

基于模糊神经网络的 Ti40 合金高温本构关系模型

韩远飞¹, 曾卫东¹, 赵永庆², 舒 滢², 张学敏¹, 周义刚¹

(1. 西北工业大学 凝固技术国家重点实验室, 西安 710072)

(2. 西北有色金属研究院, 西安 710016)

摘 要: 采用 Gleeble1500 热模拟实验机对 Ti40 合金在变形温度 900~1 100 ℃, 应变速率 0.01~10 s⁻¹, 最大变形程度约 60% 的条件下的高温流动应力变化规律进行研究。针对该合金高温变形过程中复杂的流变行为, 以实验所得数据为基础, 基于模糊神经网络方法建立该合金的高温本构关系模型, 并与实验结果进行对比。结果表明: 基于模糊神经网络建立 Ti40 合金的高温本构关系模型是切实可行的, 模型的精度较高, 最大误差为 8.14%, 不超过 10%, 可以很好地描述 Ti40 合金在高温变形时各热力学参数之间高度非线性的复杂关系, 弥补传统回归模型不能反映变形全过程的局限性, 是一种便捷、有效的具有广泛应用前景的表征工程材料本构关系的方法。

关键词: Ti40 钛合金; 本构关系; 模糊神经网络; 变形行为

中图分类号: TG 146.4

文献标志码: A

High temperature constitutive relationship model of Ti40 alloy based on fuzzy-neural network

HAN Yuan-fei¹, ZENG Wei-dong¹, ZHAO Yong-qing², SHU Ying², ZHANG Xue-min¹, ZHOU Yi-gang¹

(1. State Key Laboratory of Solidification Processing, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;

2. Northwest Institute for Nonferrous Metal Research, Xi'an 710016, China)

Abstract: The hot deformation characteristics of Ti40 alloy were studied in the temperature range of 900–1 100 ℃, the maximum deformation degree of 60% and strain rate range of 0.01–10 s⁻¹ with Gleeble 1500 thermal simulator. Based on the results obtained from experiment, a constitutive relationship model of Ti40 alloy was established by the fuzzy-neural network and compared with the experimental result. The results indicate that the method is feasible to construct a constitutive relationship model for this alloy and high in the degree of fitting. Simultaneously, the complicated nonlinear relationship of thermodynamic parameters can be well described by the network model, making up for the limitations which traditional regression cannot reflect the whole deformation process. This method is not only a wide prospect of application but also an effective way to establish the constitutive relationship model of titanium alloys.

Key words: Ti40 alloy; constitutive relationship; fuzzy-neural network; deformation behavior

材料本构关系是研究金属的流动应力随变形温度和应变速率的变化规律, 是金属成形理论技术的基础, 因而在塑性加工领域具有重要地位^[1]。然而, 材料在高温热变形条件下的动态响应是材料内部组织演化引起的硬化过程和软化过程综合作用的结果。合金化程

度很高的高温变形合金的本构关系呈现出多因素、不确定性和高度非线性等特点, 因而难以在实验数据的基础上采用一个确定的函数模型描述变形工艺参数对金属流变行为的影响^[2-4]。在以往的研究中, 国内外学者多借助逐步回归方法或人工神经网络方法建立材料

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目(2007CB613807); 新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-07-0696); 凝固技术国家重点实验室开放课题资助项目(35-TP-2009)

收稿日期: 2009-11-18; **修订日期:** 2010-04-25

通信作者: 曾卫东, 教授, 博士; 电话: 029-88494298; E-mail: zengwd@nwpu.edu.cn

的本构关系模型^[5-7]。但以上方法由于自身的特点均受到一定的限制,采用回归模型方法建立材料的本构关系存在误差范围大、计算时间长,不能反映变形全过程等问题;应用人工神经网络建立的本构关系模型采用典型的黑箱(Black-box)式学习,虽然可以通过学习自行“领悟”高温成形的内在规律并将其贮存于网络中,但却无法将贮存于网络中的信息转化成易于被人理解的定性或定量的规律,所以也就无法利用这些规律进行更深入的研究^[8]。

近年来,采用模糊神经网络方法(FNN)建立流变应力随应变、应变速率和温度变化的预测模型,已成为一种新方法^[9-11]。FNN 是将神经网络和模糊逻辑系统结合起来的一种全新的建立材料本构关系的方法。不仅具有神经网络自组织、自适应的学习功能,而且可以直接处理结构化知识,使传统神经网络中没有明确物理意义的权值赋予模糊系统中规则参数的物理意义^[12],运用此方法可以有效地建立高精度材料的本构关系模型。

因此,本研究以 Ti40 合金热模拟等温压缩实验数据为基础,基于模糊神经网络方法,建立能够准确描述材料流动特性的关系模型,为更好地确定该合金热加工参数提供一条新途径。

1 实验

原材料采用西北有色金属研究院提供的直径为 140 mm 的 Ti40 阻燃合金铸锭,合金的名义成分为 Ti-25V-15Cr-0.2Si,沿轴向线切割切取 $d10\text{ mm}\times14\text{ mm}$ 的小圆柱,再机械加工成 $d8\text{ mm}\times12\text{ mm}$ 的圆柱体试样,试样两端加工成贮存高温润滑剂的浅槽,以便在试验中减少摩擦。在 Gleeble-1500 型热模拟机上对该合金进行恒温、恒应变速率热模拟压缩试验,由计算机系统自动采集真应力、应变、压力、温度和时间等试验数据,并进行修正和计算。

热模拟压缩试验条件:变形温度为 900、950、1 000、1 050、1 100 °C,应变速率为 0.01、0.1、1、10 s^{-1} ,最大变形量约 60%,升温速度为 10 °C/s,到设定温度后保温 5 min 以保证整个试样的温度均匀,卸载后立即空冷以免水冷而造成开裂。

2 模糊神经网络模型

2.1 网络结构

模糊神经网络能够实现从输入到输出的非线性映射,输入变量的选取对网络的训练和预测效果有较大的影响。因此,对于有 N 个输入、单个输出,且共有 R 条规则的网络结构采用 Mamdani 型自适应模糊神经网络模型^[13],如图 1 所示。该模型能根据训练数据自动确定复杂的模型结构和参数(网络结构、隶属度函数和模糊规则等),其强大的非线性学习和知识表达能力可以任意精度逼近连续非线性函数。

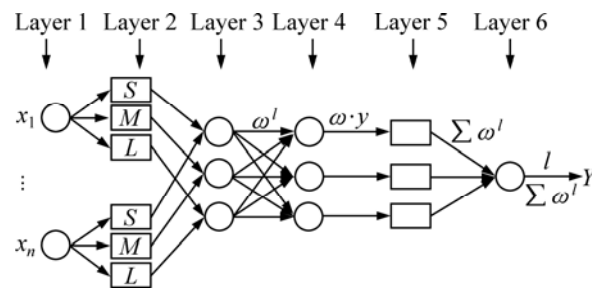


图 1 模糊神经网络模型结构

Fig.1 Architecture of fuzzy-neural network model

该网络共分 6 层:

第 1 层为输入变量层,输入变量 $x_j(j=1, 2, \dots, n)$ 为所要控制的工艺参数。

第 2 层为将上层输入变量划分为隶属函数为高斯型函数的模糊子集空间。本研究将输入变量划分成典型的大、中、小 3 个模糊子集,该层节点的输出即为输入变量属于相应隶属度的置信度,隶属函数的表达方式

$$\mu_j^i = \exp[-(x_j - a_j^i)^2 / b_j^i] \quad (1)$$

式中: a_j^i 和 b_j^i 表示隶属函数的中心和宽度,是需要优化调整的隶属函数参数。

第 3 层为模糊规则层,每个节点表示一条规则,规则的具体描述为:

$$\begin{aligned} R^{(l)}: & \text{if } x_1 \text{ is } F_1^l, \dots, x_n \text{ is } F_n^l \\ & \text{then } y^l = C_0^l + C_1^l x_1 + \dots + C_n^l x_n \\ & \omega^l = \mu_1^l \cdot \mu_2^l \cdot \dots \cdot \mu_n^l \end{aligned} \quad (2)$$

式中: y^l 表示系统根据第 l 条规则得到的输出,显然 $l=3^n$; ω^l 是规则的度,即权值; F_i^l 为模糊子集; C_i^l 为结论参数,是一个实数, $l=1, 2, \dots, m$ 。

第 4 层运用相乘运算计算每条规则的输出,每个节点的传递函数为线性,表示局部的线性模型,输出

$$y^{(4)} = \mu_1^l \cdot \mu_2^l \cdot \dots \cdot \mu_n^l \cdot (C_0^l + C_1^l x_1 + \dots + C_n^l x_n) \quad (3)$$

第 5 层为对四层的输出进行求和运算,节点输出:

$$y^{(5)} = \sum_{i=1}^l [\mu_1^l \cdot \mu_2^l \cdots \mu_n^l \cdot (C_0^l + C_1^l x_1 + \cdots C_n^l x_n)] \quad (4)$$

第6层为模糊神经网络的最终输出,输出函数:

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^l \omega^i y^i}{\sum_{i=1}^l \omega^i} \quad (5)$$

2.2 基于模糊神经网络的本构关系模型

如前所述,建立材料的本构关系模型主要的目的是研究在高温下金属的流动应力随温度、应变速率和塑性应变的变化。因此,本研究将变形温度(t , $^{\circ}\text{C}$),初始应变速率($\dot{\epsilon}$, s^{-1})和真应变(ϵ)3个实验数据作为模型输入变量,应力(σ , MPa)作为输出结果。3个模型输入范围分别是 $900 \sim 1100$ $^{\circ}\text{C}$, $0.01 \sim 10$ s^{-1} , $0.1 \sim 0.6$, 对应变速率取自然对数。在训练之前,首先对所有数据进行规范化处理,确定其模糊子集的划分。由于实验所得真应力—应变曲线在出现峰值之后随变形量趋向于一种稳定的状态,可将3个模糊变量划分成3个区(S 、 M 和 L),便可以满足计算需要。同时,隐含层神经元不再采用传统的经验公式确定其层数,而是以模糊规则的数作为隐层数,克服网络计算时隐层节点数不易确定的问题,极大地方便网络结构的建立。输入层、隐含层和输出层之间的传递函数采用局部线性函数,学习算法采用误差反向传播学习算法(BP算法),通过最小化误差函数实现参数的学习,并优化模型结构参数。

3 结果与讨论

图2所示为Ti40合金在 900 $^{\circ}\text{C}$ 不同应变速率时的

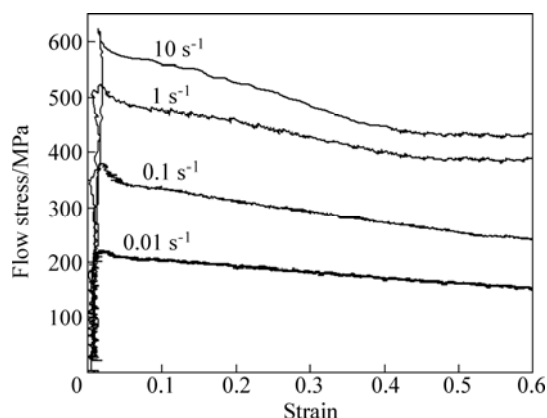


图2 Ti40合金在 900 $^{\circ}\text{C}$ 时的高温压缩变形真应力—真应变曲线

Fig.2 True stress—true strain curves of Ti40 alloy during high temperature compression deformation at 900 $^{\circ}\text{C}$

流动应力—应变曲线。从图2可以看到,在变形开始阶段,流动应力随应变的增加迅速增大,当达到一个明显的峰值之后,流动应力出现一个明显的应力震荡,然后开始下降并出现稳态流动特征该合金的稳态应力基本不受变形温度的影响,反而对应变速率的变化相当敏感。在给定温度下,随着应变速率的增大,金属变形抗力也随之增大,这可能与大量可动位错从晶界突然增大,导致变形从晶界向内扩展的动态理论有关^[14-15]。同时,也说明Ti40合金流动应力对应变速率极为敏感。当应变速率较高时,应力—应变关系曲线大致呈应变软化型;当应变速率较低时,应力—应变关系曲线基本呈稳态流动性。

本研究按照以上模糊神经网络模型所设参数及方案的设定,将实验所得在应变为 $0.1 \sim 0.6$ 的220组数据作为训练数据,应变为 0.5 的20组数据不参与训练,将其作为评价网络结构的预测数据,同时,必须使样本的预测参数不超过前提变量所覆盖的范围,从而保证得到理想的预测精度。

图3所示为变形温度的模糊子集划分。每个模糊子集分配一个高斯型模糊隶属函数,各模糊隶属函数的初始参数和经训练后的优化参数如表1所示。隶属函数的初始参数的设定根据输入量的范围确定,并保证各输入对应的模糊集合的隶属函数的交点处隶属度大于 0.5 。这样对每一个输入的语言值都能够充分重叠,使得模糊神经网络预测系统能够在它们之间平滑地过渡。初始参数的优化采用BP算法更新,每一步的训练包括正向传播和反向传播。在正向传播中,初始参数固定,优化参数采用递推最小二乘法进行调节;在反向传播中,优化参数固定,将误差信号按原来的正向传播返回,并对沿路隐含层权重系数进行修改,使期望误差趋向最小。

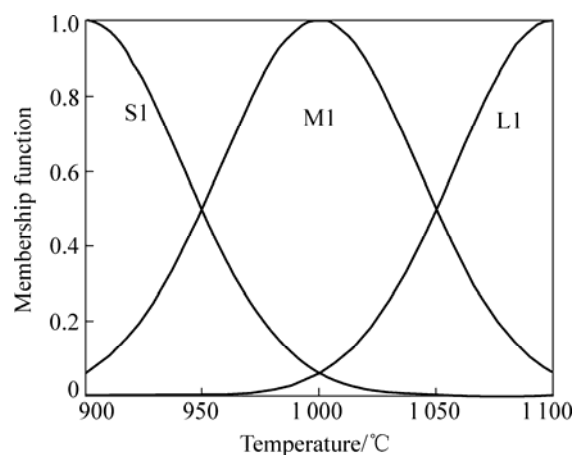


图3 Ti40合金的温度隶属函数

Fig.3 Membership function of temperature for Ti40 alloy

表 1 所列为高斯隶属函数的初始参数和优化后的参数。由表 1 可以看出, 温度变量隶属函数的变化不大。说明在训练过程当中, 温度参与的优化较少, 而应变速率和应变参数参与的优化较大, 表明在温度固定的情况下, 应变速率和真应变对流变应力有较大的影响, 这也与实验结果吻合(见图 2)。

表 1 高斯隶属函数的初始参数和优化后的参数

Table 1 Initial and optimized parameters of Gauss membership function

Input	Fuzzy set	Linguistic variable	Initial parameter		Optimized parameter	
			a_j^i	b_j^i	a_j^i	b_j^i
x_1	S1	Small	900	42.470	900	42.470
x_2	M1	Medium	1000	42.470	1000	42.460
x_3	L1	Large	1100	42.470	1100	42.470
x_4	S2	Small	0.05	0.1168	-0.0086	0.0500
x_5	M2	Medium	0.325	0.1168	0.2661	0.1478
x_6	L2	Large	0.6	0.1168	0.5502	0.1469
x_7	S3	Small	-4.6	1.4670	-4.554	1.5390
x_8	M3	Medium	-1.151	1.4670	-1.107	1.4660
x_9	L3	Large	2.303	1.4670	2.362	1.3740

其中: 应变和应变速率的模糊隶属函数的建立方法与温度模糊隶属函数的建立方法相同。在图 3 中, 纵坐标为温度语言变量的隶属度, 可用表 1 中模糊隶属度函数的优化后参数计算得出, 隶属度间作“逻辑与”运算, 取其最大者作为温度语言变量的数值表达, 从而定量表达变形工艺参数, 为神经网络的建立提供必要的输入参数。而模糊神经网络推理过程的模糊规则总数由模糊集合的组合数组成, 这样整个模糊神经网络系统就由 27 条规则组成, 这也同时确定网络结构的隐含层数。

表 2 所列为 Ti40 合金在应变 0.5 条件下的流动应力实验值和模糊神经网络(FNN)对比情况。从表 2 可以看出, FNN 模型计算值与实验值误差范围均在 5% 以内, 最大相对误差为 3.08%。说明基于模糊神经网络方法建立的材料本构关系模型具有良好的预测性能, 达到了理想的精度要求。采用“逐一法”^[16]逐步对实验数据进行处理, 即每次都 1 组数据进行预测, 其余数据全用于网络模型的训练。由图 4 同样可以看出, 对 240 组数据逐一进行预测之后发现, FNN 模型预测误差最大不会超过 10%, 预测误差均在 0 附近波动且有渐小的趋势, 说明利用 FNN 神经网络模型所得

到的 Ti40 合金高温压缩变形过程中的流动应力的预测值与实测值吻合良好, 能较准确地表征材料在高温下的变形行为。

表 2 Ti40 合金流动应力的实验值与模糊神经网络(FNN)计算值的对比($\epsilon=0.5$)

Table 2 Comparison experimental results with calculated values by flow stress of fuzzy-neural network for Ti40 alloy ($\epsilon=0.5$)

Temperature/ °C	Strain rate /s ⁻¹	Experimental value/MPa	Predicted value/MPa	Error/%
900	0.01	163.51	163.93	-0.26
	0.1	257.16	252.15	1.95
	1	390.25	389.67	0.15
	10	429.68	428.74	0.22
950	0.01	100.75	100.36	0.39
	0.1	178.34	182.11	-2.11
	1	317.54	310.77	2.13
	10	404.26	401.11	0.78
1000	0.01	83.58	82.95	0.76
	0.1	177.23	174.28	1.66
	1	281.29	280.84	0.16
	10	357.60	357.04	0.16
1050	0.01	196.40	198.68	-1.16
	0.1	268.70	269.89	-0.44
	1	55.10	56.40	-2.37
	10	114.25	114.61	-0.32
1100	0.01	134.67	132.47	1.63
	0.1	167.89	167.17	0.43
	1	20.94	20.88	0.29
	10	65.66	67.68	-3.08

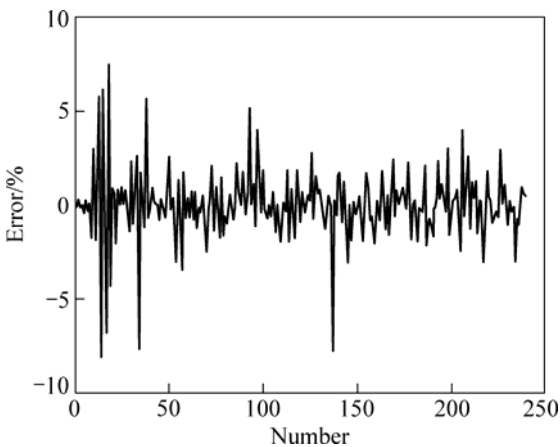


图 4 预测结果与实验数据的误差

Fig.4 Error between experimental data and predicted results

模糊神经网络的一个重要特点是可以对变形全过程中的流动应力进行预测。图5所示为Ti40合金在变形温度为900℃和不同应变速率下应用模糊神经网络预测结果绘制的真应力—应变三维图。从图5可以看出,由上述方法确定出来的真应力—应变图与实验结果(见图2)有较高的拟合度,模型预测结果能够很好地表征合金变形抗力随应变速率的增加而递增的趋势。此外,利用所建立的模型,可对实验温度范围内的任意温度的真应力—应变曲线进行预测。

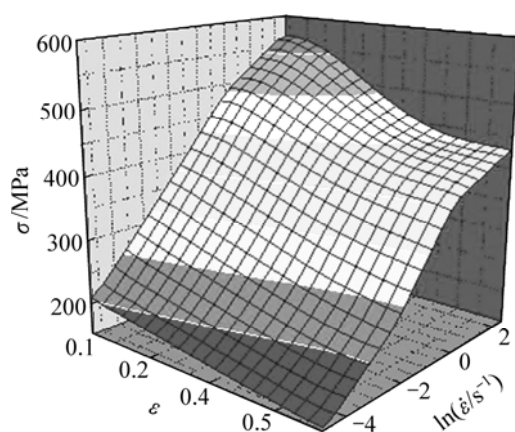


图5 Ti40合金在变形温度900℃下的预测流变应力结果的三维图

Fig.5 Three dimensional predicted flow stress for Ti40 alloy at 900℃

4 结论

1) 基于模糊神经网络建立材料的本构关系模型,可将高阶的模糊推理和具备自组织、自学习功能的神经网络有机地结合起来,能够直接处理结构化知识中的高度非线性问题;利用BP学习算法可对模糊规则和模糊隶属函数参数进行优化,从而得到最佳网络预测模型。

2) 采用训练好的模糊神经网络模型对Ti40钛合金的高温流动应力进行预测。预测结果与实验值吻合良好,模型精度较高,说明应用模糊神经网络模型建立材料高温本构关系是可行的,可较好地表征材料在高温下的变形行为。

REFERENCES

[1] LIU Qing-bin, JI Zhong, LIU Ma-bao. Acquiring the constitutive relationship for a thermal viscoplastic material using an artificial

neural network[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1996, 62(1/3): 206–210.

[2] REDDY N S, LEE Y H, PARK C H. Prediction of flow stress in Ti-6Al-4V alloy with an equiaxed $\alpha+\beta$ microstructure by artificial neural networks[J]. Materials Science and Engineering A, 2008, 492(1/2): 276–282.

[3] KAPOOR R, PALB D. Use of artificial neural networks to predict the deformation behavior of Zr-2.5Nb-0.5Cu[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 169(2): 199–205.

[4] KARASEVSKAYA O P, IVASISHIN O M, SEMIATIN S L, MATVIYCHUK Y V. Deformation behavior of beta-titanium alloy[J]. Materials Science and Engineering A, 2003, 354(1/2): 121–132.

[5] 何勇, 张红刚, 刘雪峰. NiTi合金高温变形本构关系的神经网络模型[J]. 稀有金属材料与工程, 2008, 37(1): 19–23.

HE Yong, ZHANG Hong-gang, LIU Xue-feng. A constitutive model of high temperature deformation of NiTi alloy based on neural network[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2008, 37(1): 19–23.

[6] 徐斌. 基于加工图理论的O相合金高温变形机理研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2007: 18–30.

XU Bin. Hot deformation mechanisms of O phase alloy using processing maps[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2007: 18–30.

[7] 孙宇, 曾卫东, 王邵丽, 徐斌, 周义刚. 应用人工神经网络建立Ti-22Al-25Nb合金高温本构关系模型[J]. 塑性工程学报, 2009, 16(3): 126–129.

SUN Yu, ZENG Wei-dong, WANG Shao-li, XU Bin, ZHOU Yi-gang. Modeling the constitutive relationship of Ti-22Al-25Nb alloy using artificial neural network[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2009, 16(3): 126–129.

[8] LIN Y C, ZHANG Jun, ZHONG Jue. Application of neural networks to predict the elevated temperature flow behavior of a low alloy steel[J]. Computational Materials Science, 2008, 43(4): 752–758.

[9] 曾卫东, 舒滢, 周义刚. 应用人工神经网络模型预测Ti-10V-2Fe-3Al合金的力学性能[J]. 稀有金属材料与工程, 2004, 33(10): 1041–1044.

ZENG Wei-dong, SHU Ying, ZHOU Yi-gang. Artificial neural network model for the prediction of mechanical properties of Ti-10V-2Fe-3Al titanium alloy[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2004, 33(10): 1041–1044.

[10] KUMAR S, KUMAR S, PRAKASH, SHANKAR R, TIWARI M K, KUMAR S B. Prediction of flow stress for carbon steels using recurrent self-organizing neuro fuzzy networks[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32(3): 777–788.

[11] ÖZCAN F, ATIS C D, KARAHAN O. Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete[J]. Advances in Engineering Software, 2009, 40(9): 856–863.

- [12] PEDRYCZ W. Fuzzy neural networks and neurocomputations[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 56(1): 1–28.
- [13] TANAKA K, WATANABE H, SUGANO Y, POTERASU V. A multicriterial material tailoring of a hollow cylinder in functionally gradient materials: Scheme to global reduction of thermoelastic stresses[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1996, 135(3/4): 369–380.
- [14] 周 军, 曾卫东, 舒 滢. 应用热加工图研究 TC17 合金片状组织球化规律[J]. 稀有金属材料与工程, 2006, 35(2): 266–269.
- ZHOU Jun, ZENG Wei-dong, SHU Ying. Study on globularization of lamellar α structure in TC17 titanium alloy during hot deformation using processing map[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2006, 35(2): 266–269.
- [15] 赖运金, 曾卫东, 张 弛. Ti-17 合金高温变形中的不连续屈服与流变软化研究[J]. 机械科学与技术, 2007, 26(9): 1183–1186.
- LAI Yun-jin, ZENG Wei-dong, ZHANG Chi. Study of discontinuous yielding and flow softening in high temperature deformation of Ti217 alloy[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2007, 26(9): 1183–1186.
- [16] SO S S, KARPLUS M. Evolutionary optimization in quantitative structure-activity relationship: An application of genetic neural networks[J]. Journal of Medicinal Chemistry, 1996, 39(7): 1521–1530.

(编辑 李艳红)