人工神经网络很强的非线性逼近性能及良好的自适应性等功能, 将其用于 7055 铝合金二次时效工艺的预测研究和分析, 用采集的时效实验数据对神经网络进行训练, 建立了实验合金时效硬化的神经网络模型, 从而可以预测铝合金在一定时效条件下的性能。此项工作深化了对 7055 铝合金二次时效工艺过程的理解, 为实现数据挖掘进行时效工艺的优化提供了有效的手段。

1 人工神经网络建模

1.1 BP (back-error propagation) 神经网络模型的建立

BP 神经网络是基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前向神经网络, 它是目前应用最为广泛的神经网络模型。据统计有 80%~90% 的神经网络模型是采用 BP 网络或者它的变化形式。

BP 神经网络通常采用基于 BP 神经元的多层前向神经网络的结构形式, 由输入层、隐层(一层或多层)和输出层构成, 同一层的神经元之间无任何连接, 而层与层的神经元之间采用全连接的方式。Robert^[14] 证明了对于在任何闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐层的 BP 网络来逼近, 因而一个 3 层的 BP 网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射, 故一般选择单隐层。

隐层节点数的选择与材料设计中的具体要求、输入、输出节点数的多少都有直接的关系。隐层节点数目过少, 网络将不能建立复杂的判断界, 网络可能训练不出来, 或不能识别以前没有看到过的样本, 容错性差; 而隐层节点数目过多, 学习时间过

长, 误差不一定最佳, 网络的泛化能力降低, 因此 BP 网络一定存在一个最佳的隐层节点数。目前隐层节点数尚无统一确定公式, 对于 3 层 BP 网络可以采取以下经验公式^[15] 预估:

$$n_1 = \sqrt{m + n} + a \tag{1}$$

式中 n_1 为隐层单元数; n 为输入层单元数; m 为输出单元数; a 为 0~10 之间的常数。

本研究中采用 3 层 BP 神经网络模型, 以影响合金时效性能的主要热处理工艺参数预时效温度 (θ_1 , °C)、预时效时间(t_1 , h)、二次时效温度(θ_2 , °C)和二次时效时间(t_2 , h)作为 BP 神经网络输入, 以衡量材料时效性能的显微硬度(HV)作为 BP 神经网络的输出, 以 7055 铝合金二次时效实验数据训练网络, 建立神经网络模型。BP 网络结构如图 1 所示。

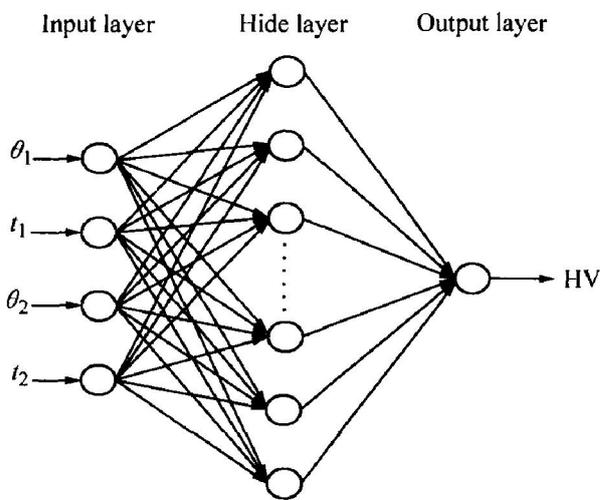


图 1 人工神经网络结构

Fig. 1 Architecture of ANN model

1.2 BP 神经网络模型的训练

建立神经网络模型的样本数据共 104 组, 其中 96 组用于训练网络, 8 组用于检测网络的预测性能。由于训练样本数据中各数据的物理量各不相同, 数值差别也很大, 为了保证样本数据的可比性, 提高神经网络的可靠性及收敛速度, 在进行训练之前, 有必要对所选择的数据进行预处理。所谓预处理, 主要是对所有数据进行归一化处理, 即使所有数据经过换算成为[-1, 1]区间之内的数据。归一化所采用的一般公式^[16] 如下:

$$x_N = 2 \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \tag{2}$$

式中 x_i 是原始数据, x_{\max} 和 x_{\min} 分别是样本数据集 x 中的最大值和最小值, x_N 是归一化后数据。

将上述 BP 神经网络模型在 MATLAB6.5 中

编程实现, 隐层神经元采用 tansig 型传递函数, 输出层神经元采用 purelin 型传递函数, 训练算法采用 Levenberg-Marquardt 算法, 取误差指标为 0.000 1。网络训练发现: 当隐层结点数为 10 时, 系统误差较小, 网络的学习速度和泛化能力较好。

2 结果与讨论

图 2 所示为对神经网络预测值与实测值的相对误差进行统计分析的结果。从图 2 可以看出, 神经网络预测的相对误差在 ±3% 以内, 这说明该神经网络具有较高的预测精度, 能用于 7055 铝合金二次时效性能预测。神经网络预测的相对误差采用以下公式计算:

$$E = \frac{T - A}{T} \times 100\% \quad (3)$$

式中 T 为实测值, A 为预测值。

为了验证所建网络的可靠性, 将未参与训练的

8 组数据用于检测网络预测性能。表 1 列出了实验合金显微硬度的实验值和模型预测值的比较。从表

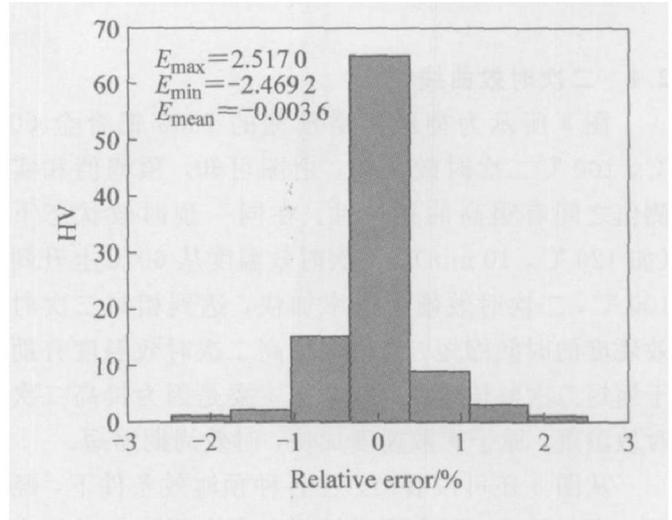


图 2 神经网络预测的相对误差的统计分析

Fig. 2 Statistical analysis of relative error of neural network predictions

表 1 模型预测值与实验值的比较

Table 1 Comparison of NN predicted data with experimental data

Sample No.	Secondary aging treatment				HV		
	$\theta_1/^\circ\text{C}$	t_1/h	$\theta_2/^\circ\text{C}$	t_2/h	Experimental	Predicted	Relative error/%
1	120	0.167	100	4	176.6	178.5	-1.05
2	120	0.167	100	40	193.4	193.3	0.04
3	120	0.167	100	88	203.1	202.7	0.22
4	120	0.167	100	136	214.4	214.9	-0.25
5	120	1	60	4	176	176.3	-0.18
6	120	1	60	16	183.5	182.8	0.37
7	120	1	60	88	201.4	202.1	-0.34
8	120	1	60	140	207.8	207.4	0.18
9	150	0.167	60	4	171.8	171.8	-0.01
10	150	0.167	60	16	186.5	184.5	1.09
11	150	0.167	60	40	191.9	193.5	-0.82
12	150	0.167	60	88	196	195.4	0.31
13	150	0.167	60	228	204.3	204.7	-0.19
14	150	1	100	4	194.3	196.4	-1.06
15	150	1	100	40	201	200.0	0.50
16	150	1	100	88	200	201.7	-0.85
17*	120	0.167	100	16	187.7	190.2	-1.33
18*	120	1	60	40	190.5	191.4	-0.47
19*	120	1	100	88	211.3	213.2	-0.90
20*	120	24	60	40	205.1	204.3	0.39
21*	150	0.167	60	140	198.8	196.7	1.05
22*	150	1	100	16	196.9	199.2	-1.16
23*	150	8	60	40	195.8	194.9	0.46
24*	180	1	60	40	195.8	194.8	0.51

* —Test sample; Others —Training sample

中可以看出,检测样本的神经网络预测值与实验测量值十分接近,说明该神经网络模型的泛化能力强,参数选取合理。

2.1 二次时效曲线

图3所示为神经网络预测的7055铝合金60℃,100℃二次时效曲线。由图可知,预测值和实测值之间有很高的相关性。在同一预时效状态下(如120℃,10min),二次时效温度从60℃上升到100℃,二次时效硬化速率加快,达到相同二次时效硬度的时间缩短,这说明提高二次时效温度有助于缩短二次峰值硬化时间。这主要是因为提高二次时效温度,原子扩散速度加快,时效周期缩短。

从图3还可以看出,在各种预时效条件下,经过二次时效后,所有预时效状态合金都能超过相应预时效温度的单级时效峰值硬度。这说明二次时效可以一定程度上提高合金的峰值硬度。这主要是因

为高温预时效后转而在较低的温度下继续进行二次时效,由于时效温度降低,溶质在基体中固溶度降低,因此基体中高温时效过程中未完全析出的过饱和溶质原子和空位在长时间低温时效过程中以GP区和富空位团簇的形式继续析出,最终析出相的数量增多,从而造成合金峰值硬度的提高。

2.2 二次时效工艺对显微硬度的影响

图4所示为神经网络预测的不同二次时效状态下的显微硬度值比较。从图4可以看出,随着预时效温度的提高,在相同二次时效工艺条件下获得的二次时效硬度值下降。从图4(a)、(b)可以看出,对于同样的二次时效工艺,预时效时间从10min延长到1h后,时效合金的显微硬度值有所下降,这说明预时效时间过长并不利于提高合金二次时效后的强度。这是因为对于相同预时效温度和二次时效工艺,随着高温预时效时间的延长,高温析出相

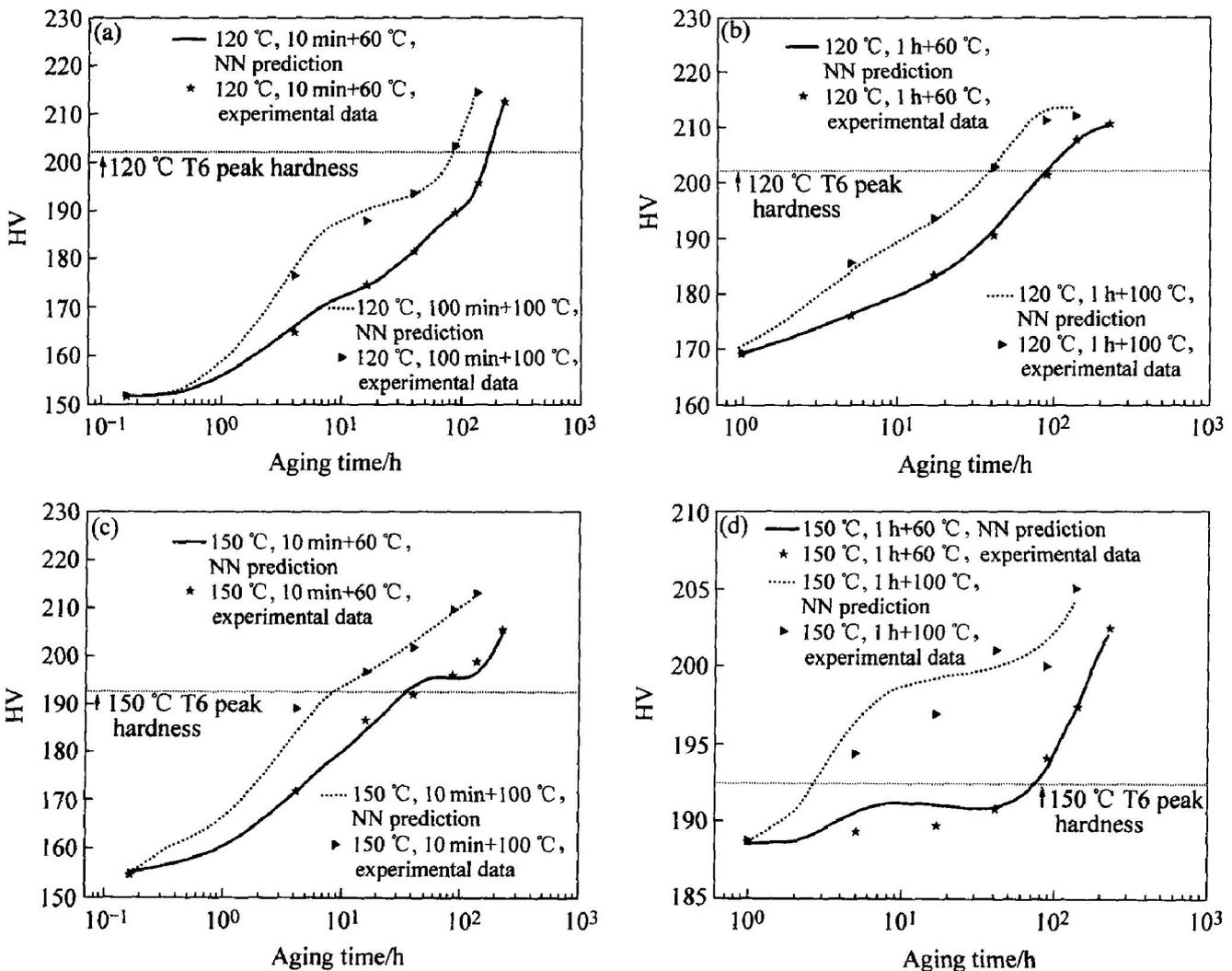


图3 7055铝合金60℃、100℃的二次时效曲线

Fig. 3 Secondary aging curves at 60℃ and 100℃ for 7055 alloy

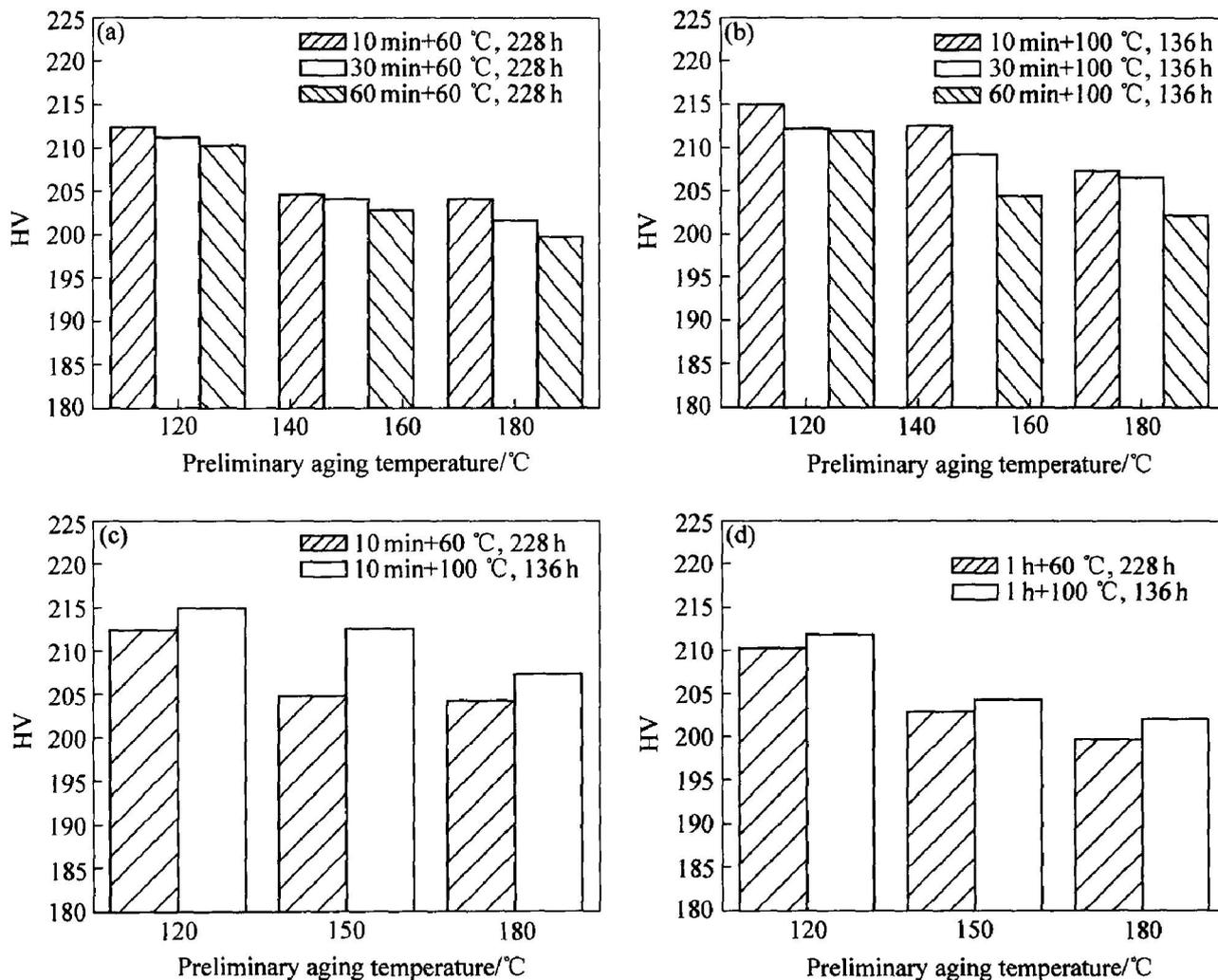


图 4 不同二次时效状态下的显微硬度

Fig. 4 Microhardness under various secondary aging conditions

增加, 消耗的过饱和溶质原子增加, 导致低温二次时效中未完全析出的过饱和溶质原子的量减少, 最终的二次时效析出相减少, 二次时效硬化效果下降^[7]。从图 4(c)、(d) 可以看出, 在相同预时效条件下, 二次时效温度从 60 °C 上升到 100 °C, 合金显微硬度值上升, 二次时效时间缩短。

3 结论

利用人工神经网络对 7055 铝合金二次时效实验数据进行学习, 采用改进的 BP 网络算法 Levenberg-Marquardt 算法建立了 7055 铝合金二次时效工艺人工神经网络模型。计算结果表明该神经网络模型具有较高的精度和良好的泛化能力, 能有效地预测和分析显微硬度随二次时效工艺的变化。经高温预时效后的 7055 铝合金, 再进行低温二次时效, 可以获得高于 T6 状态的硬度。

REFERENCES

- [1] Lynch S P. Fracture of 8090 Al-Li alloy plate (II): Sustained-load crack growth in dry air at 50 - 200 °C [J]. Mater Sci Eng A, 1991, 36: 45 - 57.
- [2] Pitcher P D, Stewart R T, Gupta S. Study of reversion behaviour in 8090 alloys using small angle neutron scattering and transmission electron microscopy [J]. Scripta Metall, 1992, 26(4): 511 - 516.
- [3] Kerr M J, Sweet E D, Bennett C G, et al. Effect of alkali metal impurities on the low temperature thermal stability of 2090 Al-Cu-Li alloys [J]. Materials Science Forum, 1996, 217 - 222(2): 1079 - 1084.
- [4] Lumley R N, Morton A J, Polmear I J. Enhanced creep performance in an Al-Cu-Mg-Ag alloy through underageing [J]. Acta Materialia, 2002, 50(14): 3597 - 3608.
- [5] Lumley R N, Polmear I J, Morton A J. Heat Treatment of Age-Hardenable Aluminium Alloys [P]. Australia, W00148259, 2001.

- [6] Lumley R N, Polmear I J, Morton A J. Heat Treatment of Age-Hardenable Aluminium Alloys Utilising Secondary Precipitation[P]. Australia, WO02070770, 2002.
- [7] Macchi C E, Somoza A, Dupasquier A, et al. Secondary precipitation in AlZrMg(Ag) alloys[J]. *Acta Materialia*, 2003, 51(17): 5151 - 5158.
- [8] Lumley R N, Polmear I J, Morton A J. Interrupted aging and secondary precipitation in aluminum alloys [J]. *Materials Science and Technology*, 2003, 19(11): 1483 - 1490.
- [9] 李海, 郑子樵, 王芝秀. 7055 铝合金二次时效特征研究(II)——显微组织与断口形貌特征[J]. *稀有金属材料与工程*, 2005, 34(8): 1230 - 1234.
LI Hai, ZHENG Ziqiao, WANG Zhixiu. Investigation of secondary ageing characteristics of 7055 aluminum alloy(II) —Microstructures and fractography[J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 2005, 34(8): 1230 - 1234.
- [10] Basheer I A, Hajmeer M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application [J]. *Journal of Microbiological Methods*, 2000, 43: 3 - 31.
- [11] Bhadeshia H K D H. Neural networks in materials science[J]. *ISIJ International*, 1999, 39(10): 966 - 979.
- [12] Malinov S, Sha W. Software products for modelling and simulation in materials science [J]. *Computational Materials Science*, 2003, 28(2): 179 - 198.
- [13] 汤伟, 朱定一, 陈丽娟, 等. 基于分子动力学结合神经网络的 Au 表面能计算方法[J]. *中国有色金属学报*, 2005, 15(1): 105 - 109.
TANG Wei, ZHU Ding-yi, CHEN Lijuan, et al. Calculation of Au surface energy by molecular dynamics combined with neural networks[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2005, 15(1): 105 - 109.
- [14] Robert H N. Theory of the backpropagation neural network[A]. *IJCNN International Joint Conference on Neural Networks* [C]. Washington DC: IEEE, 1989: 593 - 605.
- [15] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 99 - 108.
FECIT Technological Product Research Center. *Neural Networks and Its Implement Using MATLAB7* [M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2005: 99 - 108.
- [16] Malinov S, Sha W, Mckeown J J. Modeling the correlation between processing parameters and properties in titanium alloys using artificial neural network[J]. *Computational Materials Science*, 2001, 21(3): 375 - 394.

(编辑 李向群)