

[文章编号] 1004- 0609(2002)01- 0092- 04

Ti-15-3 合金热变形过程晶粒轴比的预测^①

李 萍, 薛克敏, 吕 炎

(哈尔滨工业大学 材料科学与工程学院, 哈尔滨 150001)

[摘 要] 研究了变形参数对 Ti-15-3 合金热变形后晶粒轴比的影响, 并采用人工神经网络方法建立了其晶粒轴比与变形程度、变形速率和变形温度之间的数学模型。将此模型与热力耦合刚粘塑性有限元方法相结合, 对 Ti-15-3 合金热反挤成型过程的晶粒轴比场进行数值模拟和相应实验研究, 结果表明, 预测值与实测值吻合较好。

[关键词] Ti-15-3 合金; 人工神经网络; 晶粒轴比; 有限元法

[中图分类号] TG 136

[文献标识码] A

Ti-15-3(Ti-15V-3Cr-3Sn-3Al) 合金是一种新型亚稳 β 型钛合金, 具有良好的可锻性和冷成型性, 因其在高温下仍具有较高的强度-重量比而广泛地应用于航空航天工业。Ti-15-3 的合金元素种类低于多数 β 钛合金的, 故其冶炼工艺相对简化, 有利于该合金在航空航天等工业中的应用^[1]。

在金属热成型过程中, 变形温度、变形程度、变形速率以及金属本身性质的影响, 使得材料经历了一系列显微组织的变化, 变形区内的晶粒是不等轴的, 并且变形区内各点的晶粒轴比也是不同的。所有这些都对成型过程和材料性能产生重要的影响。晶粒轴比(短轴与长轴之比)不仅描述了其晶粒的形状, 而且也给出了再结晶的信息。

近十几年来, 有限元法在热成型过程的数值模拟研究中取得了突破进展, 已能比较精确地给出各种变形参数的分布方式, 从而为研究热成型过程中的显微组织变化提供了强有力的分析手段^[2~6]。

作者研究了变形参数对 Ti-15-3 合金热变形后晶粒轴比的影响, 用人工神经网络方法建立用于预测 Ti-15-3 合金热变形过程中晶粒轴比的数学模型, 将此模型与热力耦合刚粘塑性有限元方法相结合, 对 Ti-15-3 合金热反挤成型过程的晶粒轴比场进行数值模拟。为验证模拟结果的有效性, 实测 Ti-15-3 合金筒形件热反挤变形后侧壁处各位置的晶粒轴比值, 将其与数值模拟结果作比较。

1 实验方法

实验所用材料为西北有色金属研究院熔炼的铸

锭经锻造后固溶处理的 Ti-15-3 合金棒料, 其化学成分见表 1。将其加工成 $d8\text{ mm} \times 12\text{ mm}$ 的圆柱试样, 在 Gleeble 1500 型热加工模拟试验机上进行等温恒应变速率压缩试验, 试验变形量分别为 40% 和 60%, 变形速率分别为 0.01, 0.1 和 1 s^{-1} , 试验温度为 750~ 900 $^{\circ}\text{C}$, 间隔为 50 $^{\circ}\text{C}$ 。将变形后的试样立刻淬火以保留其高温形变组织, 然后用线切割沿纵截面剖开, 将试样研磨抛光后腐蚀制成金相样品, 采用普通光学显微镜观察其显微组织, 并采用截割线法测算出其晶粒轴比。

表 1 Ti-15-3 合金化学成分

Table 1 Chemical compositions of Ti-15-3 alloy

Element	V	Cr	Sn	Al	Fe
Mass fraction/ %	15.6	3.4	2.8	3.4	0.13
Element	C	N	Si	O	Ti
Mass fraction/ %	0.03	0.02	0.07	0.13	74.62

2 变形参数对晶粒轴比的影响

金属的热变形既是一个热力变化过程, 又是一个显微组织变化过程。在冷却和热处理制度相同的条件下, 金属热变形后的显微组织主要取决于变形温度、变形程度和变形速率的影响^[7]。

变形参数对形变组织中晶粒轴比 γ 的影响如图 1 所示。可以看出, 变形程度对晶粒轴比的影响最大, 晶粒轴比随着变形程度的增加而显著减小; 随着变形速率的增加, 变形晶粒没有足够的时间长大, 同时, 变形的不均匀性增加, 因而晶粒轴比减

① [收稿日期] 2001- 02- 05; [修订日期] 2001- 05- 27

[作者简介] 李 萍(1973-), 女, 博士研究生。

小。控制合金高温塑性变形的微观机制是热激活过程, 在较高的变形温度下, 热激活作用强, 容易克服能垒, 原子扩散、位错交滑移和晶界迁移能力增加, 因此变形温度的升高促进了晶粒长大, 晶粒轴比随着温度的升高而增大。晶粒轴比愈小, 说明晶粒沿变形方向被拉得愈长, 晶粒的变形程度愈大。此时, 形变组织中单位体积内的平均晶界面积增加, 增加了再结晶晶粒的形核位置, 而且, 储存在变形合金内的畸变能也增大, 因而, 加速了随后固溶处理中的静态再结晶的进程, 再结晶容易形核。

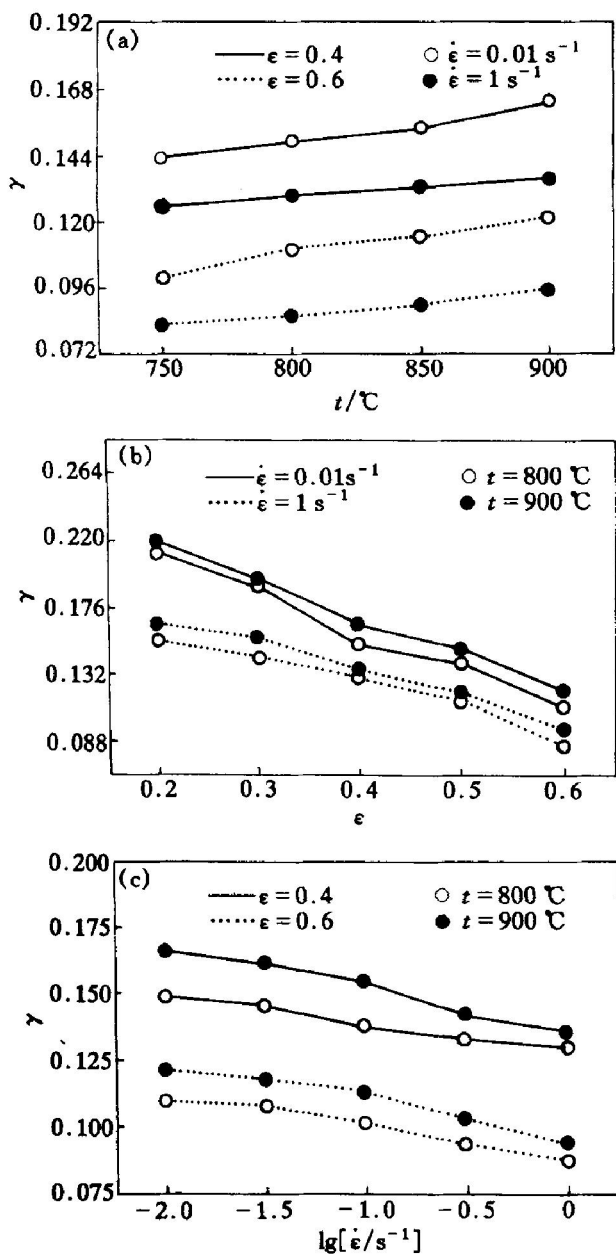


图 1 变形参数对晶粒轴比的影响

Fig. 1 Effect of deformation parameters on grain axial ratio

(a) —Temperature; (b) —Strain; (c) —Strain rate

3 晶粒轴比的人工神经网络预测

人工神经网络是模拟生物神经系统的一种并行

分布式的智能的信息处理系统, 具有自适应学习和处理复杂非线性关系的特点。对神经网络应用的最新研究表明, 神经网络的方法可以用来解决一些繁杂的及用传统方法很难处理的问题。采用人工神经网络, 事先不需要给出数学模型, 也不需要确定材料参数, 而是通过对大量的输入数据进行训练学习来获得模型, 它不仅能根据不完整的和无序的信息得出结论, 而且可以从这些信息中概括出规律并用于新的情况^[8~14]。

神经网络的各层是以前馈网络组成的。图 2 为典型的前馈网络示意图。每一神经元的输出是输入的和的非线性函数, 输出函数是 Sigmoid 形:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

将输出层得到的输出与期望的输出进行比较, 以误差值作为参量, 按其反向传播, 逐层修正权值和阈值, 为加快 BP 学习算法的收敛速度, 采用变步长的方法。

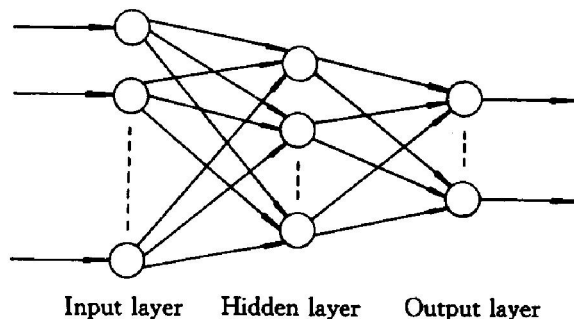


图 2 前向网络结构

Fig. 2 Structure of feed-forward neural network

作者采用三层向后传播的神经网络建立了 Ti-15-3 合金的晶粒轴比的预测模型。变形温度、变形程度和变形速率作为网络的输入量, 晶粒轴比作为网络的输出量, 共 120 组样本数据。网络中的隐层含 10 个神经元, 学习率为 0.05, 动量因子为 0.15。图 3 所示为形变组织中晶粒轴比的神经网络预测值 (γ_p) 和实测值 (γ_m) 的对比。对于样本数据, 训练后每个样本的期望输出与网络的实际输出之间的平均相对误差在 0.2% 之内; 对于 20 组非样本数据, 其平均相对误差不超过 0.7%。可见, 神经网络能够比较精确地预测 Ti-15-3 合金变形过程中晶粒的轴比。

4 热反挤成型晶粒轴比场的数值模拟

要获得质量好、力学性能优异的挤压件就必须

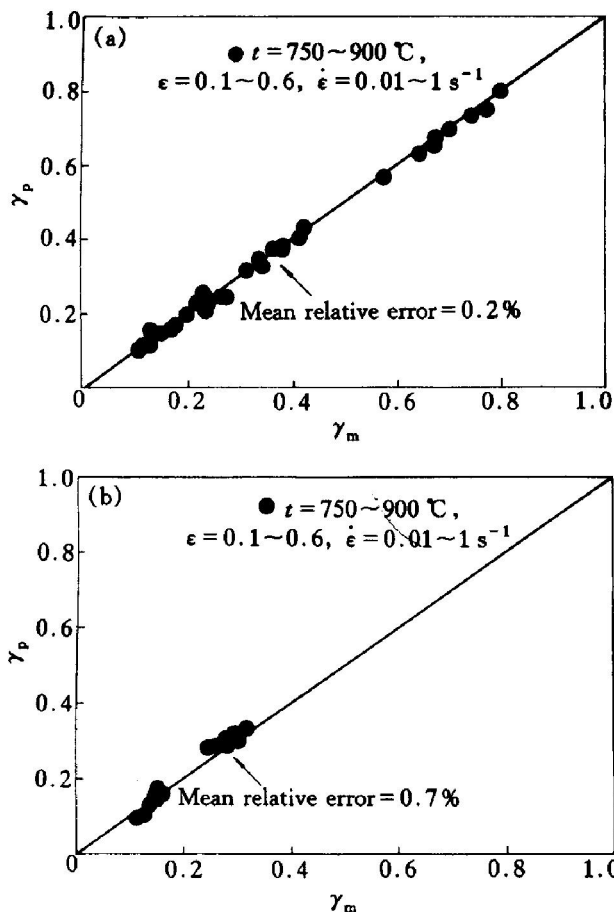


图3 晶粒轴比预测值与实测值比较

Fig. 3 Comparison between predicted and measured grain axial ratio

(a) —Sampled data; (b) —Non-sampled data

较好地理解工艺参数对其显微组织的影响。作者采用将晶粒轴比的神经网络预测模型与热力耦合刚粘塑性有限元模型相结合的方法,对 Ti-15-3 合金筒形件热反挤成型后的晶粒轴比场进行了有限元模拟,这对于优化工艺参数和保证产品质量提供了可靠依据。

将 $d80\text{ mm} \times 60\text{ mm}$ Ti-15-3 合金棒料,在 1000 t 液压机上进行热反挤成形,冲头半径为 32 mm。图 4 所示为变形结束时(压下量 35 mm)有限元数值模拟所获得的试件变形区的晶粒轴比场。可以看出,坯料的不均匀变形导致其形变组织的不均匀分布。在金属流动最剧烈的模具圆角附近的内侧壁处,晶粒轴比值最小,表明此处晶粒的变形程度最大,晶粒大大细化。在垂直于侧壁方向,从内侧到外侧,晶粒轴比值渐增,表明其形变组织逐渐粗化,但就整个变形区而言,晶粒轴比值比较小的区域主要集中在侧壁处,其形变组织较为细化。由于反挤成型细化了筒壁的原始的粗晶组织,并把晶粒在变形方向上拉长,使织构得到强化,因而有效地改善了筒形制件的性能,提高了强度和塑性。

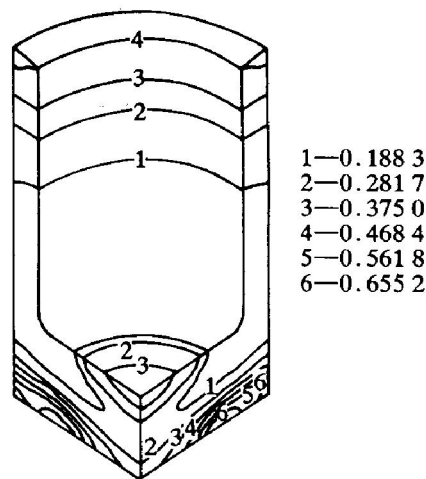


图4 晶粒轴比分布

Fig. 4 Distribution of grain axial ratio

图 5 所示为试件侧壁处采样点模拟结果与实测结果的比较,二者吻合良好,表明神经网络模型与刚粘塑性有限元模型相结合的方法能够比较精确地预测 Ti-15-3 合金热反挤变形过程中晶粒轴比的分布。

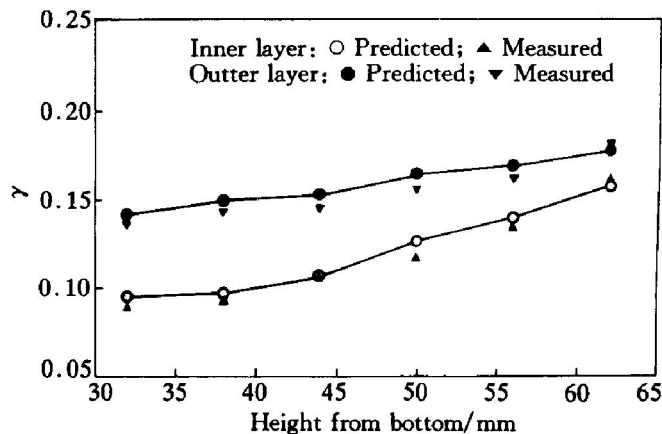


图5 晶粒轴比模拟值与实测值比较

Fig. 5 Comparison between simulated and measured grain axial ratio

5 结论

通过在 Gleeble 1500 型热加工模拟试验机上进行的等温恒应变速率压缩实验研究了变形温度、变形程度和变形速率对 Ti-15-3 合金热变形后晶粒轴比的影响。晶粒轴比随着变形程度和变形速率的增加而减小,随着变形温度的升高而增大。为获得较为细小均匀的组织,应在合适的变形速率下适当降低变形温度和提高变形程度。将晶粒轴比的神经网络预测模型与 3 维热力耦合刚粘塑性有限元方法相结合,对 Ti-15-3 合金筒形件热反挤成型过程中的晶粒轴比场进行了数值模拟,模拟结果与实测结果吻合良好。

[REFERENCES]

- [1] Ezugwu E O, Wang Z M. Titanium alloys and their machinability— a review [J]. J Mater Proc Tech, 1997, 68: 262– 274.
- [2] Fernandes J L M, Rodrigues J M C, Martins P A F. Combined finite element-boundary element thermo-mechanical analysis of metal forming process [J]. J Mater Proc Tech, 1999, 87: 247– 257.
- [3] Cho J R, Yang D Y. Three-dimensional finite element simulation of a spider hot forging process using a new remeshing scheme [J]. J Mater Proc Tech, 2000, 99: 219– 225.
- [4] ZHAN Mei, LIU Yu-li, YANG He. Research on a new remesh method for the 3D FEM simulation of blade forging [J]. J Mater Proc Tech, 1994, 94: 231– 234.
- [5] ZUO Xu, WEI Yuan-ping, CHEN Jun. 3D FEM simulation of Multi-stage forging process using solid modeling of forging tools [J]. J Mater Proc Tech, 1999, 91: 191 – 195.
- [6] Liu D, Luo Z J, Gu M X. The algorithm of automatic local mesh subdivision and its application to finite element analysis of a large deformation forming process [J]. J Mater Proc Tech, 1998, 83: 164– 169.
- [7] Zhang J M, Gao Z Y, Zhuang J Y, et al. Grain growth model of IN718 during holding period after hot deformation [J]. J Mater Proc Tech, 2000, 101: 25– 30.
- [8] Larkiola J, Myllykoski P, Korhonen A S. The role of neural networks in the optimization of rolling processes [J]. J Mater Proc Tech, 1998, 80– 81: 16– 23.
- [9] Korczak P, Dyja H, Labuda E. Using neural network models for predicting mechanical properties after hot plate rolling processes [J]. J Mater Proc Tech, 1998, 80: 481 – 486.
- [10] Dobrzanski L A, Sitek W. Application of a neural network in modelling of hardenability of constructional steels [J]. J Mater Proc Tech, 1998, 78: 59– 66.
- [11] 齐乐华, 侯俊杰, 杨 方, 等. 金属液体凝固中直接挤压工艺的神经网络 [J]. 中国有色金属学报, 1999, 9(3): 586– 589.
QI Le-hua, HOU Jun-jie, YANG Fang, et al. Application of artificial neural network in process of direct extrusion during solidification of liquid metal [J]. The Chines Journal of Nonferrous Metals, 1999, 9(3): 586 – 589.
- [12] 张兴全, 彭颖红, 阮雪榆. Ti-17 合金本构关系的人工神经网络模型 [J]. 中国有色金属学报, 1999, 9(3): 590– 594.
ZHANG Xing-quan, PENG Ying-hong, RUAN Xue-yu. A constitutive relationship model of Ti-17 alloy based on artificial neural network [J]. The Chines Journal of Nonferrous Metals, 1999, 9(3): 590– 594.
- [13] WANG Xue-ye, QIU Guang-zhou, WANG Dian-zuo. Molten salt phase diagrams calculation using artificial neural network or pattern recognition bond parameters [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1998, 8(1): 142– 148.
- [14] FENG Xia-ting, Webber S, Ozboy M U, et al. Neural network assessment of rockburst risks for deep gold mines in south africa [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1998, 8(2): 335– 341.

Prediction and experimental research of grain axial ratio of Ti-15-3 alloy during hot deformation

LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan

(School of Materials Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[Abstract] The effect of processing parameters on the grain axial ratio of Ti-15-3 was studied and the predicting model for the relation between grain axial ratio and strain, strain rate and temperature for Ti-15-3 alloy was developed by an artificial neural network method. This model was incorporated into rigid-viscoplastic thermo-coupled finite element method and the hot back-extrusion process of Ti-15-3 alloy was simulated. Corresponding experimental research was performed. The coincidence of the predicted results with measured ones shows that the method is able to successfully predict the grain axial ratio of Ti-15-3 alloy after hot deformation.

[Key words] Ti-15-3 alloy; artificial neural network; grain axial ratio; finite element method

(编辑 吴家泉)