

文章编号: 1004-0609(1999)03-0586-04

金属液体凝固中直接挤压工艺的神经网络^①

齐乐华 侯俊杰 杨方 李贺军
(西北工业大学机械系, 西安 710072)

摘 要: 金属液体凝固中直接挤压工艺是近几年发展起来的一种高效成形管、棒、型材新工艺。利用人工神经网络方法研究了该工艺的参数协调和变形力预测等问题, 建立了神经网络预测模型。实验结果与预测值吻合良好, 从而为预测和控制该工艺成形质量提供了有效的手段。

关键词: 神经网络; 参数协调; 液态挤压

中图分类号: TP18; TG30

文献标识码: A

金属液体凝固中直接挤压工艺(简称液态挤压)是近年来发展起来的一种融液态模锻和热挤压为一体的金属成形新工艺^[1, 2]。它是对液态金属直接施加变形力, 使其在压力下结晶凝固, 承受大塑性变形, 一次成形出管、棒、型材。该工艺不仅能减少现行工艺的成形工序, 实现节能节材的目的, 同时对材料还具有双重强韧化作用^[3]。但因整个成形过程是集凝固、热传导和大塑性变形为一体的复杂变形过程, 其内部始终保持有液态或准固态金属, 与常规塑性加工过程有很大区别, 而压制速度与金属凝固速度的协调是保证该成形工艺质量的关键, 尤其是施压前停留时间的长短对其影响最大。到目前为止, 其过程参数的选取依然是靠经验数据, 实施难度较大, 且无法对工艺参数进行预测, 从而根据实际情况进行灵活调整。人工神经网络是在现代神经科学研究成果上发展起来的新兴边缘科学, 具有自学习、自组织、自适应和非线性动态处理等特性, 已成功用于非线性系统的建模、性能预测、故障诊断和自适应控制等方面^[4-7]。本文利用神经网络建立了成形过程工艺参数的知识库, 可对液态挤压变形力等参数进行预测, 优选工艺

参数, 从而保证成形过程的稳定进行。

1 神经网络建模

以 ZL108 合金为研究对象, 采用压力传感器测定变形力, 变换浇注温度、模具预热温度、加压前停留时间和压制速度等工艺参数, 在 315t 油压机上进行金属液体凝固中直接挤压管、棒材的工艺实验, 实验数据用于神经网络建模。

BP 网络(Error Back-Propagation)是一种误差反向传播神经网络, 具有较强的非逻辑归纳特性和非线性映射能力^[8]。本文采用三层 BP 网络(图 1), 每一个节点代表一个神经元, 每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态, 而同一层神经元之间无信息传递。隐层神经元的激励函数取为 Sigmoid 函数, 输出层神经元的激励函数取为线性函数。在 81 组样本空间中选取 60 组数据作为训练样本, 那么, 对于第 p 个训练样本, 单元 j 的输出 O_{pj} 则为

$$O_{pj} = f(Net_j) = \frac{1}{1 + \exp[-(\sum \omega_{ij}x_j + \theta_j)]} \quad (1)$$

① 航空科学基金 95G53085 和国防预研基金 98J12.1.1.HK0315 资助项目

收稿日期: 1998-06-15; 修回日期: 1998-10-06

齐乐华(1957-), 女, 教授

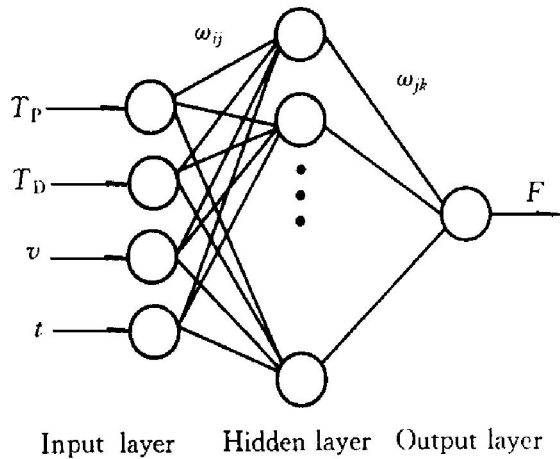


图1 预测变形力网络结构

Fig. 1 BP network used for prediction of deforming pressure

式中 Net_j 为隐层第 j 个神经元的输入, θ_j 为阈值, ω_{ij} 表示输入层与隐层之间的联接权值。

通过调整网络层之间的联结权值和各神经元的阈值, 以实现复杂非线性对象的建模估计。若网络初始权值任意设置, 对每一个输入模式 p , 网络输出与期望输出存在一定误差 E_p 。这里, 训练网络的目标函数为

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^M \sum_{j=1}^N (O_{pj} - y_{pj})^2$$

$$= E(\omega_{ij}, \omega_{jk}, \theta_j, \theta_k) \quad (2)$$

式中 y_{pj} 表示对第 p 个学习样本输出单元 j 的期望输出, 也称为导师信号; O_{pj} 表示相应网络的实际输出; M 为训练样本数; N 为网络

输出节点数; θ_j 为隐层单元的阈值; θ_k 为输出层单元的阈值; ω_{jk} 表示隐层与输出层之间的联接权值。

采用梯度最速下降法使权值沿误差函数的负梯度方向改变, 则第 k 次迭代权值的修正为

$$\Delta \omega_{ij}(k) = -\eta \frac{\partial E(k-1)}{\partial \omega_{ij}^N(k-1)} + \alpha \Delta \omega_{ij}(k-1) \quad (3)$$

式中 $\Delta \omega_{ij}(k) = \omega_{ij}(k) - \omega_{ij}(k-1)$, $\eta \in (0, 1)$ 为学习率, $\alpha \in (0, 1)$ 为惯性项系数。一旦目标函数 E 满足给定的收敛性准则时, 网络即可转入工作期进行物理系统的模拟和预测。

2 结果与讨论

本文采用 C 语言按 BP 网络的实现方法进行编程, 对网络模型分别进行训练, 以满足变形力预测和工艺参数优化的问题。输入参数分别为: 浇注温度、模具预热温度、压制速度和施压前停留时间(或变形力), 输出则为变形力(或停留时间)。将样本集分为学习和测试两个子集, 网络经过学习集的训练后, 输入测试样本集, 检验网络的预测值与测试样本集目标函数的一致性。

研究表明, 网络模型参数对系统误差有较大影响(图 2, 3)。对于变形力网络模型, 当 α

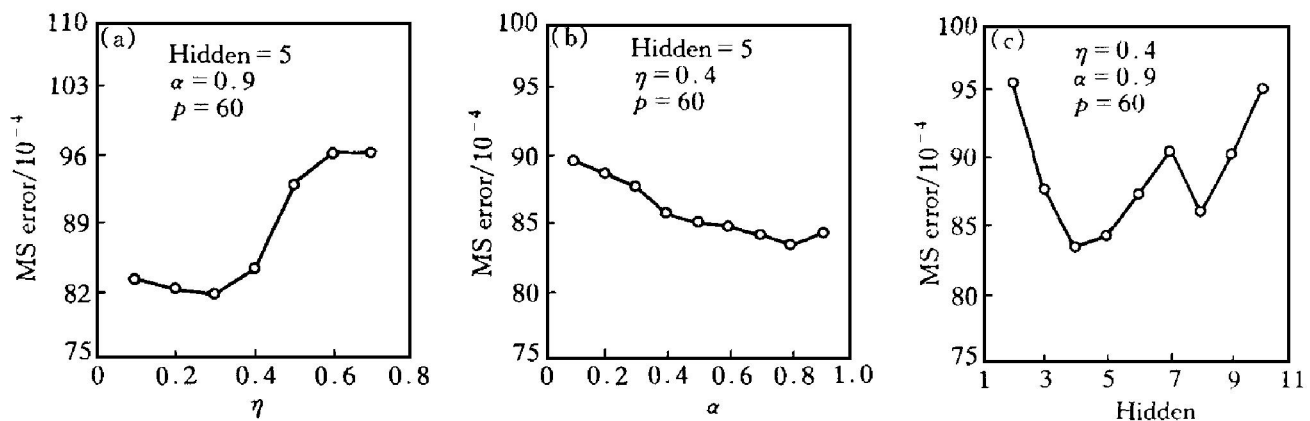


图2 变形力网络模型参数与 MS 误差之间的关系

Fig. 2 Relation between MS error of network and its deforming pressure model parameters

(a) —Learning-rate η ; (b) —Momentum term coefficient α ; (c) —Number of hidden nodes

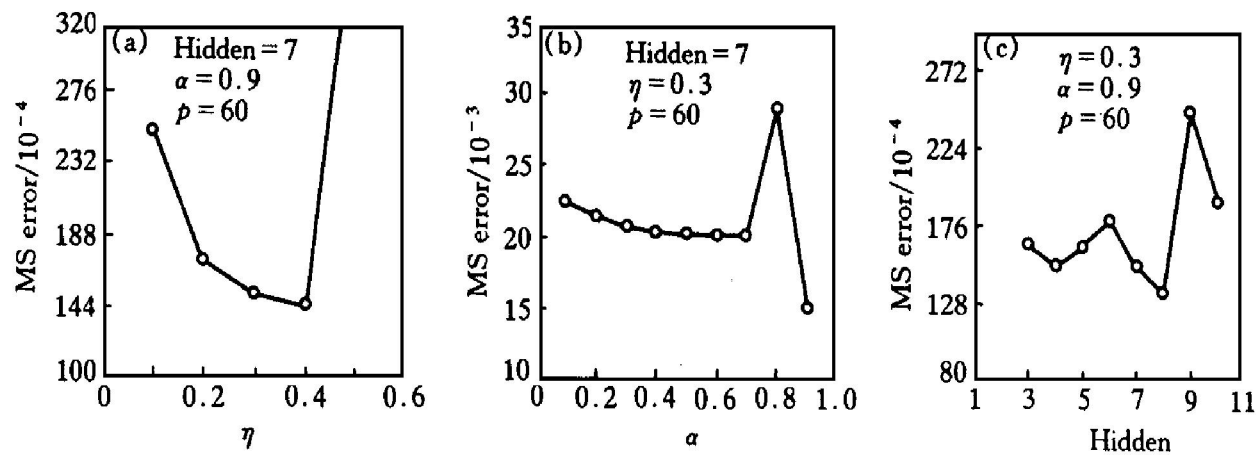


图 3 停留时间网络模型参数与 MS 误差之间的关系

Fig. 3 Relation between MS error of network and its deferring time model parameters

(a) —Learning-rate η ; (b) —Momentum term coefficient α ; (c) —Number of hidden nodes

为 0.1~ 0.9, η 为 0.1~ 0.4 和隐层节点为 3, 4, 5, 6, 8 时, 系统误差较小, 可保持在 0.9% 以下; 而停留时间网络模型的 α 为 0.1~ 0.7, 0.9, η 为 0.2~ 0.4 和隐层节点为 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10 时, 系统误差则保持在 2.5% 以下。考虑到迭代次数和系统的震荡等问题, 其网络参数分别取为 $\alpha= 0.9$, $\eta= 0.4$, 隐层节点为 5 和 $\alpha= 0.9$, $\eta= 0.3$, 隐层节点为 7。

学习后的网络经测试样本集验证, 验证结果见表 1, 2。可以看出, 网络不因个别样本 (注* 号) 的“畸形”而影响整个系统, 其最大误差除一个为 9.2% 和 3.21% 以外, 其它验证误差均小于 2.09% 和 2.92%, 可以很好地满足

应用要求。同时, 网络的输出体现了较强的容错性和聚类性。根据预测值进行实验, 取得了良好效果。

3 结论

(1) 利用神经网络可以较好地预测液态挤压变形力和优化工艺参数, 预测值与实际情况吻合良好, 为该新工艺的生产应用奠定了基础。

(2) 提供的建模方法和处理手段具有通用性, 为金属液固成形过程优化提供了一条新的途径。

表 1 液态挤压变形力网络模型估测结果

Table 1 Estimating results of neural network modeling of deforming pressure by liquid extrusion

Sample No.	Pouring temperature/ °C	Die temperature/ °C	Deferring time/ s	Pressing velocity/(mm•s ⁻¹)	Deforming pressure / MPa		Error / %
					Measured	Estimated	
1	715.00	270.00	37	4.00	86.00	88.767 37	3.21*
2	715.00	270.00	37	3.00	90.00	91.797 84	1.99
3	705.00	270.00	37	4.00	90.00	91.886 71	2.09
4	715.00	250.00	47	5.00	94.00	95.070 48	1.13
5	705.00	270.00	42	4.00	94.00	95.032 28	1.09
6	715.00	250.00	47	4.00	98.00	98.027 38	0.02
7	705.00	250.00	42	4.00	98.00	98.015 57	0.01
8	705.00	270.00	47	3.00	102.00	100.962 2	1.01
9	695.00	270.00	42	3.00	102.00	100.969 1	1.01
10	695.00	250.00	42	3.00	106.00	104.032 6	1.85

Hidden= 5, $\eta= 0.4$, $\alpha= 0.9$

表 2 液态挤压停留时间网络模型估测结果

Table 2 Estimating results of neural network modeling of deferring time by liquid extrusion

Sample No.	Pouring temperature/ °C	Die temperature/ °C	Deferring pressure/ MPa	Pressing velocity/(mm•s ⁻¹)	Deferring time/s		Error / %
					Measured	Estimated	
1	705.00	270.00	86.00	5.00	37.50	36.40295	2.92
2	715.00	250.00	94.00	3.00	37.50	36.84210	1.75
3	695.00	250.00	94.00	5.00	37.50	36.85708	1.71
4	705.00	230.00	98.00	4.00	37.50	37.43349	0.17
5	705.00	270.00	90.00	5.00	42.50	38.58914	9.20*
6	705.00	250.00	98.00	4.00	42.50	42.56448	0.15
7	705.00	270.00	98.00	4.00	47.50	47.44738	0.11
8	705.00	250.00	102.00	4.00	47.50	48.05003	1.15
9	705.00	230.00	106.00	4.00	47.50	48.36191	1.81
10	705.00	230.00	110.00	3.00	47.50	48.52649	2.16

Hidden= 7, η = 0.3, α = 0.9

REFERENCES

1 Li Hejun, Qi Lehua, Luo Shoujing *et al.* J Mater Process Tech, 1995, 55(11): 19.

2 Zhou Dajuan(周大隽) and Song Yuquan(宋玉泉). Forging(锻压技术), 1993, 5: 18.

3 Qi Lehua. Materials and Manufacturing Processes, 1998, 13(3): 405.

4 Liu Z Y, Wang W D and Gao W. J Mater Process Tech, 1996, 57(2): 332.

5 Lye S W and Chuchom S. J Mater Eng Perf, 1997, 6(2): 209.

6 Jiao Licheng(焦李成). Application and Realization of Neural Network. Xi'an: Xi'an University of Electronic Science and Technology Press, 1993: 275.

7 Juang S C, Tarng Y S and Lii H R. J Mater Process Tech, 1998, 75(1): 54.

8 Carpenter W C and Hoffman M E. Artificial Int Eng Design, 1997, 11: 33.

Application of artificial neural network
in process of direct extrusion during
solidification of liquid metal

Qi Lehua, Hou Junjie, Yang Fang, Li Hejun

Department of Mechanics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, P. R. China

Abstract: The direct extrusion during solidification of liquid metal is a kind of new process for forming tube, bar or shaped products. This process is distinguished for its characteristics of high efficiency and energy saving. The method of artificial neural network was utilized to research the coordinating of the process parameters and the prediction of the forming pressure, and the model was established. The predicted values were in accordance with the experimental results. So an effective measure for foreseeing and controlling the forming quality of the process was provided.

Key words: neural network; parameters coordination; liquid extrusion

(编辑 袁赛前)