

基于极性交互模型的 MoLa 合金锻造工艺优化及热变形行为

汪雨佳, 王克鲁, 鲁世强, 许求喜

(南昌航空大学, 江西 南昌 330063)

摘要: 采用 Geeble1500 型热模拟试验, 对 MoLa 合金进行等温恒变速率压缩实验, 研究其在变形温度 800~1150 °C, 应变速率 0.001~10 s⁻¹ 范围内的热变形行为。通过对不同变形参数下的流变曲线分析发现, 随应变的增加, 流变曲线大多呈现为缓慢上升或保持稳定, 但在应变速率为 0.001 s⁻¹ 时, 1000~1150 °C 变形温度下流变应力随应变的增加而下降; 采用 PSO-BP 神经网络建立 MoLa 合金本构模型, 经过误差计算得出, 该模型的相关系数和平均相对误差分别为: 0.995 和 1.48%, 具有良好的精度; 基于极性交互模型绘制 MoLa 合金本征热加工性能参数 ζ 图, 并通过对失稳区和稳定区组织分析发现, 失稳区主要以局部流动为失稳形式, 稳定区主要以动态回复为变形机制; 通过 ζ 图和组织观察可知, MoLa 合金最佳的变形参数范围为: 变形温度 1100~1150 °C、应变速率 0.001~0.05 s⁻¹。

关键词: MoLa 合金; 本构模型; PSO-BP 神经网络; 极性交互模型; 锻造工艺优化

中图分类号: TG146.4⁺12

文献标识码: A

文章编号: 1002-185X(2018)07-2225-07

钼合金为难熔金属, 因其低线膨胀系数、良好的导热性和导电性、高弹性模量, 被广泛用于冶金、石油、电子电器和核工业等领域, 是一种极其重要的战略资源^[1,2]。其中, MoLa 合金具有耐高温、良好的高温抗蠕变性能和优异的抗疲劳性等优点。通过粉末冶金和压力加工制备出钼钽合金丝, 并进行退火, 其再结晶温度比纯钼高 600 °C, 且其退火后的抗拉强度、塑性均优于纯钼^[3]。相较于 Si、K、Al 掺杂钼合金和 TZM 合金, 经高温退火的 MoLa 合金具有更好的综合力学性能^[4,5]。目前, 国内有许多关于 MoLa 合金掺杂方式^[6]、第二相强韧化^[7]、高温性能^[8]以及不同稀土含量和加工制备方法对 MoLa 合金性能的影响等^[9,10], 对于 MoLa 合金热变形行为以及锻造工艺优化的研究还十分有限。

BP 神经网络是目前应用比较广泛的一种前向型人工神经网络, 许多研究中已采用这种方法建立应力应变本构模型。然而 BP 本身存在一些固有缺陷, 例如学习速率慢、易陷入局部极小值和网络不稳定等缺陷^[11]。通过 PSO (粒子群算法) 对 BP 进行优化, 改善这些缺陷, 从而得到更为精确的 MoLa 合金应力应变本构模型。对于锻造工艺的优化, 国内外研究大多采用 DMM (材料动态模型) 绘制加工图, 进而得出

适宜的加工参数, 而对于采用 PRM (极性交互模型) 进行锻造工艺优化的报道较为少见, 本研究基于 PRM 绘制 MoLa 合金本征热加工性能参数 ζ 图, 结合微观组织分析, 给出 MoLa 合金适宜的变形参数。

1 实验

实验材料采用的 MoLa 合金含 La₂O₃ 为 0.3% (质量分数), 试样原始组织形貌的 SEM 照片及 EDS 能谱如图 1 所示。

压缩试样尺寸为 $\Phi 8$ mm×12 mm 的圆柱体, 采用 Geeble1500 型热模拟试验机进行热压试验, 变形温度为 800~1150 °C, 应变速率为 0.001~10 s⁻¹, 变形程度为 60% (真应变 0.92)。通过砂纸打磨试样两端并覆盖云母片, 以减小试样端面 and 模具之间的摩擦。将压缩试验后的试样进行打磨抛光, 用 2.3 g NaOH+2.6 g K₃Fe(CN)₆+20 mL H₂O 试剂进行腐蚀, 而后在 XJP-6A 型金相显微镜下观察显微组织。

2 结果与分析

2.1 应力应变曲线分析

图 2 为 MoLa 合金试样变形温度 800~1150 °C, 变形速率 0.001~10 s⁻¹ 条件下的应力-应变曲线。从曲线

收稿日期: 2017-07-08

基金项目: 国家自然科学基金 (51164030)

作者简介: 汪雨佳, 女, 1993 年生, 硕士生, 南昌航空大学航空制造工程学院, 江西 南昌 330063, 电话: 0791-83863039, E-mail: 18770071216@163.com

整体趋势可以看出：变形温度的升高和应变速率的降低，都会使稳态流变应力降低，在同一应变速率下，随温度升高，流变应力降低，试样均表现出不同程度的软化现象。由于 MoLa 合金层错能较高，且本研究的实验温度较低，不易发生动态再结晶，变形时的软化机制主要以动态回复为主，即随应变的增大，流变应力呈现缓慢上升趋势或保持稳定，但在应变速率为 0.001 s^{-1} 时， $1000\sim 1150 \text{ }^\circ\text{C}$ 变形温度下软化现象最为显著，流变曲线未出现明显的波浪式变化，动态软化连续进行。当温度在 $1050 \text{ }^\circ\text{C}$ 以下时，随着温度的降低，流变曲线维持动态稳定。在 $850 \text{ }^\circ\text{C}$ 以下，流变曲线呈缓慢上升趋势。曲线大体表现为温度越高、应变速率小，软化程度越高。

2.2 MoLa 合金本构关系的建立

2.2.1 PSO-BP 神经网络原理

神经网络 (Artificial Neural Network, ANN) 是基于生物神经网络“突触假说”建立起来的智能化信息处理系统，其中最为常用的是 BP 算法，其具有一定的联想容错能力，用于解决复杂的非线性问题。采用 BP-ANN，通过变形参数与应力之间的映射关系，建立起相应的本构模型，并且无需预先给定模型，直

接从大量数据中寻找出规律，并通过训练自动调整网络中的权值阈值，以匹配出与实验数据相适应的网络模型^[11]。本研究基于 MATLAB 平台，对 BP 神经网络采用粒子群算法进行优化，提高 BP 神经网络的稳定性。粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)，是一种基于群体智能方法的演化计算技术^[12]。在该算法中，粒子表示 1 个个体，对应一组解。在初始化时随机产生一组粒子，在迭代过程中追踪的全局最佳粒子记录为 $zbest$ ，每代种群中最佳粒子记录为 $gbest$ 。每一代粒子更新后，都会进行自适应随机变异。粒子更新公式如下所示：

$$v(j+1) = v(j) + c_1 \cdot rand \cdot (gbest(j) - pop(j)) + c_2 \cdot rand \cdot (zbest - pop(j)) \tag{1}$$

$$pop(j+1) = pop(j) + 0.5v(j+1) \tag{2}$$

式中， j 为迭代次数； v 为粒子更新速度； pop 为粒子； $rand$ 为 $(0, 1)$ 区间的随机数； c_1 、 c_2 为学习因子； $gbest$ 为上代种群最优个体； $zbest$ 为全局最优个体。

BP 神经网络通过误差梯度下降法寻找全局最优解，但易陷入局部极值，收敛速度较慢，受网络初始值的影响大，为改善上述缺陷，采用具有全局搜索能力的 PSO 算法，该算法受网络初始值的影响小，能够

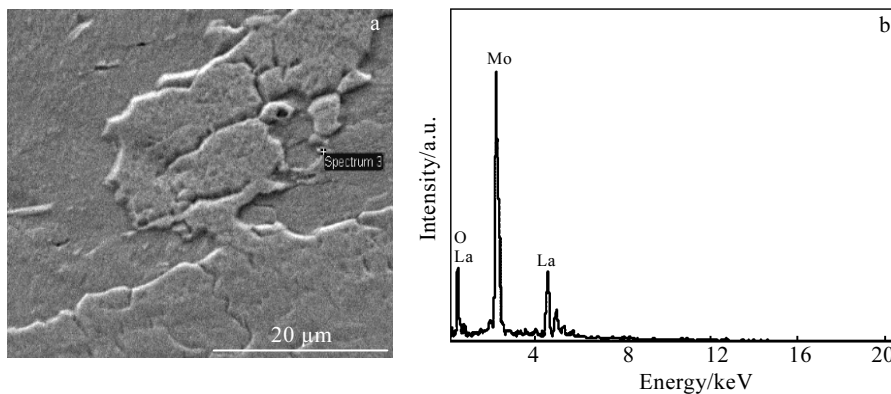


图 1 MoLa 合金原始组织形貌及 EDS 结果

Fig.1 SEM microstructure (a) and EDS spectrum (b) of the MoLa alloy

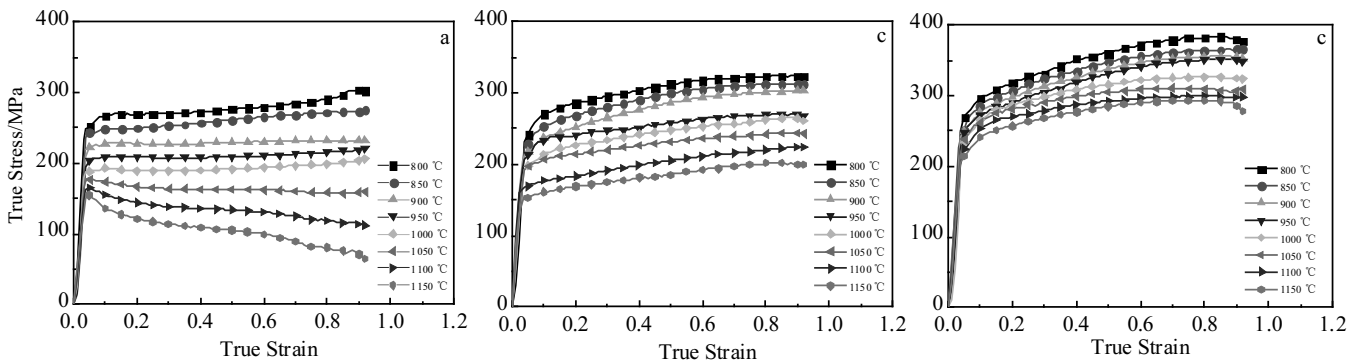


图 2 不同变形条件下的 MoLa 合金应力-应变曲线

Fig.2 Stress-true strain curves of MoLa alloy at different temperatures and strain rates: (a) $\dot{\epsilon} = 0.001 \text{ s}^{-1}$, (b) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$, and (c) $\dot{\epsilon} = 10 \text{ s}^{-1}$

较快的达到收敛。PSO-BP 神经网络的具体实现过程如下：

- (1) 确定 BP 网络参数；
- (2) PSO 算法的适应度函数为 BP 网络的输出值与实验值的误差；
- (3) 个体编码与种群初始化编码；
- (4) 确定 PSO 算法各参数；
- (5) 开始 PSO 优化；
- (6) 计算粒子适应度；
- (7) 根据粒子适应度值选择个体极值和种群全局极值；
- (8) 更新粒子速度和极值位置；
- (9) 判断是否达到优化终止条件，达到则优化结束，未达到返回(6)继续进行；
- (10) 将优化结果作为 BP 网络初始值；
- (11) BP 网络循环训练至终止条件。

2.2.2 PSO-BP 本构建立与验证

本研究采用双隐层 BP 网络结构，通过试错法确定 MoLa 合金结构层数 $3 \times 15 \times 10 \times 1$ 最为合适，层间传递函数分别为：tansig、tansig、purelin，训练函数选用 trainlm。将实验数据分为 2 部分，分别用以建立网络和验证网络，实验数据具体划分如表 1 所示， T 表示测试数据， C 表示训练数据。

根据设置的 BP 结构，网络中待确定的权值阈值共有 $3 \times 15 + 15 + 15 \times 10 + 10 + 10 \times 1 + 1 = 231$ 个，故 PSO 粒子长度为 231，种群规模设置为 80，公式(2)中的学习因子为 $c_1=c_2=1.5$ ，最大迭代步数为 100，加入的随机变异概率为 0.2，目标变函数为 PSO 算法的每代粒子带入 BP 网络输出的期望值与实际值的均方误差。

BP 最大迭代次数 3000，动量因子 0.9，学习速率 0.3，学习速率增量 1.05，目标误差为 10^{-5} ，网络输入层 3 个神经元分别为： T 、 $\dot{\epsilon}$ 、 ϵ ，输出层神经元为 σ ，数据采用 premmx 函数进行归一化处理，值域为

$[-1,1]$ ，其公式如下：

$$Y = \frac{2(X - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1 \tag{3}$$

式中， X 为原向量， X_{\min} 和 X_{\max} 分别对应 X 最小值和最大值， X 向量归一化后为 Y 向量。

采用未优化的 BP 网络进行训练，当训练至最大迭代步数时，未达到 10^{-5} 。而经 PSO 优化的 BP 训练至 1894 代时，到达目标值。图 3 为 PSO-BP 神经网络的测试样本预测值与实际值对比。大致可以看出，通过 PSO-BP 神经网络建立的本构模型，其预测值和实验值能够良好吻合。

此外，采用相关系数 R 和平均相对误差 E ，定量描述 MoLa 合金 PSO-BP 神经网络模型的精确度， R 和 E 如公式(4)和(5)所示。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (C_i - \bar{C})(T_i - \bar{T})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (C_i - \bar{C})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (T_i - \bar{T})^2}} \tag{4}$$

$$E = \frac{\sum_{i=1}^N \left| \frac{C_i - T_i}{C_i} \right| \times 100\%}{N} \tag{5}$$

式中， C 为实际值， T 为预测值， N 为数据点个数。将实验值与预测值整理，并按照公式 (4) 和 (5) 计算 R 与 E 值，整理结果如图 4 所示，PSO-BP 预测值偏差在

表 1 MoLa 合金样本划分

Table 1 Specimen division of MoLa alloy

$\dot{\epsilon}/s^{-1}$	Temperature/ $^{\circ}C$						
	800	900	950	1000	1050	1100	1150
0.001	C	C	T	C	T	C	T
0.01	T	T	C	T	C	T	C
0.1	C	C	T	C	T	C	T
1	T	T	C	T	C	T	C
10	C	C	T	C	T	C	T

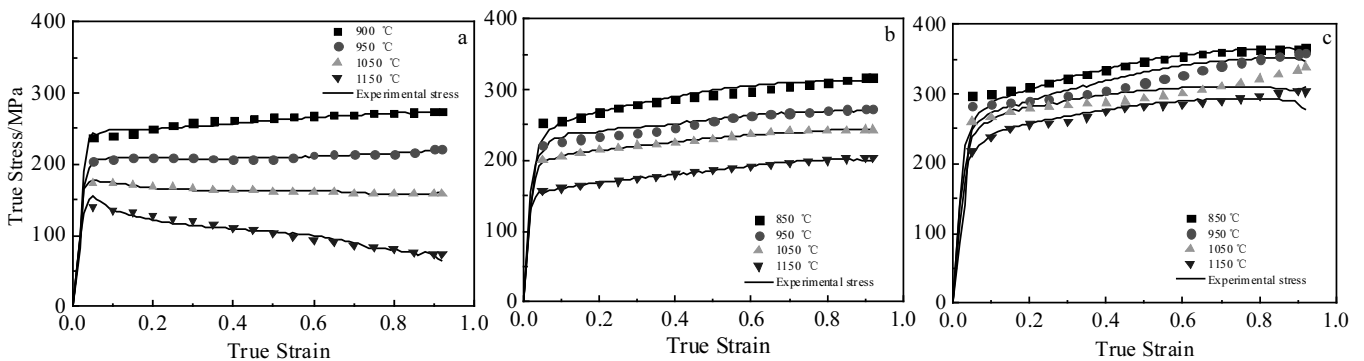


图 3 不同变形条件下 PSO-BP 神经网络本构模型预测值与实验数据对比

Fig.3 Comparison of calculated and experimental results of PSO-BP model at different temperatures and strain rates: (a) $\dot{\epsilon} = 0.001 s^{-1}$, (b) $\dot{\epsilon} = 0.1 s^{-1}$, and (c) $\dot{\epsilon} = 10 s^{-1}$

10%以内的数据点占 98.95%，模型相关系数 R 为 0.9950，平均相对误差 E 为 1.48%。由此进一步证明通过 PSO-BP 网络建立的 MoLa 合金本构模型具有良好的精度。

2.3 MoLa 合金锻造工艺优化

2.3.1 极性交互模型原理

T. Rajagopalachary 和 V. V. Kutumbarao 根据塑性关联流动法则，提出极性交互模型(Polar Reciprocity Model, PRM)。在极性交互模型中，除了考虑应变速率对流变应力的影响，还考虑了应变历史对流变应力的影响。虽然应变历史对流变应力影响没有应变速率显著，但也不能忽视，例如应变速率不敏感的材料，流变应力则主要受应变历史影响^[13-15]。

在极性交互模型中，根据 Hill 的塑性关联流动法则，将总瞬时功率分为 2 部分，从而定义出本征热加工参数。图 5 为一个应力空间凸势面 $\Phi=K$ ， O_1 为原点，在该面上 P 点处作任意向径 O_1P 和 Φ 法线，法线大小等于 KK'/Φ ， KK' 为耗散功率。通过在 O_1 作一平行于法线且大小相等的向量，每一个在 Φ 上的 P 点都能在 Φ' 上有与之对应的 P' 点， P' 点的轨迹界定了在应变速率空间的势面 Φ' ， K 和 K' 为温度和变形历史的标量值函数，受应变和变形历史影响。

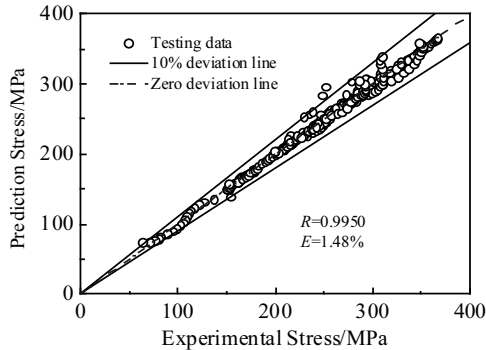


图 4 MoLa 合金流动应力实验值与 PSO-BP 预测值的比较

Fig.4 Comparison between experimental and PSO-BP calculated values of flow stress of MoLa alloy

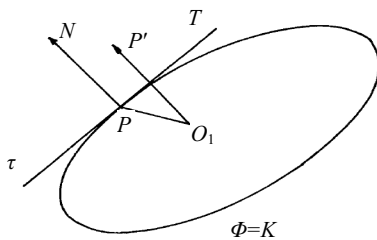


图 5 2 个一阶非线性势函数之间的极-极关系

Fig.5 Pole-polar relationship between two first degree nonlinear potential functions

在给定温度和应变历史下，由应变速率空间和应力空间一一对应的关系，可得：

$$\int S d\dot{E}^p + \int \dot{E}^p dS = S \dot{E}^p = KK' \quad (6)$$

等式左边 2 个积分式分别表示硬化功率 \dot{W}_H 和耗散功率 \dot{W}_D 。在更早的动态材料模型中，也将总耗散功率划分成 2 部分，但这 2 个模型划分总耗散时所采用的理论却是不同。由此，提出本征热加工性能参数，其表达式如下：

$$\xi = \frac{\dot{W}_H}{\dot{W}_{H_{min}}} - 1 \quad (7)$$

在 PRM 中，T. Rajagopalachary 等^[14]提出如下所示本构方程：

$$S = H(E^p) + CF(\dot{E}^p) \quad (8)$$

式中， S 表示应力， E 为应变， \dot{E} 为应变速率， $H(E^p)$ 和 C 是 2 个与应变历史相关的函数。 $H(E^p)$ 表达式如公式(9)所示，记录从材料塑性流动开始到应变 E_1 的应变历史， S_{min} 为塑性流动开始到应变 $E=E_1$ 时的最小流动应力。

$$H(E^p) = S \frac{\left(\int_0^{E_1} S dE - \int_0^{E_1} S_{min} dE \right)}{\int_0^{E_1} S dE} \quad (9)$$

当势函数 Φ 和 Φ' 之间存在极性交互关系时则有：

$$F(\dot{E}^p) = (\dot{E}^p)^m \quad (10)$$

m' 为修正应变速率敏感系数。由式(7)~(10)可以得到：

$$\xi = 1 - \left[\frac{2m'}{m'+1} \right] \left[\frac{S - H(E^p)}{S} \right] \quad (11)$$

S. V. S. N. Murty 等^[16]通过研究材料动态模型的功率耗散效率 η 和极性交互模型的 ξ 之间的关系，并基于 Ziegler 塑性流动理论，提出极性交互模型的失稳判据：

$$\xi > 1 \quad (12)$$

2.3.2 基于 PRM 绘制 MoLa 合金 ξ 图

本研究根据公式(9)~(12)绘制了真应变为 0.3、0.6、0.92 的 ξ 图，如图 6 所示。阴影部分根据上文 PRM 判据所绘，为失稳区域。由图可见，在不同应变下， ξ 图失稳区域有所变化：变形温度为 970~1030 °C，变形速率 0.001~0.005 s⁻¹ 范围内在变形早期时出现失稳，随形变的发生，失稳区域扩大；温度为 1070~1100 °C，应变速率 0.001~0.0025 s⁻¹ 范围内，在真应变为 0.3 时表现为失稳，随着应变增大而减小甚至消失，在真应变为 0.5 时失稳区域减小，在真应变 0.92 时表现为稳定。在实际加工过程中，材料处于非均匀变形状态，为避免组织失稳，需考虑材料在不同应变下的失稳情

况，以保证材料在加工成型后具有合格的性能。在变形过程中的失稳区域有：温度 800~830 °C，应变速率 0.85~10 s⁻¹；温度 800~860 °C，应变速率 0.01~0.04 s⁻¹；温度 891~1043 °C，应变速率 0.04~10 s⁻¹；温度 1065~1150 °C，应变速率 2.5~10 s⁻¹；温度 1070~1096 °C，应变速率 0.001~0.0025 s⁻¹；温度 970~1030 °C，应变速率 0.001~0.005 s⁻¹；温度 1120~1150 °C，应变速率 0.07~2.5 s⁻¹。

3 种不同真应变下的 ζ 图，其 ζ 极小值均出现在高温区域，在真应变 0.3 时出现在温度 1130~1150 °C，应变速率为 0.001~0.01 s⁻¹ 范围内，极值大小为 0.7，随着应变的增加 ζ 极小值减小，且极值范围向低应变速率缩小，在真应变为 0.5 和 0.92 时， ζ 极小值在温度为 1130~1150 °C；应变速率为 0.001~0.003 s⁻¹ 范围内，极值大小分别为 0.6 和 0.46。 ζ 图中“盆地”区域往往对应超塑性、动态回复、再结晶等有利的变形机制，

而“山峰”区域则对应流变绝热剪切、局部流动和断裂等不利的变形机制，且晶粒长大导致 ζ 值增大^[14]。在制定变形参数时应优先考虑有利的变形机制参数范围，并考虑变形过程中是否处于稳定区域。图 6 中有利变形机制范围处于温度为 1130~1150 °C，应变速率 0.001~0.003 s⁻¹ 范围内，该范围为最佳加工参数，对对照图 2 可以看出在温度为 1150 °C，应变速率 0.001 s⁻¹ 时流变曲线呈现为动态软化程度高于动态硬化，可能是由于发生动态回复或动态再结晶等有利的变形机制，以下通过组织观察来验证本节内容。

2.3.3 微观组织验证

图 7a~7d 为真应变 0.92 时变形失稳区的显微组织，分别对应 ζ 图中的失稳区域为：温度 800~830 °C，应变速率 0.85~10 s⁻¹；温度 800~860 °C，应变速率 0.01~0.04 s⁻¹；温度 891~1043 °C，应变速率 0.04~10 s⁻¹；温度 1065~1150 °C，应变速率 2.5~10 s⁻¹。图 7a~7d 均存在局

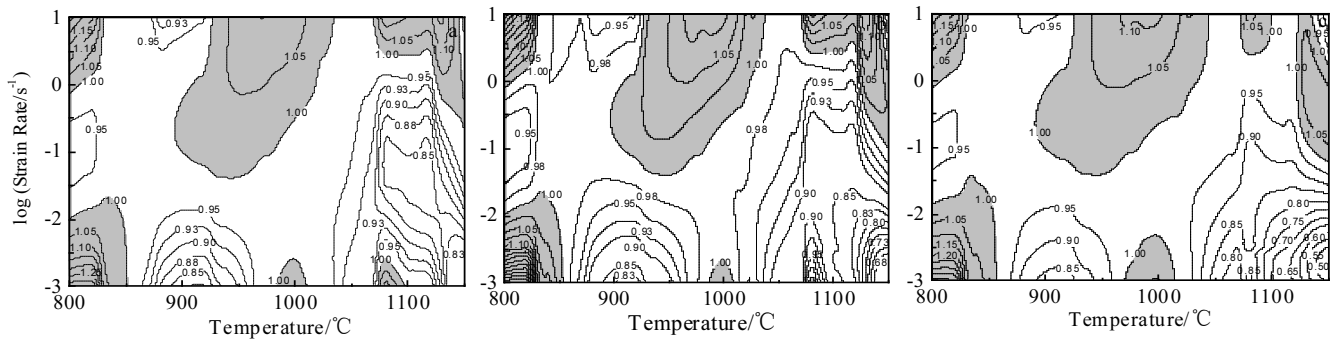


图 6 不同应变下 MoLa 合金的 ζ 图

Fig.6 Intrinsic hot workability ζ maps of MoLa alloy at different strains: (a) $\varepsilon=0.3$, (b) $\varepsilon=0.6$, and (c) $\varepsilon=0.92$

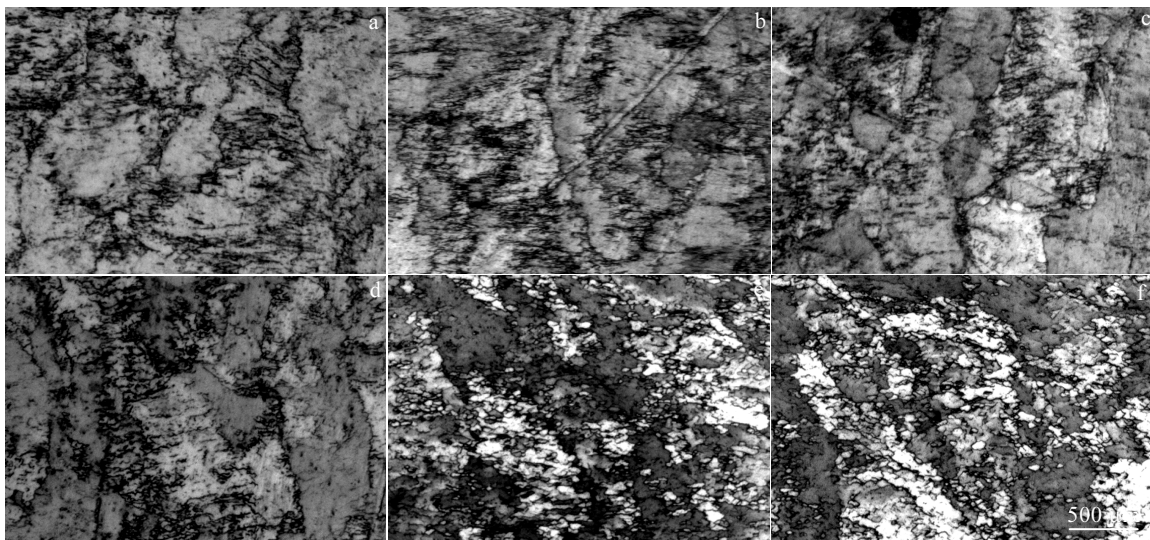


图 7 不同变形条件下 MoLa 合金的热变形组织

Fig.7 Microstructures of MoLa alloy hot deformed under different conditions: (a) 800 °C, 10 s⁻¹; (b) 800 °C, 0.01 s⁻¹; (c) 950 °C, 10 s⁻¹; (d) 1100 °C, 10 s⁻¹; (e) 1100 °C, 0.01 s⁻¹; (f) 1150 °C, 0.001 s⁻¹

部流动现象,这可能是由于在变形过程,试样中心为大变形区,其应变速率和应变量大,局部温度升高,同时材料的变形抗力增大,从而导致失稳的出现。图 7a 和 7c 组织中晶粒之间尺寸差异大,可能是由于高应变速率下,位错急剧增殖,由于时间短,动态回复进行不充分,位错在晶界处聚集,畸变能增大,多边化形成大量的亚晶,通过亚晶迁移、转动和合并,使得亚晶长大。该变形机制使得晶粒尺寸差异大,材料呈现各向异性,且在后道工序中很难消除,影响成型后材料的性能,在实际加工时应予以避免。图 7b 组织中晶粒之间尺寸差异较大,但差距有所减小,说明当应变速率降低时,动态回复相对充分,但局部流动现象依然存在,在实际加工中应予以避免。图 7e 和 7f 为真应变 0.92 时变形稳定区的显微组织,变形参数分别为:温度 1100 °C,应变速率 0.01 s⁻¹; 温度 1150 °C,应变速率 0.001 s⁻¹。图 7e 所对应的变形参数下的 ζ 为 0.78,位于 ζ 图中的“盆地”附近,由图 7e 中可以看出,该变形条件下组织均匀、晶粒较为细小,且晶粒间尺寸差异小,变形处于稳定状态。图 7f 所对应的变形参数下的 ζ 为 0.5,处于 ζ 图的“盆地”中,接近 ζ 极小值,动态回复较为充分,在该变形参数下组织处于流变稳定状态,且相较于图 7e,该变形参数下的动态回复更为充分,组织更为细小。通过极性交互模型预测,以及微观组织观察验证可知,MoLa 合金适宜的加工参数范围为:1100~1150 °C,应变速率 0.001~0.05 s⁻¹。

3 结 论

1) 流变曲线主要呈现缓慢上升趋势或保持稳定,但在应变速率为 0.001 s⁻¹,变形温度为 1000~1150 °C 下流动应力随应变的增大呈下降趋势,软化现象最为显著。

2) 采用 PSO-BP 神经网络建立 MoLa 合金本构模型,经过误差计算得出该模型的相关系数和平均相对误差分别为:0.995 和 1.48%;预测值偏差在 10% 以内的数据点占 98.95%,模型具有良好的精度。

3) 基于极性交互模型,绘制了温度 800~1150 °C,应变速率 0.001~10 s⁻¹ 变形参数下的 MoLa 合金 ζ 图,通过组织观察发现,MoLa 合金主要以局部流动形式失稳。MoLa 合金最佳的加工参数范围为:1100~1150 °C,应变速率 0.001~0.05 s⁻¹。

参考文献 References

- [1] Tanaka R. *Materials at High Temperatures*[J], 2000, 17(4): 457
- [2] Peng Zhihui(彭志辉). *Rare Metal Materials Process Technology* (稀有金属材料加工工艺学)[M]. Changsha: Central South University Press, 2003: 135
- [3] Li Shuxia(李淑霞), Wei Guangming(魏光明), Wang Siqing(王思清). *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 1999, 28(3): 189
- [4] Wu Aizhen(吴爱珍), Zhang Hainan(张海南). *Refractory Metals Science and Engineer*(难熔金属科学与工程)[M]. Xi'an: Shaanxi Science and Technology Press, 1994: 159
- [5] Zhou Meiling(周美玲), Li Jun(李俊), Zhuo Tiejong(左铁镛). *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*(中国有色金属学报)[J], 1994, 3(2): 45
- [6] Liu Hongliang(刘宏亮), Li Jing(李晶), Yang Zhengwei(杨政伟) et al. *China Tungsten Industry*(中国钨业)[J], 2015, 30(4): 64
- [7] Chen C R, Wang S, Jia Y L et al. *Journal of Alloys and Compounds*[J], 2014, 589: 531
- [8] Tan Shuanbin(谭栓斌), Liang Qinghua(梁清华), Liang Jing(梁静) et al. *Chinese Journal of Rare Metals*(稀有金属)[J], 2006, 30: 33
- [9] Wang Ling(王林), Shun Jun(孙军), Liu Gang(刘刚) et al. *China Molybdenum Industry*(中国钼业)[J], 2014, 38(2): 36
- [10] Wang Ling(王林), Shun Jun(孙军), Shun Yuanjun(孙院军) et al. *Rare Metal Materials and Engineering*(稀有金属材料与工程)[J], 2007, 36(10): 1827
- [11] Zhang Defeng(张德丰). *MATLAB Neural Network Application Design*(MATLAB 神经网络应用设计)[M]. Beijing: China Machine Press, 2009: 259
- [12] Kennedy J V, Austin J, Pack R. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*[C]. Washington: University of Washington, 1995
- [13] Kutumbarao T V V. *Bull Mater Sci*[J], 1996, 19(4): 677
- [14] Rajagopalachary T, Kutumbarao V V. *Scripta Mater*[J], 1996, 35(3): 311
- [15] Murty S V S N, Rao B N. *Materials Science and Engineering A*[J], 1998, 254(1-2): 76
- [16] Murty S V S N, Rao B N, Kashyap B P. *Scand J Metall*[J], 2003, 32(4): 185

Hot Deformation Behavior and Forging Process Optimization of MoLa Alloy Based on Polar Reciprocity Model

Wang Yujia, Wang Kelu, Lu Shiqiang, Xu Qiuxi
(Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: To investigate the flow stress characteristics and deformation mechanism of MoLa alloy, the isothermal compression tests were performed at the deformation temperature of 800~1150 °C and the strain rate of 0.001~10 s⁻¹. The results show that the flow stress increases slowly or remains stable with the increase of strain. But the flow stress decreases with the increase of strain at the deformation temperature of 1000~1150 °C and the strain rate of 0.001 s⁻¹. A PSO-BP neural network of MoLa alloy was established to describe the changing rule of flow stress with the strain rate and deformation temperature. The correlation coefficient and average relative error of the network are 0.995 and 1.48%, respectively. So it is clear that the PSO-BP model has good accuracy. The intrinsic hot workability maps were constructed based on the polar reciprocity model at the strain of 0.3, 0.6, and 0.92. Combing microstructure observation, it is found that the buckling form in instability area mainly is local plastic deformation, and the main deformation mechanism in stability region is dynamic recovery. The optimal processing parameter ranges of MoLa alloy are the deformation temperature of 1100~1150 °C and the strain rate of 0.001~0.05 s⁻¹.

Key words: MoLa alloy; constitutive equation; PSO-BP neural network; polar reciprocity model; forging process optimization

Corresponding author: Wang Kelu, Professor, School of Aeronautical Manufacturing Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, P. R. China, Tel: 0086-791-83863039, E-mail: wangkelu@126.com