DOI: 10.3901/JME.2013.04.044

基于灰色理论和 GA-BP 的拉延筋参数反求*

谢延敏 王新宝 王智 胡静

(西南交通大学先进设计与制造技术研究所 成都 610031)

摘要: 采用灰色关联分析对影响拉延筋阻力的因子进行分析, 获得主要的影响因子。利用拉丁超立方试验设计方法对主要因子进行取样, 利用 DYNIFORM 软件对方盒件成形进行仿真, 得到样本数据。以成形件中的减薄、增厚和主应变为输入, 以拉延筋几何参数为输出, 建立拉延筋参数的反求模型。利用遗传算法优化反向传播(Back propagation, BP)网络权值, 通过与单纯使用 BP 进行映射得出的几何参数预测值进行比较, 该模型的精度得到很大提高, 表明基于遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化的 BP 神经网络的模型能极大提高预测能力。基于 GA-BP 模型, 以拉延筋几何参数为输入, 增厚为输出目标, 利用训练好的优化权值, 获得拉延筋几何参数与成形件增厚的非线性映射关系式, 并再次利用遗传算法对其优化, 获得最佳的拉延筋几何参数。通过比较优化前后的数值仿真结果, 优化后的拉延筋能极大地提高板料成形性能。

关键词: 灰色关联分析 拉延筋 反向传播神经网络 遗传算法 反求优化

中图分类号: TG386

Parameter Inverse Problem for Drawbeads Based on the Gray Theory and GA-BP

XIE Yanmin WANG Xinbao WANG Zhi HU Jing

(Institute of Advanced Design and Manufacturing, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031)

Abstract: The factors influencing drawbeads force are firstly analyzed making use of gray relational analysis, and the main factors are obtained. Making use of Latin hypercube, the main factors are sampled. The box forming is simulated with DYNIFORM, and the sample objective data are obtained. The thinning and thickening and major strain are selected as input parameters, and drawbeads geometry parameters are selected as output objective. The inverse model of drawbeads geometry parameters is established. The back propagation(BP) network weights are optimized with genetic algorithm(GA). Compared with the predictive values by BP, the parameters values by GA-BP are more accuracy, and its accuracy can be greatly improved. It showed the GA-BP mapping can greatly improve the predictive capability. Based on the GA-BP, the nonlinear function of the forming thickening and drawbeads geometry parameters is obtained making use of the optimized weights, and the function is optimized with GA. Finally the optimum geometrical parameters of drawbeads are obtained. The numerical simulations of box before optimization and after optimization are compared. The results show the optimized drawbeads can greatly improve the formability of sheet metal forming.

Key words: Gray relational analysis Drawbeads Back propagation neural network Genetic algorithm Inverse and optimization

0 前言

覆盖件具有结构尺寸大, 型面形状复杂, 对尺寸精度以及表面粗糙度的要求较高。拉延筋成为覆盖件成形过程中拉延张力的提供者。很多大型的模具为了获得较好的拉延力, 需要不断对拉延筋几何参数进行打磨, 这极大地增加了制模的成本和时间,

因此, 在当工艺人员已知所求目标的前提下, 反求拉延筋的几何参数将具有重要意义。

由于金属成形过程是一个高度非线性过程, 传统的优化算法需要解决迭代调正问题, 导致收敛速度慢, 为此韩利芬^[1]等采用了神经网络模型来反求参数。郑刚等^[2]利用响应面模型和遗传算法(Genetic algorithm, GA)进行拉延筋几何参数的优化。本文利用灰色关联分析确定拉延力的主要影响因素和 GA 遗传算法-反向传播(Back propagation, BP)神经网络对拉延筋几何参数进行反求。

目前对拉延筋的模拟主要有两种方式。一种是

* 国家自然科学基金资助项目(51005193, 51275431)。20120607 收到初稿, 20121128 收到修改稿

建立拉延筋的真实几何模型^[3], 这种方式需要将靠近拉延筋的部位网格细化, 而且拉延筋几何参数优化过程中需要对拉延筋进行网格重划分, 计算效率差; 另一种是提供一种等效的拉延筋形式^[4]代替完整几何形式, 本文采用等效拉延筋模型, 直接以拉延筋的几何参数作为变量, 通过代理模型, 得到筋参数与成形质量的映射关系, 提高优化效率。

1 拉延筋阻力灰色关联分析

1.1 灰色关联分析理论

灰色关联主要是用来解决事物之间不确定的关联或者是因子对主行为之间不确定的关联。灰色关联分析的主要任务是基于行为的微观或宏观几何接近, 以分析和确定因子间的影响程度或因子对主行为的贡献测度。研究表明, 将灰色理论应用到板料拉深成形稳健设计中, 可以显著地提高成形性能^[5]。等效拉延阻力的大小与材料的性能参数、板厚、拉延筋几何形状、润滑条件、压边力等有关。在此, 引入灰色关联来确定材料的性能参数、板厚、摩擦因数、拉延筋几何参数等对等效拉延阻力模型的影响程度。

设经过数据变换的基准矢量序列 $X_0 = \{x_0(k), k=1, 2, \dots, n\}$, 目标矢量序列为 $X_i = \{x_i(k), k=1, 2, \dots, n\}$, $i=1, 2, \dots, m$, m 为目标矢量的个数。则 X_i 对于 X_0 在第 k 点的灰色关联系数

$$\psi_i(k) = \frac{\min_{i \in m} \min_{k \in n} |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_{i \in m} \max_{k \in n} |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_{i \in m} \max_{k \in n} |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

式中, ρ 为给定的分辨系数, $\rho \in [0, 1]$, 一般可取 $\rho = 0.5$, $\psi_i(k)$ 是第 k 个时刻时曲线 X_i 相对于参考曲线 X_0 的差值。 $\min_{i \in m} \min_{k \in n} |x_0(k) - x_i(k)|$ 为两级的最小差, $\max_{i \in m} \max_{k \in n} |x_0(k) - x_i(k)|$ 为两级的最大差。

在获得关联系数后, 目标矢量序列 X_i 对于基准矢量序列 X_0 的关联度

$$R_{i0} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \lambda_k \psi_i(k) \quad (2)$$

式中, λ_k 为 X_i 对于 X_0 在第 k 点的灰色关联度系数的重要程度, 即权重。

关联度 R_{i0} 越大, 表示矢量序列 X_i 与 X_0 越接近, 当 $R_{i0} = 1$ 时, 说明目标矢量与基准矢量相同。同时关联度的大小也能说明目标矢量对基准矢量的

相对影响程度, 即拉延筋几何参数等对等效拉延阻力模型的影响程度。

1.2 等效拉延阻力模型

目前对拉延筋阻力的模拟分为两种: 一种是建立真实的拉延筋几何模型, 在拉深和弯曲中承受弯曲反弯曲线力和拉深阻力, 需要将模型进行网格细分, 且每次更改几何参数都需要重新划分网格, 非常耗时; 另一种是由一条等效拉延筋线来代替完整拉延筋几何形状, 这里为计算方便, 采用等效拉延筋模型。等效拉延阻力模型选取著名的 Weidemann 拉延阻力模型, 该模型将板料通过拉延筋时分成了两个部分: 板料经过凸凹筋圆角时需要克服摩擦阻力以及板料通过拉延筋时发生弯曲(图 1 中 A、B、E)和反弯曲(图 1 中 C、D、F)而引起的变形阻力, 模型中拉延筋的几何参数如图 1 所示, 图 1 中 R_g 为凹筋圆角半径, R_b 为凸筋圆角半径。

图 1 拉延筋示意图

Weidemann 中各参数与拉延阻力关系见式(3)

$$F_{\text{DBRF}} = \delta l \left\{ \frac{2\mu p}{\delta} \exp(4\mu\varphi) + \frac{2\sigma_{0.2}}{\sqrt{3}} \left[\left(\frac{\exp(\mu\varphi)}{4 \left(R_g + \frac{\delta}{2} \right)} + \frac{1}{4 \left(R_g + \frac{\delta}{2} \right)} + \frac{1}{4 \left(R_b + \frac{\delta}{2} \right)} \right) \exp(2\mu\varphi) + \left(\frac{1}{4 \left(R_g + \frac{\delta}{2} \right)} + \frac{1}{4 \left(R_b + \frac{\delta}{2} \right)} \right) \exp(\mu\varphi) + \frac{1}{4 \left(R_g + \frac{\delta}{2} \right)} \right] \right\} \quad (3)$$

式中, F_{DBRF} 为拉延阻力; φ 为弯曲角; l 为拉延筋的筋长; p 为单位长度上的等效压边力; δ 为板材厚度; $\sigma_{0.2}$ 为板料屈服强度; μ 为摩擦因数。

1.3 拉延筋阻力模型因子的灰色关联分析

以汽车覆盖件为例, 常用的汽车覆盖件的材料

参数如表1所示。在车身冲压件中,常用的板料厚度为0.7~0.8 mm、1.0 mm、1.2 mm、1.7 mm^[6],本文选取的是半圆形拉延筋、选取筋宽度、筋高度、筋凸肩半径和凹筋半径。摩擦因数选为0.1~0.2,单位长度上等效压边力为1.2~3.0 MPa,拉延筋的筋长为100 mm。

表1 不同材料的参数

材料类型	厚向异性系数	屈服强度	抗拉强度	真应力	强度系数	硬化指数
低碳钢	1.55	181.75	326.8	0.41	556	0.21
高强度钢	0.92	329.75	601	0.25	950	0.16
铝合金	0.59	122.25	223	0.28	402	0.24

表2 不同因子对拉延筋阻力的关联度

因子水平	拉延阻力/kN	凸筋半径/mm	厚度/mm	摩擦因数	筋长/mm	凹筋半径/mm	筋高/mm	屈服强度/MPa	凸凹筋间隙/mm	压边力/MPa
1	15.93	3	1.2	0	100	1	8	181.75	0.89	1.2
2	291.17	4	1.0	0.01	150	2	10	329.75	1.00	2.0
3	1 244.9	5	0.8	0.02	200	3	11	122.25	1.117	3.0
关联度	1.000	0.710	0.663	0.812	0.720	0.742	0.702	0.710	0.694	0.732

2 BP神经网络

2.1 BP神经网络模型

BP网络^[8]是一种多层前馈神经网络,由于其神经元的变换函数为S形函数,因此输出量为0~1的连续量,它可以实现从输入到输出的任意的非线性映射。如图2所示, f_{1x} 、 f_{2x} 、 $f_{3x}(x=1,2,\dots,n)$ 分别是神经网络的输入层、隐含层和输出层,当确定了BP的网络结构之后,利用输入和输出样本对其训练,也即对网络的权值和阈值进行学习和调整,以使网络实现给定的输入输出映射关系,因此BP网络具有强大的泛化功能。

图2 BP网络基本结构

BP网络由信息的正向传播和误差的反向传播组成,在正向传播过程中,输入的信息从输入层经隐含层传递到输出层,其中每一层神经元只对下一

利用灰色关联分析,得出了等效拉延阻力与其参数之间的关系,如表2所示的各因子与拉延阻力关联的程度。从表2中可以看出对拉延筋阻力影响最明显的是摩擦因数,而其余的因子则对拉延筋阻力影响能力相仿。由于在实际的生产中,特别是汽车覆盖件,板料的厚度是一定的,对于汽车覆盖件成形,材料一般都是给定的。生产中,覆盖件表面在进行喷漆之前需要进行彻底的清洗。表面任何油污和微粒都会影响表面质量,因此在覆盖件成形中一般不使用润滑剂^[7]。在与实际生产相适应的前提下选取凸筋半径、凹筋圆角半径、筋高和压边力作为主要影响拉延阻力的因素。

层的神经元进行影响。传递到输出层的值在没有达到预期的输出时,则计算其误差值,然后转入反向传播,以与正向传播相反的顺序传回来修改各层神经元的权值,直至达到期望目标。其中输入层到输出层采用的是S形函数传递,其表达式为

$$a_{li} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{j=1}^r w_{lij} x_j + b_{li}\right)} \quad i=1,2,\dots,s_1 \quad (4)$$

$$a_{2k'} = w_{2k'i} a_{li} + b_{2k'} \quad i=1,2,\dots,s_1 \\ k'=1,2,\dots,s_2 \quad (5)$$

式中, a_{li} 为输入经过隐含层传递函数后的输出, $a_{2k'}$ 为隐含层经过输出层传递函数后的输出, x_i 为样本输入; y_i 为样本输出; w 、 v 为各层权值; b_{li} 、 $b_{2k'}$ 为各层阈值。

网络层数:理论已经证明,具有偏差和至少一个S形隐含层加上一个线性输出层网络,可以逼近任何有理函数,因此选取两层神经网络进行逼近。

隐含层神经元数:为获得较高的训练精度,在采用一个隐含层的前提下,可以通过增加隐含层神经元数目来增加,但是为了防止“拟合不协调”现象,需要选取一个训练时间短,训练精度高的数目,如表3所示,经过多次试验,当隐含层神经元数目为30个时,效果最好。

表 3 隐层节点数对步数误差影响

隐节点数	步数	误差/ 10^{-6}
18	54	9.66
20	21	9.10
23	13	6.75
25	24	6.97
28	13	8.40
30	12	6.60
32	32	6.85

传递函数: 输入层到隐含层采用 tan-sigmoid 函数, 隐含层到输出层采用线性传递函数。算法函数采用 L-M 算法, 其中权值通过相应的算法进行修正。

2.2 拉丁超立方选取样本

拉丁设计^[9]是一种基于随机抽样的试验设计方法, 具有均衡分散性和整齐可比性等特点。它将每一个变量因子的空间均匀的划分成若干个设计水平, 然后从每个设计变量中随机抽取一个不同的设计水平, 这些水平生成一个设计组合, 进行反复的抽样, 直到所有的样本点每一个水平都被抽取过, 且只被抽取一次。在此获得 40 组样本值, 并其中 32 组用来训练, 剩余 8 组用来测试。

3 遗传算法优化 BP 神经网络

为了获得较好的初始权值和阈值, 避免网络陷入麻痹, 引入遗传算法对神经网络的初始权值和阈值进行优化。优化步骤如下所述。

(1) 将神经网络的随机生成的所有初始权值编码成二进制码串。

(2) 计算神经网络的适应度函数为误差平方和 (Sum of squares for error, SSE), 并将其用作适应度函数, 误差越大的话, 适应值越小。

(3) 对于适配值大的个体将会被直接遗传给下一代, 剩余的则按照适配值确定的概率遗传。

(4) 对个体进行交叉变异等操作处理, 然后产生下一代种群。

(5) 重复步骤(2)、(3), 直到产生满意解。

采用 Matlab 中的遗传算法工具箱对神经网络的初始权值及阈值进行优化, 种群规模取为 50, 遗传代数取为 100, 适应度函数为误差平方和。选择采用几何规则排序法, 该算法可以保证优于均值的适应度的个体可以传递到下一代。

交叉: 算数交叉, 假若是在 x_1^n 和 x_2^n 两个个体之间进行算数交叉, 则交叉之后个体变为

$$\begin{aligned} x_1^{n+1} &= ax_1^n + (1-a)x_2^n \\ x_2^{n+1} &= ax_2^n + (1-a)x_1^n \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $a \in [0, 1]$ 。

变异: 为采用非均一概率分布的非均一变异。设 $\mathbf{x} = (x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n)$ 为变异前的个体, $\mathbf{x}' = (x_1' \ x_2' \ \cdots \ x_n')$ 为变异后的个体, 在其中的变异点 x_m 处, 其基因的取值范围是 $x_m' = [x_m^l, x_m^r]$, 则新的个体基因

$$x_m' = \begin{cases} x_m + \Delta(k, x_m - x_m^l) & \text{rand}(0,1)=0 \\ x_m + \Delta(k, x_m^r - x_m) & \text{rand}(0,1)=1 \end{cases} \quad (7)$$

式中, rand(0,1)为随机取 0 或 1 的专用函数, k 为迭代的次数, Δ 为 k 代时变异前个体与最大或最小个体之差。利用上述的优化方法对 BP 进行训练优化, 获得最优初始权值和阈值, 并得到 BP 的输入输出映射关系。

4 GA-BP 在方盒件成形中的应用

4.1 方盒件冲压成形有限元仿真

板料采用高强度钢板, 板厚为 1 mm, 主要参数如表 4 所示。

表 4 高强度材料参数

弹性模量 /GPa	泊松比	屈服应力 /MPa	硬化系数 /MPa	摩擦 因数	各向异性 系数
206	0.28	330	650	0.125	1.023

采用 DYNIFORM 软件对盒形件成形进行仿真, 如图 3 所示, 为其 1/4 模型, 凹模型腔尺寸为 200 mm×200 mm×30 mm, 转角半径为 17 mm, 倒角半径为 6 mm^[10]。

图 3 方盒件 1/4 模型

4.2 GA-BP 模型的建立

采用 DYNIFORM 仿真软件, 单元选取为四边形动态非线性壳单元(BT 壳单元)^[11], 冲压速度设置为 6 000 mm/s, 冲压行程为 36 mm。

基于拉丁超立方所得的样本, 对方盒件成形进行仿真, 选定安全余量为 10%, 认为在成形极限曲

线最高曲线之下 10% 的曲线为安全成形曲线, 最后获得成形件增厚值、减薄值和主应变的数值, 作为反求拉伸筋参数输入值, 拉伸筋几何参数作为输出值。将仿真得出的 40 组数据的 32 组作为神经网络的训练样本, 后 8 组作为验证样本, 如表 5 所示。

表 6 所示为利用 BP 网络预测的 8 组值和 GA-BP 预测的 8 组值。图 4~7 为利用 BP 网络和 GA-BP 进行预测得出的拉伸筋宽度、凹筋圆角半径、压边力以及筋高的相对误差, 可看出利用 GA 优化后的 BP 可以比较显著地接近期望值, 预测精度高。

表 5 GA-BP 模型测试的样本数据

凸筋 宽度/mm	凹筋圆角半径 /mm	筋高 /mm	压边力 /kN	增厚量 /mm	变薄量 /mm	主应变
8.29	3.36	9.72	14.29	0.123	0.276	0.347
8.02	3.26	9.51	19.36	0.131	0.276	0.365
8.31	3.37	9.73	14.91	0.134	0.277	0.367
9.78	3.92	10.84	13.82	0.200	0.272	0.327
7.09	2.91	8.82	18.11	0.034	0.262	0.411
7.32	3.00	8.99	15.39	0.046	0.263	0.408
6.83	2.81	8.62	12.10	0.041	0.260	0.401
7.54	3.08	9.15	16.40	0.045	0.261	0.405

表 6 期望输出与预测输出对比

期望输出				BP 预测输出				GA-BP 预测输出			
筋宽 /mm	凹筋半径 /mm	筋高 /mm	压边力 /kN	筋宽 /mm	凹筋半径 /mm	筋高 /mm	压边力 /kN	筋宽 /mm	凹筋半径 /mm	筋高 /mm	压边力 /kN
8.29	3.36	9.72	14.3	8.70	3.51	10.03	14.2	8.66	3.49	9.99	14.6
8.02	3.26	9.51	19.4	8.26	3.42	9.40	16.3	7.78	3.19	9.38	20.1
8.31	3.37	9.73	14.9	8.50	3.44	9.89	16.4	8.51	3.44	9.88	14.8
9.78	3.92	10.84	13.8	9.42	3.78	10.56	14.1	9.53	3.83	10.65	14.9
7.09	2.91	8.82	18.1	7.19	2.84	8.59	15.2	7.08	2.90	8.81	18.4
7.32	3.00	8.99	15.4	7.55	3.10	8.85	16.2	7.71	3.05	9.09	16.3
6.83	2.81	8.62	12.1	7.10	2.85	8.83	10.5	6.93	2.85	8.70	12.1
7.54	3.08	9.15	16.4	7.35	3.00	8.99	17.4	7.44	3.04	9.08	15.8

图 4 拉伸筋宽度预测的相对误差

图 6 拉伸筋筋高预测的相对误差

图 5 凹筋圆角半径预测的相对误差

图 7 压边力预测的相对误差

4.3 基于 GA-BP 模型对拉延筋参数的优化

拉延筋在工业中主要是为了防止起皱缺陷, 所以优化拉延筋的目标的目的是为了防止起皱缺陷。基于 GA-BP 神经网络模型, 利用优化后的网络输入层到输出层的权值阈值和隐层到输出层的权值及阈值, 代入式(4)、(5)得到目标输出, 这里选用增厚值作为目标输出值, 选用筋宽、凹筋圆角半径、筋高和压边力作为输入, 这样得到多输入单输出的非线性函数关系式, 该函数式极其复杂, 在这里采用遗传优化算法对其进行优化运算, 种群规模为 80, 复制概率为 0.9, 交叉概率为 0.8, 如表 7 所示, 其中 $f(x)$ 为反归一化前的增厚与筋宽、凹筋半径、筋高和压边力的关系式, 经过反归一化后最后的增厚为 0.021 mm。

表 7 迭代步数与反归一化前增厚值 $f(x)$ 关系

步数	$f(x)$	步数	$f(x)$
3	4.249 18	30	4.245 44
6	4.248 84	33	4.245 30
9	4.248 76	36	4.245 30
12	4.247 57	39	4.245 14
15	4.247 14	42	4.245 05
18	4.246 73	45	4.245 04
21	4.246 52	48	4.245 01
24	4.245 76	51	4.245 01
27	4.245 76		

目标达到最优值时筋宽为 6.002 mm, 凹筋圆角半径为 1.999 mm, 筋高 10.999 mm, 压边力为 30 kN。利用优化后的得到的拉延筋几何参数建模仿真。图 8 为拉延筋优化后的方盒件成形极限图(Forming limit diagram, FLD)图形, 图 9 为未加拉延筋的方盒件 FLD 图形, 图 10 为完整的盒形件, 其右半部分为未加拉延力成形效果, 左半部为优化拉延筋后的成形效果。可以看出, 其成形性能得到了很大的改善。

图 8 拉延筋优化后方盒件的 FLD 图

1. 拉裂极限曲线 2. 拉裂安全曲线 3. 安全曲线
4. 起皱临界曲线 5. 起皱极限曲线

图 9 优化前方盒件的 FLD 图

1. 拉裂极限曲线 2. 拉裂安全曲线 3. 安全曲线
4. 起皱临界曲线 5. 起皱极限曲线

图 10 优化后设置拉延筋和未加拉延筋的方盒件成形对比

5 结论

本文引入了遗传算法和 BP 网络构建映射模型, 进行反求优化拉延筋几何参数的研究。

(1) 利用灰色关联分析获得影响拉延筋阻力的关键因素。

(2) 基于拉丁超立方对其抽样, 并建立拉延筋 GA-BP 神经网络模型, 并将得到的拉延筋几何参数与成形效果参数建立映射关系。

(3) 利用遗传算法对映射关系进行优化。

结果表明利用遗传算法优化后的 BP 网络可以更好地逼近期望值, 用该方法反求拉延筋几何参数具有时间短、成本低、精度高等特点。基于灰色理论和 GA-BP 的拉延筋几何参数反求法为生产中的拉延筋布置具有重要的借鉴意义。

参 考 文 献

- [1] 韩利芬, 高晖, 李光耀, 等. 神经网络与遗传算法在拉延筋参数反求中的应用[J]. 机械工程学报, 2005, 41(5): 171-176.
- HAN Lifan, GAO Hui, LI Guangyao, et al. Application of neural network and genetic algorithm to inverse solution of parameters of drawbead[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(5): 171-176.
- [2] 郑刚, 李光耀, 孙光永, 等. 基于近似模型的拉延筋几

- 何参数反求[J]. 中国机械工程, 2006, 17(19): 1988-1992.
- ZHENG Gang, LI Guangyao, SUN Guangyong, et al. Geometrical parameter inverse problem for drawbeads based on the approximate model[J]. China Mechanical Engineering, 2006, 17(19): 1988-1992.
- [3] 陈涛, 高晖, 李光耀, 等. 真实拉延筋参数化建模及其在薄板冲压仿真中的应用[J]. 中国机械工程, 2006, 17(S1): 23-26.
- CHEN Tao, GAO Hui, LI Guangyao, et al. New method of modeling drawbead geometry and its application in sheet metal forming[J]. China Mechanical Engineering, 2006, 17(S1): 23-26.
- [4] 刘艳芳, 施法中, 冯云飞. 等效拉延筋模型在板料成形数值模拟中的具体实现[J]. 机械工程学报, 2005, 41(1): 115-117.
- LIU Yanfang, SHI Fazhong, FENG Yunfei. Elaborate implementation of an equivalent drawbead model in the numerical simulation of sheet metal forming[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(1): 115-117.
- [5] 谢延敏, 于沪平, 陈军, 等. 基于灰色系统理论的方盒件拉深稳健设计[J]. 机械工程学报, 2007, 43(3): 55-58.
- XIE Yanmin, YU Huping, CHEN Jun, et al. Application of grey theory in deep drawing robust design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(3): 55-58.
- [6] 林忠钦. 汽车覆盖件冲压成形仿真[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- LIN Zhongqin. Stamping forming simulation of automobile covering parts[M]. Beijing: China Machine Press, 2005.
- [7] 高凯祁, 胡世光. 遗传算法在覆盖件拉延筋参数优化中的应用[J]. 中国机械工程, 2002, 13(11): 938-940.
- GAO Kaiqi, HU Shiguang. The application of genetic algorithm in parameter optimization for draw-bead of automobile panel[J]. China Mechanical Engineering, 2002, 13(11): 938-940.
- [8] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagation error[J]. Nature, 1986, 323(9): 533-536.
- [9] HICKERNELL F J. A generalized discrepancy and quadrature error bound[J]. Mathematics of Computation, 1998, 67: 299-322.
- [10] 李海波. 基于 CAE 的拉延筋布置及几何参数优化设计[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2007.
- LI Haibo. Drawbead layout and geometry parameter optimum design based on CAE[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2007.
- [11] BELYTSCHKO T, LIN J I, TSAY C. Explicit algorithms for the nonlinear dynamics of shells[J]. Compute Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1984, 20: 225-251.
-
- 作者简介: 谢延敏(通信作者), 男, 1975 年出生, 博士, 副教授。主要从事先进塑性加工技术仿真和稳健设计等方面研究, 发表论文 30 余篇。
- E-mail: xie_yanmin@swjtu.edu.cn