

文章编号:1000-582X(2012)05-052-05

BP 神经网络和遗传算法用于曲轴填充性能的优化设计

周 杰¹, 卢先正¹, 舒锐志¹, 凌 君²

(1. 重庆大学 材料科学与工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆大江杰信锻造有限公司, 重庆 401321)

摘 要:针对曲轴空间分模模具存在的深型腔难填充结构,提出了采用楔形飞边槽结构改善填充性能的方法。基于 MATLAB 平台,将 BP 神经网络与遗传算法应用于楔形飞边槽结构参数优化设计。首先利用正交试验设计安排试验样本,对所得的样本进行有限元模拟,获得各方案坯料的最小未填充距离,作为 BP 神经网络训练的导师信号。再结合遗传算法,以最小未填充距离为目标,得到楔形飞边槽结构的最优参数。最后通过数值模拟验证并比较遗传算法预测结果与数值模拟结果的误差。结果表明,误差在 5% 以内。将优化参数应用于实际生产,坯料能够完全充满模具型腔,材料利用率由 75.7% 提高到 81.4%,验证了楔形飞边槽结构优化设计的正确性。

关键词:曲轴;楔形飞边槽;神经网络;遗传算法

中图分类号:TG316.3

文献标志码:A

BP neural network and genetic algorithm for the filling properties optimization of crankshaft

ZHOU Jie¹, LU Xian-zheng¹, SHU Rui-zhi¹, LING Jun²

(1. College of Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;
2. Chongqing Dajiang-Jiexin Inc., Chongqing 401321, P. R. China)

Abstract: The structure of wedge flash is proposed to improve the filling properties for deep-cavity structure of crankshaft die with dimensional splitting mold. BP genetic algorithm is applied to optimize the structure parameters of wedge flash based on Matlab. Samples which are selected by orthogonal test are analyzed via FEM, and the minimum unfilled distance obtained are employed to conduct the BP neural network training. Then the optimum parameters with minimum unfilled distance are gained from genetic algorithm. Error between the parameters predicted and the results get from simulations is less than 5%. The productive practice indicates that the cavity is fully filled and the material utilization ratio increases from 75.7% to 81.4%, which confirms the correctness of optimization of wedge flash structure.

Key words: crankshaft; wedge flash; neural network; genetic algorithm

在具有相位角的复杂曲轴模锻成型中,一般有两种成型工艺方案^[1-2]:一种是先采用平面分模,然后用扭拐机将连杆颈扭到所需要的角度;另一种是直接采用空间阶梯分模,其锻造工艺相对复杂。第

一种方案由于需要扭拐机,增加了设备的投入,势必会导致生产成本的增加;因此,为了降低生产成本,期望直接采用模锻方法生产复杂曲轴锻件。但是,由于采用了空间阶梯分模,某一类曲轴模具就会存

收稿日期:2011-12-13

基金项目:重庆市自然科学基金重点资助项目(CSTC2009BA4065)

作者简介:周杰(1965-),男,重庆大学教授,博士生导师,主要从事模具技术及模具 CAD/CAM/CAE、材料成形过程数值模拟仿真与优化;(Tel)023-65111493,(E-mail)a65105410@cta.cq.cn。

在深型腔难填充结构,这就需要改进模锻工艺设计,以利于坯料的填充,提高材料利用率。

近年来,模锻工艺设计注重经验设计与有限元数值模拟技术的结合,可以比较准确地模拟出模锻成形过程^[3-5]。但是,在有限元分析的过程中,数据的准备、归纳和整理,需要花费很多精力、费用和时间,且决定模具结构的几何参数及各工艺因素与目标结果的非线性关系的数学模型也很难建立起来。然而,采用人工神经网络方法无需引入任何假设,便可实现对系统建模。因为在有限元计算过程中可以采集到大量有用的输入和输出数据,利用神经网络可直接对这些样本数据进行“学习”,将输入空间映射为输出空间,经过“训练”和适当选择网络权值后,神经网络便能够反映被控对象的输入与输出之间的关系,掌握控制对象的非线性函数关系,即建立动态参数与成形性能之间的映射关系,从而实现建模过程^[6-8]。然后利用遗传算法来完成针对人工神经网络模型的寻优过程,它只需要由网络响应值转换得来的适应值信息,而无需知道具体的函数形式^[9-12]。

笔者针对曲轴预锻模具楔形飞边槽结构参数的优化,利用 MATLAB 来编写神经网络与遗传算法程序以分别用于建模与优化,并最终获得坯料最优填充效果时,楔形飞边槽结构的具体参数值。

1 传统工艺的改进

在具有相位角的复杂曲轴的模具设计中,通常采用空间阶梯分模,这会使得曲轴部分平衡板对应模具部位存在着深型腔难填充结构,如图 1 所示。为了保证此类结构的填充效果,传统的设计是在预锻件平衡板间设置工艺连皮,预先为终锻平衡块部位储备一定量的材料,以避免预锻成形时将过多的材料挤出型腔形成飞边;同时增大坯料的直径规格,以牺牲材料利用率来达到该部位的完全填充。

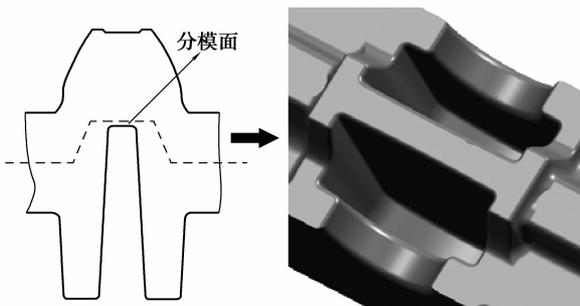


图 1 深型腔结构模具

为了改善曲轴模具深型腔的填充效果,在传统预锻件设计时仅设置工艺连皮的基础上,同时将预

锻模具的常规飞边槽改进为楔形飞边槽^[13-14],如图 2 所示。同时,由于此处为阶梯分模,楔形飞边槽除了具有上斜面(A)、下斜面(B)外,还具有阶梯面上斜面(C)、阶梯面下斜面(D),如图 3 所示。

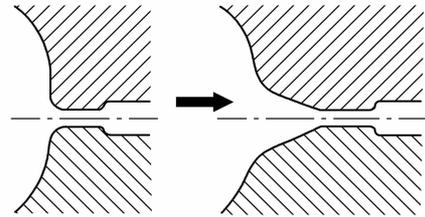


图 2 楔形飞边槽结构

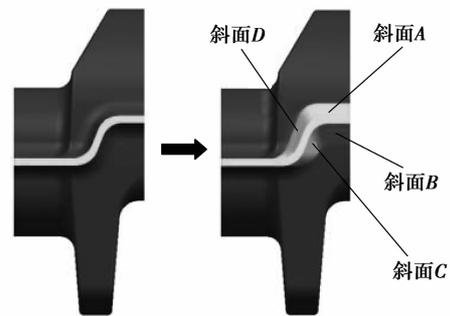


图 3 楔形飞边槽三维结构图

设计楔形飞边槽结构的依据在于:在传统的模具设计中,连杆轴颈对应的模具侧壁几乎垂直于分模面,因此,在上模下行的过程中,模具侧壁与坯料的接触面积较小,且往往会以类似切削的方式切挤坯料,从而使金属材料过早地流向飞边部位;如果采用楔形飞边槽的结构,由于模具侧壁具有一斜面,从而使模具侧壁与坯料的接触面积增大,并且在斜度合适的情况下,模具侧壁会以压入的方式压挤坯料,从而使原本流向飞边处的金属材料能够流向型腔处,起到预锻聚料的作用。其中,上、下斜面的作用主要是轴向聚料;阶梯面上、下斜面的作用主要是径向聚料。从而达到三维方向上的综合聚料效果。

2 BP神经网络建模

楔形飞边槽结构参数的取值,对坯料的填充效果有很大的影响:楔形斜面的斜度过小,则相当于常规飞边槽结构,起不到聚料的效果;若斜度过大,一方面会使金属材料仅聚集于桥部,而减弱向型腔的流动趋势,另一方面增加了终锻时坯料的变形程度,势必加剧模具该部位的磨损而降低模具的寿命。同时,金属材料在楔形飞边槽的作用下,沿轴向和径向的流动具有高度的非线性特征。因此,楔形飞边槽

的形状对坯料填充效果的影响规律比较复杂,若采用常规的数值模拟方法对楔形飞边槽参数进行优化,则可能花费很大的模拟机时和运行成本。而 BP 神经网络是一种单向传播的多层网络系统,具有非常强的非线性映射能力,不需要任何先验公式就可以通过训练自动地总结出实验数据间的非线性函数关系,因而是一种很有效的建模手段,非常适用于塑性成形问题的优化。

这里,将 BP 神经网络应用于楔形飞边槽参数的优化设计中,以上斜面斜度 a 、下斜面斜度 b 、阶梯面上斜面斜度 c 、阶梯面下斜面斜度 d ,作为神经网络的输入参数;以坯料填充效果,即坯料最小未填充距离 L 为输出参数。

2.1 神经网络样本数据准备

由于 BP 网络的训练是一个有导师训练的过程,因此还需要用有限元模拟得出不同楔形飞边槽参数下坯料的最小未填充距离作为导师信号。初始样本的选取,按照正交试验方法^[15]构造各参数间的组合方案。对于各因素水平的取值范围,参照工厂实际生产的经验,上斜面斜度 a 为 $5^\circ \sim 20^\circ$ 、下斜面斜度 b 为 $10^\circ \sim 25^\circ$ 、阶梯面上斜面斜度 c 为 $0^\circ \sim 15^\circ$ 、阶梯面下斜面斜度 d 为 $0^\circ \sim 15^\circ$ 。所构造的试验因素水平表如表 1 所示。

表 1 正交试验因素水平表

水平	因素 $a/(^\circ)$	因素 $b/(^\circ)$	因素 $c/(^\circ)$	因素 $d/(^\circ)$
1	5	10	0	0
2	10	15	5	5
3	15	20	10	10
4	20	25	15	15

根据因素数和水平数,选用 $L_{16}(4^5)$ 型正交表来进行研究。针对各个参数组合,通过 DEFORM 有限元模拟来获得坯料最小未填充距离,从而组成一个学习样本集。正交表如表 2 所示。

表 2 正交表

试验号	因素 a	因素 b	因素 c	因素 d	最小未填充距离 L/mm
1	1	1	1	1	5.274 47
2	1	2	2	2	3.926 27
3	1	3	3	3	3.159 27
4	1	4	4	4	6.807 80
5	2	1	2	3	4.188 55

续表

试验号	因素 a	因素 b	因素 c	因素 d	最小未填充距离 L/mm
6	2	2	1	4	0.824 75
7	2	3	4	1	1.731 20
8	2	4	3	2	7.179 99
9	3	1	3	4	6.301 30
10	3	2	4	3	1.212 55
11	3	3	1	2	0.502 67
12	3	4	2	1	8.729 04
13	4	1	4	2	5.591 87
14	4	2	3	1	4.622 45
15	4	3	2	4	5.285 83
16	4	4	1	3	7.583 83

2.2 BP 神经网络结构

BP 神经网络由输入层、输出层、隐含层和层间节点的连接权值组成。理论证明,用三层具有 Sigmoid 神经元非线性的网络,可以任意精度逼近任何连续函数。因此,笔者采用三层 BP 神经网络,来构建楔形飞边槽结构参数同填充性能之间的网络模型。网络输入层为 4 个决定楔形飞边槽结构的几何参数;目标输出(即导师信号)是用有限元法计算出的最小未填充距离。隐含层单元取 14 个。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。采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 0.001,最大循环次数 4 000 次,学习速率 0.05,达到最小期望误差训练时即结束,经过验证的网络可以为遗传进化中的个体适应度值进行实时求解。

基于 MATLAB 平台,实现以上神经网络算法的计算过程,网络的训练结果如图 4 所示。经过 2 608 次的训练之后,网络基本趋于稳定,此时,网络误差为 0.003 78。

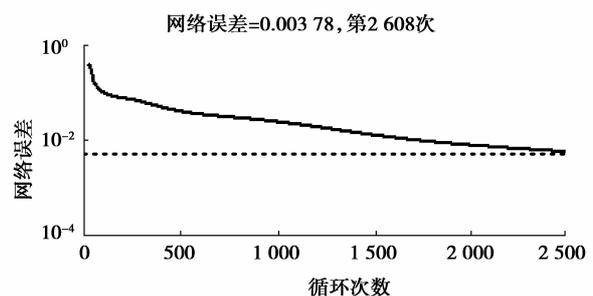


图 4 BP 网络训练结果

为测试网络的泛化精度,在输入参数的取值范围内随机选取5组参数,用以构建测试样本。将网络的计算结果与 DEFORM 模拟的计算结果进行比较,两者的误差如表3所示。可以看出,网络输出与模拟结果的相对误差基本都控制在5%以内,说明经过训练的BP神经网络能够较好地反映输入与输出之间的特征,因此它可以作为后续优化模型的知识源。

表3 测试样本的相对误差

试验号	$a/(^\circ)$	$b/(^\circ)$	$c/(^\circ)$	$d/(^\circ)$	最小未填充距离 L/mm		相对误差 $\xi/\%$
					网络输出 L_1	模拟结果 L_2	
1	12.5	17.5	8	8	8.238	7.914	4.1
2	20	20	7	13	4.714	4.626	1.9
3	8	13	5	5	5.239	5.357	-2.2
4	10	20	13	4	3.973	3.937	0.9
5	7	10	4	10	1.745	1.655	5.4

3 遗传算法优化

采用遗传算法对楔形飞边槽结构参数 a 、 b 、 c 、 d 进行优化,染色体编码采用实数编码。选取 f 作为适应度函数,在遗传优化过程中调用BP网络训练结果实时求解适应度值;种群规模取100,交叉算子采用单点交叉,交叉概率为0.8;变异算子采用高斯变异,变异概率0.01,最大遗传代数为200。

通过以上的编码方法和参数控制进行优化运算,每个个体的适应度和全部种群的平均适应度趋于稳定,则寻优过程结束,优化过程中适应度值的变化情况如图5所示。可以看出,经过约130代的进化,每个个体的适应度和全部种群的平均适应度基本稳定。适应度最大的个体,即得到楔形飞边槽结构的最佳参数。优化结果及对应参数取值如表4所示。

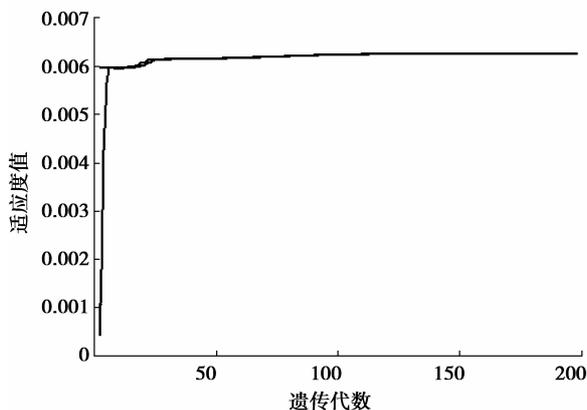


图5 遗传算法的适应度曲线

表4 优化结果及对应结构参数取值表

$a/(^\circ)$	$b/(^\circ)$	$c/(^\circ)$	$d/(^\circ)$	L/mm
15.32	18.57	2.81	6.85	0.205 4

4 数值模拟及生产验证

将上述基于BP神经网络和遗传算法优化的楔形飞边槽结构参数带入 DEFORM 进行数值模拟仿真分析,仿真结果如图6所示。由模拟结果与近似模型预测结果对比可知,误差约为3.5%,说明基于BP神经网络模型和遗传算法寻优能够较好地反映有限元机理模型的预测结果。

随后,将优化的楔形飞边槽结构参数经圆整后,运用到某六缸 120° 相位角曲轴(如图7所示)的预锻模具上。实际生产表明:坯料经过预锻、终锻两工序成形后,模具深型腔难填充结构的填充性能有了较大的改善:优化前该部位有近20 mm的未填充距离,优化后该部位填充饱满,如图8所示。材料利用率由75.7%提高到81.4%。

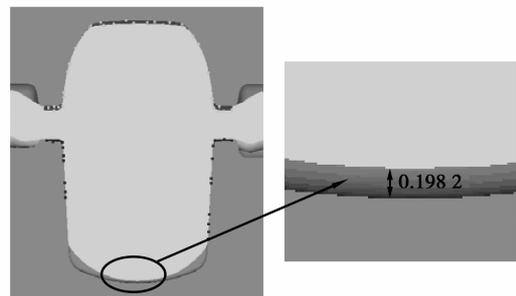


图6 数值模拟仿真结果



图7 曲轴三维模型图

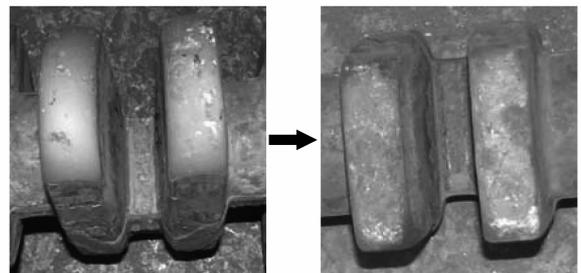


图8 优化前后平衡板填充效果比较

5 结 论

利用 BP 神经网络和遗传算法,以模具的填充性能为目标,完成了对复杂曲轴楔形飞边槽结构参数的优化设计,优化结果通过有限元软件 DEFORM 数值模拟,并经实际生产验证,得到如下结论:

1) 针对曲轴空间分模模具存在的深型腔难填充结构,提出了采用楔形飞边槽结构改善填充性能的方法。楔形飞边槽主要由上斜面、下斜面、阶梯面上斜面和阶梯面下斜面构成。

2) 建立了 BP 神经网络模型,以正交试验方案作为训练样本,网络训练后,经测试:网络输出与模拟结果的相对误差基本都控制在 5% 以内,说明经过训练的 BP 神经网络模型能够较好地反映输入与输出之间的特征。

3) 采用遗传算法优化 BP 神经网络模型,最终得到最优的楔形飞边槽结构参数为:上斜面斜度取 15.32° 、下斜面斜度取 18.57° 、阶梯面上斜面斜度取 2.81° 、阶梯面下斜面斜度取 6.85° 。经过数值模拟及实际生产,验证了优化结果的正确性。

参考文献:

- [1] 冯海林. 空间分模五拐曲轴模锻工艺[J]. 热加工工艺, 2009, 38(3): 146-147.
FENG HAI-LIN. Die forging process for five-throw crankshaft by dimensional parting die[J]. Hot Working Technology, 2009, 38(3): 146-147.
- [2] 焉永才. 在热模锻压力机上成型空间曲线分模四拐曲轴[J]. 热加工工艺, 2001, 1(2): 54-55.
YAN YONG-CAI. The technology research of forming four cylinder sleeve crankshaft with curve split Surface on hot die press[J]. Hot Working Technology, 2001, 1(2): 54-55.
- [3] 董海涛, 张治民, 宋志海. 数值模拟技术在锻造成形中的应用[J]. 大型铸锻件, 2007(1): 45-47.
DONG HAI-TAO, ZHANG ZHI-ZHONG, SONG ZHI-HAI. The application of the numerical simulation technique in the forging formation[J]. Heavy Casting and Forging, 2007(1): 45-47.
- [4] ALBERS A, LEON-ROVIRA N, AGUAYO H, et al. Development of an engine crankshaft in a framework of computer-aided innovation[J]. Computers in Industry, 2009, 60(8): 604-612.
- [5] POURSIIN M, PARVIZIAN J, ANTONIO C A C. Optimum pre-form dies in two-stage forging [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 174 (1/3): 325-333.
- [6] KIM D J, KIM B M. Application of neural network and FEM for metal forming process [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2000, 40(6): 911-925.
- [7] HSIANG S H, HO H L. Application of finite element method and artificial neural network to the die design of radial forging processes[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2004, 24(9/10): 700-707.
- [8] CHAN W L, FU M W, LU J. An integrated FEM and ANN methodology for metal formed product design[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(8): 1170-1181.
- [9] FU Z M, MO J H, CHEN L, et al. Using genetic algorithm-back propagation neural network prediction and finite-element model simulation to optimize the process of multiple-step incremental air-bending forming of sheet metal [J]. Materials and Design, 2010, 31(1): 267-277.
- [10] SOUSA L C, CASTRO C F, ANTONIO C A C. Optimal design of v and u bending processes using genetic algorithms[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 172(1): 35-41.
- [11] SEDIGHI M, HADI M. Preform optimization for reduction of forging force using a combination of neural network and genetic algorithm [J]. Journal of Engineering Manufacture, 2010, 224(11): 1717-1724.
- [12] ZHANG M Y, WANG X Y, XIA J C. Optimal design of pre-forging for gear blank using BP neural network and genetic algorithm [J]. Advanced Materials Research, 2011(179/180): 801-806.
- [13] SAMOLYK G, PATER Z. Use of SLFET for design of flash gap with v-notched lands in a closed-die forging [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005 (162/163): 558-563.
- [14] 管婧, 王广春, 赵国群. 飞边槽结构形式对模锻成形的影响[J]. 热加工工艺, 2002(5): 40-41.
GUAN JING, WANG GUANG-CHUN, ZHAO GUO-QUN. Influence of different type of flash on the open-die forging[J]. Hot Working Technology, 2002(5): 40-41.
- [15] 张成军. 实验设计与数据处理[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009.

(编辑 王维朗)