

38MnVS6 非调质钢两种高温本构模型的对比

A Comparative Study of Two High-temperature Constitutive Models of 38MnVS6 Microalloyed Forging Steel

王 进, 褚 忠, 张 琦

(青岛理工大学 机械工程学院, 山东 青岛 266033)

WANG Jin, CHU Zhong, ZHANG Qi

(School of Mechanical Engineering, Qingdao Technological University, Qingdao 266033, Shandong, China)

摘要:采用Gleeble-1500热模拟实验机对38MnVS6非调质钢在温度为950~1200℃、应变速率为0.01~5s⁻¹进行等温、等应变速率热压缩实验。依据实验所获得的流动应力曲线,分别采用双曲正弦形式的Arrhenius方程和BP人工神经网络模型建立该种钢的高温本构模型。分别统计计算两种模型预测值与实验值之间的相关系数和平均相对误差。结果表明:神经网络模型具有更高的精度,更适合用于该种钢的高温流动应力预测。

关键词:38MnVS6;流动应力;Arrhenius方程;人工神经网络模型

doi: 10.3969/j.issn.1001-4381.2014.02.016

中图分类号: TG142.1 文献标识码: A 文章编号: 1001-4381(2014)02-0081-06

Abstract: Isothermal hot compression tests of 38MnVS6 steel were performed to obtain the flow stress curves on a Gleeble-1500 thermo-mechanical simulator at temperature of 950-1200℃ and strain rate range of 0.1-10s⁻¹. Based on the experimental results, Arrhenius-type and artificial neural network constitutive models were established respectively. Standard statistical parameters, such as correlation coefficient and average absolute relative error, were employed to quantify predictability of the two models. The results show that the artificial neural network constitutive model has high accuracy, and is more suitable for predicting the high-temperature flow stress of the steel.

Key words:38MnVS6;flow stress;Arrhenius-type equation;artificial neural network model

采用数值模拟研究金属热加工过程已成为应用较为广泛的方法,数值模拟的精确程度很大程度决定于材料的高温本构模型。热成形过程中,材料的流动应力不仅决定于温度 T 、应变量 ϵ 和应变量速率 $\dot{\epsilon}$,还决定于材料内部的微观组织变化。因此,材料高温本构模型是一个高度非线性问题。如何建立金属材料较为精确的高温本构模型,一直以来都是众多学者的研究目标^[1, 2]。目前,金属的高温本构模型主要可以分为基于物理本质型、唯象型和神经网络模型三类。基于物理本质型的本构模型中,由Laasraoui和Jonas^[3]较早提出的基于金属热成形过程的微观组织变化,分别对动态回复和动态再结晶两个阶段建立的本构模型应用较多。但是,该类模型参数较多,建模过程复杂容易导致精度不高。唯象型的本构模型中,由Selgars和

Tegart等^[4]提出的应变速率被表示成双曲正弦形式的Arrhenius方程是应用最多的唯象型本构模型。神经网络模型由于其良好的解决高度非线性问题的能力,且不需要推导特定的模型公式,作为一种独立的方法越来越多的用于金属材料高温流动应力的预测^[2,5,6]。

热锻造用非调质钢因为其不需要锻后的调质过程,避免了由于热处理所带来的变形、开裂等问题,同时也大幅降低了能源使用和设备投入,在机械和汽车制造等领域受到越来越多的关注和应用^[7,8]。38MnVS6非调质钢是一种典型的锻造用非调质钢,可以用于制造活塞、连杆等锻件。本工作已建立了该种钢动态回复-动态再结晶型的本构模型^[9]。为了提高数值模拟的预测精度,需要更高精度的本构模型。本研究拟分别采用Arrhenius方程和人工神经网络

模型建立该种钢的高温本构模型,统计计算两种模型的预测精度,以确定哪种模型更适合用于数值模拟中。

1 实验材料及过程

实验所选用的 38MnVS6 非调质钢的化学成分如表 1 所示。热压缩试样取自热轧空冷棒材,试样直径 10mm,长度为 15mm,在 Gleeble-1500 热模拟试验机上进行等温、等应变速率压缩实验。试样压缩应变速率分别为 0.01, 0.1, 1 s⁻¹ 和 5 s⁻¹, 温度分别为 950, 1000, 1100°C 和 1200°C。试样以 10°C/s 的速率加热至 1250°C 保温 5min, 然后以 10°C/s 冷却至变形温度, 保温 30s 以消除温度梯度后开始压缩, 压缩至真应变量为 0.8, 立即淬火。为防止试样表面氧化, 采用氩气保护, 使用石墨片润滑以减小压头和试样之间的摩擦。

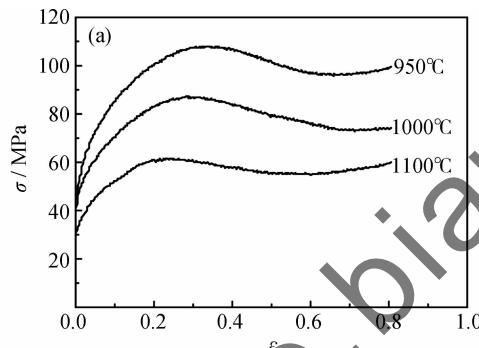


图 1 实验获得的流动应力曲线 (a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$

Fig. 1 Flow stress curves at different conditions (a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$

2.2 Arrhenius 方程型本构模型

2.2.1 模型形式

热变形过程中, 流动应力决定于温度 T 和应变速率 $\dot{\epsilon}$, 本构模型常用式(1)双曲正弦形式的 Arrhenius 方程表示^[4]:

$$\dot{\epsilon} = A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \exp(-\frac{Q}{RT}) \quad (1)$$

式中: R 为气体常数; Q 为材料的变形激活能; T 为绝对温度; $\dot{\epsilon}$ 为应变速率; σ 为流动应力; A, α, n 为材料参数。

引入 Zener-Hollomon 参数^[4]: $Z = \dot{\epsilon} \cdot \exp(\frac{Q}{RT})$, 式(1)可变形为式(2)以方便计算流动应力。

$$\sigma = \frac{1}{\alpha} \sinh^{-1} \left[\left(\frac{Z}{A} \right)^{1/n} \right] \quad (2)$$

表 1 38MnVS6 钢的化学成分(质量分数/%)

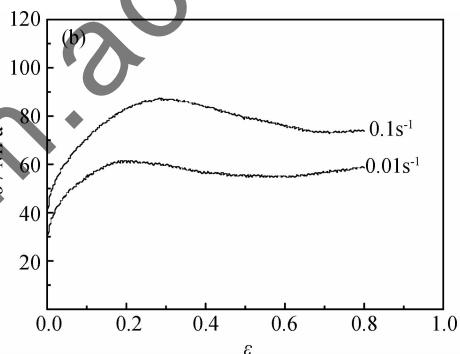
Table 1 Chemical composition of 38MnVS6 steel
(mass fraction/%)

C	Mn	Si	V	Cr	Ni	Ti	N	S	Fe
0.38	1.4	0.65	0.10	0.16	0.04	0.02	0.012	0.04	Bal

2 实验结果及本构模型建立

2.1 流动应力曲线

实验所获得的流动曲线如图 1 所示, 可见不同变形条件下所获得的流动应力曲线均存在峰值。变形初始阶段, 加工硬化和动态回复相互作用, 流动应力随着变形量增加迅速上升; 当变形量达到某个临界值后, 由于材料内部发生动态再结晶, 应力随变形的增加速度变缓。随着变形的继续, 由于动态再结晶晶粒所占比例越来越高, 应力达到峰值后开始下降, 最后趋于稳态。



对于式(2), 不考虑应变的影响时, 所计算的流动应力不随应变的变化而变化。很多研究^[5, 10-14]已证明将式(2)中的材料常数 α, n, A, Q 表示成应变 ϵ 的函数, 该方程可以较好地预测流动应力。根据流动应力实验结果可以计算不同应变所对应的 α, n, A, Q 等参数, 拟合可将 α, n, A, Q 表示为 ϵ 的函数。

2.2.2 模型参数的获得

流动应力较低时($\alpha\sigma < 0.8$), 式(1)可简化为:

$$\dot{\epsilon} = A_1 \sigma^n \exp(-\frac{Q}{RT}) \quad (3)$$

流动应力较高时($\alpha\sigma > 0.8$), 式(1)可简化为:

$$\dot{\epsilon} = A_2 \exp(\beta\sigma) \exp(-\frac{Q}{RT}) \quad (4)$$

式中 $A_1, A_2, \alpha, \beta, n'$ 均为材料参数, 其中 $\alpha = \beta / n'$ 。

由式(1), (3)和式(4)联合, 同时取对数可以得到:

$$\ln \dot{\epsilon} = \begin{cases} \ln A_1 + n' \ln \sigma - \frac{Q}{RT} \\ \ln A_2 + \beta \sigma - \frac{Q}{RT} \\ \ln A + n \ln [\sinh(\alpha \sigma)] - \frac{Q}{RT} \end{cases} \quad (5)$$

对式(2)两边分别取对数,可得到:

$$\ln Z = \ln A + n \ln [\sinh(\alpha \sigma)] \quad (6)$$

分别从每条流动应力曲线等间隔应变 0.05 选取数据点,在固定应变条件下,根据式(5),由不同温度的 $\ln \sigma - \ln \dot{\epsilon}$ 和 $\sigma - \ln \dot{\epsilon}$ 关系可以分别得到该应变所对应的 n' 和 β ,由 $\alpha = \beta/n'$ 可以得到 α ;由不同

温度的 $\ln[\sinh(\alpha \sigma)] - \ln \dot{\epsilon}$ 关系可以获得该应变所对应的 n ;由不同应变速率的 $\ln[\sinh(\alpha \sigma)] - 1/T$ 关系可以获得该应变所对应的激活能 Q 。根据式(6),由 $\ln[\sinh(\alpha \sigma)] - \ln Z$ 关系,由截距可获得该应变所对应的 A 。

图 2 为分别在不同应变下所获得的 α, n, A, Q 等参数,分别使用式(7)所示的 5 次方多项式对实验结果进行拟合,所获得系数如表 2 所示。

$$\begin{aligned} \alpha &= B_0 + B_1 \epsilon + B_2 \epsilon^2 + B_3 \epsilon^3 + B_4 \epsilon^4 + B_5 \epsilon^5 \\ n &= C_0 + C_1 \epsilon + C_2 \epsilon^2 + C_3 \epsilon^3 + C_4 \epsilon^4 + C_5 \epsilon^5 \\ Q &= D_0 + D_1 \epsilon + D_2 \epsilon^2 + D_3 \epsilon^3 + D_4 \epsilon^4 + D_5 \epsilon^5 \\ \ln A &= E_0 + E_1 \epsilon + E_2 \epsilon^2 + E_3 \epsilon^3 + E_4 \epsilon^4 + E_5 \epsilon^5 \end{aligned} \quad (7)$$

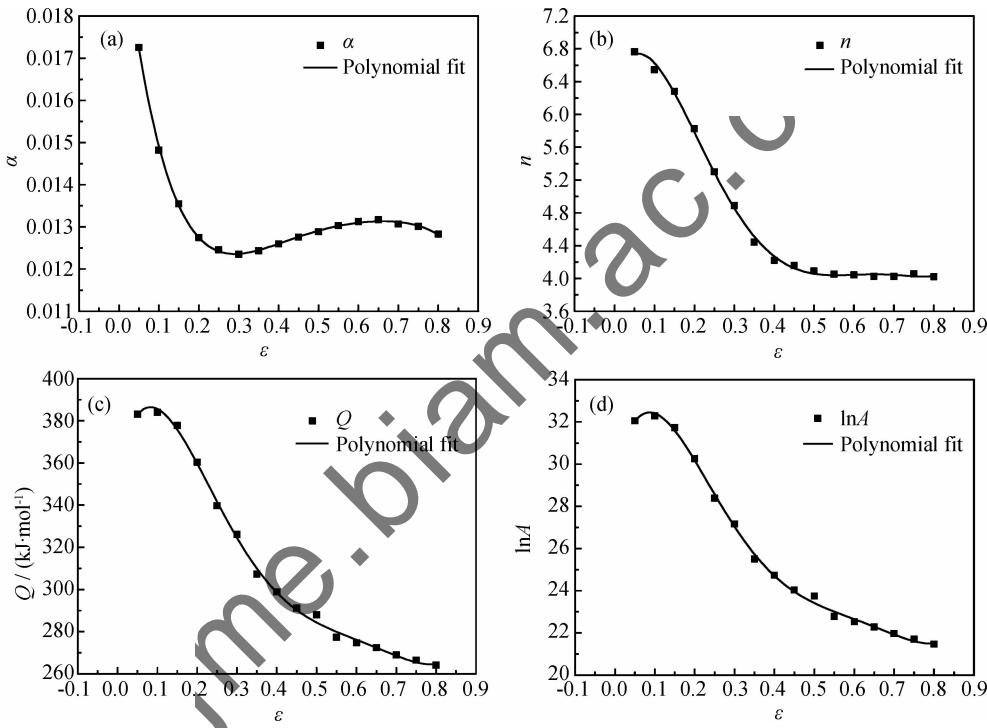


图 2 多项式拟合材料参数随 ϵ 的变化 (a) α ; (b) n ; (c) Q ; (d) $\ln A$

Fig. 2 Polynomial fitting variation of parameters with ϵ (a) α ; (b) n ; (c) Q ; (d) $\ln A$

表 2 $\alpha, n, Q, \ln A$ 多项式拟合系数

Table 2 Polynomial fitting coefficients of $\alpha, n, Q, \ln A$

α	n	Q	$\ln A$
B_0	0.0208	C_0	D_0
B_1	-0.08676	C_1	D_1
B_2	0.3327	C_2	D_2
B_3	-0.6004	C_3	D_3
B_4	0.5331	C_4	D_4
B_5	-0.1906	C_5	D_5

2.2.3 模型预测结果分析

图 3 分别为采用 Arrhenius 方程型本构模型预测的流动应力和实验结果的对比。可见模型预测值和实

验值在峰值应力之前的部分吻合较好,而在峰值应力之后部分吻合程度相对较低。但总体而言,两者之间基本吻合。

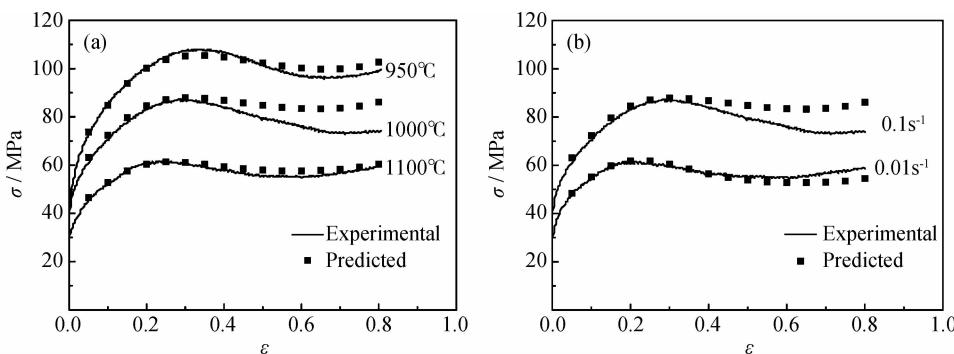


图 3 实验流动应力曲线和 Arrhenius 方程型本构模型预测结果对比 (a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$
Fig. 3 Comparison between the experimental flow stress curves and predicted data by Arrhenius-type equation
(a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$

2.3 人工神经网络模型

2.3.1 模型建立过程

采用三层前馈误差反向传播网络(BP 网络)建立 38MnVS6 钢的高温本构模型。为了和 Arrhenius 方程型本构模型进行对比,与其选择数据点方法相同,分别从实验获得的每条流动应力曲线上等间隔应变 0.05 选择数据点作为样本,随机选择总样本中的 70% 作为训练样本,其余 30% 作为测试样本。图 4 为神经网络模型结构。输入层为 3 个神经元,分别为变量 T , $\ln \dot{\epsilon}$ 和 $\dot{\epsilon}$;隐层神经元个数选择为 10;输出层为 1 个神经元,输出为 σ 。输入层和隐层之间的传递函数选择采用双曲正切 S 型函数,隐层和输出层之间的传递函数采用线性函数。对样本进行归一化处理后,采用能够自适应调整学习率的 Levenberg-Marquardt(L-M)算法对神经网络进行训练。网络预设训练目标均方差为 0.001。

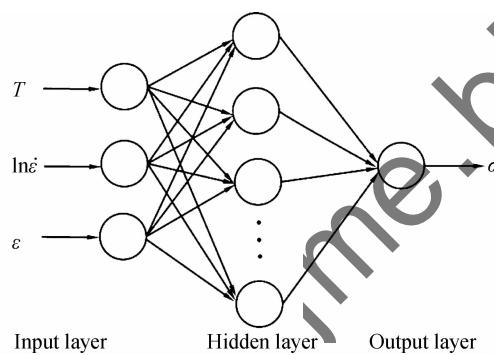


图 4 神经网络模型结构

Fig. 4 Construction of artificial neural network model

$\ln \dot{\epsilon}$ 和 $\dot{\epsilon}$;隐层神经元个数选择为 10;输出层为 1 个神经元,输出为 σ 。输入层和隐层之间的传递函数选择采用双曲正切 S 型函数,隐层和输出层之间的传递函数采用线性函数。对样本进行归一化处理后,采用能够自适应调整学习率的 Levenberg-Marquardt(L-M)算法对神经网络进行训练。网络预设训练目标均方差为 0.001。

2.3.2 模型泛化能力

神经网络模型训练结束后,分别使用式(8)和式(9)所示相关系数(R)和平均相对误差(AARE)来定量衡量神经网络模型预测训练样本和测试样本的准确程度,评估该模型的泛化能力^[12]。图 5(a)为模型预测值和训练样本实验值之间的 R 和 AARE 分别为 0.9988 和 0.8257%,可见模型对训练样本能够很好地预测。图 5(b)为模型预测值和测试样本实验值之间的 R 和 AARE 分别为 0.9974 和 1.4752%,表明该模型具有很好的泛化能力。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}} \quad (8)$$

$$\text{AARE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_i - P_i}{E_i} \right| \times 100\% \quad (9)$$

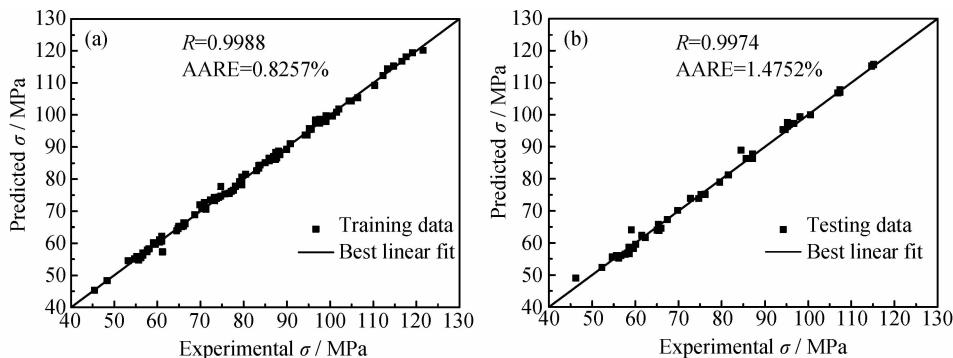


图 5 实验流动应力和神经网络模型预测结果的相关性 (a)训练样本;(b)测试样本

Fig. 5 Correlation between the experimental and predicted data by neural network model

(a) training data; (b) testing data

2.3.3 模型预测结果分析

图 6 为采用神经网络模型的预测值和实验值之间的对比。由图 6 可见无论在峰值应力之前还是在峰值

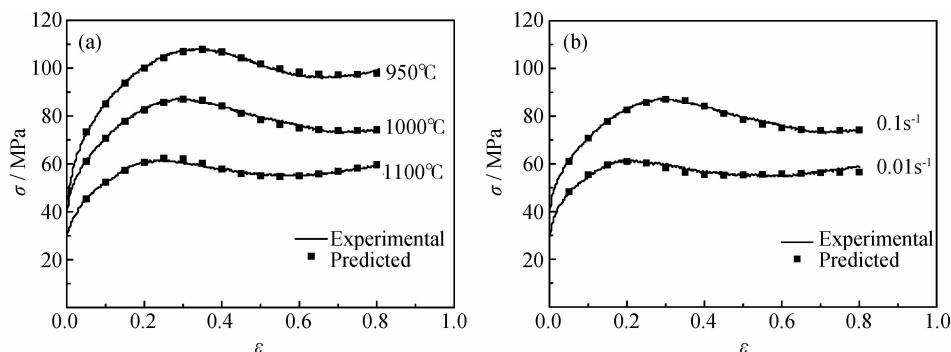


图 6 实验流动应力曲线和神经网络模型预测结果对比

(a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$

Fig. 6 Comparison between the experimental flow stress curves and predicted data by neural network model

(a) $\dot{\epsilon} = 0.1 \text{ s}^{-1}$; (b) $T = 1000^\circ\text{C}$

2.4 模型精度对比

分别使用式(8)和式(9)所示相关系数(R)和平均相对误差(AARE)来定量衡量两种模型预测流动应力的准确程度。图 7 为采用 Arrhenius 方程和神经网络

应力之后,预测值和实验值都能够很好的吻合,表明相对 Arrhenius 方程型本构模型,神经网络模型具有更高的精度。

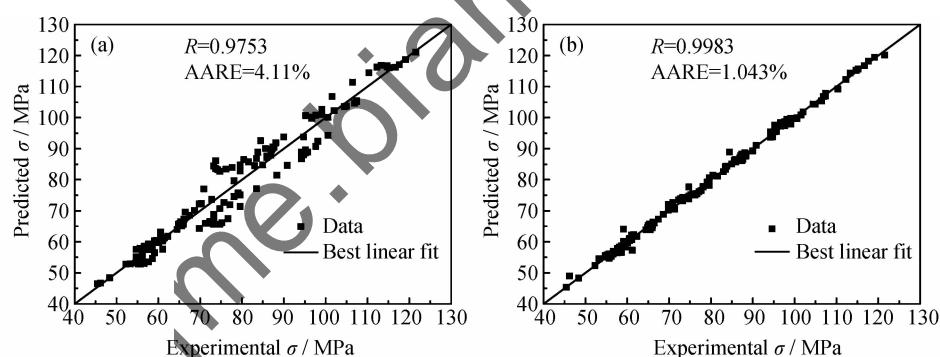


图 7 实验流动应力和本构模型预测结果的相关性

(a) Arrhenius 方程; (b) 神经网络模型

Fig. 7 Correlation between the experimental and predicted flow stress

(a) Arrhenius-type equation; (b) artificial neural network model

3 结论

(1) 分别采用 Arrhenius 方程和 BP 人工神经网络模型建立了 38MnVS6 非调质钢的高温本构模型。

(2) 统计计算了两种模型的预测值和实验值之间的相关系数分别为 0.9753 和 0.9983, 平均相对误差分别为 4.11% 和 1.043%。

(3) 神经网络模型具有更高的精度,可以更为精确的预测 38MnVS6 非调质钢的流动应力。

参考文献

- [1] DIXIT U S, JOSHI S N, DAVIM J P. Incorporation of material behavior in modeling of metal forming and machining processes: A review[J]. Materials and Design, 2011, 32(7):3655–3670.
- [2] LIN Y C, CHEN X M. A critical review of experimental results and constitutive descriptions for metals and alloys in hot working [J]. Materials and Design, 2011, 32(4):1733–1759.
- [3] LAASRAOUI A, JONAS J J. Prediction of steel flow stresses at high temperatures and strain rates[J]. Metallurgical Transactions A, 1991, 22(7):1545–1558.

- [4] SELLARS C M, TEGART W J M. On the mechanism of hot deformation[J]. *Acta Metallurgica*, 1966, 14(9):1136—1138.
- [5] JI G, LI F, LI Q, et al. A comparative study on Arrhenius-type constitutive model and artificial neural network model to predict high-temperature deformation behaviour in Aermet100 steel[J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2011, 528(13—14):4774—4782.
- [6] LIN Y C, ZHANG J, ZHONG J. 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.
- [7] 常开地, 王萍, 刘卫萍. 非调质钢的发展现状和应用进展[J]. 金属热处理, 2011, 36(3):80—85.
- CHANG K D, WANG P, LIU W P. Development status and application prospect of non-quenched tempered steel [J]. *Heat Treatment of Metals*, 2011, 36(3):80—85.
- [8] 缪桃生, 蒋鹏. 非调质钢在汽车曲轴、连杆锻件上的应用研究[J]. 锻压技术, 2010, 35(6):1—5.
- MIU T S, JIANG P. Application research on non quenched and tempered steel for automotive forging of crankshaft and connecting rod[J]. *Forging and Stamping Technology*, 2010, 35(6):1—5.
- [9] 王进, 褚忠, 陈军. 38MnVS6 非调质钢高温奥氏体流动应力模型研究[J]. 热加工工艺, 2010, 39(20):5—8.
- WANG J, CHU Z, CHEN J. Research on flow stress model of 38MnVS6 non-quenched and tempered steel during hot forming
- [J]. *Hot Working Technology*, 2010, 39(20):5—8.
- [10] LIN Y C, CHEN M S, ZHONG J. Constitutive modeling for elevated temperature flow behavior of 42CrMo steel[J]. *Computational Materials Science*, 2008, 42(3):470—477.
- [11] MANDAL S, RAKESH V, SIVAPRASAD P V, et al. Constitutive equations to predict high temperature flow stress in a Ti-modified austenitic stainless steel[J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2009, 500(1—2):114—121.
- [12] SAMANTARAY D, MANDAL S, BHADURI A K. Constitutive analysis to predict high-temperature flow stress in modified 9Cr-1Mo (P91) steel[J]. *Materials and Design*, 2010, 31(2):981—984.
- [13] PU Z J, WU K H, SHI J, et al. Development of constitutive relationships for the hot deformation of boron microalloying TiAl-Cr-V alloys[J]. *Materials Science and Engineering: A*, 1995, 192—193:780—787.
- [14] XIAO Y H, GUO C, GUO X Y. Constitutive modeling of hot deformation behavior of H62 brass[J]. *Materials Science and Engineering: A*, 2011, 528(21):6510—6518.

基金项目: 山东省自然科学基金(ZR2010EQ027)

收稿日期: 2012-03-15; **修订日期:** 2012-11-20

作者简介: 王进(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事金属材料成形理论及工艺研究, 联系地址: 山东省青岛市抚顺路 11 号青岛理工大学机械工程学院(266033), E-mail:jinwangqtech@163.com

(上接第 80 页)

- [17] RICHTER H, WANG Z P, LEY L. The one phonon Raman spectrum in microcrystalline silicon[J]. *Solid State Commun.*, 1981, 39(5): 625—629.
- [18] PANDEY M, D'CUNHA R, TYAGI A K. Defects in CVD diamond: Raman and XRD studies[J]. *Journal of Alloys and Compounds*, 2002, 333(1—2):260—265.
- [19] ROHMFELD S, HUNDHAUSEN M, LEY L. Raman scattering in polycrystalline 3C-SiC: influence of stacking faults[J]. *Physical Review B*, 1998, 58(15):9858—9862.
- [20] 文潮, 金志浩, 刘晓新, 等. 炸药爆轰合成纳米金刚石的拉曼光谱和红外光谱研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 25(5):681—684.
- WEN Chao, JIN Zhi-hao, LIU Xiao-xin, et al. Studies on nano-diamond prepared by explosive detonation by Raman and infrared spectroscopy[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2008, 25(5):681—684.
- [21] GUO J Y, GITZHOFER F, BOULOS M I. Induction plasma synthesis of ultrafine SiC powders from silicon and CH₄[J]. *Journal of Materials Science*, 1995, 30(22):5589—5599.

- [22] MARDARE D, TASCA M, DELIBAS M. On the structural properties and optical transmittance of TiO₂ r.f. sputtered thin films[J]. *Applied Surface Science*, 2000, 156(1—4):200—206.
- [23] AHMED S, RASUL M G, MARTENS W N, et al. Heterogeneous photocatalytic degradation of phenols in wastewater: a review on current status and developments[J]. *Desalination*, 2010, 261(1—2):3—18.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(2011CB936002); 国家自然科学基金(11004019, 51171033); 中央高校基本科研业务费专项资金(DUT12ZD(G)04,DUT12JR11)

收稿日期: 2013-02-25; **修订日期:** 2013-07-26

作者简介: 甘小荣(1985—), 男, 博士研究生, 现从事碳纳米复合功能材料方面的研究, 联系地址: 辽宁省大连市大连理工大学材料学院(116024), E-mail:gump2008@mail.dlut.edu.cn

通讯作者: 董星龙(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 现从事金属基复合纳米颗粒合成与表征、纳米复合电磁功能材料、纳米结构硬质合金涂层等方面的研究, 联系地址: 辽宁省大连市大连理工大学材料学院(116024), E-mail: dongxl@dlut.edu.cn