

Ti-26 合金反挤压的热力耦合模拟

赵恒章, 杨英丽, 吴金平, 赵 彬, 奚正平

(西北有色金属研究院, 西安 710016)

摘 要: 近 β 钛合金 Ti-26 在固溶状态下具有很好的塑性, 时效后可以达到很高的强度, 具有广泛的应用价值。利用刚粘塑性有限元法, 结合物理模拟, 建立 3 层 BP 人工神经网络模型, 开发一个相应的有限元数值模拟系统, 对 Ti-26 合金杯形件的反挤压成形过程进行数值模拟分析, 获得高强钛合金反挤压成形时应力、应变的分布信息以及载荷与行程的关系。所得结果对零件的成形工艺参数的优化和模具设计都具有指导意义。

关键词: Ti-26 合金; 反挤压; 神经网络; 有限元模拟

中图分类号: TF 804.3

文献标志码: A

Simulation of coupled thermo-mechanical behavior of Ti-26 titanium alloy during back-extrusion

ZHAO Heng-zhang, YANG Ying-li, WU Jin-ping, ZHAO Bin, XI Zheng-ping

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

Abstract: The near β Ti-26 titanium alloy has widespread prospect because it owns good plastic after solution and high strength after aging. Combining physical simulation with numerical simulation, a finite element numerical simulation system was developed to simulate the back-extrusion process of Ti-26 titanium alloy by introducing three layers BP neural network models into thermal mechanical coupled rigid-viscoplastic finite element model. The relations between the load and stroke, the distribution rules of stress and strain are obtained. This is helpful to the technology planning and the design of the dies.

Key words: Ti-26 titanium alloy; back-extrusion; neural network; FEM simulation

近 β 钛合金 Ti-26 是西北有色金属研究院在 Ti-15-3 钛合金基础上发展起来的一种新型高强钛合金。该合金相比传统 Ti-15-3 合金, 在强塑性匹配、韧性方面有了很大提高, 作为高强结构材料, 在航空航天、兵器零部件方面应用前景广阔^[1]。反挤压成形是金属体积塑性变形的一种重要方式, 它在锻压工业特别是在军工生产实际中广泛应用。目前, Ti-26 合金的加工和应用还处于研究阶段, 钛合金热变形比较复杂, 组织和性能对热力学参数十分敏感。在热反挤压成形过程中, 工件与模具表面间的摩擦及材料不可逆变形的热耗散使得工件内部的温度分布出现明显的变

化。由于材料的组织性能与温度的相关性, 热成形的变形分析只有和热传导分析耦合进行, 才能尽可能地使理论分析结果与生产实际相吻合^[2]。

材料的高温变形本构关系描述材料在热加工过程中应力与变形工艺参数之间的关系, 对变形应力参数计算、设备选择和加工工艺制定有重要意义, 也是实现变形过程数值模拟的必要基础^[3-4]。建立材料本构关系时, 传统方法一般通过有限的实验结果进行回归, 获得一些经验公式, 以满足工程技术需要^[5]。但是, 回归模型法存在着一定的局限性^[6]。材料变形过程是一个非常复杂的非线性系统, 在实验过程中容易受到各

种随机因素的干扰,导致工艺参数对流动应力的影响很难甚至不可能用准确的数学模型表示出来^[7-8]。近年来迅速发展的人工神经网络(Artificial neural network, ANN)是大规模的分布式并行处理系统。它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,具有自学习、自组织和自适应功能,特别适合处理复杂的非线性现象,是新一代信息处理工具,并成功地用于非线性系统的建模、预测预报、故障诊断和自适应控制等方面^[9-10]。BP网络即误差反向传播网络(Error back propagation network),是目前应用最广泛和成功的神经网络之一,一些学者已利用这种方法建立了一些材料本构关系的神经网络模型^[11-12]。

杯形件是武器装备和汽车制造业中常见的零件。本研究在 Ti-26 钛合金热模拟压缩实验的基础上,利用获得的实验数据,采用 BP 算法建立高温变形的本构关系模型,利用 MSC.Superform 模拟软件平台对 Ti-26 钛合金杯形件反挤压成形过程进行了模拟,研究了模具形状、挤压速度、温度及摩擦对挤压变形的影响,为高强钛合金的反挤压成形工艺提供了依据。

1 有限元模型及边界条件

金属材料在反挤压过程中的温度场是属于含内热源(塑性变形过程中的功、能转换)的复杂热力学问题。对于连续的各向同性介质,工件中控制温度分布和热传导的能量平衡方程为^[13-14]:

$$\rho c_p \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) + Q \quad (1)$$

式中: ρ 为密度; c_p 为比热容; T 为温度; k 为导热系数; Q 为塑性功产生热引起的内热源,表示为 $Q = 0.9 \sigma \dot{\epsilon}$ 。

采用加权余量法可将式(1)转化为

$$\int_V k T_{j,i} \delta T_{j,i} dV + \int_V \rho c_p T \delta T dV - \int_V a \sigma \dot{\epsilon} \delta T dV = \int_S q_n \delta T dS \quad (2)$$

式中: δT 为温度 T 的变分,下标 j, i 表示第 j 个单元整体编号下第 i 个节点; q_n 为边界热流密度,包括工件自由边界与空气间的对流和辐射,工件与模具间的热传导以及接触边界上的摩擦生热的影响。

结构离散后,式(2)可转化为一个关于节点温度的微分方程组,通过求解可得到成形过程的温度场分布。

实际分析中,在每一增量步中分别计算温度和变形,通过二者之间的关系将它们的相互影响考虑进去,以便实现热变形过程的耦合分析。

2 流变应力模型

金属材料发生高温塑性变形时本构关系可以表示为

$$\sigma = \sigma(\epsilon, \dot{\epsilon}, T) \quad (3)$$

流变应力 σ 是应变变量 ϵ 、应变速率 $\dot{\epsilon}$ 和温度 T 这 3 个变量的函数,因此构建的神经网络结构模型中输入层有 3 个输入分量,即 $(\epsilon, \dot{\epsilon}, T)$,而输出层只有 1 个输出量,即流变应力 σ ,输入层与输出层通过隐含层来实现信息传播,网络结构如图 1 所示。数学上已经证明,3 层神经网络能以任意精度逼近任何连续函数^[15]。

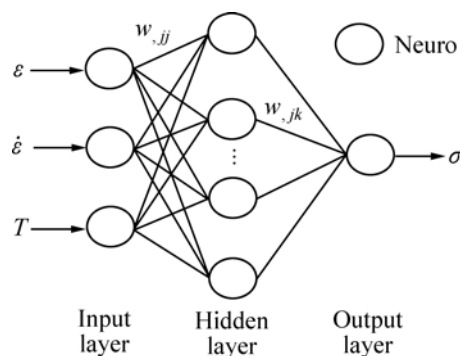


图 1 BP 神经网络结构

Fig.1 Structure of BP ANN model

实验采用 Ti-26 合金热轧棒材,金相法测得其相变点为 760 °。压缩试样由 d 12 mm 棒材加工成 d 8 mm × 12 mm 的圆柱试样。实验主要在热模拟试验机(Gleeble-1500)上进行,由计算机控制,保证恒应变速率压缩。分别在 700、780、860、940 ° 温度下,0.01、0.1、1、10 s⁻¹ 应变速率下进行恒应变速率热压缩实验,预定高度方向的压缩变形量为 70%。所采集的数据分为学习样本和检测样本,学习样本用来训练网络,检测样本则用来评价所训练的网络模型预测的精确性。采用归一化处理后的训练样本对 BP 网络进行训练,通过反复实验发现:当 $\alpha=0.8$, $\eta=0.65$, 均方差为 0.001,使用 $3 \times 20 \times 1$ 型神经网络模型时,模型精度高,收敛速度快,网络在经过 956 次迭代计算后趋于收敛、稳定。经检测其误差范围在 4% 以内。

3 模拟结果与分析

采用热力耦合刚粘塑性有限元模型与 BP 神经网络预测模型相结合的方法,开发了一个相应的数值模拟系统,对 Ti-26 高强钛合金杯形件的反挤压成形过程进行了模拟,模具及坯料尺寸如图 2 所示。

材料初始挤压温度为 980 , 模具预热 500 , 环境温度 20 , 接触表面传热系数 10 N/(s·K), 对流换热系数 0.2 N/(s·K), 辐射时的表面发射率 0.9。采用玻璃粉润滑, 摩擦因子为 0.3, 变形速度为 20 mm/s。

图 3 所示为冲头接触坯料开始挤压时的网格变形及速度矢量分布图。从图 3 中可以看出, 初始阶段变形主要集中在坯料的上半部分, 底部金属基本没有变形。从速度矢量图可以看出, 冲头正下方坯料上存在一个倒锥形的刚性区域, 它与冲头的速度基本相同, 变形过程中只产生刚性下移而不发生塑性变形。冲头转角处的金属发生了分流, 一部分金属向上流动形成杯形件的侧壁, 一部分金属向凹模的内侧壁方向流动以逐渐充满凹模。初始挤压的等效应变云图表明, 开始变形区并不是紧贴着冲头端面的金属部分, 而是处

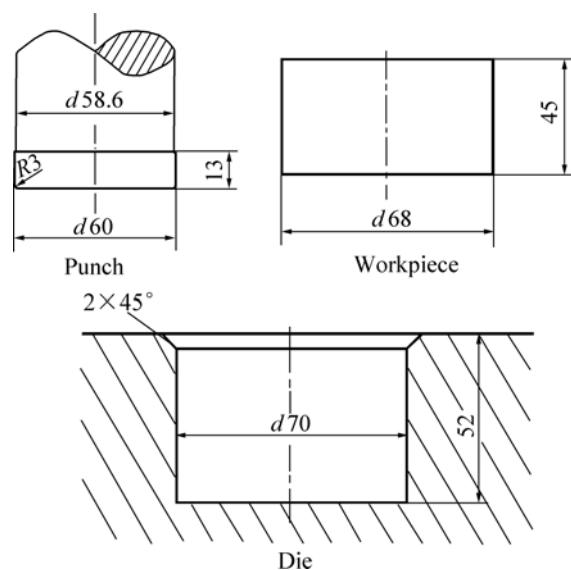


图 2 模具及坯料尺寸示意图

Fig.2 Sketch of workpiece and dies (mm)

在冲头以下一段距离的地方。这个紧靠着冲头端面变形极少的部分即是常说的变形粘滞区。

图 4 所示为变形终了的网格变形及速度矢量分布、应变云图。从图 4 中可以看出, 金属完全处于反

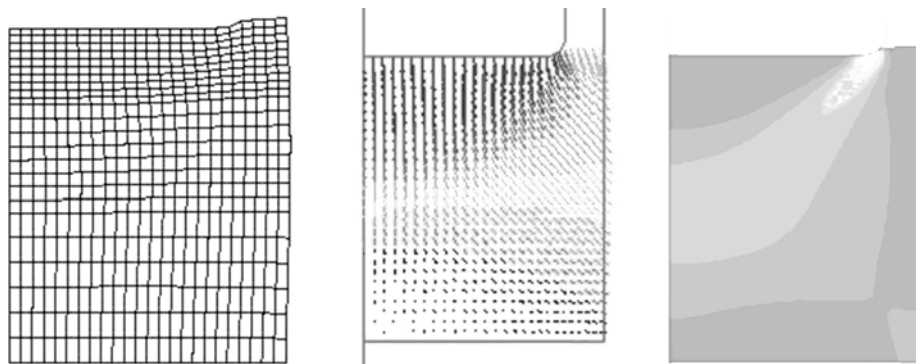


图 3 初始网格变形及速度矢量、应变云图

Fig.3 Deforming mesh, velocity and strain distribution of initial pressing

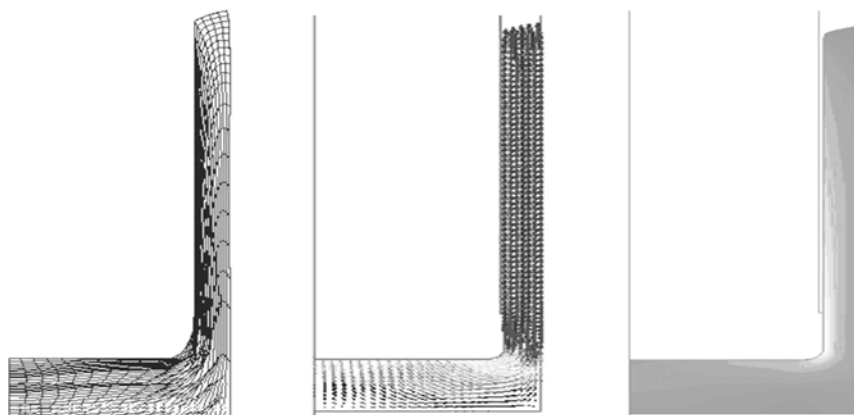


图 4 终了网格变形及速度矢量、应变云图

Fig.4 Deforming mesh, velocity and strain distribution of end pressing

挤压流动状态,处于杯壁上端的金属脱离与模具的接触,不再发生变形,仅仅是刚性平移。

从图3和4还可以看出,与冲头转角处接触的金属等效应变率最大,沿冲头转角圆弧的法线方向从内到外逐渐减小,此处网格畸变严重,说明越是靠近冲头转角的金属,其变形越剧烈,变形量越大。此外,可以看出,由于摩擦的存在,剪切变形比较大。

图5所示为挤压过程的载荷—行程曲线。从曲线可以看到挤压的几个阶段。 A 点处表示开始挤压时刻,此时突然受到阻力,载荷在极短的时间内急剧增加(OA 段);随后进入填充墩粗阶段,由于处于小范围内的自由墩粗状态,载荷小幅增加(AB 段);随后进入挤压阶段,可以看出,该阶段变形极不均匀,载荷波浪式增加(BC 段),当杯壁上端金属刚脱离凹模模具时,载荷有个突然减小的过程(CD 段),随后出现一段相对平稳的挤压阶段(DE 段),随着压下量的继续增加,冲头与凹模底部之间的金属急剧减少,载荷也开始急剧增加。

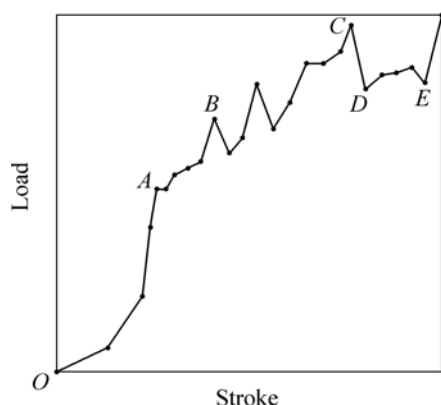


图5 挤压过程载荷—行程曲线

Fig.5 Load—stroke curve during extrusion

图6和7描述了填充系数对杯形件外观轮廓的影响规律。填充系数 R_f 是指挤压筒面积与坯料原始断面面积的比值,通常 $R_f=1.04\sim 1.15$,其中小挤压筒取上限,大挤压筒取下限。图6所示相比图7方案,具有较大的填充系数,在填充阶段墩粗变形比较大,因而

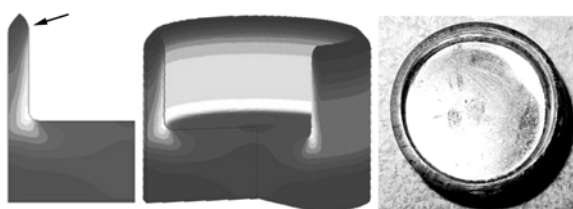


图6 $R_f=1.4$ 时模拟结果及实物

Fig.6 Simulation results at $R_f=1.4$

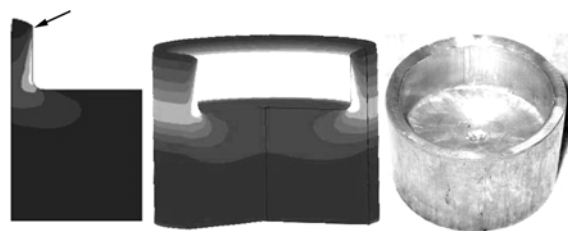


图7 $R_f=1.06$ 时模拟结果及实物

Fig.7 Simulation results at $R_f=1.06$

在杯口端面外侧出现了一定的锥度,而填充系数小的图7方案则没有这个现象。

4 结论

采用热力耦合刚粘塑性有限元与人工神经网络相结合的方法,对Ti-26钛合金杯形件的热反挤压成形过程进行了数值模拟,得到了Ti-26合金在热反挤压成形过程中的变形规律及应变分布,并进行了实物外观轮廓预测,模拟结果与实测结果吻合较好,说明采用的热力耦合理论分析、流变应力的神经网络预测模型以及采用有限元与人工神经网络相结合的方法开发的数值模拟系统是可靠的,能够真实地描述Ti-26合金的热反挤压工艺过程,所得结果对零件的成形工艺参数的优化和模具设计都具有指导意义。

REFERENCES

- [1] 赵恒章, 杨英丽, 郭荻子, 赵彬. Ti-26 高强钛合金斜轧穿孔工艺研究[J]. 稀有金属快报, 2007, 26(12): 34-37.
ZHAO Heng-zhang, YANG Ying-li, GUO Di-zi, ZHAO Bin. Study on rotary piercing technology of Ti-26 titanium alloy[J]. Rare Metals Letters, 2007, 26(12): 34-37.
- [2] TAKUDA H, FUJIMOTO H. Modeling on flow stress of Mg-Al-Zn alloys at elevated temperature[J]. J Mater Process Technol, 1998, 80/81: 513-516.
- [3] 周计明, 齐乐华, 陈国定. 热成形中金属本构关系建模方法综述[J]. 机械科学与技术, 2005, 24(2): 212-216.
ZHOU Ji-ming, QI Yue-hua, CHEN Guo-ding. Investigation on the constitutive relationship of materials forming in high temperature[J]. Mechanical Science and Technology, 2005, 24(2): 212-216.
- [4] 杨立斌, 张辉, 彭大暑, 段炼. 7075 铝合金高温流变行为的研究[J]. 热加工工艺, 2002(1): 1-4.
YANG Li-bin, ZHANG Hui, PENG Da-shu, DUAN Lian. Study of mechanic behavior for 7050 aluminum alloy under

- hot-working conditions[J]. Hot Working Technology, 2002(1): 1-4.
- [5] KAPOOR R, PAL D, CHAKRAVARTTY J M. Use of artificial neural networks to predict the deformation behavior of Zr-2.5Nb-0.5Cu[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 169: 199-205.
- [6] 张兴全, 彭颖红, 阮雪榆. Ti-17 合金本构关系的人工神经网络模型[J]. 中国有色金属学报, 1999, 9(3): 590-594.
ZHANG Xing-quan, PENG Ying-hong, RUAN Xue-yu. A constitutive relationship model of Ti-17 alloy based on artificial neural network[J]. Acta Metallurgica Sinica, 1999, 9(3): 590-594.
- [7] 王克鲁, 鲁世强, 李 鑫, 董显娟, 杨化娟. Ti-6.5Al-3.5Mo-1.5Zr-0.3Si 合金本构关系的 BP 神经网络模型[J]. 特种铸造及有色合金, 2008, 28(8): 575-577.
WANG Ke-lu, LU Shi-qiang, LI Xin, DONG Xian-juan, YANG Hua-juan. A constitutive relation model for the Ti-6.5Al-3.5Mo-1.5Zr-0.3Si alloy based on BP neural network[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2008, 28(8): 575-577.
- [8] 沈昌武, 杨 合, 孙志超, 崔军辉. 基于 BP 神经网络的 TA15 钛合金本构关系的建立[J]. 塑性工程学报, 2007, 14(4): 101-104.
SHEN Chang-wu, YANG He, SUN Zhi-chao, CUI Jun-hui. Based on BP artificial neural network to building the constitutive relationship of TA15 alloy[J]. Journal of Plasticity Engineering, 2007, 14(4): 101-104.
- [9] RAO K P, PRASADM T K D V. Neural network approach to flow stress evaluation in hot deformation[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1995, 53: 560-566.
- [10] SHA W, EDWARDS K L. The use of artificial neural networks in materials science based research[J]. Materials and Design, 2007, 28: 1747-1752.
- [11] LIU J T, CHANG H B, WU R H, HSU T Y. Prediction of the flow stress of high-speed steel during hot deformation using a BP artificial neural network[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2000, 103: 200-205.
- [12] 何 勇, 张红钢, 刘雪峰, 谢建新. 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, XIE Jian-xin. 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.
- [13] 刘建生, 陈惠琴, 郭晓霞. 金属塑性加工有限元模拟技术与应用[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2000.
LIU Jian-sheng, CHEN Hui-qin, GUO Xiao-xia. Metal plastic forming technology and application of finite element simulation[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2000.
- [14] 吕 成, 张立文, 牟正君, 裴继斌. TC4 钛合金锻件锻造过程三维热力耦合有限元模拟[J]. 锻压技术, 2007, 32(1): 28-31.
LÜ Cheng, ZHANG Li-wen, MOU Zheng-jun, PEI Ji-bin. 3D coupled thermo-mechanical FEM simulation of forging process of TC4 alloy workpiece[J]. Forging & Stamping Technology, 2007, 32(1): 28-31.
- [15] 谢庆生, 尹 健, 罗延科. 机械工程中的神经网络方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
XIE Qing-sheng, YIN Jian, LUO Yan-ke. Neural network method in mechanical engineering[M]. Beijing: China Machine Press, 2003.

(编辑 袁赛前)