

## 基于神经网络的 7055 铝合金流变应力模型和加工图

闫亮明, 沈 健, 李周兵, 李俊鹏, 闫晓东, 毛柏平

(北京有色金属研究总院, 北京 100088)

**摘 要:** 在 Geeble-1500 热模拟机上对 7055 铝合金进行热压缩试验, 基于热压缩试验数据, 建立流变应力的反向传播(BP)神经网络预测模型和加工图。结果表明: 用人工神经网络能更精确地预测热压缩过程中的流变应力, 预测精度明显高于线性经验公式的; 通过预测模型可以获得样本数据值范围内的非样本数据变形条件下的流变应力, 其预测结果充分反映该合金的高温变形特征; 在本实验条件下, 7055 铝合金在高温变形时存在一个失稳区, 即变形温度在实验温度范围内应变速率为  $0.025\text{ s}^{-1}$  以上的区域; 在  $375\sim 425\text{ }^{\circ}\text{C}$  的范围内, 应变速率小于  $0.001\text{ s}^{-1}$  的区域, 最大功率耗散系数为 0.45; EBSD 技术分析表明在安全区发生部分动态再结晶。利用加工图确定了热变形时的流变失稳区, 并且获得了试验参数范围内热变形的最佳工艺参数, 其热加工温度为  $350\sim 430\text{ }^{\circ}\text{C}$  低应变速率区。

**关键词:** 7055 铝合金; 流变应力; 热变形; 神经网络; 加工图

中图分类号: TG111.7; TG146.2

文献标志码: A

## Modelling for flow stress and processing map of 7055 aluminum alloy based on artificial neural networks

YAN Liang-ming, SHEN Jian, LI Zhou-bing, LI Jun-peng, YAN Xiao-dong, MAO Bai-ping

(General Research Institute for Nonferrous Metals, Beijing 100088, China)

**Abstract:** The isothermal compression of 7055 alloy was carried out at a Geeble-1500D simulator. According to the experimental results, a back-propagation (BP) neural network model of flow stress and a processing map were developed. The results indicate that the neural network can correctly reproduce the flow stress in the sampled data and it can also predict well the non-sampled data. The predicted curves can accurately reflect the flow behavior of 7055 alloy during the hot deformation. The processing map shows unsteady zones of high temperature deformation of 7055 alloy, including the zone under experimental temperatures and above strain rate of  $0.025\text{ s}^{-1}$ . At  $375\sim 425\text{ }^{\circ}\text{C}$  and  $0.001\text{ s}^{-1}$ , the peak efficiency of power dissipation is 0.45. Electron backscatter diffraction (EBSD) observations show that there is dynamic recrystallization in the steady zones. The temperature of  $350\sim 430\text{ }^{\circ}\text{C}$  and low strain rate are recommended to set the industrial forming conditions.

**Key words:** 7055 Al alloy; flow stress; hot deformation; artificial neural network; processing map

7055 铝合金是航天航空新一代轻质高强结构材料。美国 Alcoa 公司生产的 7055-T77 合金板材的强度比 7150 的高 10%, 比 7075 的高 30%, 是目前变形铝合金中强度最高的合金之一, 并且断裂韧性好、抗疲劳裂纹扩展能力强和抗应力腐蚀性能优<sup>[1-2]</sup>, 被广泛

用于制造高性能飞机的重要构件。目前, 国内外关于该合金的研究主要集中于成分优化、热处理方法、热处理后的组织性能、淬火敏感性改善<sup>[3-5]</sup>。7055 铝合金的主要产品有热轧厚板和挤压管材。然而, 该合金成分复杂, 合金含量高, 为其变形带来困难, 而且在

热变形过程中容易出现开裂问题<sup>[1-2,6]</sup>。众所周知, 热变形对产品的品质影响很大, 然而有关 7055 铝合金热变形规律的研究报道很少。精确的流变应力数值或表达式是制定热加工工艺的关键。传统方法建立的数学模型与复杂的真实变形情况有时相差甚远, 而且建模过程复杂<sup>[7]</sup>, 而基于神经网络进行的系统建模可以弥补这一不足。由于后者建模时无须对研究对象作假设, 模型能够以其良好的映射逼近能力逼近真实的变形过程。加工图能较直观地反应材料在不同变形条件下的组织演化规律和机理, 加工图多用于难变形材料<sup>[8-9]</sup>。将此方法用于变形过程中易开裂的 7055 铝合金, 为 7055 铝合金热变形工艺的制定提供理论指导, 同时也为高强铝合金的热变形的研究开启了新思路。本文作者以 7055 铝合金的热模拟压缩实验结果为基础, 建立该合金高温流变应力的神经网络预测模型和高温变形时的加工图。

### 1 实验

试验材料是国内某铝加工企业提供的半连续工业铸锭, 其化学成分(质量分数)如下: Zn 7.87%, Cu 2.05%, Mg 2.16%, Zr 0.12%。图 1 所示为均匀化处理后的合金组织。将均匀化处理后的铸锭加工成  $d10\text{ mm} \times 15\text{ mm}$  的小圆柱体, 即两端带有深 0.2 mm 的凹槽的 Rastegaev<sup>[10]</sup>样品。试样在 Gleeble-1500 热模拟机上进行高温等温压缩试验, 温度为 300~450 , 应变速率为 0.001~10  $\text{s}^{-1}$ , 总压缩应变量为 0.7(真应变), 热压缩后水淬, 便于组织观察。

### 2 流变应力的神经网络模型

#### 2.1 BP 网络模型的建立

近年发展起来的人工神经网络技术广泛应用于包括函数逼近在内的许多领域, 取得了很好的效果。人工神经网络是一种信息处理技术, 它擅长处理输入与输出元素间存在的复杂的多元非线性关系问题, 具有自学习能力, 能从已有的实验数据中自动总结规律。7055 铝合金的合金元素含量高, 热变形参数和流变应力间存在较为复杂的非线性关系, 采用线性回归方法建立的经验公式预测能力不足<sup>[11]</sup>。本文作者采用误差反向传播(Back propagation neural network)神经网络建立 7055 铝合金的流变应力模型<sup>[12]</sup>, 网络模型结构如

图 2 所示。网络包括 3 层: 输入层、隐含层和输出层。输入层有 3 个节点, 隐含层有 7 个节点, 输出层只有 1 个节点。用于神经网络训练的数据来源于实验获得的流变应力曲线, 将应变速率( $\dot{\epsilon}$ )、温度( $T$ )和应变( $\epsilon$ )作为流变应力的影响因子(即模型的输入量), 流变应力作为输出量。在实际建模训练时, 为了使所建立的模型具有泛化能力, 通常把所采集的数据分为学习样本和检测样本。为了保证数据的有效性, 选取应变速率 0.001、0.01、1、10  $\text{s}^{-1}$  和应变不大于 0.6 的流变应力数据共 720 组, 将一半作为学习样本进行网络训练, 另一半作为检测样本评价所训练网络预报的精确性。

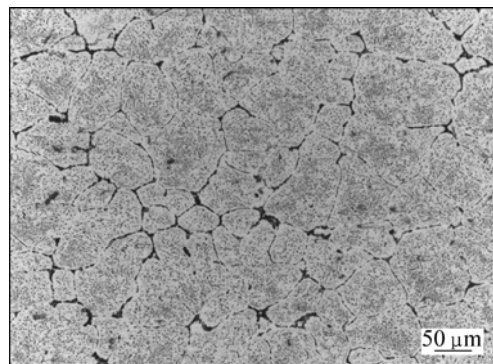


图 1 7055 合金均匀化后的组织  
Fig.1 Microstructure of 7055 alloy after homogenization

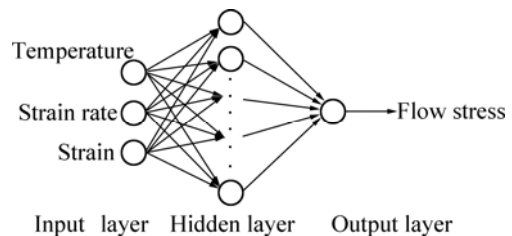


图 2 神经网络模型结构  
Fig.2 Schematic illustration of neural network structure

由于  $\dot{\epsilon}$ 、 $T$  和  $\epsilon$  在数值上的变化较大, 不能直接用于神经网络的训练, 否则严重影响网络训练精度<sup>[13]</sup>, 所以在网络训练前, 对样本数据进行初始化。流变应力的数据初始化范围选为“0~1”, 初始化公式为

$$Z' = \frac{Z - 0.95Z_{\min}}{1.05Z_{\max} - 0.95Z_{\min}} \quad (1)$$

式中:  $Z$  为流变应力的试验值;  $Z_{\max}$  和  $Z_{\min}$  分别为试验数据的最大值和最小值;  $Z'$  为初始化后的流变应力。

由于应变速率和温度这两个参数的数据点较少, 而且应变速率数据点的空间分布不均匀, 不利于网络的训练, 因此对这些数据进行归一化处理, 使其分布在 0~0.25, 归一化公式分别如下<sup>[14]</sup>:

$$T' = 0.25 \times \frac{T - 0.95T_{\min}}{1.05T_{\max} - 0.95T_{\min}} \quad (2)$$

$$\omega = 4 + \lg \dot{\epsilon} \quad (3)$$

$$\dot{\epsilon}' = 0.25 \times \frac{\omega - 0.95\omega_{\min}}{1.05\omega_{\max} - 0.95\omega_{\min}} \quad (4)$$

式中： $T$  为温度的试验值； $T_{\max}$  和  $T_{\min}$  分别为试验数据的最大值和最小值； $T'$  为初始化后的温度； $\dot{\epsilon}$  为应变速率的试验值； $\dot{\epsilon}'$  为初始化后的应变速率； $\omega$  为中间变量； $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  分别为中间变量  $\omega$  的最大值和最小值。

将经过归一化后的应变速率、温度和应变变量作为输入量，将归一化后的流变应力作为对应的目标值，对建立的网络模型进行训练，训练方法经多次尝试比较后，选用 Trainbr 函数。

### 2.2 网络预测结果及分析

网络进行大约 210 次的迭代计算后趋于收敛。不同变形条件下的热压缩真应力—真应变曲线与预测值比较见图 3 所示。图 3 所示的实际热变形真应力—真

应变曲线与网络训练的结果吻合较好，表明 BP 网络可以很好地预测 7055 铝合金的热变形流变应力。图 4 所示为 BP 网络的训练结果的相关性分析，可以看出 BP 网络的训练精度非常高，网络训练的预测值与实测值非常接近，平均误差为 1.8%。这说明建立的流变应力预测模型具有较高的精度。选取样本数据值范围内非样本数据的变形条件(如真应变速率为  $0.1 \text{ s}^{-1}$ )输入到已经训练好的人工神经网络预测模型中，便可得到相应的输出值，其预测结果与实验获得的流变应力曲线对比如图 5 所示，可以获得相应变形条件下流变应力值的变化趋势。其预测结果也充分反映了该合金在高温变形过程中的加工硬化和动态软化过程的变形特征。由此可见，此流变应力神经网络模型具有较好预报及推广能力。

### 3 7055 铝合金的加工图及分析

加工图(Processing map)能够反映在各种变形温度和应变速率下，材料高温变形时内部微观组织的变

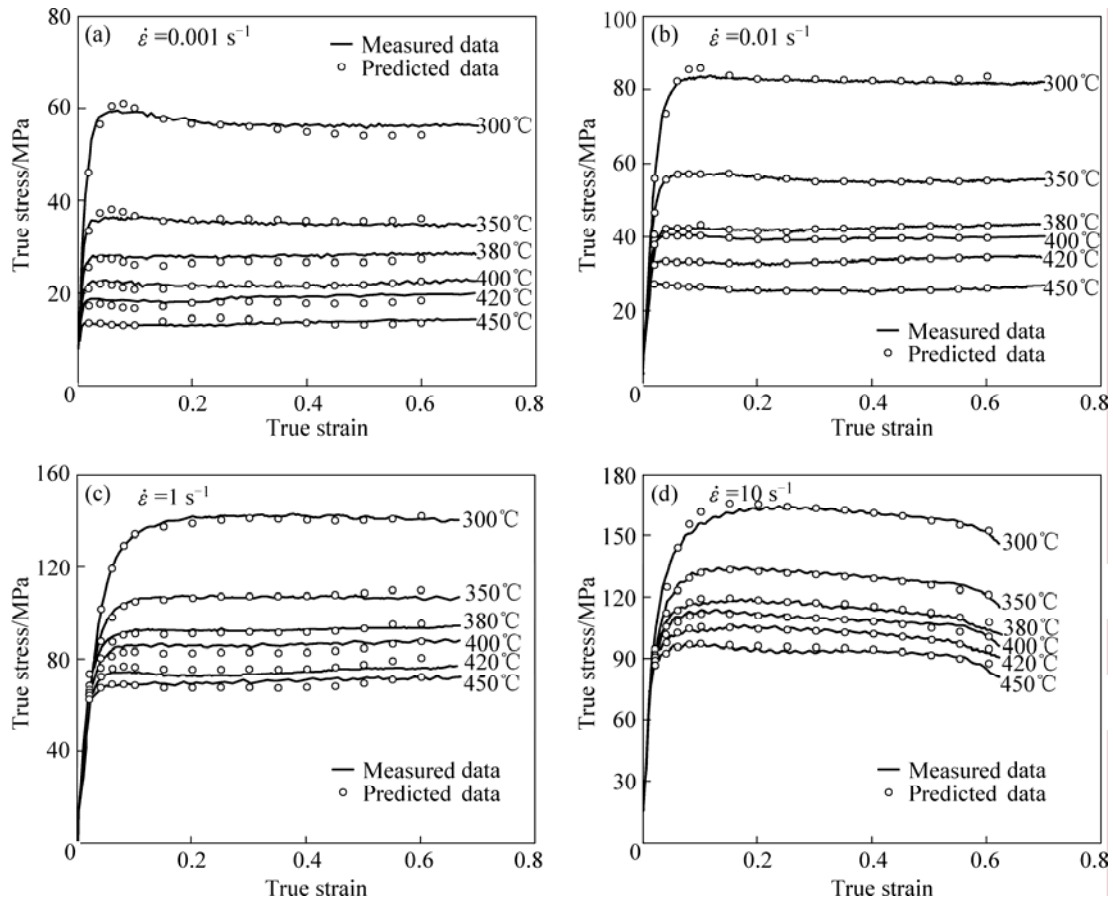


图 3 真应力—真应变曲线与预测值的比较

Fig.3 Comparisons between true stress—strain curves and predicted flow stresses: (a)  $\dot{\epsilon} = 0.001 \text{ s}^{-1}$ ; (b)  $\dot{\epsilon} = 0.01 \text{ s}^{-1}$ ; (c)  $\dot{\epsilon} = 1 \text{ s}^{-1}$ ; (d)  $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

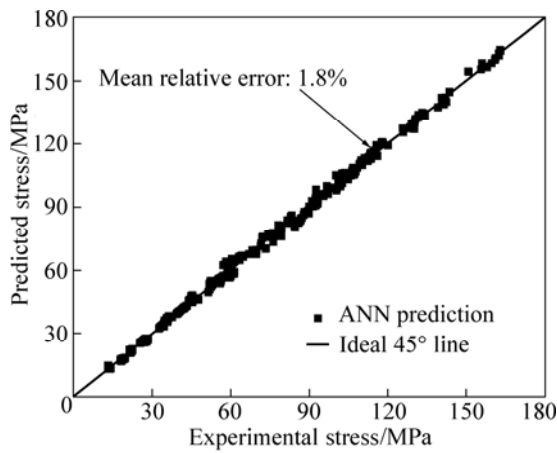


图 4 流变应力的预测值与实验值的比较

Fig.4 Comparison between predicted and measured flow stresses

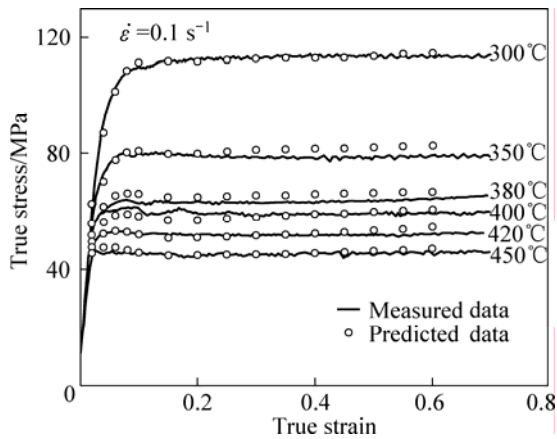


图 5 非样本数据条件下流变应力的预测值与实验值的比较

Fig.5 Comparison between predicted and measured flow stresses under condition of non-sample data

化, 并且可对材料的可加工性进行评估<sup>[15-17]</sup>。加工图是由动态材料模型(DMM)推导而来的。该模型认为<sup>[18]</sup>变形体作为一个功率耗散体, 在塑性变形过程中, 将外界输入的功率耗散在以下两方面: 1) 塑性变形消耗的能量  $G$ ; 2) 变形过程中组织变化而耗散的功率  $J$ , 这一过程可以通过式(5)体现出来。

$$P = \sigma \dot{\epsilon} = G + J = \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma \, d\dot{\epsilon} + \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} \, d\sigma \quad (5)$$

式中:  $P$  表示总功率。  $\Delta J / \Delta P$  反映微观组织的耗散性, 为了对  $\Delta J / \Delta P$  进行标准化, 定义反应材料功率耗散特征的参数  $\eta$  为功率耗散效率:

$$\eta = \frac{\Delta J / \Delta P}{(\Delta J / \Delta P)_{\max}} = \frac{m / (m + 1)}{1/2} = \frac{2m}{m + 1} \quad (6)$$

在一定的温度和应变下, 应变速率敏感指数  $m$  可表示为:  $m = \partial \ln \sigma / \partial \ln \dot{\epsilon}$ 。  $\eta$  是一个关于温度、应变和应变速率的三元变量, 在一定应变下, 就其与温度和应变速率的关系作图, 可以得到 7055 合金高温变形时的能量耗散率。  $\eta$  是直接与组织相关的参数, 其值与工件热加工过程中显微组织变化有关, 可以利用在一定温度和应变速率下的典型值来对这些显微组织形成的微观机制进行解释, 并且通过显微观察来进一步得到验证, 从而在加工图中可以确定与单个微观结构成形机制相关的特征区域的大致范围。对于金属材料, 其加工图包含安全区、流变失稳区和危险区。安全区在微观机制上与动态再结晶、动态回复和超塑性有关。在材料安全加工区域内,  $\eta$  值越大, 表明能量耗散状态越低, 材料的可加工性越好。在功率耗散图中, 功率耗散效率( $\eta$ )越大, 并不一定意味着材料的加工性越好。因为在加工失稳区功率耗散效率可能也很高, 所以确定出材料的加工失稳区是很有必要的。将不可逆热动力学的极大值原理应用于大应变塑性流变中<sup>[18-19]</sup>, 当  $dD/d\dot{\epsilon} < D/\dot{\epsilon}$  时, 会出现变形失稳, 其中  $D$  是在给定温度下的耗散函数。按照动态材料模型原理,  $D$  等于协变量  $J$ 。根据上述分析可以用一个量纲(参数  $\xi(\dot{\epsilon})$ )表示塑性大变形时的连续失稳, 判据如下<sup>[19]</sup>:

$$\xi(\dot{\epsilon}) = \frac{\partial \lg[m / (m + 1)]}{\partial \lg \dot{\epsilon}} + m > 0 \quad (7)$$

式(7)的物理意义是, 当一个系统的熵产生率小于施加于系统上的应变速率时, 塑性流变将会局部化而发生流变失稳, 在温度—应变速率的二维平面上标出参数  $\xi(\dot{\epsilon})$  为负的区域就得到加工失稳图。

基于 7055 铝合金的高温压缩试验数据中采集合金不同应变、应变速率和变形温度下的流变应力, 即可绘制不同应变量的加工图。采用 3 次样条函数拟合的方法计算应变速率敏感指数, 在此基础上进一步计算能量耗散效率因子和失稳参数。在变形温度和应变速率所构成的二维平面上分别绘出能量耗散效率因子的等值线图和流变失稳图, 最终将能量耗散图和失稳区域进行叠加, 即得到 7055 铝合金的热加工图, 如图 6 所示。应用加工图来分析合金的加工性能, 不仅可以优化加工工艺, 而且可以避免流变失稳区域。图 6 中阴影区为流变失稳区, 等值线上的数字表示功率耗散系数。不同的区域功率耗散效率有变化, 说明温度和应变速率对于合金动态能量消耗行为的影响非常显著; 而且图中失稳区域较大, 说明该合金加工区域较

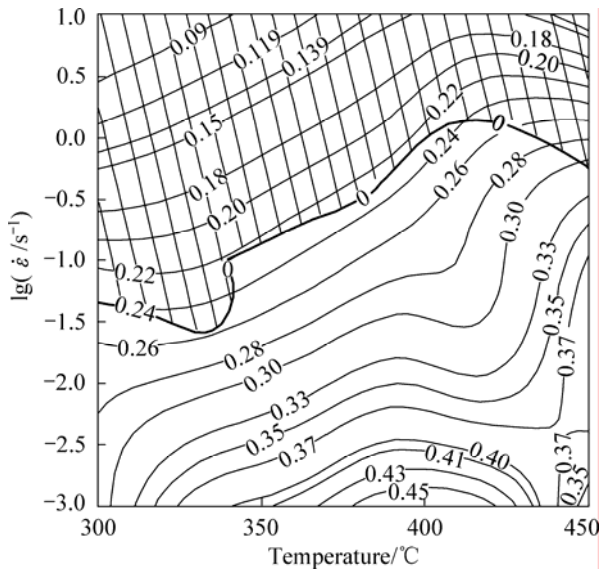


图6 7055 铝合金的热加工图

Fig.6 Processing map for 7055 aluminium alloy

窄。图6中包含1个峰区( $\eta$ 最大值区域)和1个失稳区:

1) 峰区。温度在 375~425 , 应变速率小于  $0.0015 \text{ s}^{-1}$ , 最大功率耗散系数不低于 0.45; 峰值对应的温度和应变速率分别为 400 与  $0.001 \text{ s}^{-1}$ 。

2) 失稳区包括了本实验温度范围内应变速率高于  $0.025 \text{ s}^{-1}$  的区域, 说明变形速率对该合金的加工性能影响很大。

加工图中功率耗散系数较高的区域代表特殊的显微组织或流变失稳机制<sup>[20]</sup>, 可能发生了动态回复或动态再结晶, 还有可能是局部流变失稳, 需要结合变形后试样的组织观察和流变曲线来进一步确认。图7(a)和7(b)所示是 400 时应变速率分别为  $0.01 \text{ s}^{-1}$  和  $0.1 \text{ s}^{-1}$  的变形条件对应的显微组织, 可以看到晶粒沿压缩垂直方向变长, 晶界呈锯齿状, 在晶界上分布大量尺寸在  $5 \sim 10 \mu\text{m}$  的小晶粒, 晶内也存在较小的晶粒。这说明在该变形条件下发生了部分动态再结晶。已有研究<sup>[20]</sup>指出对于高层错能金属, 其动态再结晶耗散效率高, 且发生在应变速率较低的情况下。这是因为在热加工过程中, 当动态回复不能完全消除加工硬化, 并随变形增大, 大量第二相粒子造成局部位错塞积, 位错密度不断增大。当变形量达到一定程度后, 金属位错应力场造成的畸变能累积达到动态再结晶所需要的能量, 就在原始晶界形成新的未经变形的再结晶核心, 开始动态再结晶。在相同的变形温度下, 随着应变速率的增加, 合金的应力增大, 位错密度增大, 聚

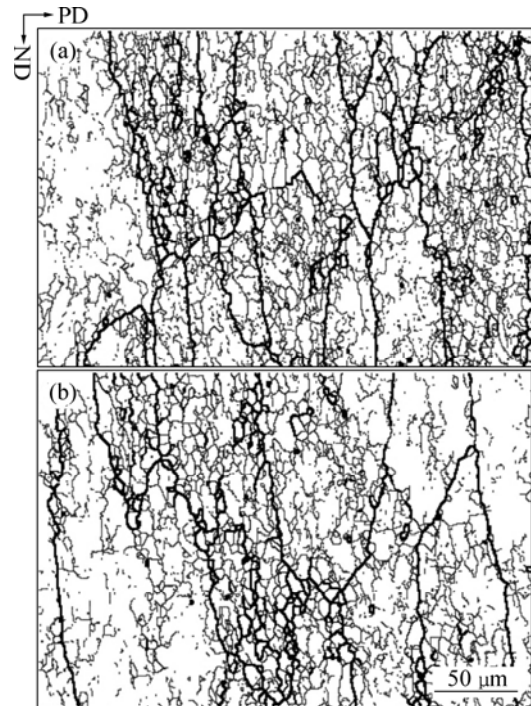


图7 7055 铝合金在不同变形条件下的 EBSD 图

Fig.7 EBSD maps of 7055 alloy deformed under different conditions: (a)  $t=400$  ,  $\dot{\epsilon}=0.01 \text{ s}^{-1}$ ; (b)  $t=400$  ,  $\dot{\epsilon}=0.1 \text{ s}^{-1}$

集的畸变能也增大, 再结晶核心部位增多, 导致再结晶晶粒的体积分数增加。

## 4 结论

1) 采用神经网络建立了 7055 铝合金高温压缩变形的流变应力模型, 该模型能较好地反映 7055 铝合金的高温变形行为, 神经网络模型预测值与试验值的平均误差范围在 1.8% 以内, 流变应力的预测结果与试验数据吻合较好。

2) 7055 铝合金的失稳区为高应变速率区, 在 350~430 的范围内应变速率较低的区域为加工性较好的区域, 该区域发生部分动态再结晶。

3) 功率耗散效率的峰值区为变形温度在 375~425 , 应变速率小于  $0.015 \text{ s}^{-1}$  的区域, 其最大功率耗散系数不小于 0.45, 峰值对应的温度和应变速率分别为 400 与  $0.001 \text{ s}^{-1}$ 。

## REFERENCES

- [1] KAIBYSHEV R, SAKAI T, MUSIN F, NIKULIN I, MIURA H. Superplastic behavior of a 7055 aluminum alloy[J]. Scripta

- Material, 2001, 45: 1373-1380.
- [2] MONDAL C, MUKHOPADHYAY A K, RAGHU T. Tensile properties of peak aged 7055 aluminum alloy extrusions[J]. Mater Sci Eng A, 2007, 455: 673-679.
- [3] LI Wen-bin, PAN Qing-lin, ZOU Liang, LIANG Wen-jie. Effects of minor Sc on the microstructure and mechanical properties of Al-Zn-Mg-Cu-Zr based alloys[J]. Rare Metals, 2008, 28: 102-106.
- [4] LIU S D, ZHANG X M, CHEN M A, YOU J H. Influence of aging on quench sensitivity effect of 7055 aluminum alloy[J]. Materials Characterization, 2008, 59: 53-58.
- [5] LI Zhi-hui, XIONG Bai-qing, ZHANG Yong-an, ZHU Bao-hong, WANG Feng, LIU Hong-wei. Ageing behavior of an Al-Zn-Mg-Cu alloy pre-stretched thick plate[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2007, 14(3): 246-252.
- [6] CHEN Kang-hua, LIU Hong-wei, ZHANG Zhuo, LI Song, RICHARD I. The improvement of constituent dissolution and mechanical properties of 7055 aluminum alloy by stepped heat treatments [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2003, 142: 190-196.
- [7] LIN Y C, CHEN Ming-song, ZHONG Jue. Effect of temperature and strain rate on the compressive deformation behavior of 42CrMo steel[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 205: 308-315.
- [8] 鞠泉, 李殿国, 刘国权. 15Cr-25Ni-Fe 基合金高温塑性变形行为的加工图[J]. 金属学报, 2006, 42(2): 218-224.  
JU Quan, LI Dian-guo, LIU Guo-quan. The processing map of hot plastic deformation of a 15Cr-25Ni-Fe base superalloy [J]. Acta Metallurgica Sinica, 2006, 42(2): 218-224.
- [9] 汪凌云, 范永革, 黄光杰, 黄光胜. 镁合金 AZ31B 的高温塑性变形及加工图[J]. 中国有色金属学报, 2004, 14(7): 1068-1072.  
WANG Ling-yun, FAN Yong-ge, HUANG Guang-jie, HUANG Guang-sheng. Plastic deformation at elevated temperature and processing maps of magnesium alloy[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2004, 14(7): 1068-1072.
- [10] 沈健. 2091 铝锂合金高温塑性变形行为研究[D]. 长沙: 中南工业大学, 1996: 22.  
SHEN Jian. Study on the plastic deformation behavior of 2091 Al-Li alloy at elevated temperatures [D]. Changsha: Central South University of Technology, 1996: 22.
- [11] YAN L M, JIAN S, LI J P, LI Z B. Deformation behavior and microstructure of Al-Zn-Mg-Cu-Zr alloy during hot deformation [J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 2010, 17(1): 46-51.
- [12] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 Matlab 仿真程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 69-89.  
ZHOU Kai-Li, KANG Yao-hong. Neural network model and Matlab simulation program design [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 69-89.
- [13] 王春水, 彭志方, 于洋洋. 人工神经网络预测变形高温合金的持久强度[J]. 金属学报, 2003, 39(12): 1251-1254.  
WANG Chun-shui, PENG Zhi-fang, YU Yang-yang. Prediction of creep-rupture strength of wrought superalloys using artificial neural network [J]. Acta Metallurgica Sinica, 2003, 39(12): 1251-1254.
- [14] 王清, 吴涛, 孙东立. 采用 RBF 网络预测含氢 TC4 合金的高温流变应力[J]. 材料科学与工艺, 2007, 15(4): 507-510.  
WANG Qing, WU Tao, SUN Dong-li. Prediction of flow stress in TC4 titanium alloy with hydrogen at high temperature by a radial basis function neural network[J]. Materials Science & Technology, 2007, 15(4): 507-510.
- [15] PARK N K, YEOM J T, NA Y S. Characterization of deformation stability in hot forging of conventional Ti-6Al-4V using processing maps [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 130: 540-545.
- [16] ROBI P S, DIXIT U S. Application of neural net works in generating processing map for hot working [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2003, 142: 289-294.
- [17] PRASAD Y V R K, RAO K P. Processing maps and rate controlling mechanisms of hot deformation of electrolytic tough pitch copper in the temperature range of 300-950 [J]. Mater Sci Eng A, 2005, 391: 141-150.
- [18] BOZZINI B, CERRI E. Numerical reliability of hot working processing maps[J]. Mater Sci Eng A, 2002, 328: 344-347.
- [19] MURTY S V S N, RAO B N. On the flow localization concepts in the processing maps of IN718[J]. Mater Sci Eng A, 1999, 267: 159-161.
- [20] 曾卫东, 周义刚, 周军, 俞汉清, 张学敏, 徐斌. 加工图理论研究进展[J]. 稀有金属材料与工程, 2006, 35(5): 673-677.  
ZENG Wei-dong, ZHOU Yi-gang, ZHOU Jun, YU Han-qing, ZHANG Xue-min, XU Bin. Recent development of processing map theory [J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2006, 35(5): 673-677.

(编辑 杨华)