

基于 BP 神经网络的 AZ31 镁合金加工图参数优化

Parameters Optimization of AZ31 Magnesium Alloy Processing Map Based on BP Neural Network

于建明, 温 彤, 岳远旺, 吴诗仁, 雷 帆, 肖冰娥
(重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400044)

YU Jian-ming, WEN Tong, YUE Yuan-wang, WU Shi-ren, LEI Fan, XIAO Bing-e
(College of Materials Science and Engineering, Chongqing University,
Chongqing 400044, China)

摘要: 基于 Gleeble-1500 热模拟机测定的 AZ31 镁合金热压缩实验数据, 通过 BP 神经网络对数据进行训练, 建立了流变应力与应变、应变速率和温度相对应的预测模型, 采用该模型的预测数据构造了 AZ31 的加工图。结果表明: AZ31 流变失稳区分布在低温高应变速率区和中温较低应变速率区, 当温度为 $340\sim 440^{\circ}\text{C}$ 、应变速率为 $0.01\sim 0.02\text{s}^{-1}$ 时功率耗散因子较大, 为加工性较好的区域; 利用经过训练的神经网络模型, 流变应力的网络预测值与实验值能够很好地吻合, 其最大相对误差为 6.67%; 不同变形条件绘制的加工图表明 AZ31 是应变不敏感、但对温度和应变速率敏感的材料。

关键词: AZ31; 流变应力; 神经网络; 加工图

doi: 10.3969/j.issn.1001-4381.2013.09.006

中图分类号: TG146.2⁺2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4381(2013)09-0027-05

Abstract: The hot deformation experimental information of AZ31 magnesium alloy was obtained by using the Gleeble-1500 thermal simulator, and the relevant prediction models between flow stresses and strain, strain rate, temperature were established by samples training based on BP neural network, and the processing map of AZ31 was constructed by those prediction models. The results show that flow instability of AZ31 is mainly distributed in two regions including low temperature and high strain rate region and middle temperature and low strain rate region. The region of higher power dissipation factor would be regarded as an optimal processing zone when temperature and strain rate are controlled at the following level: $340\sim 440^{\circ}\text{C}$ and $0.01\sim 0.02\text{s}^{-1}$ respectively. The results of network prediction of flow stresses are in good agreement with experimental results by using the trained neural network model. The maximal relative error is 6.67%. The processing maps which are plotted in different deformation conditions demonstrate that AZ31 is sensitive to temperature and strain rate rather than strain.

Key words: AZ31; flow stress; neural network; processing map

可加工性是指材料在塑性加工出现破坏前所能达到的变形量, 是表征材料加工能力的一个重要指标, 一般包括两方面: 一是与加工工艺、模具、摩擦状态以及变形区域几何尺寸等外部条件有关的可加工性; 二是与相应变形条件(温度、应变、应变速率等)下材料的微观组织动态演变有关, 且对材料的初始状态非常敏感的内禀可加工性^[1,2], 可由 Prasad 等根据动态材料模型(Dynamic Material Model, DMM)为基础建立的加工图表征。DMM^[3-6]是建立在大塑性变形下的连续力学、物理系统模型和不可逆热力学的理论基础之

上的材料模型, 其目的是为了联系材料的本构行为与微观结构演化、流变失稳和热加工性等之间的关系。在此基础上的加工图不仅描述确定性区域中某种特定微观组织的变形机制, 而且还描绘了加工过程中应该避免的不稳定流变区域, 同时可以对热加工参数进行优化。加工图已成功用于分析镁、铝、铜和钛等合金的高温变形特性, 并逐渐成为金属加工工艺设计和优化的一种强有力工具。

镁合金作为最轻的金属结构材料, 对实现汽车、电子以及航空航天等领域的产品轻量化意义重大。但镁

合金大多为密排六方晶体结构,对称性低、塑性可加工性较差,明显限制了其推广应用。材料加工过程的流变行为受温度、变形程度、应变速率等众多因素的影响,因此按照传统方法确定镁合金塑性加工参数十分困难^[7-9]。

本工作在 AZ31 镁合金热模拟压缩实验数据的基础上,根据具有处理复杂非线性问题能力的 BP 神经网络原理,建立了合金高温塑性变形的流变应力模型,得到 AZ31 镁合金在不同应变条件下的加工图,同时探讨了热加工参数对 AZ31 变形行为的影响。

1 理论基础

1.1 基于 DMM 的加工图理论

Prasad 等^[5]和 Ganesan 等^[6]根据耗散结构理论,认为输入系统的能量 P 可分为两部分:塑性变形所消耗的能量(G)和塑性变形过程中组织演变所耗散的能量(J),表示为:

$$P = \sigma \dot{\epsilon} = G + J = \int_0^{\dot{\epsilon}} \sigma d\dot{\epsilon} + \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} d\sigma \quad (1)$$

式中: σ 为真应力; $\dot{\epsilon}$ 为应变速率。在恒定的温度和应变条件下,热变形中的金属材料的动态本构方程为:

$$\sigma = K \dot{\epsilon}^m \quad (2)$$

式中: K 为常数; m 为应变速率敏感指数。在给定应变和温度的条件下, G 与 J 的变化率就构成了应变速率敏感指数 m 的定义式,即

$$m = \frac{dJ}{dG} = \left[\frac{\partial(\ln \sigma)}{\partial(\ln \dot{\epsilon})} \right]_{\epsilon, T} \quad (3)$$

式中: ϵ 为真应变; T 为变形温度。

为求解 J 可将式(1),(2),(3)联立,获得式(4)。当材料处于理想线性耗散状态时($m=1$), J 达到了最大值 J_{\max} ,这就意味: $J = J_{\max} = \sigma \dot{\epsilon} / 2$ 。提出功率耗散因子 η ,其物理意义为材料成形过程中显微组织演变所耗散的能量同线性耗散能量的比例关系^[10,11],可表示为式(5)。 η 值越大,组织演变耗散的能量所占比例越大,即组织形态变化越大; η 值为负意味着组织转变成出现失稳。 η 随温度和应变速率的变化就构成了功率耗散图。

$$J = \int_0^{\sigma} \dot{\epsilon} d\sigma = m \sigma \dot{\epsilon} / (m+1) \quad (4)$$

$$\eta = J / J_{\max} = 2m / (m+1) \quad (5)$$

Srinivasan 等^[12]和 Prasad 等^[13]在应变速率敏感指数、功率耗散图的基础上,根据 Ziegler 的最大熵产生率原理得到材料高温塑性变形失稳判据式:

$$\xi(\dot{\epsilon}) = \partial \ln(m / (m+1)) / \partial \ln \dot{\epsilon} + m < 0 \quad (6)$$

如果式(6)满足,则系统不稳定,进入流变失稳区。

参数 $\xi(\dot{\epsilon})$ 作为变形温度和应变速率的函数,在能耗图上标出该值为负的区域称为流变失稳区,该图称为流变失稳图。将功率耗散图和流变失稳图叠加,就构成加工图。

1.2 BP 神经网络模型^[14]

与传统的线性回归数据处理方法相比,神经网络的最大优势在于不需要预先给定数学关系式,而直接从已有的实验数据出发,经过有限次迭代计算得到一个反映数据内在规律的模型,能够精确逼近输入与输出间的映射,并很好地预测对象的发展趋势^[15-17]。本工作选用目前应用最广的 BP 神经网络模型。

考虑 AZ31 热压缩实验的变形温度 T 、应变速率 $\dot{\epsilon}$ 和应变变量 ϵ 对流变应力 σ 的影响,因此采用 T 、 $\dot{\epsilon}$ 和 ϵ 作为 BP 神经网络模型的输入参数,而将 σ 值作为输出参数。本工作选取三层网络,中间层神经元数可按以下经验公式进行计算: $h = \sqrt{k \times n} + a$,式中: h 为中间隐层的神经元数目; k 为输入层单元数; n 为输出层单元数; a 为 1~10 之间的常数,本工作中 a 取 8。图 1 为包括输入层、隐含层和输出层 3 层的 BP 神经网络模型结构。

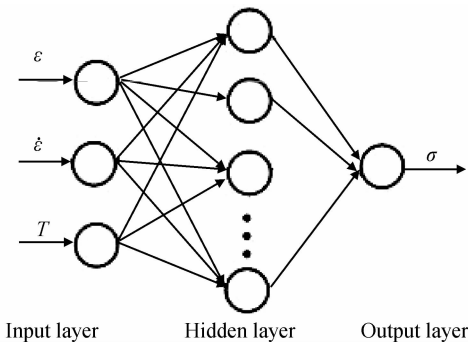


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 BP neural network architecture

由于流变应力、应变变量、应变速率和变形温度在数值上变化较大,会严重影响神经网络的训练精度。为了避免神经网络在计算机模拟过程中数值发生溢出,必须对输入层和输出层的各个参数进行标准化处理,并使它们处于 $[0,1]$ 之间。参数标准化公式为^[18,19]:

$$Z' = \frac{Z - 0.95Z_{\min}}{1.05Z_{\max} - 0.95Z_{\min}} \quad (7)$$

式中: Z 是流变应力、应变变量的原始数据; Z_{\max} 和 Z_{\min} 是实验数据的最大值和最小值; Z' 是标准化后的流变应力和应变变量。

由于变形温度和应变速率的数据点相对有限,而且应变速率点的数值相差很大,因此将其数据设定在 $[0,0.25]$ 之间,标准化公式分别为:

$$\omega = 4 + \lg \dot{\epsilon}$$

(8)

$$\omega' = 0.25 \times \frac{\omega - 0.95\omega_{\min}}{1.05\omega_{\max} - 0.95\omega_{\min}}$$

(9)

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

(10)

式中： ω 为中间变量； $\dot{\epsilon}$ 为应变速率的实验值； ω' 为标准化后的应变速率； ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为中间变量 ω 的最大值和最小值； T 为温度的实验值； T_{\max} 和 T_{\min} 分别为实验数据的最大值和最小值； T' 为标准化后的温度。

2 理论预测与实验结果的对比分析

2.1 热模拟实验

为了减少和消除 AZ31 镁合金的晶内偏析,实验首先在 400℃ 下对铸锭保温 12h 进行均匀化处理,然后用电火花加工成 $\phi 10\text{mm} \times 15\text{mm}$ 的圆柱体试样。高温压缩实验在 Gleeble-1500 材料热模拟试验机上进行,压缩前在试样两端均匀涂敷润滑剂(石墨+机油),以减小试样与压头之间的摩擦。压缩变形温度设为 250,300,350,400,450℃,应变速率分别为 0.01,0.1,1s⁻¹,每组试样总的压缩变形量为 60%。以 3℃/s 的加热速率将试样加热至变形温度,保温 3min 以消除试样内温度梯度,实验在真空中进行。

2.2 理论预测及其验证

由于原始数据之间的非线性关系,输入层与隐含层采用双曲正切 S 型 tansig 函数连接,隐含层与输出层之间采用线性 purelin 函数连接。利用带附加动量的梯度下降法 traingdm 算法函数,设定网络的最小期望误差 0.0001,最大循环次数为 5000 次,学习速率为 0.05,达到最小期望误差时训练即结束。

本工作从实验数据中选取 300 组输入-输出数据,建立 AZ31 镁合金流变应力 BP 神经网络预测模型。为检验神经网络模型的预测精度,选取与建模训练无

直接关系的应变为 0.5 的实验数据作为预测样本对模型进行测试,网络模型预测值与实验值的结果对比如表 1 所示:网络预测值与实验值能够很好地相互吻合,最大相对误差为 6.67%;说明建立的流变应力预测模型具有较高的精度,能够反映实验数据内在规律,而且利用该模型可以预测实验条件范围外的流变应力值,在一定程度上弥补实验数据不足的缺陷。

图 2 为应变 0.5 时,根据神经网络预测值与实验数据分别绘制的加工图,对比分析可以看出:采用两组数据绘制的加工图的功率耗散因子和失稳区域(阴影部分)基本相符,只是神经网络预测值所绘失稳区域范围略大,这样在实际加工过程中可以更好地避免因流变失稳对材料所产生的破坏行为,因此应用神经网络预测数据绘制的加工图信息更为翔实、准确,更能够反映 AZ31 镁合金的实际变形规律。

表 1 网络预测值与实验值的比较

Table 1 Neural network predicted data vs experimental data				
Temperature/ ℃	$\dot{\epsilon}/\text{s}^{-1}$	Predicted flow stress/MPa	Experimental flow stress/MPa	Relative error/%
250	10 ⁻²	101.0057	100.5632	0.44
250	10 ⁰	143.9343	149.6510	3.82
300	10 ⁻²	65.9660	66.8620	1.34
300	10 ⁻¹	90.0090	88.7315	1.44
350	10 ⁻¹	63.3962	66.2863	4.36
350	10 ⁰	86.1350	83.9531	2.60
400	10 ⁻¹	56.3393	56.4862	0.26
400	10 ⁰	68.6350	66.6300	3.01
450	10 ⁻²	40.0609	37.5560	6.67
450	10 ⁰	51.1791	52.4860	2.49

3 AZ31 镁合金加工图及其分析

根据已经训练好的网络模型预测 AZ31 在不同温度、应变及应变速率下所对应的流变应力。为保证 m

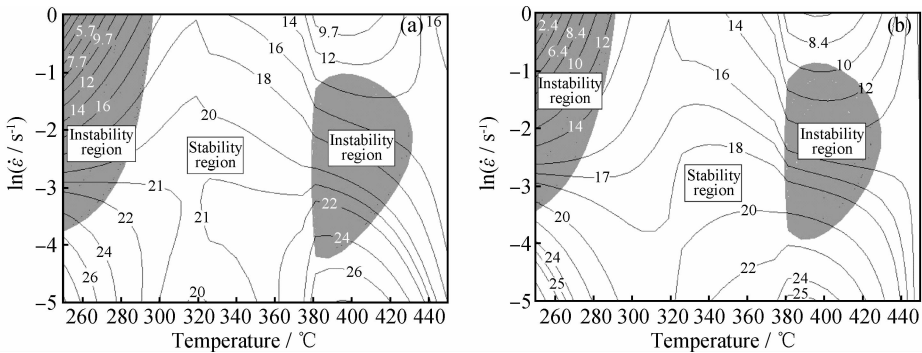


图 2 AZ31 镁合金加工图($\epsilon=0.5$) (a) 预测图;(b)实验图

Fig. 2 Processing maps of the AZ31 magnesium alloy($\epsilon=0.5$)

(a) predicted map;(b) experimental map

值的精度,采用样条函数拟合流变应力 $\ln\sigma$ 与 $\ln\dot{\epsilon}$ 的函数关系,再由公式(5),(6)分别计算功率耗散因子和流变失稳值。在由变形温度和 $\ln\dot{\epsilon}$ 所构成的平面内以

等高线的形式分别绘制出不同应变的功率耗散图和流变失稳图,最后将流变失稳图叠加于功率耗散图上即构成 AZ31 加工图,其结果如图 3 所示。

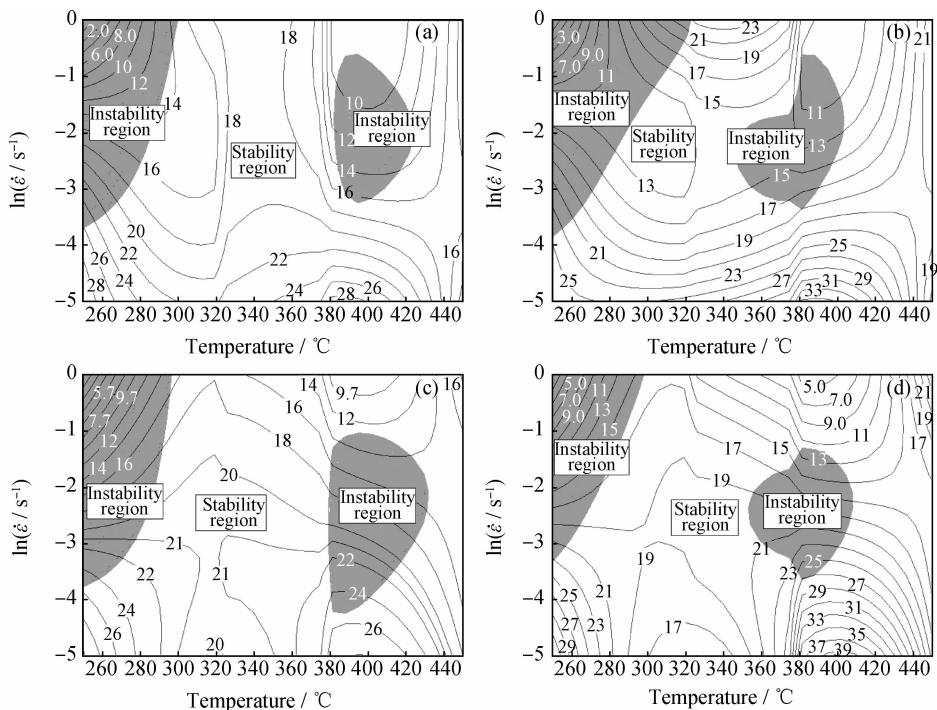


图 3 AZ31 镁合金在不同变形条件下的加工图 (a) $\epsilon=0.1$; (b) $\epsilon=0.3$; (c) $\epsilon=0.5$; (d) $\epsilon=0.7$

Fig. 3 Processing maps of the AZ31 magnesium alloy under the different deformation

(a) $\epsilon=0.1$; (b) $\epsilon=0.3$; (c) $\epsilon=0.5$; (d) $\epsilon=0.7$

图 3 是应变为 0.1~0.7 时的加工图,图 3 中等高线代表相同的功率耗散因子,不同数值代表 AZ31 在对应变形条件下的功率耗散因子 η 的百分数。由图 3 可知,当变形温度与应变速率改变时,合金的动态能量消耗明显不同。随着变形温度的升高及应变速率的降低, η 值逐渐增加,即合金的动态能量消耗能力增强。

由图 3 可以发现 AZ31 流变失稳区(阴影部分)主要集中在两个区域:一是低温高应变速率区,即温度 250~300℃、应变速率 0.025~1s⁻¹ 区域,这是因为在变形温度较低、应变速率较高时,合金内部大量的塑性功转变成热,在较短的时间内变形热来不及散失,造成局部温度升高,从而产生局部流动;二是中温较低应变速率区,即温度 370~430℃、应变速率 0.02~0.4s⁻¹ 区域。对比图 3(a)~(d)可以发现,随着应变量的增加,加工图的轮廓无明显变化;但随着温度和应变速率的改变,功率耗散因子和流变失稳区域有明显的变化,说明 AZ31 是应变不敏感、但对温度和应变速率敏感的材料。而在温度 340~440℃,应变速率 0.01~0.02s⁻¹ 稳定区域功率耗散因子较大,说明在此区域出现了剧烈的组织演变,主要是动态回复或动态再结晶,可选为最优加工区。

4 结论

(1)以温度、应变量、应变速率为输入参数,流变应力为输出参数,建立 BP 神经网络模型,网络预测值与实验值能够很好地吻合,最大相对误差为 6.67%;根据网络预测值和实验值所绘加工图基本相符,说明建立的流变应力预测模型具有较高的精度。

(2)通过神经网络的学习,可以得到反映实验数据内在规律的模型,利用该模型可以预测实验条件范围外的流变应力值,在一定程度上弥补实验数据不足的缺陷。

(3)AZ31 流变失稳主要分布在低温高应变速率区和中温较低应变速率区;当温度 340~440℃、应变速率 0.01~0.02s⁻¹ 稳定区域功率耗散因子较大,为加工性较好的区域;不同变形条件绘制的加工图表明 AZ31 是应变不敏感、但对温度和应变速率敏感的材料。

参考文献

[1] SAMMAN T A, GOTTSTEIN G. Dynamic recrystallization dur-

- ing high temperature deformation of magnesium[J]. Materials Science and Engineering: A, 2008, 490(1-2): 411-420.
- [2] 李成倡, 潘清林, 刘晓艳, 等. 2124 铝合金的热压缩变形和加工图[J]. 材料工程, 2010, (4): 10-14.
LI C L, PAN Q L, LIU X Y, et al. Hot compression deformation and processing maps of 2124 aluminum alloy[J]. Journal of Materials Engineering, 2010, (4): 10-14.
- [3] PRASAD Y V R K, GEGEL H L, DORAIVELU S M, et al. Modeling of dynamic material behavior in hot deformation; forging of Ti-6242[J]. Metallurgical Transactions A, 1984, 15(10): 1883-1892.
- [4] 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 300-950°C[J]. Materials Science and Engineering: A, 2005, 391(1-2): 141-150.
- [5] PRASAD Y V R K, RAO K P. Processing maps for hot deformation of rolled AZ31 magnesium alloy plate; anisotropy of hot workability[J]. Materials Science and Engineering: A, 2008, 487(1-2): 316-327.
- [6] GANESAN G, RAGHUKANDAN K, KARTHIKEYAN R, et al. Development of processing map for 6061 Al-15% SiC_p through neural networks[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 166(3): 423-429.
- [7] 张凯锋, 尹德良, 王国峰, 等. 热轧 AZ31 镁合金超塑变形中的微观组织演变及断裂行为[J]. 航空材料学报, 2005, 25(1): 5-10.
ZHANG K F, YIN D L, WANG G F, et al. Microstructure evolution and fracture behavior in superplastic deformation of hot-rolled AZ31 Mg Alloy[J]. Journal of Aeronautical Materials, 2005, 25(1): 5-10.
- [8] LEE S, CHEN Y H, WANG J Y. Isothermal sheet metal formability of magnesium alloy AZ31 and AZ61[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2002, 124(1-2): 19-24.
- [9] 余琨, 蔡志勇, 王晓艳, 等. 半连续铸造 AZ31B 镁合金连续热轧变形行为的数值模拟[J]. 材料工程, 2010, (9): 33-39.
YU K, CAI Z Y, WANG X Y, et al. Simulation of multi-pass hot rolling process of direct-chilled AZ31B magnesium alloy[J]. Journal of Materials Engineering, 2010, (9): 33-39.
- [10] KIM H Y, KWON H C, LEE H W, et al. Processing map approach for surface defect prediction in the hot bar rolling[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 205(1-3): 70-80.
- [11] NARAYANA MURTY S V S, NAGESWARA RAO B. On the development of instability criteria during hotworking with reference to IN718[J]. Materials Science and Engineering: A, 1998, 254(1-2): 76-82.
- [12] SRINIVASAN N, PRASAD Y V R K, RAO P R. Hot deformation behavior of Mg-3Al alloy—a study using processing map[J]. Materials Science and Engineering: A, 2008, 476(1-2): 146-156.
- [13] PRASAD Y V R K, SASIDHARA S. Hot Working Guide; a Compendium of Processing Maps[M]. OH: ASM International, Metals Park, 1997.
- [14] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京: 高等教育出版社, 2001. 39-48.
- [15] CAVALIERE P. Flow curve prediction of an Al-MMC under hot working conditions using neural networks[J]. Comput Mater Sci, 2007, 38(4): 722-726.
- [16] REDDY N S, LEE Y H, PARK C H, et al. Prediction of flow stress in Ti-6Al-4V alloy with an equiaxed $\alpha + \beta$ microstructure by artificial neural networks[J]. Mater Sci Eng: A, 2008, 492(1-2): 276-282.
- [17] LIN Y C, ZHANG J, ZHONG J. Application of neural networks to predict the elevated temperature flow behavior of a low alloy steel[J]. Comput Mater Sci, 2008, 43(4): 752-758.
- [18] 赖静. 含氢 BT20 合金热变形流变应力和组织演变的 ANN 模型[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
- [19] 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 C S, PENG Z F, YU Y Y. Prediction of creep-rupture strength of wrought Ni base superalloys using artificial neural network[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2003, 39(12): 1251-1254.

基金项目: 科技部重大专项项目(2012ZX0401-081)

收稿日期: 2012-07-11; 修订日期: 2012-11-16

作者简介: 于建明(1984-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为金属塑性成形工艺与模具设计, 联系地址: 重庆市沙坪坝区重庆大学 B 区 3 舍 512 室 (400044), E-mail: jianmingyu@126.com

(上接第 26 页)

- with automated ball indentation using artificial neural network and finite element simulation[J]. Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering, 2010, 4(4): 503-506.
- [20] TVERGAARD V, LEMAN A. Polymer indentation; numerical analysis and comparison with a spherical cavity model[J]. Journal of the Mechanics and Physics of Solids, 2011, 59(9): 1669-1684.

基金项目: 国家重点基础研究发展计划资助项目(2009CB724402); 国家自然科学基金资助项目(51175310); 山东大学优秀研究生科研创新基

金资助项目(yyx10012); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金(BS2011ZZ010)

收稿日期: 2012-04-10; 修订日期: 2013-03-14

作者简介: 王东(1985-), 男, 博士研究生, 主要从事刀具材料性能预报及微观结构优化的研究, 联系地址: 山东省济南市经十路 17923 号山东大学机械工程学院 2011 机制博(250061), E-mail: wangdong110104@163.com

通讯作者: 赵军(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事高效加工与数控刀具(材料)技术的研究, 联系地址: 山东省济南市经十路 17923 号山东大学机械工程学院(250061), E-mail: zhaojun@sdu.edu.cn