

文章编号: 1004-0609(2003)05-1077-06

基于人工神经网络的铜合金形变热处理工艺和性能^①

苏娟华^{1, 2}, 董企铭², 刘平², 李贺军¹, 康布熙²

(1. 西北工业大学 材料科学与工程学院, 西安 710072; 2. 河南科技大学 材料科学与工程学院, 洛阳 471003)

摘 要: 利用神经网络对 Cu-Cr-Zr 合金变形量、时效温度和时间与硬度和电导率样本集进行训练和学习, 采用改进的 BP 网络算法—Levenberg-Marquardt 算法, 建立了形变热处理工艺 BP 神经网络模型, 得出了具有较高综合性能的最佳工艺参数: 在 80% 变形量, 450~480 °C, 2~5 h 形变热处理条件下, 硬度和电导率分别可达 HV 150~157 和 74%~77% (IACS)。

关键词: 铜合金; 形变热处理; 神经网络; Levenberg-Marquardt 算法

中图分类号: TG 146.1

文献标识码: A

引线框架是集成电路的重要部件, 其主要功能为电路连接、散热、机械支撑等。铜合金因具有优良的导电导热性能以及高的强度等特点已成为主要的引线框架材料^[1~4]。形变热处理技术是制备高性能铜合金最常用的一种方法^[5~8], 该工艺主要受变形量、温度和时间影响。工艺参数的选择具有很强的经验性。为优化形变热处理工艺, 提高制件质量, 降低成本, 对铜合金形变热处理工艺进行模拟是很必要的。

人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是目前国际上迅速发展的前沿交叉学科, 其本质是建立一种映射关系, 在工程应用中属于典型的数据挖掘技术。人工神经网络由很多处理单元构成, 进行并行工作, 无需预先给定公式的形式。ANN 以样本数据为基础, 按照某种算法经过有限次迭代获得一个反映样本数据内在规律的数学模型, 因此具有适合于研究复杂非线性系统和不确定过程的优点, 具有广泛的应用前景^[9~12]。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, 将其引入 Cu-0.3% Cr-0.15% Zr 合金形变热处理工艺的优化。此项工作不仅深化了对铜合金形变热处理工艺过程的理解, 实现了时效工艺优化, 而且可精确预测材料性能。

1 形变热处理 BP 神经网络模型

1.1 Levenberg-Marquardt BP 算法

本研究中采用一种拟二阶算法——Levenberg-Marquardt 算法, 神经网络模型为 $N \times N_1 \times N_2 \times 1$ 的双隐层结构, 如图 1 所示。在所有的基于梯度的算法中, 基于高斯-牛顿法改进得到的 Levenberg-Marquardt 方法在实际应用中稳定性较好, 已经成为解决非线性最小二乘问题的标准算法。其基本迭代公式为

$$\mathbf{w}(n_0+1) = \mathbf{w}(n_0) - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{g}_h \quad (1)$$

式中 $\mathbf{g}_h \equiv \mathbf{g}/2$, $\mathbf{g}$ 是误差函数对权值向量 $\mathbf{w}$ 的梯度; $\mathbf{J}$ 为误差函数对权值向量微分的 Jacobian 矩阵; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; λ 是某个可以进行自适应调整的非负数。 λ 和 $\mathbf{I}$ 的存在就可以很好地处理病态矩阵 $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$, 使算法的稳定性更好。该修正方法依赖于 λ 幅值的改变, 光滑地在二阶的高斯-牛顿法 ($\lambda \rightarrow 0$) 和经典的梯度法 ($\lambda \rightarrow \infty$) 之间变化, 充分发挥了两种算法的优势^[13]。

1.2 BP 网络教师样本及其输入输出层设计

教师样本是包含某一客观问题内在信息的数据集, 它的分布特性严重影响神经网络的可靠性及泛化能力, 所以选取和处理教师样本很关键。神经网络输入输出层的节点数是由客观问题决定的。

神经网络具有很强的适应性, 但本文中对输入变量进行了归一化。对教师样本进行归一化处理, 以符合神经元传递函数的输入要求, 目的是为了使各变量的重要性处于同等地位, 使网络所有权值在一个不太大的范围之内变化, 由此来减轻网络训练

① 基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2002AA331112); 河南省重大科技攻关项目 (0122021300)

收稿日期: 2002-11-19; 修订日期: 2003-03-24

作者简介: 苏娟华 (1963-), 女, 副教授, 博士。

通讯联系人: 刘平, 电话: 13938846066; E-mail: Liuping@mail.haust.edu.cn

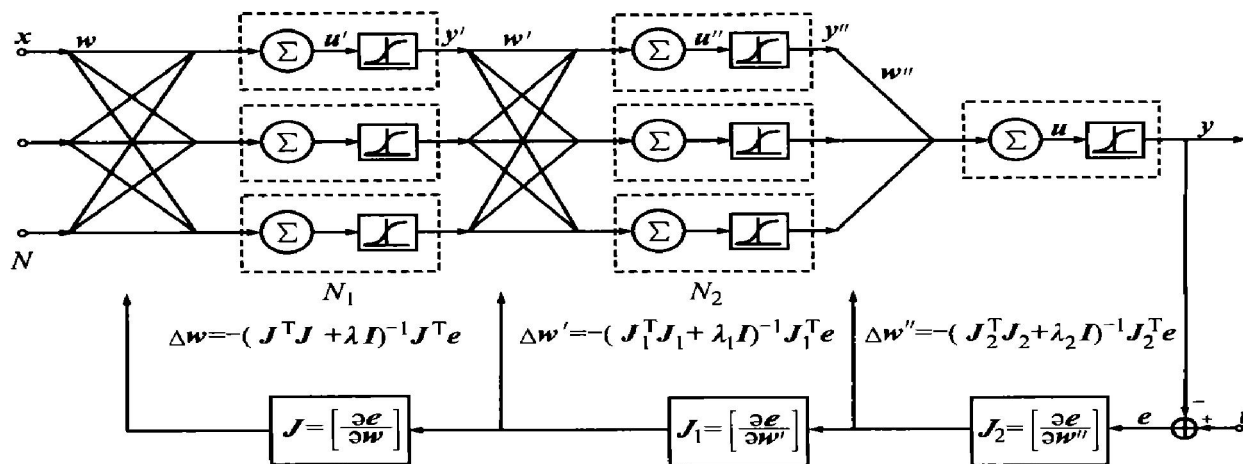


图 1 BP 网络 Levenberg-Marquardt 改进算法示意图
Fig. 1 Model of Levenberg-Marquardt algorithm

时的难度。

Cu-Cr-Zr 合金是时效析出强化型合金, 时效前对合金进行变形可获得更高的硬度及较好的导电性, 而对同一成分的过饱和固溶体来说, 形变变形量、时效温度和保温时间是影响时效效果的主要因素。本研究以形变变形量(δ)、时效温度(θ)和时间(t)作为三维输入。变形量分别为 30%, 45%, 60% 和 80%; 时效温度分别为 400, 450, 500, 600 和 650 $^{\circ}\text{C}$; 时效时间分别为 0 min, 15 min, 30 min, 45 min, 1 h, 1.5 h, 2 h, 3 h, 4 h, 6 h 和 8 h。形变热处理工艺神经网络样本数量为 220 个。神经网络的输出层为材料的性能: 硬度(H)和电导率(γ)。为了减轻网络训练的难度, 采用一维输出, 即分别输出硬度和电导率。

1.3 BP 网络隐层及隐单元设计

从实现的功能看, BP 网络隐层起抽象作用, 即它从输入提取特征知识, 因而网络的泛化能力取决于隐层。对于隐层设计, 1988 年 Cybenko 指出, 当各神经元均采用 S 形传递函数时, 两个隐层足以表示输入图形的任意输出函数, 适当地增加隐层数, 神经网络的处理能力和泛化推广能力可以得到提高, 但也必将使训练过程复杂化、训练时间增加。

大量实例计算显示双隐层较合适。假设输入层为 N 维, 第 1 隐层 $N_1 = N$, 通过适当调整 N_2 , 可以使神经网络较快收敛, 同时网络具有很强的泛化能力。

采用 Levenberg-Marquardt 算法, 取误差指标 SSE(Sum Squared Error) 为 0.01。在 Intel Pentium

III 866 系列双 CPU 系统平台上, 综合考虑网络的学习速度和泛化能力取两个隐层网络, 输出硬度的网络拓扑结构为 {3, 3, 23, 1}、输出电导率的网络拓扑结构为 {3, 3, 15, 1}。

2 预测结果与讨论

表 1 用具体的数据说明了网络的预测结果: 可以看出: 其硬度和电导率最大误差分别小于 4.4% 和 4.3%, 可以很好地满足应用要求, 表明该网络具有较好的泛化能力。神经网络技术作为一种典型的数据挖掘技术, 可以发现隐藏在大量样本中的模式总体信息, 提取出规则, 进而通过联想和推广对未见过的样本也能得出合理的结论。

神经网络训练成功后, 从样本中归纳出的领域知识就以数字形式存储在各层神经元之间的联接权值和神经元的阈值中。图 2~7 所示是神经网络的输入输出关系图, 分别提供了更多的专业信息。

2.1 形变热处理工艺参数对电导率的影响

由图 2 和图 3 可知: 随着冷轧变形量的增大, 电导率逐步增大。如在 480 $^{\circ}\text{C}$ 时效 8 h 时, 在 45% 和 65% 变形量下, 电导率分别为 74.6% (IACS) 和 76.7% (IACS)。其原因是冷变形引入的位错一方面使析出物形核变得容易, 另一方面位错作为溶质原子扩散的“快速通道”加速了析出过程。基体中固溶元素含量越少, 对电子的散射作用越弱, 电导率就越高^[14]。

由图 4 可知: 在一定的变形量下, 随着时效温度的升高和时间的延长, 电导率不断增加。如在 60%

表 1 网络预测结果及误差

Table 1 Measured data and predicted values

Inputs			Conductivity(IACS) / %			Hardness(HV)		
$\theta / ^\circ\text{C}$	$\delta / \%$	t / h	Predicted values	Measured data	Error / %	Predicted values	Measured data	Error / %
500	30	2	72.6	72.3	0.42	143.8	143.5	2.1
600	30	8	75.1	74.2	1.2	118.4	122.8	3.6
450	45	6	74.2	73.5	0.95	147.4	145.8	1.1
400	45	2	66.4	66.9	0.75	136.6	133.6	2.3
470	60	0.25	70.3	71.5	1.7	149.3	149.3	0
470	60	0.5	71.9	73.8	2.6	150.6	152.8	1.4
470	60	1	73.3	74.7	1.9	152.3	153.0	0.46
470	60	4	74.9	76.0	1.5	152.3	151.8	0.3
400	60	2	67.9	67.3	0.9	157.3	150.6	4.4
650	60	2	75.1	72.0	4.3	127.7	127.9	0.16
600	80	3	68.9	68.9	0	143.5	139.7	2.7
500	80	1	74.9	74.3	0.8	150.4	151.3	0.6
450	80	3	74.1	73.3	1.1	156.7	158.4	1.1

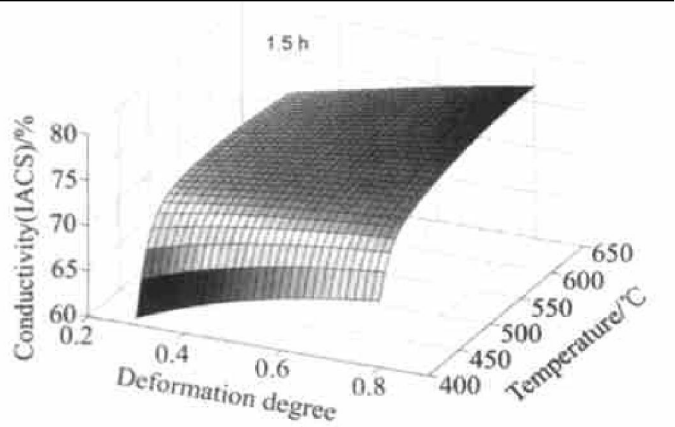


图 2 温度—变形量—电导率曲面

Fig. 2 Relationship among aging temperature, deformation degree and conductivity

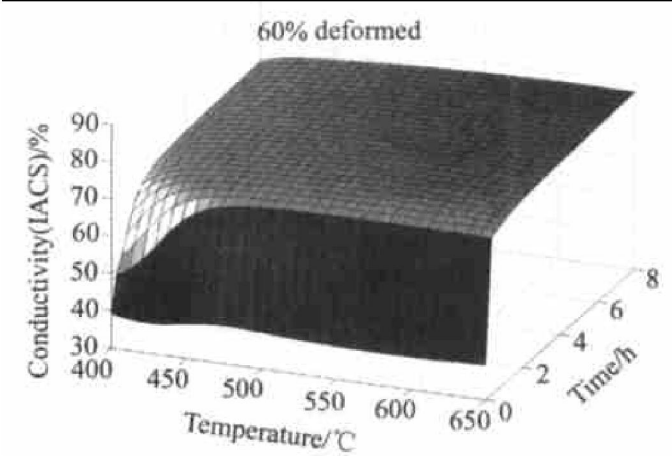


图 4 时间—温度—电导率曲面

Fig. 4 Relationship among aging time, aging temperature and conductivity

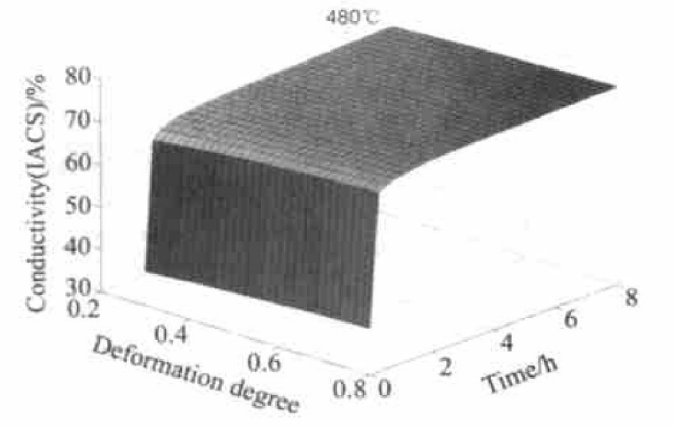


图 3 时间—变形量—电导率硬度曲面

Fig. 3 Relationship among aging time, deformation degree and conductivity

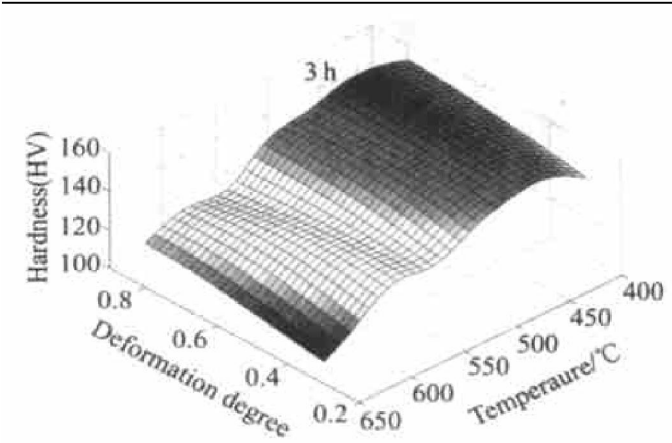


图 5 变形量—温度—硬度曲面

Fig. 5 Relationship among deformation degree, aging temperature and hardness

变形量下, 在 460 °C 和 520 °C 时效 8 h 均达到最大电导率 75.2% (IACS) 和 77.5% (IACS)。这是由于时效后合金的电导率主要受固溶体基体的固溶度控

制, 随着时效过程中时效时间的延长, 第二相不断析出, 固溶体中溶质逐渐贫乏并接近纯铜基体, 合金的导电性能相应提高并保持在一水平。

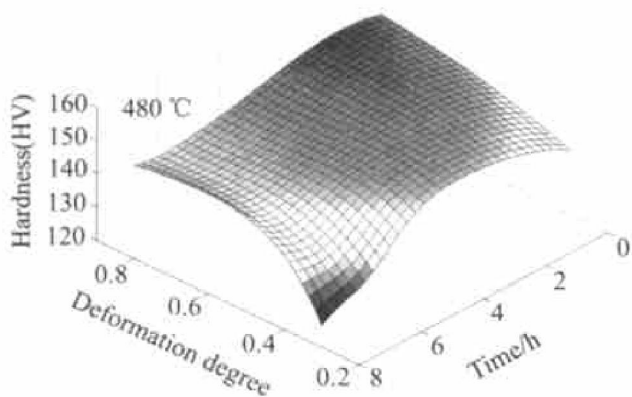


图 6 变形量—时间—硬度曲面

Fig. 6 Relationship among deformation degree, aging time and hardness

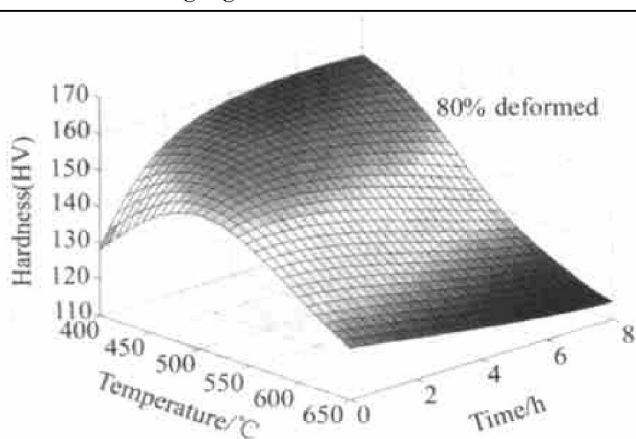


图 7 温度—时间—硬度曲面

Fig. 7 Relationship among aging temperature, aging time and hardness

2.2 形变热处理工艺参数对硬度的影响

由图 5 和图 6 可知: 随着冷轧变形量的增大, 硬化峰值向低温和短时间侧方向移动, 并且逐步增大。这主要是因为随着冷轧变形的增加, 合金热力学能增加, 形变位错增多, 晶粒更加碎化, 提高了溶质原子沿晶界及位错管道的扩散能力, 更有利于溶质原子的脱溶, 第二相粒子的形核、长大使得在较低的温度下就能发生时效强化作用。如在 480 °C, 在变形量 40% 和 65% 下, 达到的最大硬度分别为 HV 151.9 和 HV 153.9, 时间分别为 3.31 h 和 1.65 h。

由图 7 的曲面可知: 在一定的变形量下, 合金经时效处理后硬度有较大提高, 在时效硬化的区域内, 达到各温度下最高硬度的时间随时效温度的升高而移向短时间侧, 低温时效的硬度最高。随着时效温度的提高, 出现急剧过时效的部分也移向短时间侧。如在 450 °C 和 486 °C 时, 达到的最大硬度分别为 HV 157.2 和 HV 153.6, 时间分别为 3.59 h

和 2.76 h。在最大硬度处第二相充分析出, 并与基体维持良好的共格关系, 强化效果最好, 随后合金的硬度有所下降, 说明发生了过时效, 析出相与基体脱离共格关系。

2.3 最佳工艺参数

从图 2~7 的曲面分析可知, 低温时效(400 °C)的硬度最高, 但电导率较低。为了得到最佳的综合性能, 需要合理地选择工艺参数。变形量越大, 硬度和电导率就越高, 所以选择 80% 的冷变形。

由图 8 可知, 图的左上侧部分(2 h 以后, 400 ~ 480 °C)硬度较大。

由图 9 可知, 在左下侧和 450 °C 以下, 电导率较低, 其它部分电导率都较大。

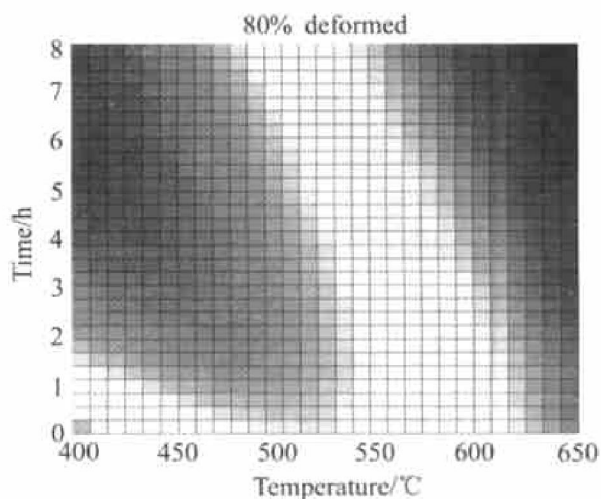


图 8 80% 变形时温度—时间—硬度曲面的俯视图

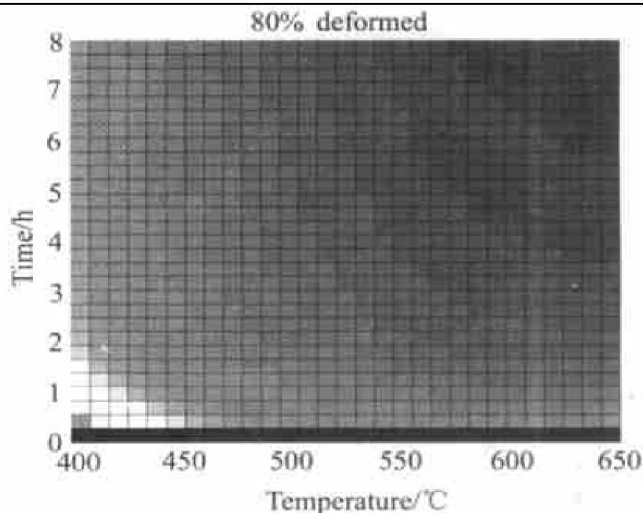
Fig. 8 Vertical view of $H-t-\theta$ diagram with 80% deformation

图 9 80% 变形时温度—时间—电导率曲面的俯视图

Fig. 9 Vertical view of $\sigma-\theta-t$ diagram with 80% deformation

图 10 表明: 在 80% 变形下, 436~ 466 °C 之间时效 2.5 h, 硬度都在 HV 155~ 156 之间, 此时的电导率在 74%~ 75% (IACS) 之间。

由图 11 可知: 在 80% 变形下, 460 °C 时效 2.9~ 4.6 h, 硬度可达 HV 156, 此时的电导率为 75%~ 76% (IACS)。

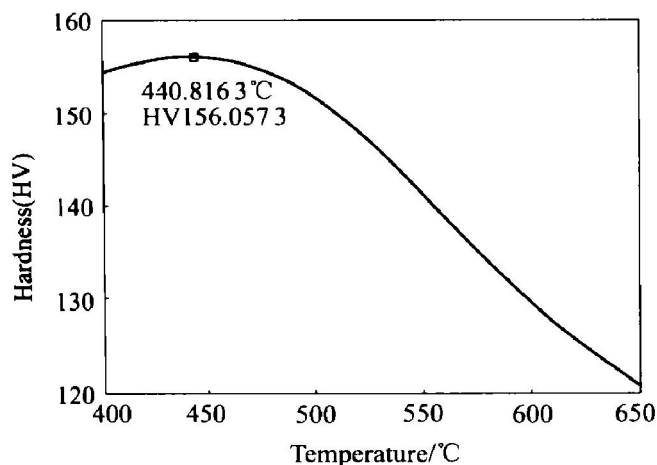


图 10 温度与硬度的关系

Fig. 10 Relationship between hardness and aging temperature for 2.5 h with 80% deformation

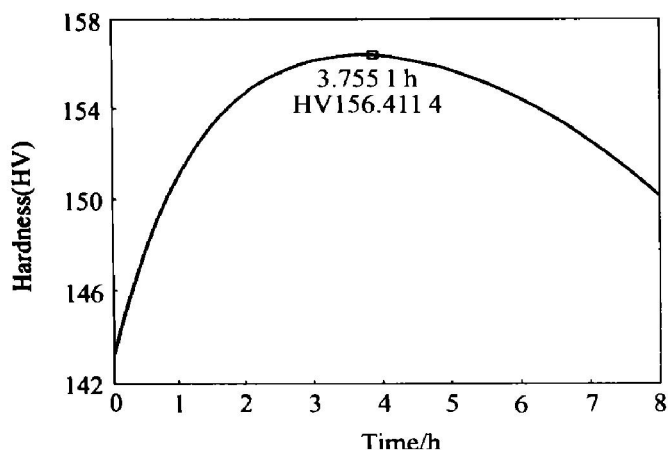


图 11 时间与硬度的关系

Fig. 11 Relationship between hardness and aging time at 460 °C with 80% deformation

综合以上分析, 最佳工艺参数为: 变形量 80%, 温度 450~ 480 °C, 时间 2~ 5 h。此条件下的硬度为 HV 150~ 157, 电导率为 74%~ 77% (IACS)。

3 结论

1) 利用神经网络对变形量、时效温度和时间与硬度和电导率样本集进行训练和学习, 建立了形变热处理工艺知识库。能够经济地利用已取得的实

验数据, 对性能进行有效的预测和分析。

2) 采用 Levenberg-Marquardt 算法建立了形变热处理工艺人工神经网络模型, 实践证明该神经网络模型具有较高的精度和很好的泛化能力。

3) 确定了 Cu-Cr-Zr 合金形变热处理最佳工艺参数: 在 80% 变形量, 450~ 480 °C, 2~ 5 h 时效条件下, 硬度和电导率分别可达 HV 150~ 157 和 74%~ 77% (IACS)。

REFERENCES

- [1] Naotsugu I. Behavior of precipitation and recrystallization affect upon texture of Cu-Cr-Zr alloy[J]. Journal of the Japan Copper and Brass Research Association, 1993, 32: 115 - 121.
- [2] Choi H I. Fabrication of high conductivity copper alloys by rod milling[J]. Journal of Materials Science Letters, 1997, 16: 1600 - 1602.
- [3] HUANG Furxiang, MA Jursheng. Analysis of phases in a Cu-Cr-Zr alloy[J]. Scripta Materialia, 2003, 48: 97 - 102.
- [4] Liu P, Kang B X, Cao X G. Aging precipitation and recrystallization of rapid solidified Cu-Cr-Zr-Mg alloy[J]. Materials Science and Engineering, 1999, A265, 262 - 267.
- [5] Long D C, Ohmori Y. Effect of cold rolling on the aging kinetics in an Al-Mg-Si based commercial alloy[J]. Materials Transactions, JIM, 2000, 41(6): 690 - 695.
- [6] Fernee H. Cold worked Cu-Fe-Cr alloys[J]. Journal of Materials and Science, 2001, 36: 5497 - 5510.
- [7] Gao N, Saarivirta E H. Influence of deformation on the age hardening of a phosphorus containing Cu-0.61%Cr alloy[J]. Material Science and Engineering, 2003, A342: 270 - 278.
- [8] Nagarjuna S, Balasubramanian K. Effect of cold work on mechanical properties, electrical conductivity and microstructure of aged Cu-Ti alloys[J]. Journal of Materials Science, 1999, 34: 2929 - 2942.
- [9] QI Lehua. Research on prediction of the processing parameters of liquid extrusion by BP network[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1999, 95: 232 - 237.
- [10] Basheer L A. Artificial neural network: fundamentals, computing, design, and application[J]. Journal of Microbiological Methods, 2000, 43: 3 - 31.
- [11] Joines J A, White M W. Improved generalization using robust cost functions[A]. IEEE/ INNS Int Joint Conference of Neural Networks[C]. New York: IEEE Press, 1992. 911 - 918.

- [12] Narayanan V. Systems for the prediction of process parameters[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1995, 54: 64 - 69.
- [13] 张智星, 孙春在. 水谷英二等. 神经-模糊和软计算[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998. 156 - 215. ZHANG Zhixing, SUN Chunzai, Mizutani E, et al. Nerve Fuzziness and Soft Computing[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1998. 156 - 215.
- [14] Ryu H J. Effect of thermomechanical treatment on microstructure and properties of Cu-base leadframe alloy[J]. Journal of Materials Science, 2000, 35: 3641 - 3646.

Properties and processing of thermomechanical treatment Cu-Cr-Zr alloy by artificial neural network

SU Juan-hua^{1, 2}, DONG Qiming², LIU Ping², LI Huijun¹, KANG Buxi²

(1. College of Materials Science and Engineering,

Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. College of Materials Science and Engineering,

Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: By using a supervised artificial neural network(ANN), Levenberg-Marquardt algorithm, the non-linear relationship between parameters of thermomechanical treatment processes and properties such as hardness and conductivity of Cu-Cr-Zr alloy was analyzed. A basic repository on the domain knowledge of thermomechanical treatment processes is established via sufficient data mining by the network. The results show that the ANN system is effective and successful for predicting and analyzing the properties of Cu-Cr-Zr alloy. The optimum process parameters are obtained for the thermomechanical treatment. By aging at 450~ 480 °C for 2~ 5 h after 80% deformation, the hardness and conductivity reach HV 150~ 157 and 74% ~ 77% (IACS) respectively.

Key words: copper alloy; thermomechanical treatment; artificial neural network; Levenberg-Marquardt algorithm

(编辑 杨 兵)