

[文章编号] 1004- 0609(2000) 03- 0420- 06

基于神经网络的拉深力智能化预测系统^①

吕 冬¹, 丁 柯¹, 何丹农¹, 张永清¹, 阮雪榆¹, 彭大暑², 江 勇²

(1. 上海交通大学 模具 CAD 国家工程研究中心, 上海 200030; 2. 中南工业大学 材料科学与工程系, 长沙 410083)

[摘 要] 结合塑性力学理论、正交试验法及神经网络技术建立了精确计算杯形件拉深力的智能化预测系统。根据 Hill 的各向异性理论导出了新的计算杯形件拉深过程中拉深力变化的理论公式, 并求出了最大拉深力。应用正交试验法分析了各工艺参数对最大拉深力的影响。针对在应用 BP 网络时遇到的两个关键问题进行了讨论并提出了解决方案。应用人工神经网络技术把理论公式与试验数据结合在一起建立了智能化预测系统。

[关键词] 拉深力; 塑性力学; 正交试验; 人工神经网络

[中图分类号] TG381; TG386.3⁺ 2

[文献标识码] A

对最大拉深力的准确预测具有重要的工程实际意义, 可用于指导压力机选择、模具设计、延长模具使用寿命及合理制定冲压工艺等。另外, 这对于深入了解杯形件拉深变形过程有重要的理论意义。对最大拉深力的理论研究^[1~3]、试验研究^[4]及数值模拟研究^[5, 6]相当多, 但其计算精度大都不高, 其相对误差约在 10%~20%。

本文导出了新的计算拉深力的理论公式, 并应用人工神经网络技术修正理论模型误差。把理论公式、正交试验、人工神经网络技术结合在一起建立了高精度的智能化预测系统。该系统可以计算拉深中拉深力的变化曲线, 并得到最大拉深力。

应用正交试验法研究工艺参数对最大拉深力的影响并为神经网络提供训练样本。正交设计法是一种广为应用的高效试验法。由于正交试验法的理论已经很成熟, 故本文略去对其理论的叙述。

反向传播算法(BP 网络)的理论也已经比较成熟, 因而本文略去对其基本理论的叙述。然而, 在 BP 网络的应用中仍然存在一些难以确定的问题, 例如最佳训练样本数目的确定, 网络最佳拓扑结构的确定, 最佳学习率及最佳动量的确定。本文针对在建立系统时所遇到的两个问题进行了讨论并给出了解决方案。

1 理论公式推导

杯形件的尺寸如图 1 所示。并设: R 为板厚方向性系数, n 为硬化指数, K 为材料常数, r_d 为凹

模圆角半径, r_p 为凸模圆角半径, R_0 为板料原始半径, r_0 为拉深过程中板料法兰区瞬时半径, $r_2 = r_1 + r_d$, t_0 为板料厚度, μ 为平均摩擦系数。

材料硬化服从指数规律:

$$\sigma_e = K \epsilon_e^n \quad (1)$$

板厚方向性系数 R 按照下式取值:

$$R = \frac{R_{00} + 2R_{45} + R_{90}}{4} \quad (2)$$

式中 R_{00} , R_{45} , R_{90} 分别为板料 0°, 45° 和 90° 方向上的 R 值。根据 Hill 的各向异性理论^[1], 材料满足如下方程:

$$\sigma_e = \sqrt{\frac{1}{1+R}} \times [(\sigma_\theta - \sigma_z)^2 + (\sigma_r - \sigma_z)^2 + R(\sigma_r - \sigma_\theta)^2]^{1/2} \quad (3)$$

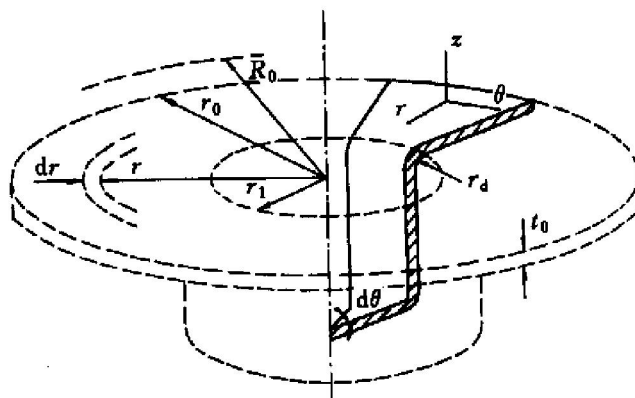


图 1 杯形件尺寸及坐标示意图

Fig. 1 Schematic illustration of dimensional notation and coordinate system of cup

① [基金项目] 上海市汽车基金资助项目(99111101)

[收稿日期] 1999- 09- 04; [修订日期] 1999- 12- 11

[作者简介] 吕 冬(1974-), 男, 硕士。

法兰区应力平衡方程为

$$\frac{d\sigma_r}{dr} = -\frac{\sigma_r - \sigma_0}{r} - \frac{2\mu p}{t_0}$$

(4)

视法兰区为平面应变区, 则有下列式成立:

$$\sigma_r - \sigma_0 = \sqrt{\frac{2(1+R)}{1+2R}} \cdot \sigma_e$$

(5)

于是在 $r = r_1$ 处有

$$\sigma_{r_1} = K \left[\sqrt{\frac{2(1+R)}{1+2R}} \right]^{1+n} \int_{r_1}^{r_0} \left[\ln \frac{R}{r} \right]^n \frac{dr}{r} + \frac{2\mu p}{t_0} (r_0 - r_2)$$

(6)

由于弯曲引起的附加应力为

$$\sigma_b = \frac{t_0}{4r_d} K \left[\sqrt{\frac{2(1+R)}{1+2R}} \right]^{1+n} \times \left[1 + e^{\frac{\pi}{2}\mu} \right] \int_{r_1}^{r_2} \left[\ln \frac{R}{r} \right]^n \frac{dr}{r}$$

(7)

考虑到凹模圆角处的摩擦效应后, 拉深力可以被表达成如下函数形式:

$$F = 2\pi r_1 t_0 (\sigma_{r_1} e^{\frac{\pi}{2}\mu} + \sigma_b)$$

(8)

由体积不变准则得到下式:

$$R_0^2 - r_0^2 = R^2 - r^2$$

(9)

因此得到

$$\int_{r_1}^{r_0} \left[\ln \frac{R}{r} \right]^n \frac{dr}{r} = \int_{r_1}^{r_0} \left[\frac{1}{2} \ln \left(1 + \frac{R_0^2}{r^2} - \frac{r_0^2}{r^2} \right) \right]^n \frac{dr}{r}$$

(10)

$$\int_{r_1}^{r_2} \left[\ln \frac{R}{r} \right]^n \frac{dr}{r} = \int_{r_1}^{r_2} \left[\frac{1}{2} \ln \left(1 + \frac{R_0^2}{r^2} - \frac{r_0^2}{r^2} \right) \right]^n \frac{dr}{r}$$

(11)

把式(10)和(11)代到式(6)和(7)中, 并考虑到修正理论模型的需要, 引入修正系数 W , 于是有

$$F = 2W\pi r_1 t_0 (\sigma_{r_1} e^{\frac{\pi}{2}\mu} + \sigma_b)$$

(12)

式中 W 为 1 左右的正数, 其值由神经网络确定。

式(12)中 F 为板料瞬时半径 r_0 的函数, 使得式(13)成立的 r_0 将取得最大拉深力:

$$\frac{\partial F}{\partial r_0} = 0$$

(13)

为了便于与神经网络结合并求得在拉深过程中拉深力的变化, 采用数值法求解式(12)。式(10)和(11)用高斯积分法求解。在求解式(12)时, 以一定步长递减 r_0 , 即可求得在拉深过程中不同时刻的拉深力, 对各个时刻的拉深力进行比较, 进而求得最大拉深力。

2 正交试验分析

正交试验法可以大规模减少试验次数, 同时由

于其均匀搭配的性质^[7], 仍然能够比较全面地反映试验规律, 因此本文采用正交设计法进行试验。

2.1 实验条件

试验采用自行开发的拉深用润滑油评定试验系统。该系统由计算机数据采集系统、数据分析系统、试验压机及传感器等组成, 可直接测算法兰下的摩擦系数及最大拉深力^[8]。

试验中工艺参数为: 板厚 0.7 mm; 凸模速度 5 mm/s; 凸凹模间隙(单边) 0.77 mm。

2.2 正交试验设计

选用 $L_9(3^4)$ 正交表, 如表 1 所示, 选取凹模圆角半径 r_d 、凸模圆角半径 r_p 、单位面积压边力 p 、润滑油牌号作为变化因子, 每因子选取 3 水平。忽略各因子间的交互作用, 选取板料半径 R_0 为 40 mm 时测得的数据进行方差分析。为了测得极限拉深比, 在 R_0 为 37, 38, ..., 43 时同样进行试验, 每次试验重复 3 次, 所以实际上试验的次数为 40×3 次。

表 1 正交试验因素、水平表

Table 1 Factors and levels of orthogonal tests

Level	A	B	C	D
	r_d/mm	r_p/mm	Type of lubricant	p/MPa
1	3.0	3.0	C	2.3
2	5.0	5.0	G	2.7
3	7.0	7.0	H	3.0

2.3 试验结果分析

为方便数据处理, 对数据进行了变换。由表 2 可见, 润滑油、凹模圆角半径、压边力均在 1% 的显著水平上与最大拉深力相关。影响最大拉深力的主次顺序为润滑油、凹模圆角半径、压边力、凸模圆角半径(数据直接从试验系统读取, 单位是 kg)。

3 神经网络与理论分析、正交试验的结合

BP 网络是神经网络中应用最为广泛的一种, 它具有很强的非线性映射能力, 无需建立数学模型, 只需大量样本数据即可实现从 R^m (输入节点数) 空间到 R^n (输出节点数) 空间的高度非线性映射, 三层 BP 网络可以按任意所需精度逼近任一非线性连续函数^[9]。本文采用三层带动量项的 BP 网络, 训练及输出前对数据进行规范化处理。由于 BP

表2 最大拉深力的方差分析

Table 2 Variance analysis of maximum drawing load

	A	B	C	D	$F_{\max}/\text{kg}$			$F' = F - 3500$			Total
	r_d	r_p	Lubricant	p	1	2	3	1	2	3	
1	1	1	1	1	3 634.2	3 653.1	3 657.9	134.2	153.1	157.9	445.2
2	1	2	2	2	3 784.4	3 721.2	3 752.8	284.4	221.2	252.8	758.4
3	1	3	3	3	3 562.9	3 586.7	3 578.8	62.9	86.7	78.8	228.4
4	2	1	2	3	3 667.3	3 673.7	3 697.4	167.3	173.7	197.4	538.4
5	2	2	3	1	3 515.5	3 531.3	3 519.5	15.5	31.3	19.5	66.3
6	2	3	1	2	3 681.6	3 677.7	3 665.8	181.6	177.7	165.8	525.1
7	3	1	3	2	3 497.9	3 529.6	3 509.8	- 2.1	29.6	9.8	37.3
8	3	2	1	3	3 620.6	3 612.1	3 616.3	120.6	112.1	116.3	349.0
9	3	3	2	1	3 624.6	3 627.4	3 631.2	124.6	127.4	131.2	383.2
I	1 432.0	1 020.9	1 319.3	894.7							
II	1 129.8	1 173.7	1 680.0	1 320.8							
III	769.5	1 136.7	332.0	1 115.8							
S	24 446.2	1 412.1	108 221.1	10 091.5							
V	12 223.1	706.0	54 110.6	5 045.8							
F	55.7	3.2	246.6	23.0							

$$F_{0.05}(2, 18) = 3.55, F_{0.01}(2, 18) = 6.01$$

$$T = 3331.3$$

$$CT = T^2/27 = 411\,020.7$$

$$S_{\text{All}} = 148\,120.2; S_{\text{Error}} = 3\,949.3$$

网络算法已经相当成熟且论述颇多^[10, 11], 故本文略去对其算法及原理的阐述。训练网络时, 本文采用的网络拓扑结构为3层网络, 各层节点数为5, 8和1。学习率 $\eta = 0.9$, 动量 $\alpha = 0.7$, 误差 $e = 0.0001$ 。

3.1 样本选择

神经网络需要大量样本来训练网络权值, 然而又存在过学习的问题^[10], 即样本数存在一个最佳值, 但最佳值是多少却难以确定。对此问题本文提出采用正交试验数据作为神经网络训练样本。由于正交试验均匀搭配的性质, 这不但大量减少了试验次数, 而且基本保证了网络映射的全面性和准确性。由于正交试验提供的样本有限(40个), 除正交试验外另补做一批试验, 样本总数为53个。

神经网络的每一训练样本包含6个成员: 1) r_d , 2) r_p , 3) p , 4) μ , 5) R_0 , 6) 修正系数 W 。其中第1到第5个变量为输入值, 第6个量为输出值。 W 的取得方法如下: 试验时同时记录样本中前5个变量值及实测的最大拉深力, 计算相应的理论值, $W = F_{\text{实测}}/F_{\text{理论}}$ 。

3.2 自适应网络误差修正

刚训练好的网络仍然难免存在局部误差, 对此问题采用的解决方法如下: 对于预测精度不满足要求的实例, 将其实测的输入、输出加入到原样本集中, 重新训练。实践表明, 这样做能取得较高的精度和较好的稳定性。

3.3 应用神经网络技术修正理论模型误差

用神经网络处理正交试验数据, 进而确定综合

工艺修正系数 W , 然后把各个工艺参数、板料基本力学参数及 W 带入理论公式计算 F 值, 从而提高了理论公式的准确性, 扩大了系统适用范围。因为如果没有理论分析, 则正交试验与神经网络仅可预测计算一种材料的最大拉深力, 而如果没有正交试验与神经网络, 又难以确定 W , 使得系统精度受限, 所以系统实现了三者的有机结合。

4 计算结果讨论

用建立的系统进行计算, 得到一系列关于最大拉深力的单变量函数示意图及拉深中拉深力变化示意图。图中 Theoretical 曲线表示未用神经网络修正的理论曲线, NN 曲线则是用神经网络进行模型误差修正后的系统预测曲线, Experimental 曲线为试验实测值。

图2显示了当其余参数都固定时, 最大拉深力随板厚方向性系数 R 变化的单值函数曲线。图3则显示了最大拉深力随硬化指数 n 变化的单值函数曲线。最大拉深力随着 R 值的增大而减小, R 值的变化范围是从0.8到2.6。随着 n 值的增大, 最大拉深力随之减小。图2和图3与 Leu^[3], Chiang 和 Kobayashi^[6]的研究结果一致。

图4显示了当其余参数都固定时, 最大拉深力随材料常数 K 变化的单值函数曲线。最大拉深力随 K 值的增加而明显增大。

图5显示了当其余参数都固定时, 最大拉深力随凹模圆角半径 r_d 变化的单值函数曲线。图中显

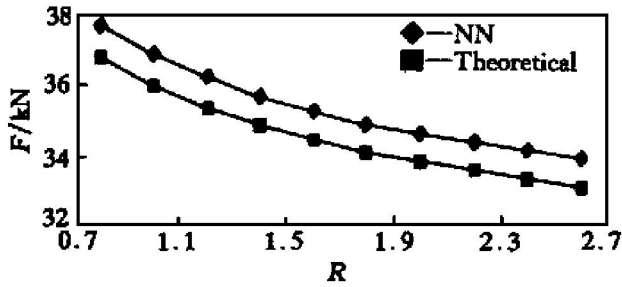


图 2 最大拉深力与板厚方向性系数 R 的函数关系图

Fig. 2 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of normal anisotropy value R

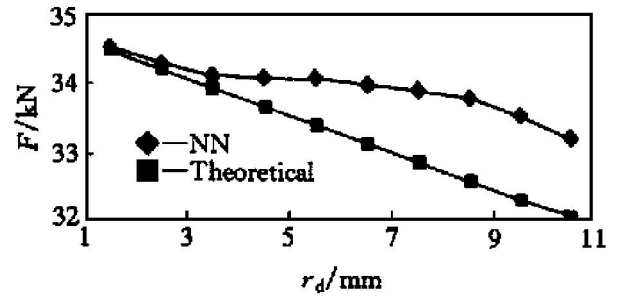


图 5 最大拉深力与凹模圆角半径 r_d 的函数关系图

Fig. 5 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of radius of die arc r_d

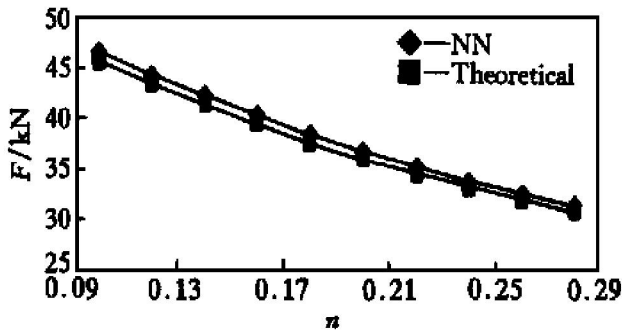


图 3 最大拉深力与硬化指数 n 的函数关系图

Fig. 3 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of strain-hardening exponent n

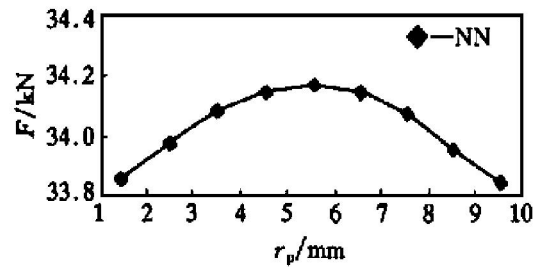


图 6 最大拉深力与凸模圆角半径 r_p 的函数关系图

Fig. 6 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of radius of punch arc r_p

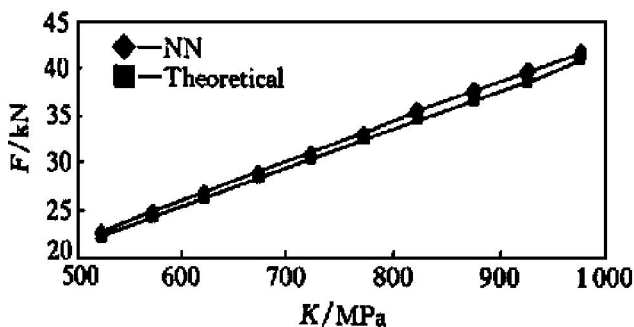


图 4 最大拉深力与材料常数 K 的函数关系图

Fig. 4 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of material constant K

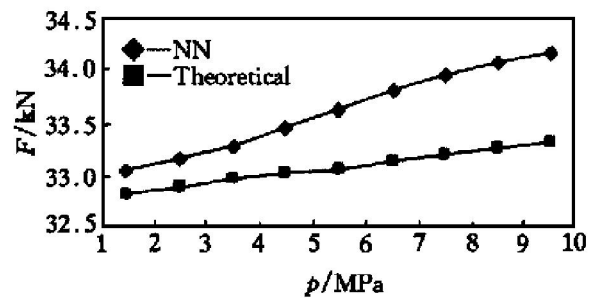


图 7 最大拉深力与单位面积压边力 p 的函数关系图

Fig. 7 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of blank-holder pressure p

示随凹模圆角半径的增大最大拉深力并不是象理论公式预测的那样呈线性减小。这说明神经网络对理论模型进行了较明显的修正。

图 6 显示了最大拉深力随凸模圆角半径 r_p 变化的单值函数曲线。由于理论公式中没有考虑 r_p 的影响, 所以图中没有理论曲线。随 r_p 增大, 最大拉深力先增加后减小, 且其变化幅度较小, 这与正交试验的结果一致。

图 7 显示了最大拉深力随单位面积压边力 p 变化的单值函数曲线。从图 7 可看出神经网络对理

论模型作了较大的修正, 其曲线斜率大于理论曲线斜率。这是因为在实际条件下, 随 p 增大, 摩擦系数会同时非线性增大, 其增大速度大于 p 的增加速度^[12], 所以图 7 中曲线的斜率必然有所上升。而在理论公式中无法确定其相互关系, 这必然会带来一定误差。

图 8 显示了最大拉深力随平均摩擦系数 μ 变化的单值函数曲线。随 μ 增大最大拉深力有较明显的增大。

图 9 显示了最大拉深力随板料原始半径 R_0 变化的单值函数曲线。 R_0 对最大拉深力的影响最为显著。

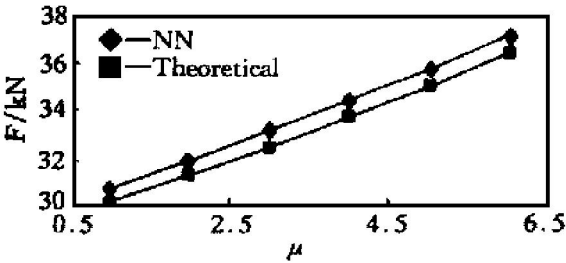


图 8 最大拉深力与平均摩擦系数 μ 的函数关系
Fig. 8 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of friction coefficient μ

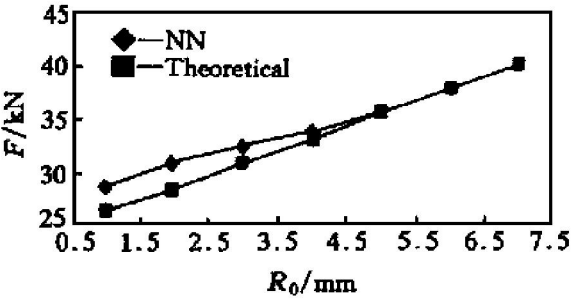


图 9 最大拉深力与板料原始半径 R_0 的函数关系
Fig. 9 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of radius of blank R_0

图 10 显示了最大拉深力随板料厚度 t_0 变化的单值函数曲线。随 t_0 增大, 最大拉深力有较明显的增大。

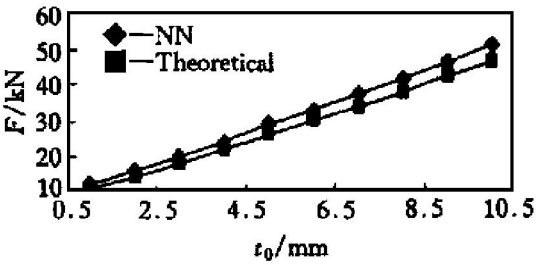


图 10 最大拉深力与板料厚度 t_0 的函数关系
Fig. 10 Calculated variation of maximum drawing load F as a function of thickness of blank t_0

图 11 显示了在拉深过程中, 拉深力随凸模行程 h 变化的函数曲线图。在初始阶段系统预测值偏小, 这是因为理论公式没有考虑到拉深初始阶段时凸模的影响, 并且神经网络样本中没有瞬间拉深力的样本, 不能起到修正作用。这也可以解释为凸模圆角半径对最大拉深力的影响不大, 因为最大拉深力出现在拉深过程的中期, 这时板料凸模圆角部分的成形已经结束(与试验一致)。

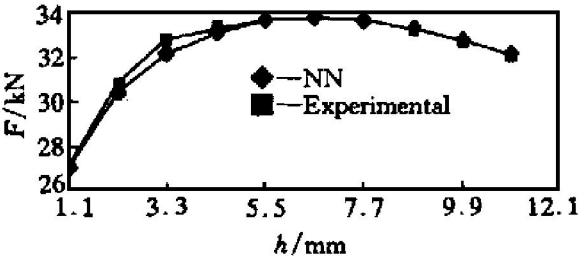


图 11 拉深力随凸模行程 h 的变化曲线
Fig. 11 Calculated variation of drawing load F as a function of punch stroke h

5 计算精度比较及分析

从表 3 可以看出, 系统预测达到很高的精度, 其相对误差仅为 1% 左右, 而未经修正的理论公式的误差则为 5% 左右。由于系统在理论分析的基础上采用神经网络技术进行误差修正, 实践证明, 这一方法取得了令人满意的效果。

6 结论

本文在理论分析的基础上应用人工神经网络技术进行理论模型误差修正, 采用正交设计法进行试验以获得训练神经网络所需样本, 对刚训练好的网络进行自适应修正。系统具有很高的准确性、可靠性, 具有重要的工程意义。用系统进行理论分析, 得到一系列准确可靠的拉深力函数曲线, 这对于更好地理解拉深过程有重要的理论意义。

表 3 系统预测值、理论值精度比较

Table 3 Accuracy comparison between system prediction and theoretical value

r_d/mm	r_p/mm	p/MPa	μ	R_0/mm	Predicted value by system		Theoretical value		Experimental data
					F_t/N	Error/%	F_t/N	Error/%	
3.0	3.0	2.5	0.241	38.0	34346.1	0.35	31426.0	8.82	34466.0
3.0	5.0	2.8	0.249	39.0	36586.7	0.29	34777.7	5.22	36693.0
7.0	5.0	3.1	0.235	40.0	36292.6	0.29	35193.5	2.75	36187.0

[REFERENCES]

- [1] Hill R. The Mathematical Theory of Plasticity [M]. Clarendon, Oxford, 1950.
- [2] Leu D-K. Prediction of the limiting drawing ratio and the maximum drawing load in cup-drawing [J]. Int J Mach Tools Manufact, 1997, 37(2): 201- 213.
- [3] Leu D-K. Prediction of the maximum drawing load in the cup-drawing process of sheet metals [J]. J Mater Proc Technol, 1997, 72: 256- 261.
- [4] ZHANG Zh-liang(张质良), XIAO Zh-da(肖志达) and WU Nian-sheng(吴年盛). 板料拉深过程最佳参数的研究 [J]. Die and Mould Technology(模具技术), 1997, (1): 17- 21.
- [5] YIE You(叶 又), PENG Ying-hong(彭颖红) and RUAN Xue-yu(阮雪榆). 三维板料成形过程的数值模拟 [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University(上海交通大学学报), 1998, 32(5): 6- 9.
- [6] Chiang D C and Kobayashi S. The effect of anisotropy and work hardening characteristics on the stress and strain distribution in deep drawing [J]. J Eng Ind Trans ASME, 1966, 88: 443.
- [7] ZHANG Zh-liang and CHEN Li. Study of the friction characteristics of lubricants and their affecting factors during drawing [J]. J Mater Proc Technol, 1997, 63: 144- 147.
- [8] HE Dair-nong(何丹农) and SHEN Li-bing(沈利冰). 研究拉深过程中的摩擦系数分布 [J]. Metal Forming Technology(金属成形工艺), 1998(16): 37- 39.
- [9] ZHANG Li-ming(张立明). Models and Application of Artificial Neural Networks(人工神经网络的模型及其应用) [M]. Shanghai: Fudan University Press, 1992.
- [10] Myllykoski P and Larkiola J. Development of prediction model for mechanical properties of batch annealed thin steel strip by using artificial neural network modelling [J]. J Mater Proc Technol, 1996, 60: 399- 404.
- [11] ZHANG Xing-quan(张兴全), PENG Ying-hong(彭颖红) and RUAN Xue-yu(阮雪榆). Ti-17 合金本构关系的人工神经网络模型 [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals(中国有色金属学报), 1999, 9(3): 590- 595.
- [12] SHEN Wei-li(沈伟理). 拉深过程摩擦规律研究 [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 1987: 43- 45.

Artificial neural network based intelligent system for prediction of drawing load

L Ü Dong¹, DING Ke¹, HE Dai-nong¹, ZHANG Yong-qing¹,
RUAN Xue-yu¹, PENG Da-shu², JIANG Yong²

(1. National Die and Mould Engineering Research Center,
Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, P. R. China;

2. Department of Materials Science and Engineering,
Central South University of Technology, Changsha 410083, P. R. China)

[Abstract] With the combination of the mathematical theory of plasticity, orthogonal test and the technology of artificial neural network, an intelligent prediction system was established to calculate the drawing load of cup-drawing precisely. According to Hill's anisotropic theory, a new theoretical formula was derived to compute the drawing load variations and the maximum drawing load. The technological parameters affecting the maximum drawing load were analyzed by applying orthogonal tests and the following conclusions are drawn: 1) At the notability level of one percent, the maximum drawing load is relevant to blank-holder pressure, the radius of the die arc, and the type of lubricant; 2) The most notable factor affecting the maximum drawing load is the type of lubricant, the second is the radius of the die arc, then the blank-holder pressure and the radius of the punch arc. By applying the artificial neural network, the theoretical formula and the experimental data were combined so that the model error of the theoretical formula was mended, which enhances the accuracy of prediction. Two key problems encountered in the application of BP network were discussed and the solutions were given. Then the intelligent prediction system was constructed, which is not only practically applicable in engineering, but also valuable for the better understanding of the cup-drawing behavior of sheet metal.

[Key words] drawing loads; mathematical theory of plasticity; orthogonal tests; artificial neural network

(编辑 袁赛前)