

# 基于 BP 神经网络的细晶 $Ti_2AlNb$ 基合金粉末球磨工艺研究

张 恒, 孙 宇, 胡连喜

(哈尔滨工业大学 金属精密热加工国家级重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 应用BP神经网络算法分析并预测了高能行星式球磨过程中工艺参数和球磨后 $Ti_2AlNb$ 基合金粉末的形貌特征之间的关系,建立了粉末参数预测模型。BP网络模型的输入参数为球磨转速,球磨时间,球料比;输出参数为球磨后 $Ti_2AlNb$ 基合金粉末的晶粒尺寸。BP网络模型中间隐含层节点数为9,输入、输出函数分别为tansig、purelin。通过检验样本验证了所建立神经网络模型的准确性。结果表明:该模型在容错性和通用性等方面优点突出,可用于预测球磨法制备细晶 $Ti_2AlNb$ 基合金粉末的晶粒尺寸,还可以弥补各种球磨过程物理模型应用与表述方面的不足,对于实际的粉末冶金工艺研究具有积极的应用价值和指导意义。

**关键词:**  $Ti_2AlNb$  基合金; 球磨工艺参数; 晶粒尺寸; BP 神经网络

中图分类号: TG 146.2<sup>+</sup>3

文献标识码: A

文章编号: 1002-185X(2017)12-3868-07

$Ti_2AlNb$  基合金是 20 世纪 90 年代开发的一种 Ti-Al 系金属间化合物材料。该合金具有密度低、比强度高、抗氧化性能好等优点,长期工作温度能够达到 700 °C,相对于镍基合金来说,同体积零件可减重约 40%<sup>[1-3]</sup>。因此,  $Ti_2AlNb$  基合金是一种用于先进航空发动机减轻重量、提升机动性能的理想结构材料,具有广泛的应用前景<sup>[2,4]</sup>。北京有色金属研究总院、中国科学院金属研究所、北京航空材料研究院、西北工业大学和哈尔滨工业大学等单位均开展了关于  $Ti_2AlNb$  基合金的研发工作,并取得了阶段性的研究成果<sup>[5-9]</sup>。

传统的  $Ti_2AlNb$  基合金制备方法为铸造或铸锭冶金。铸造导致铸锭合金内部存在缩松、缩孔等缺陷,会严重影响材料后续的热成形过程;而铸锭冶金的方法制备  $Ti_2AlNb$  基合金前,要进行热等静压处理和均匀化热处理来消除铸锭中存在的铸造缺陷和成分偏析,工艺复杂。此外,用上述 2 种方法均会导致合金组织粗大、不均匀问题的发生,影响合金的综合性能。因此,研究细晶  $Ti_2AlNb$  基合金制备方法,提高其塑性变形能力和力学性能是推动  $Ti_2AlNb$  基合金实际应用的关键问题。

机械球磨是一种新型的粉末冶金方法,通过磨罐内的磨球对粉末的碰撞、挤压,使其不断地发生变形、冷焊、破碎,直至达到原子水平的一系列复杂的物理化学变化。机械球磨法制备超细粉末<sup>[10]</sup>,能够避开普

通冶金方法的高温熔化、凝固的过程,实现室温下的合金化。在制备各种亚稳定相、非平衡相、超固溶合金、纳米粉体材料等方面优点尤为突出。Xi 等<sup>[11]</sup>用机械合金化制备了钛合金颗粒增强的 Mg 基复合材料;El-Eskandarany<sup>[12]</sup>和 Liu 等<sup>[13]</sup>将钨粉和石墨粉按 1:1 的原子比,在氢气保护下球磨 110~120 h,获得晶粒尺寸为 5~7.2 nm 的 WC 粉末;李小强等<sup>[14]</sup>通过机械球磨的方法研究了 Ti/Al 混合粉末组织和热稳定性;Sun 等<sup>[15]</sup>利用机械球磨法制备了名义成分为 Ti-45Al-10Nb(摩尔分数,%)的复合粉末,并对其进行了表征。本研究利用该技术制备细晶  $Ti_2AlNb$  基合金粉末,但是在制粉过程中,粉末的最终形貌受到诸多球磨工艺参数的影响,比如:球料比、球磨气氛、球磨装置、球磨时间、球磨温度等。这些影响因素构成了一个复杂的多元非线性的机械合金化球磨体系。迄今,鲜有国内外学者建立可以对球磨过程进行多因素综合系统分析的物理模型。即使采用传统经验和实验的方法,也很难对球磨产物的形貌特征(比如:晶粒尺寸、比表面积、粒径等)进行预测或对球磨工艺参数进行优化。

人工神经网络是由大量简单神经元构成的网络系统,具有大规模并行、分布式存储和处理、自适应学习能力,可以快速、有效地反映影响因素间高度的非线性复杂关系<sup>[16,17]</sup>。误差反向传播(back propagation, BP)神经

收稿日期: 2016-12-10

基金项目: 国家自然科学基金(51405110); 中国博士后科学基金(2014M551234); 高等学校博士学科点专项科研基金(20132302120002); 黑龙江省博士后基金(LBH-Z14096)

作者简介: 张 恒, 男, 1992 年生, 硕士生, 哈尔滨工业大学材料科学与工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001, E-mail: zhhter@163.com

网络是其中一种广泛使用的预测模型,世界各国学者运用此技术在材料的组织性能分析<sup>[16,18-20]</sup>、力学性能预测<sup>[21,22]</sup>等方面开展了大量的科研工作。因此,本研究利用机械球磨工艺制备细晶Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末,结合BP神经网络算法,研究并建立球磨工艺参数与球磨后Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末晶粒尺寸之间的关系模型,以达到球磨法制备细晶Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末并预测晶粒尺寸的目的。

### 1 实验

实验用粉末材料为Ti-22Al-25Nb预合金粉末,合金化学成分(质量分数)为:22.3% Al, 25.7% Nb, 0.00043% O, 0.000052% N, 0.000009% H,其余为Ti。粉末形貌特征及物相组成如图1所示,由图1可以看出,球形粉末的直径在150 μm左右,且具有典型的Ti<sub>2</sub>AlNb基合金衍射峰。

机械球磨过程在行星式球磨机QM-3SP4上进行。球磨罐为不锈钢材质,容积为250 mL,研磨介质为GCr15轴承钢球。单个罐中原始粉末质量为5 g,钢球直径分别为8和10 mm,按质量比4:1混合使用。为了防止球磨过程中的氧化污染,球磨前准备工作均在采用氩气保护的ZKX型真空手套箱内进行。球磨过程中,球磨转速、球料比、球磨时间作为主要的球磨工艺参数。表1为球磨工艺试验的部分数据,该数据为机械球磨神经网络模型的建立奠定基础。

表 1 球磨试验工艺参数

| Table 1 Process parameters of ball milling |                                       |                              |                      |
|--|---------------------------------------|------------------------------|----------------------|
| No.  | Milling speed/<br>r min <sup>-1</sup> | Ball-to-powder<br>mass ratio | Milling time/<br>min |
| 1  | 100                                   | 5:1                          | 360                  |
| 2  | 150                                   | 15:1                         | 240                  |
| 3  | 200                                   | 25:1                         | 120                  |
| 4  | 300                                   | 30:1                         | 80                   |
| 5  | 400                                   | 40:1                         | 60                   |
| 6  | 200                                   | 50:1                         | 40                   |
| :  | :                                     | :                            | :                    |
| 73   | 200                                   | 60:1                         | 60                   |
| 74   | 300                                   | 60:1                         | 40                   |
| 75   | 400                                   | 60:1                         | 20                   |

采用日本RIGAKU公司生产的D/max-rB型X-射线衍射仪(入射光为Cu Kα谱线)对球磨后的细晶Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末进行XRD分析,并计算其晶粒尺寸,计算原理采用Scherrer公式<sup>[23]</sup>:

$$d = \frac{0.9\lambda}{\beta \cos \theta} \tag{1}$$

式中:β代表衍射峰半高宽值(FHWM),λ是Cu Kα谱线的平均波长(0.154 05 nm),θ为布拉格衍射角(°),d为晶粒尺寸(nm)。本试验所应用合金粉末的表面形貌观察仪器为日本日立公司生产的S-570扫描电镜,工作加速电压20 kV,最大放大倍数10 000倍。

### 2 实验结果

通过对球磨后的合金粉末进行XRD和SEM分析,获得不同球磨工艺参数下球磨前后Ti-22Al-25Nb合金粉末XRD图谱和粉末的形貌特征,如图2所示。由图2a可以看出,未经球磨的粉末显示出典型的Ti<sub>2</sub>AlNb基合金衍射峰。球磨之后,粉末的衍射峰有明显的宽化,并且衍射强度有不同程度的降低。衍射峰拓宽主要是因为球磨过程中晶粒不断细化以及研磨介质不断地对粉末进行强烈撞击,在使粉末破碎的同时,还导致了粉末的晶格畸变,从而使得粉末的衍射峰产生宽化。而峰强度的下降主要是由于球磨粉末中产生了大量空位和位错。空位和位错扰乱了每个晶面上原子的规则排列,使得衍射峰出现相消干涉。在图2a中,(110)衍射峰的峰强度下降最快,而(220)衍射峰的峰强度下降程度最小。当晶粒尺寸较大时,粉末(110)衍射峰具有较大强度,对比此时所对应的球磨条件可知,球磨转速、球料比都较小。当晶粒尺寸较小时,粉末(110)

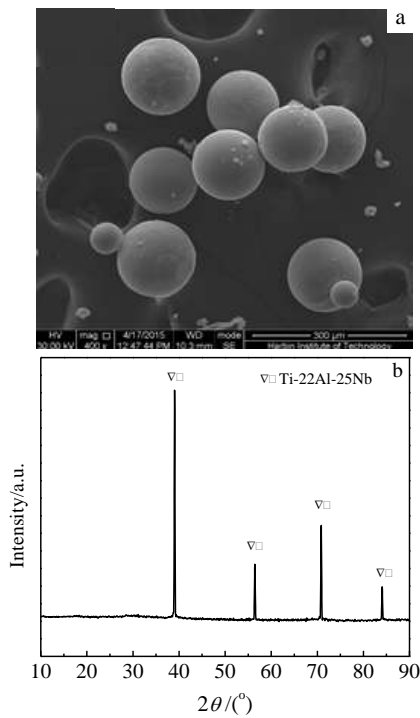


图 1 Ti-22Al-25Nb合金粉末形貌和物相组成

Fig.1 Powder morphology (a) and phase composition (b) of Ti-22Al-25Nb alloy

衍射峰强度很小，所有衍射峰都有拓宽，与未经球磨的粉末X射线衍射图谱比较，有明显的细化效果。

图2b为球磨后Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末的形貌特征，可以看出粉末质量一定时，随着磨球数量的增多，磨球的平均自由程减小，碰撞频率增加，也可以有效地抑制团聚的发生。所以，球料比越大，球磨粉末的极限粒径就会越小。但球料比过大时，磨球会占据有效空间，磨球与磨球之间的碰撞增多，过多消耗球磨过程中的机械能，导致球磨效率逐渐降低，同时也会引入较多杂质。随着球磨机转速的提高，在球磨过程中，会有更多的能量通过碰撞传递给球磨粉末，有利于粉末的塑形变形和合金化进程。但是球磨机转速过高时，磨球会紧贴在球磨罐内壁上，这将减弱磨球对球磨粉末的冲击作用，不利于获得好的球磨效果；另外，转速过高会使球磨系统的温度过高，可能使某些要求在球磨过程里形成的相（如过饱和固溶体、亚稳定相等），在高温下消失。延长球磨时间，有利于减小球磨粉末的晶粒尺寸，最终形成粉末冷焊和破碎的动态平衡，达到最大的合金化程度。再增加球磨时间，不仅不会减小晶粒尺寸，反而引入过多的杂质，使粉末受到严重污染。通过试验研究，最终发现球磨工艺参数对晶粒尺寸的影响顺序为：球料比>球磨转速>球磨时间。

### 3 神经网络模型建立

由于经过球磨的粉末，其晶粒尺寸受到多种工艺参数的综合影响，多个影响因素之间存在复杂的多元非线性关系，所以很难用传统的物理模型对球磨参数及粉末形貌关系进行描述。而人工神经网络无需了解输入与输出参数之间复杂的变化规律，通过对给定的

样本数据进行学习，便可从大量的数据中提取规则，以权重的形式形成一种网络的稳定状态，然后通过联想记忆和泛化能力获取研究人员所需要的数据<sup>[24]</sup>。因此，本研究采用人工神经网络技术构建球磨工艺参数和粉末晶粒尺寸之间内在关系模型，以进一步实现经球磨工艺后合金粉末晶粒尺寸的定量分析及预测。

#### 3.1 试验数据收集与处理

用于神经网络训练与测试的数据全部来源于表1中试验结果。球磨过程的影响因素，球磨转速、球料比、球磨时间作为主要的输入变量，球磨后粉末的晶粒尺寸作为BP网络模型的输出变量。

由于输入数据具有不同的维度和范围，而且各个因素之间存在一定的数量级差别，为了避免因输入输出数据数量级差别较大而造成网络模型预测误差较大，在神经网络训练之前，需要对样本数据进行归一化处理，即把数据归转化为[0,1]或[-1,1]区间的数值。本研究应用公式(2)对输入数据进行归一化处理。

$$x' = \frac{x - 0.95x_{\min}}{1.05x_{\max} - 0.95x_{\min}} \quad (2)$$

式中， $x$ 为输入(输出)参数的原始值， $x'$ 为参数 $x$ 按公式(2)归一化后的数值， $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别代表参数 $x$ 的最小值、最大值。

选择2/3的试验数据作为模型的输入/输出组合对神经网络模型进行训练，其余试验数据用于测试经过训练的网络模型的性能。

#### 3.2 神经网络的结构和优化

网络的层数对结果误差的影响重大，根据BP原理，网络的结构确定为1个输入层，1个隐含层，1个输出层的3层BP网络结构，具体结构示意图如图3所示。

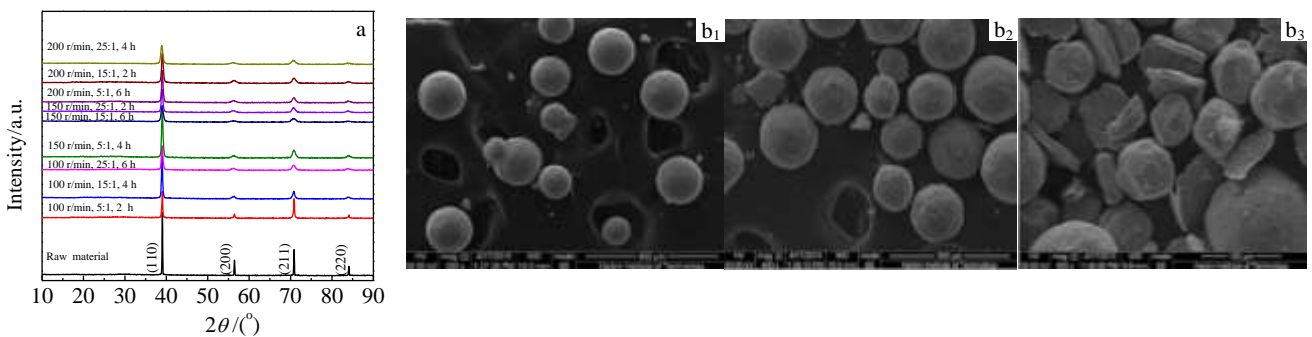


图 2 球磨前后Ti-22Al-25Nb合金粉末的XRD图谱和SEM形貌

Fig.2 XRD patterns (a) and SEM morphologies (b<sub>1</sub>~b<sub>3</sub>) of Ti-22Al-25Nb alloy powder before and after the ball milling: (b<sub>1</sub>) 200 r/min, 5:1, 6 h; (b<sub>2</sub>) 200 r/min, 25:1, 2 h; (b<sub>3</sub>) 200 r/min, 25:1, 6 h

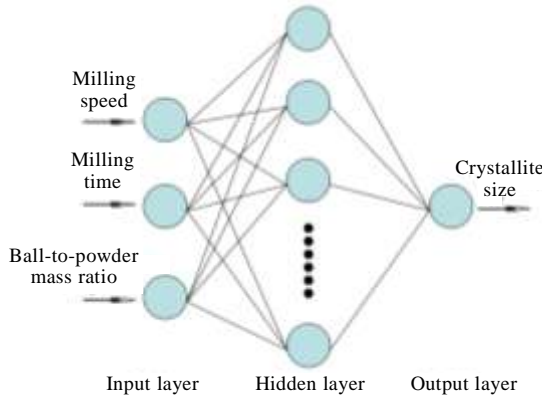


图 3 Ti-22Al-25Nb 合金粉末机械球磨 BP 神经网络结构

Fig.3 Architecture of the ball milling BP artificial neural network model of Ti-22Al-25Nb alloy powder

在 BP 神经网络中, 中间层节点数的选取对网络训练和学习的收敛过程非常重要。通常, 中间层节点数目可由以下经验公式确定。

$$\sum_{i=0}^n C_{n_1}^i > k \tag{3}$$

$$n_1 = \sqrt{n + m} + a \tag{4}$$

$$n_1 = 2n + 1 \tag{5}$$

式中,  $k$  为样本,  $n_1$  为隐含层节点数,  $n$  为输入层节点数,  $m$  为输出层节点数,  $a$  为区域 [1,10] 上的常数。

另外, 可以采用试错方法来确定最优隐含层节点数。首先从较小值试起, 通过网络模型的均方误差 (mean square error, MSE) 和收敛速度来评价网络的性能, 然后增加隐含层节点数, 再重复训练和评价, 均方误差的计算式如式 (6) 所示:

$$MSE = \sqrt{\frac{\varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2 + \dots + \varepsilon_n^2}{n}} \tag{6}$$

式中, MSE 表示均方误差,  $n$  为样本数,  $\varepsilon_n$  是对应序号的预测值和实际值之间的绝对误差。

预测模型的均方误差和收敛速度与隐含层节点数之间的关系如图 4 所示。从图 4a 可看出隐含层节点数为 7、9、11 时, 网络模型的均方误差具有极小值, 网络映射函数的精度较高, 预测结果与真实值最接近; 从图 4b 可看出隐含层节点数为 6 或 7 时, 网络模型收敛步数过多, 学习时间过长, 性能评价较差。而当隐含层节点数为 9 时, 不仅均方误差小而且收敛速度快, 此时 BP 神经网络模型性能评价最优。

在 BP 神经网络中起到关键作用的一个重要组成部分是传递函数, 已有学者证明从输入层到隐含层、隐含层至输出层之间必须采用任意的连续可微传递函数, 即传递函数必须处处可导<sup>[25]</sup>。而使用频率最高的

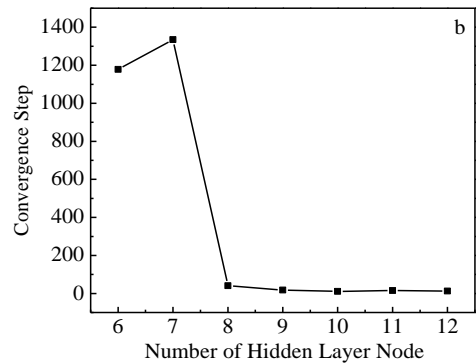
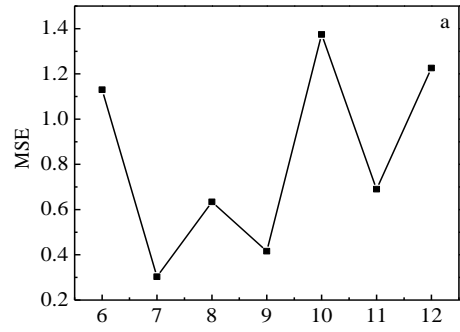


图 4 隐含层节点数与模型性能之间关系

Fig.4 Relationship between the number of hidden layer nodes and the model performance: (a) mean square error of network and (b) convergence steps

S 型的正切函数(tansig)、线性函数(purelin)和对数函数(logsig)均具有该特点。

当隐含层节点数为 9 时, 输入、输出层的传递函数不同, 神经网络模型对应的均方误差和收敛步数也有差别, 如表 2 所示。从表 2 可以发现当输出层传递函数为 logsig 时, 均方误差都比较大, 网络预测能力较差, 可见输出层传递函数不宜选用 logsig; 当输入层传递函数为 purelin 时, 收敛步数普遍较小, 收敛速度快; 通过比较可知, 当输入层传递函数为 tansig, 输出层传递函数为 purelin 时, 网络模型的均方误差最小, 收敛速度也较快, 具有最好的性能评价。

### 3.3 模型预测与结果分析

BP 神经网络模型的可靠性和精准度, 一般使用预测值和对应的实验值之间的相对误差来评估, 相对误差的计算公式如式 (7) 所示:

$$Error = \frac{R_{EXP} - R_{NN}}{R_{EXP}} \times 100\% \tag{7}$$

式中: Error 为相对误差,  $R_{EXP}$  为试验值,  $R_{NN}$  为预测值。衡量回归方程拟合优良性的一种指标是复相关系

数, 用  $R$  值表示 ( $R \leq 1$ ),  $R$  值越接近于 1, 说明拟合得越好。因此, 可以用  $R$  值直观地评价所建立模型的准确程度。图 5a 和 5b 分别为利用训练样本对网络进行训练及应用神经网络模型对未见数据进行预测的比较结果。从图 5a 中可以发现当隐含层节点数为 9, 输入、输出层传递函数分别为  $\text{tansig}$ 、 $\text{purelin}$  时,

表 2 输入、输出层传递函数与模型性能之间关系

Table 2 Relationship between input and output layer transfer function and model performance

| Input layer transfer function | Output layer transfer function | MSE   | Convergence steps |
|-------------------------------|--------------------------------|-------|-------------------|
| tansig                        | tansig                         | 0.913 | 33                |
| tansig                        | purelin                        | 0.416 | 18                |
| tansig                        | logsig                         | 2.350 | 22                |
| purelin                       | tansig                         | 0.898 | 7                 |
| purelin                       | purelin                        | 0.923 | 3                 |
| purelin                       | logsig                         | 2.051 | 17                |
| logsig                        | tansig                         | 0.732 | 70                |
| logsig                        | purelin                        | 0.704 | 13                |
| logsig                        | logsig                         | 2.294 | 12                |

神经网络模型的预测值与球磨工艺试验值的拟合相关系数  $R=0.967$ , 说明所训练的神经网络模型具有较强的可靠性和精确度。应用该模型对试验数据进行预测, 表 3 为预测值和试验值相对误差的绝对值, 可以看出最大相对误差为 4.82%, 最小相对误差仅为 1.61%, 均在可接受的误差范围内。用预测样本的预测值和试验值进行线性回归, 得到相关系数  $R=0.957$  (如图 5b 所示), 表明所建立的 BP 神经网络模型具有较强的预测能力。

验证过程中未见数据的晶粒尺寸试验值, 通过对真实试验后的球磨粉末进行 XRD 分析, 其具体的 X 射线衍射图谱如图 6 所示。同时, 对预测数据进行 SEM 分析, 图 7 为球磨后粉末的具体形貌。可以看出, 随着球料比、球磨转速、球磨时间的增加, 粉末粒径逐渐减小, 粉末的表面裂纹愈发增多, 破碎程度不断增大, 其对应的晶粒尺寸越小, 这与试验部分得到的球磨工艺参数对  $\text{Ti}_2\text{AlNb}$  基合金粉末形貌特征影响规律相同。说明本研究由 BP 神经网络模型计算分析的结果与理论分析及试验验证符合良好。

表 3 神经网络模型预测值与机械球磨试验值比较

Table 3 Absolute value of relative error between predicted values by ANN and experimental values by mechanical milling

| Sample number | $R_{\text{EXP}}/\text{nm}$ | $R_{\text{NN}}/\text{nm}$ | Error/% |
|---------------|----------------------------|---------------------------|---------|
| 7             | 13.2                       | 13.567                    | 2.78    |
| 14            | 12.8                       | 13.350                    | 4.30    |
| 22            | 12.4                       | 12.998                    | 4.82    |
| 26            | 12.7                       | 13.055                    | 2.80    |
| 31            | 10.7                       | 10.874                    | 1.62    |
| 36            | 11.3                       | 11.482                    | 1.61    |
| 42            | 12.0                       | 11.550                    | 3.75    |
| 47            | 11.3                       | 11.056                    | 2.16    |

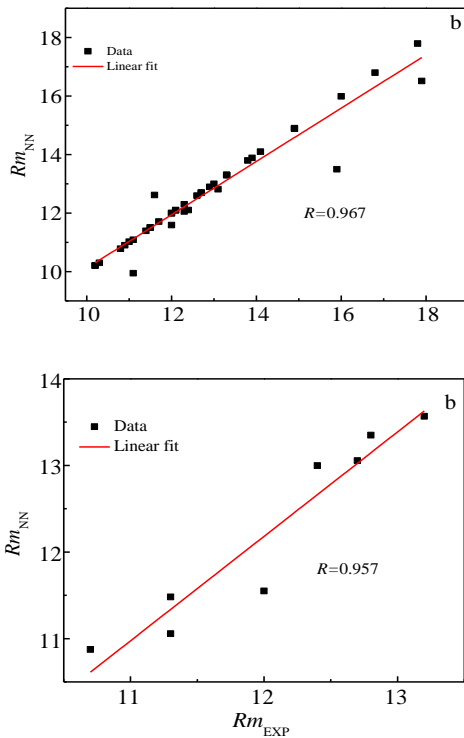


图 5 预测值与试验值的拟合曲线

Fig.5 Fitting curves of the predicted values and experimental values: (a) training sample and (b) forecast sample

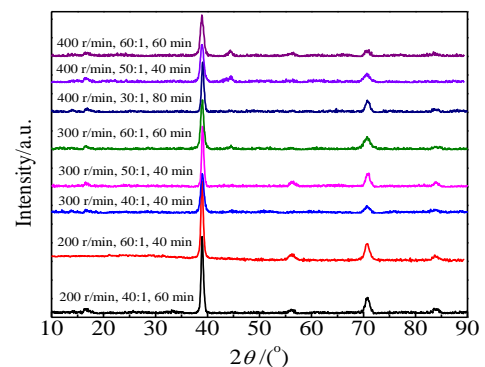


图 6 神经网络模型预测样本的 XRD 图谱

Fig.6 XRD patterns of prediction sample

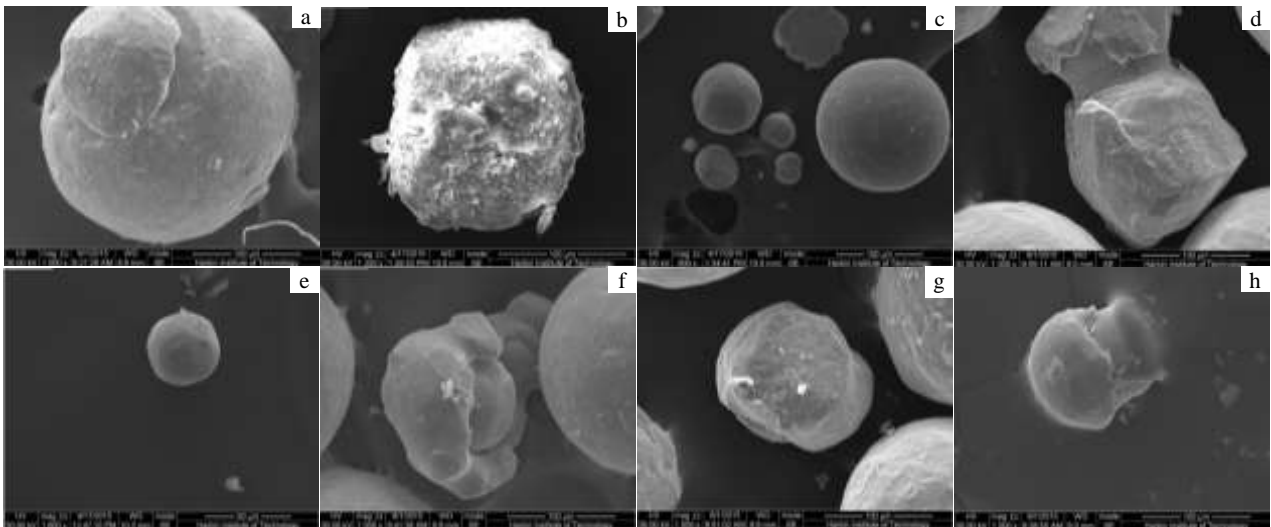


图7 预测数据的粉末SEM形貌

Fig.7 SEM morphologies of prediction data: (a) 200 r/min, 40:1, 60 min; (b) 200 r/min, 60:1, 40 min; (c) 300 r/min, 40:1, 40 min; (d) 300 r/min, 50:1, 40 min; (e) 300 r/min, 60:1, 60 min; (f) 400 r/min, 30:1, 80 min; (g) 400 r/min, 50:1, 40 min; (h) 400 r/min, 60:1, 60 min

## 4 结论

1) 球磨工艺参数对晶粒尺寸的影响顺序为: 球料比 > 球磨转速 > 球磨时间。

2) BP神经网络模型的最终结构: 输入节点数为3, 输出节点数为1, 隐含层节点数为9, 输入层传递函数为tansig, 输出层传递函数为purelin。此时, 模型的预测结果与实际测量值最大相对误差为4.82%, 吻合良好, 能够有效解决实验数据不充足的条件下球磨后Ti<sub>2</sub>AlNb基合金粉末晶粒尺寸的预测问题, 可以在一定程度上缩短Ti<sub>2</sub>AlNb基合金的研发周期, 节约成本, 同时为其他材料的球磨工艺设计提供借鉴。

### 参考文献 References

- [1] Tian Wei(田伟), Zhong Yan(钟燕), Liang Xiaobo(梁晓波) *et al. Transactions of Materials and Heat Treatment(材料热处理学报)*[J], 2014, 35(10): 49
- [2] Kumpfert J. *Advanced Engineering Materials*[J], 2001, 3(11): 851
- [3] Leyens C, Peters M. *Titanium and Titanium Alloys: Fundamentals and Applications*[M]. Weinheim, Germany: WILEY-VCH, 2003: 59
- [4] Jiang Hefu(江和甫), Gu Yuanxing(古远兴), Qing Hua(卿华). *Gas Turbine Experiment and Research(燃气涡轮试验与研究)*[J], 2007, 20(2): 1
- [5] Peng Jihua(彭继华), Li Shiqiong(李世琼), Mao Yong(毛勇) *et al. Transactions of Nonferrous Metals Society of China(中国有色金属学报)*[J], 2000, 10(S1): 50
- [6] Zeng Weidong(曾卫东), Xu Bin(徐斌), He Dehua(何德华) *et al. Rare Metal Materials and Engineering(稀有金属材料与工程)*[J], 2007, 36(4): 592
- [7] Wu B, Zinkevich M, Aldinger F *et al. Intermetallics*[J], 2008, 16(1): 42
- [8] Yang Rui(杨锐), Hao Yulin(郝玉琳), Obbard E G *et al. Acta Metallurgica Sinica(金属学报)*[J], 2010, 46(11): 1443
- [9] Zhang Jianwei(张建伟), Li Shiqiong(李世琼), Liang Xiaobo(梁晓波) *et al. Transactions of Nonferrous Metals Society of China(中国有色金属学报)*[J], 2010, 20(S1): 336
- [10] Yuan Shenpo(袁慎坡), Chen Mengli(陈萌莉). *New Technology and New Process(新技术新工艺)*[J], 2007(6): 84
- [11] Xi Y L, Chai D L, Zhang W X *et al. Scripta Materialia*[J], 2006, 54(1): 19
- [12] EI-Eskandarany M S, Mahday A A, Ahmed H A. *Journal of Alloys and Compounds*[J], 2000, 312(1-2): 315
- [13] Liu Lin, Li Bing, Ding Xingzhao *et al. Chinese Science Bulletin*[J], 1994, 39(14): 1166
- [14] Li Xiaoqiang(李小强), Hu Lianxi(胡连喜), Wang Erde(王尔德). *Materials Science and Technology(材料科学与工艺)*[J], 2002, 10(1): 14
- [15] Sun Hongfei, Li Xuewen, Feng Jie *et al. Transactions of Nonferrous Metals Society of China*[J], 2012, 22(S2): 491
- [16] Bhadeshia H K D H, Dimitriu R C, Forsik S *et al. Materials*

- Science and Technology*[J], 2009, 25(4): 504
- [17] Dong Changhong(董长虹). *MATLAB Neural Networks and Applications*(MATLAB 神经网络与应用)[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005: 6
- [18] Zeng Weidong(曾卫东), Shu Ying(舒滢), Zhou Yigang(周义刚). *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2004, 33(10): 1041
- [19] Malinov S, Sha W. *Materials Science and Engineering A*[J], 2004, 365(1-2): 202
- [20] Sun Yu(孙宇), Zeng Weidong(曾卫东), Zhao Yongqing(赵永庆) et al. *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2010, 39(6): 1031
- [21] Al-Assaf Y, Kadi H E. *Composite Structures*[J], 2001, 53(1): 65
- [22] Sun Yu(孙宇), Zeng Weidong(曾卫东), Ma Xiong(马雄) et al. *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2008, 37(3): 889
- [23] Zhou Yu(周玉), Wu Gaohui(武高辉). *Material Analysis Testing Technology-X Ray Diffraction and Electron Microscopic Analysis*(材料分析测试技术-材料X射线衍射与电子显微分析)[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2007: 70
- [24] Li Ping(李萍), Xue Kemin(薛克敏), Lv Yan(吕炎). *Journal of Harbin Institute of Technology*(哈尔滨工业大学学报)[J], 2000, 32(4): 145
- [25] Wei Haikun(魏海坤). *Design Theory and Method of Neural Network Structure*(神经网络结构设计的理论与方法)[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005: 25

## Ball Milling Processing of Fine Crystal $Ti_2AlNb$ -based Alloy Powder Based on Back-propagation Neural Network

Zhang Heng, Sun Yu, Hu Lianxi

(State Key Laboratory of Metal Precision Hot Working, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** An artificial-neural-network (ANN) model which is used for the prediction of properties of the as-milled powder was developed for the analysis and prediction of correlations between processing (high-energy planetary ball milling) parameters and the morphological characteristics of  $Ti_2AlNb$ -based alloy powder by applying the back-propagation (BP) neural network technique. In the BP model, the input parameters of the neural network model were milling speed, milling time and ball-to-powder weight ratio. The output of the model was the properties of the as-milled powder (specifically crystallite size). The number of node in the hidden layer was 9. Input and output functions were tansig and purelin, respectively. The accuracy of the established artificial neural network model was tested by the test data sample. It is shown that the predicted values coincide well with the test results owing to the advantages in fault-tolerance and commonality. Not only can the trained neural network model be used to predict the crystallite size of the as-milled  $Ti_2AlNb$ -based alloy powder, but also can make up for deficiency of all kinds of physical model for ball milling process in application and expression, which has application value and far-reaching significance for the research work of the actual powder metallurgy process.

**Key words:**  $Ti_2AlNb$ -based alloy; milling processing parameters; crystallite size; BP neural network

---

Corresponding author: Hu Lianxi, Ph. D., Professor, School of Materials Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, P. R. China, Tel: 0086-451-86418613, E-mail: hulx@hit.edu.cn