

文章编号: 1004 - 0609(2006)07 - 1202 - 05

# 基于人工智能的钛合金热变形工艺参数优化<sup>①</sup>

李 萍, 薛克敏

(合肥工业大学 材料科学与工程学院, 合肥 230009)

**摘 要:** 在深入分析热变形工艺参数对 Ti-15-3 合金显微组织及成形载荷的影响的基础上, 以变形温度、变形程度和变形速率等热变形工艺参数作为设计变量, 以显微组织和成形力的最佳综合为目标, 建立了该合金热塑性成形工艺参数的多目标优化数学模型。以显微组织参数和成形力的人工神经网络预测模型作为优化算法的知识源, 将人工神经网络与修正的遗传算法相结合, 对 Ti-15-3 合金的热塑性成形工艺参数进行优化。结果表明, 提出的修正的遗传算法是有效的, 采用将其与人工神经网络相结合的方法对钛合金的热塑性成形工艺参数进行优化是可行的。

**关键词:** Ti-15-3 合金; 优化; 修正的遗传算法; 人工神经网络; 热变形参数

**中图分类号:** TG 166.5

**文献标识码:** A

## Optimization of hot deformation process for titanium based on artificial intelligence

LI Ping, XUE Ke-min

(School of Materials Science and Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** The systematic analyses of the effects of hot deformation process parameters on microstructure and load of Ti-15-3 alloy were accomplished. Based on the results, a multi-objective optimization model was established for hot deformation process of Ti-15-3 alloy. In the model, temperature, strain and strain rate are treated as design variables and the objective is to obtain uniform fine-grain microstructures under the smaller load. Optimization of hot deformation process parameters for Ti-15-3 alloy was conducted by introducing artificial neural network prediction models of microstructures and forming load into a modified genetic algorithm. The results indicate that the modified genetic algorithm is effective and the optimization method based on artificial neural network and the modified genetic algorithm is feasible.

**Key words:** Ti-15-3 alloy; optimization; modified genetic algorithm; artificial neural network; hot deformation parameters

长期以来, 合理的材料加工工艺方案的制定一直是以理论分析与经验积累为依据和原则的。而且, 制定的工艺参数往往是能够保证工艺过程的可行, 但并不能保证其最优, 不能确保成形过程省力和提高工件性能的目的。因此, 进行成形工艺过程优化设计十分必要<sup>[1-3]</sup>。

Ti-15-3 合金是一种新型亚稳定  $\beta$  型钛合金,

具有良好的可锻性和冷成形性, 因其在高温下仍具有较高的强度-质量比而广泛地应用于航空航天工业。Ti-15-3 合金是  $\beta$  单相组织, 其化学成分(质量分数, %)为: V 15.6, Cr 3.4, Sn 2.8, Al 3.4, Fe 0.13, C 0.03, N 0.02, Si 0.07, O 0.13, 其余为 Ti, 相变点约为 760 °C。由于 Ti-15-3 合金成形时变形抗力大, 产品的组织和性能对热力参数十分

① 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50405020); 安徽省优秀青年科技基金资助项目(04044058)

收稿日期: 2005-12-23; 修订日期: 2006-05-08

通讯作者: 李 萍, 副教授, 博士; 电话: 0551-2901367; E-mail: cisi1314@sohu.com

敏感, 生产中不易保证获得组织和性能稳定一致的产品, 因此采用新的科学方法确定其合理的工艺参数已成为当务之急<sup>[46]</sup>。

本文作者在已有研究的基础上, 以变形温度、变形程度和变形速率等工艺参数作为优化变量, 以成形载荷和显微组织的最佳综合为优化目标, 以目标函数的人工神经网络预测模型作为优化模型的知识源, 将人工神经网络与遗传算法进行有机结合, 对 Ti-15-3 合金的热塑性成形工艺参数进行了优化, 从而为组织工业生产提供了理论依据。

## 1 遗传算法关键问题的处理

遗传算法(GA)是基于生物进化思想的一种迭代自适应的、全局优化概率搜索算法, 具有简单通用、鲁棒性强、适合并行处理等优点, 适用于处理传统优化方法难以解决的复杂和非线性问题<sup>[710]</sup>。

### 1.1 初始群体的选取

初始群体可以随机选取生成。群体规模会影响遗传算法的有效性, 太小的群体数目不能提供足够的采样点, 遗传算法优化效果差或根本找不出问题的解; 群体数目太大会增加计算量, 使收敛的时间增长。一般群体规模取 30~160。

### 1.2 编码

使用遗传算法前, 首先将设计变量数码化。由于二进制方法能表达的模式数最多, 且采用了最小字符集, 因此本优化设计采用二进制编码方案。

与设计变量  $x_i$  相对应的十进制整数为

$$d = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \times 2^{k-1} \quad (1)$$

式中  $k$  为设计变量的编码长度;  $x_{i\min}$ 、 $x_{i\max}$  为设计变量的最小值和最大值。

将  $d$  转化长度为  $k$  的二进制编码串, 则得到与设计变量相应的编码。全部设计变量的编码依次连接起来, 则构成相对应的个体。

### 1.3 适应度函数

适应度函数用于对个体进行评价, 能表示优化过程中目标函数值的优劣, 是优化过程发展的依据, 直接影响到收敛速度和是否收敛。基于适应度函数应尽量满足的原则, 本优化问题的适应度函数为

$$f(X_i) = 1 - \Phi(X_i) / \Phi_{\max} \quad (2)$$

式中  $f(X_i)$  为个体  $X_i$  的适应度函数;  $\Phi(X_i)$  为个体  $X_i$  的目标函数值;  $\Phi_{\max}$  为当前所有个体目标函数值最大值。

采用上述的评价函数, 具有最大适应值的个体为最好的种群个体, 亦即最小的目标函数值将具有最大的适应值。

## 1.4 进化过程

### 1) 复制

复制是每一个体根据适应度的大小按照一定的选择概率进化到新群体的过程, 选择概率为

$$p_c(X_i) = \frac{f(X_i)}{\sum_{j=1}^N f(X_j)} \quad (3)$$

式中  $\sum_{j=1}^N f(X_j)$  为当代群体的适应度之和。

通过复制, 具有高适应度的个体具有较高的选中机会, 从而使群体的优良特性得以遗传和保留。

在工艺参数优化问题中, 个体适应度的分布离散性非常强。运行开始阶段, 适应度很高的个体连续多次被复制, 而适应度很低的个体过早被舍弃, 从而减少群体的多样性, 使遗传算法过早地收敛于局部最优解; 运行结束阶段, 群体的平均适应度与最大适应度相差无几, 使得适应度的作用消失, 搜索性能得不到改善。因此, 为保证群体内个体的多样性和个体之间的竞争机制, 需要对适应度进行适当修正<sup>[11]</sup>:

$$f'(X_i) = \frac{f_{\text{avg}}}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} f(X_i) + \frac{f_{\text{max}} - 2f_{\text{avg}}}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}} f_{\text{avg}} \quad (4)$$

式中  $f'(X_i)$  为调整后的适应度函数;  $f_{\text{avg}}$ 、 $f_{\text{max}}$  为平均适应度及最大适应度。

### 2) 交叉

交叉是将复制得到的个体随机配对, 把部分结构加以交换而生成新个体的操作。交叉操作一方面使得原来群体中的优良个体的特性能够在一定程度上保持, 另一方面它使得算法能够搜索新的空间, 使群体的性态具有多样性, 从而使算法具有全局搜索能力。

由于交叉算子并未提供算法向最优解收敛的保证, 可能会破坏模式, 因而, 本优化设计中, 采用了基于预选择机制技术, 即只有当后代的适应度超过其父代个体时, 后代个体才能替换其父代个体, 从而进入下一代群体。这样可以保证种群的平均适应值不断提高。

### 3) 变异

在变异过程中,按照变异概率对随机选择的个体的某一基因位进行补运算,从而产生一个新个体。发生变异的概率很小,但有利于增加群体的多样性,可以避免复制交叉过早的收敛,保证得到全局最优解。本优化在变异过程中,最佳个体予以保留,以保证最优个体的适应值不会降低。

### 1.5 收敛判断

当新的群体生成后,若群体中最优个体的适应度或群体的平均适应度不再提高,则算法收敛。将群体中适应度最高的个体转换为实际的参数,此即为优化问题的最优解。否则,重新进行遗传迭代运算。

## 2 优化模型的建立

### 2.1 目标函数模型的建立

为了在较小的成形力下获得较为细化均匀的钛合金显微组织,需要对合金的热塑性变形工艺参数进行优化设计,即需要各变形工艺参数的最佳匹配。本优化设计是在 Gleeble - 1500 型热加工模拟试验机上进行的热模拟压缩试验和金相分析所获得的数据的基础上进行的。以变形温度、变形程度和变形速率作为优化变量,其向量表示为

$$X = (t, \varepsilon, \dot{\varepsilon})^T \quad (5)$$

式中  $\varepsilon$  为变形程度,  $\varepsilon \leq 60\%$ ;  $\dot{\varepsilon}$  为变形速率,  $0.01 \text{ s}^{-1} \leq \dot{\varepsilon} \leq 1 \text{ s}^{-1}$ ;  $t$  为变形温度,  $750 \text{ }^\circ\text{C} \leq t \leq 900 \text{ }^\circ\text{C}$ 。

具体需要达到的目标有:成形力最小,等效晶粒尺寸最小,再结晶百分比最大(即未再结晶百分比最小)。这是一个多目标优化问题,需要构造一个评价函数,将其转化为求评价函数的单目标优化问题。在多目标函数的最优化问题中,各个单目标往往不能同时达到最优解,甚至有时还会产生完全对立的情况。因此,不能通过简单比较函数值大小的方法去寻优。本研究采用线性加权和法来构造多目标优化时的评价函数

$$\Phi(X) = \min \sum_{i=1}^3 \lambda_i \phi_i(X) \quad (6)$$

式中  $\phi_i(X)$  分别为等效晶粒尺寸、未再结晶百分比和成形力的函数模型( $i=1, 2, 3$ );  $\lambda$  为加权系数,反映第  $i$  个优化目标在多目标优化中的重要程度。

为避免多目标优化过程中出现“大数吃小数”的情况,保证最终取得整体最优方案,需要在各子目

标之间进行合理折衷,因此加权系数  $\lambda$  取为

$$\lambda = 1/\phi_i^* \quad (7)$$

式中  $\phi_i^*$  为第  $i$  个目标函数的最优值。本研究以当前热变形条件下获得的各目标函数值的最小值(乘以一个小于 1 的系数)为最优值。

### 2.2 采用神经网络计算各分目标函数

研究工作表明,热变形工艺参数与等效晶粒尺寸、再结晶百分比等显微组织参数和成形力之间存在着复杂的非线性关系。

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,可以用来解决一些繁杂的及采用传统方法很难处理的问题。它通过对大量的输入数据进行训练学习来获得模型,可以从这些信息中概括出规律并用于新的情况<sup>[12, 13]</sup>。

本文作者在已有的研究工作中,对 Ti-15-3 合金的热压缩变形场进行了热力耦合刚粘塑性有限元数值模拟。模拟时,将变形场和温度场作为两个子系统分别进行求解。在变形分析中,金属流动应力取为应变、应变速率和温度的函数,在温度分析中,考虑了塑性变形功和摩擦功转化的热量。

将模拟获得的等效应变、等效应变速率、变形温度作为神经网络的输入量,等效晶粒尺寸、再结晶百分数及成形力等作为网络的输出量,采用含 10 个隐层单元的三层 BP 神经网络建立了显微组织参数和成形力与热变形工艺参数之间的非线性映射关系<sup>[14-16]</sup>。结果表明,训练后的神经网络模型能够比较精确地预测显微组织和成形力随热变形参数的变化而变化的情况。模型的计算精度较高,外推能力较强,因而可以作为本优化模型的强大知识源,用来计算遗传优化过程中所需要的各分目标函数值。

## 3 优化结果及分析

本研究采用 VF 语言自行编制了优化算法程序,对 Ti-15-3 合金的热塑性成形工艺参数进行了优化。初始群体规模为 40,设计变量的二进制编码长度为 8,交叉采用单点交叉算子,变异采用基本位变异算子。为保证群体的多样性,同时保证其优化能力而不至于成为随机搜索,本优化中交叉概率取为 0.7,变异概率取为 0.001。

图 1 所示为进化过程中群体中各个体的适应度分布图。图 2 所示为进化过程中适应度随迭代次数

的变化曲线。可以看出, 初始群体适应度的分布表现出很强的分散性和随机性, 个体的平均适应度较低, 为 0.284。随着遗传迭代次数的增加, 劣质个体逐步被淘汰, 优良个体经过复制、交叉、变异等遗传操作逐步派生出性能优良的新个体, 群体的平均适应度有较大提高, 分布状态也逐渐趋于稳定。当遗传进行到第 15 代时, 个体的平均适应度提高到 0.374。到了第 32 代, 个体的平均适应度提高到 0.39, 此时各个体的适应度已基本相等, 可认为已达到稳定值, 算法收敛。即经过 32 代迭代计算, 得到了满意的优化结果。另外, 由图 2 的适应度优化曲线可以看出, 在优化开始时, 最大适应值收敛于局部最优值, 但搜索并未停滞, 随着迭代过程的进行, 最终逼进全局最优值。

根据逆映射法则将最优值的二进制编码还原, 则在当前的试验条件下, 在变形温度约为 800 °C、

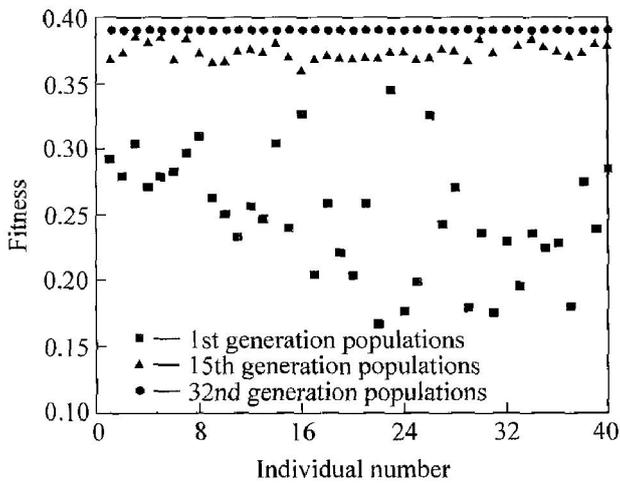


图 1 适应度分布图

Fig. 1 Fitness value of different generation populations

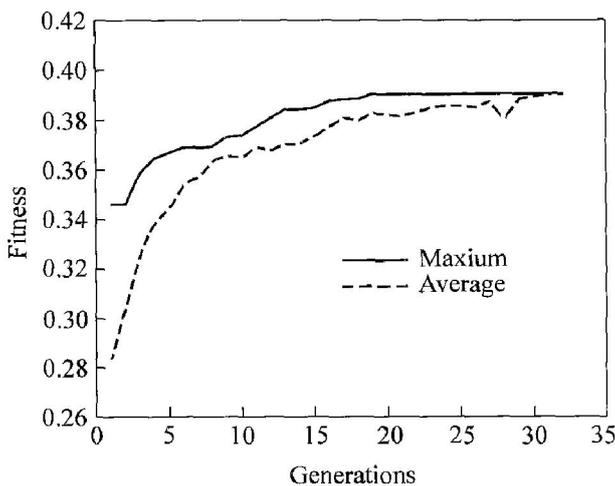


图 2 适应度变化曲线

Fig. 2 Evolution of fitness

变形速率为 0.01、变形程度为 60% 的变形条件下, 可以在相对较小的成形力下获得较为细化均匀的显微组织。

变形程度为 60% 时, 不同的变形温度和变形速率下 Ti-15-3 合金热变形显微组织参数和成形力的试验结果如图 3 所示。可以看出, 在优化的工艺参数下, 由于变形速率较低, 动态软化程度进行得较为充分, 因而成形力显著下降。在该变形速率下, 由于变形温度相对较低, 晶粒长大不明显, 因而等效晶粒尺寸 ( $d_e$ ) 较小, 且由于形变储存能相对较高, 再结晶百分数 ( $\delta$ ) 相对较高, 显微组织较为细化均匀。

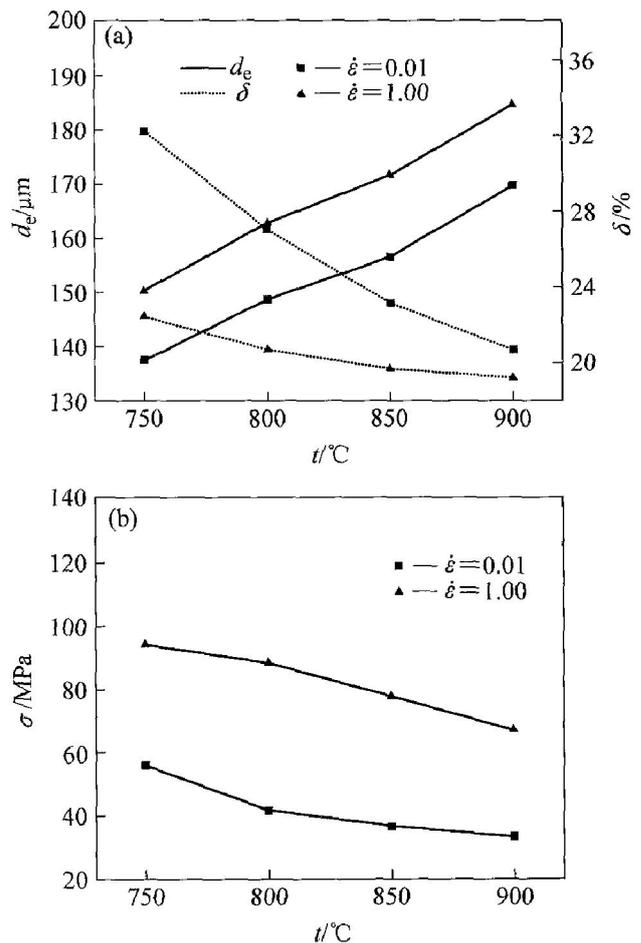


图 3 不同的变形参数下显微组织和成形力的实验结果

Fig. 3 Microstructure parameters and flow stress at different deformation conditions (a) —Microstructure parameters; (b) —Flow stress

但在本研究的多目标函数的最优化问题中, 各个单目标的优化是矛盾的, 即对一个目标函数是优点, 对另一目标函数是缺点。因此, 多目标函数的优化需要在各目标的最优解之间进行协调, 彼此做出适当的让步, 以取得整体的最优方案。由此也说明, 多目标函数的优化问题比单目标函数的最优化

问题复杂得多, 求解难度也更大。

## 4 结论

以变形温度、变形程度和变形速率等工艺参数作为优化变量, 以成形载荷和显微组织的最佳综合为优化目标, 将人工神经网络与修正的遗传算法相结合, 实现了 Ti-15-3 合金的热塑性成形工艺参数的优化设计。试验结果表明, 提出的修正的遗传算法是有效的, 采用将其与人工神经网络相结合的方法对钛合金的热塑性成形工艺参数进行优化是可行的。从而为金属热塑性成形工艺参数的优化设计提供了一条先进合理的途径, 具有一定的推广意义和应用价值。

### REFERENCES

- [1] Song R G, Zhang Q Z. Heat treatment technique optimization for 7175 aluminum alloy by an artificial neural network and a genetic algorithm[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2001, 117: 84 - 88.
- [2] Conceicao C A, Dourado N M. Metal forming process optimization by inverse evolutionary search[J]. *J Mater Process Technol*, 2002, 121: 403 - 413.
- [3] Castro C F, Antonio C A C, Sousa L C. Optimization of shape and process parameters in metal forging using genetic algorithms [J]. *J Mater Process Technol*, 2004, 146: 356 - 364.
- [4] Karasevskaya O P, Ivasishin O M, Semiatin S L, et al. Deformation behavior of beta-titanium alloys[J]. *Mater Sci Eng A*, 2003, A354: 121 - 132.
- [5] 李萍, 薛克敏, 吕炎, 等. Ti-15-3 合金反挤成形的热力耦合数值模拟[J]. *中国有色金属学报*, 2002, 12(3): 578 - 581.  
LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan, et al. Numerical simulation of coupled thermo-mechanical behavior of Ti-15-3 alloy during back-extrusion[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 2002, 12(3): 578 - 581.
- [6] LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan, et al. Influence and prediction of hot deformation parameters on microstructure of Ti-15-3 alloy[J]. *Trans Nonferrous Met Soc China*, 2002, 12(3): 454 - 457.
- [7] 姜开宇, 李贺军, 王敏杰. 遗传算法在 C/C 复合材料等温 CVI 工艺参数优化中的应用[J]. *材料工程*, 2002, (10): 33 - 35.  
JIANG Kai-yu, LI He-jun, WANG Min-jie, et al. Application of genetic algorithm in optimize the parameters of isothermal CVI process for carbon/ carbon composite[J]. *Material Engineering*, 2002, (10): 33 - 35.
- [8] 石峰, 娄臻亮, 张永清. 基于遗传算法和神经网络的冷挤压工艺参数模糊优化设计[J]. *机械工程学报*, 2002, 38(8): 45 - 49.  
SHI Feng, LOU Zhen-liang, ZHANG Yong-qing. Fuzzy optimization of cold extrusion mold based on genetic algorithm and neural network[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 38(8): 45 - 49.
- [9] 齐乐华, 侯俊杰, 史忠科, 等. 基于遗传算法的半固态挤压工艺参数优化研究[J]. *西安交通大学学报*, 2003, 37(1): 73 - 76.  
QI Le-hua, HOU Jun-jie, SHI Zhong-ke, et al. Optimizing parameters of semi-solid state extrusion process by genetic algorithm[J]. *Journal of Xi'an JiaoTong University*, 2003, 37(1): 73 - 76.
- [10] Sousa L C, Castro C F, Antonio C A C. Optimal design of V and U bending processes using genetic algorithms [J]. *J Mater Process Technol*, 2006, 172: 35 - 41.
- [11] Chung J S, Hwang S M. Application of a genetic algorithm to process optimal design in non-isothermal metal forming[J]. *J Mater Process Technol*, 1998, 80 - 81: 136 - 143.
- [12] 闫洪, 夏巨谏, 胡国安, 等. 型材挤压过程工艺参数优化模型[J]. *机械工程学报*, 2002, 38(10): 78 - 81.  
YAN Hong, XIA Jurchen, HU Guo-an, et al. Optimization of technological parameters for profile extrusion process[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2002, 38(10): 78 - 81.
- [13] 郑生荣, 辛勇, 杨国泰, 等. 基于混合神经网络与遗传算法方法的注塑参数优化[J]. *计算机应用*, 2004, 24(2): 91 - 94.  
ZHENG Sheng-rong, XIN Yong, YANG Guo-tai, et al. Optimization of injection parameters based on hybrid neural network and genetic algorithm[J]. *Computer Applications*, 2004, 24(2): 91 - 94.
- [14] LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan, et al. Prediction and simulation of microstructure of Ti-15-3 alloy[J]. *J Mater Sci Technol*, 2003, 19(S1): 161 - 163.
- [15] LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan, et al. Neural network prediction of flow stress of Ti-15-3 alloy under hot compression[J]. *J Mater Process Technol*, 2004, 148(3): 235 - 238.
- [16] 李萍, 薛克敏, 吕炎, 等. Ti-15-3 合金热反挤成形微观组织的模拟[J]. *机械工程学报*, 2003, 39(1): 133 - 136.  
LI Ping, XUE Ke-min, LU Yan, et al. Simulation of microstructure of Ti-15-3 alloy during hot back-extrusion[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2003, 39(1): 133 - 136.

(编辑 何学锋)