

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2014.03.003

基于 BP 神经网络和 SQP 算法的轮毂锻模优化设计

徐戊娇, 李武华, 王玉松, 姜中原

(重庆大学材料科学与工程学院, 重庆 400044)

摘要:针对轮毂锻模的上模芯磨损剧烈的问题,将锻造成形数值模拟、BP 神经网络和 SQP 算法耦合以优化模具的型面,改善上模芯的磨损情况,从而提高模具的寿命。基于 MATLAB 平台,以等磨损为目标建立优化数学模型,采用 3 次样条插值曲线描述上模芯成形部位的轮廓形状。结合锻造成形数值模拟和修正的 Archard 磨损模型得到计算结果并以此训练 BP 神经网络,建立模具型腔控制点与目标函数之间的映射关系。运用 SQP 算法对设计变量进行寻优,得到最优的上模芯成型部位的轮廓形状,并对此轮廓的磨损情况进行数值模拟验证。结果表明:优化后成形上模芯磨损量减小且更加均匀,等磨损值下降了 38.4%。

关键词:轮毂锻模;型面优化;磨损;神经网络;SQP 算法

中图分类号: TG316.3

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2014)03-016-07

BP neural network and SQP algorithm for the optimization of wheel die cavity

XU Wujiao, LI Wuhua, WANG Yusong, JIANG Zhongyuan

(College of Material Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A method combining forging numerical simulation, BP neural network and SQP algorithm is developed to optimize the die cavity and reduce the wear of top die core, so as to improve die life. Optimal mathematical model is established for the purpose of equal wear and cubic spline interpolation curve is used to describe the shape of the forming part of top die core based on MATLAB. Then BP neural network is trained by the results of forging numerical simulation and modified Archard wear model to establish the relation between the control point of die cavity and the objective function. Finally, SQP algorithm is used to optimize the design variables and get the best shape of top die core. The results show that the wear of top die core decreases and becomes more uniform. The uniformity wear is reduced by 38.4% after optimization.

Key words: wheel die; shape optimization; wear; neural networks; SQP algorithm

在塑性成形过程中,模具的优化设计十分重要,它影响着材料的流动、变形程度、应力、应变及模具磨损等诸多方面^[1]。所以,合理的模具轮廓不仅有利于工件形状的成形,也有利于模具本身服役期限的提高^[2]。近年来,模具设计人员结合经验和有限元模拟技术,可以比较准确地对模具的轮廓进行设

计和优化,但是很难建立起控制模具结构的几何参数与优化目标之间的非线性关系,因此很难保证所给出的模具设计已经是最优或者较优方案,限制了模具设计技术的发展。

BP (Back Propagation) 神经网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出,是

收稿日期:2013-10-15

基金项目:中央高校基本科研业务费资助项目(CDJZR13130087);国家自然科学基金青年基金项目(51205427);科技重大专项资助项目(2012ZX04010-081)

作者简介:徐戊娇(1975-),女,重庆大学教授,主要从事材料成形过程数值模拟仿真与优化,(E-mail) xuwujiao_cq@163.com。

一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。它能学习和存贮大量的输入与输出之间的映射关系, 而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程, 是目前应用最广泛的神经网络模型之一^[3-5]。Kim 等^[6]将人工神经网络用于金属成形过程, 采用 3 层神经网络, 训练网络采用 BP 算法, 利用神经网络函数逼近能力来决定初始工件使得模具型腔不填充体积最小, 得到了优化的产品初始工件尺寸和模具型腔轮廓形状。人工神经网络的应用减少了有限元分析的计算量, 但得到的优化轮廓只是局部最优解。

序列二次规划(SQP)算法是主要处理有约束非线性问题的一种常用优化方法, 最早起源于 20 世纪 60 年代, 它的思路是把复杂的优化问题变换为相关的简单子问题进行求解, 这些子问题能够得到求解并且作为算法迭代计算过程中的基础, 在当今随着计算机软硬件的不断创新发展得到了飞速的发展和应用^[7-8]。1973 年, Zienkiewicz 等^[9]发表了形状优化的第 1 篇文章“形状优化和序列线性规划”, 首先提出了利用有限元模型来建立优化问题的近似模型, 以有限元模型中的节点坐标为设计变量, 采用序列线性规划法进行形状优化设计, 打开了形状优化的新局面。但是在建立优化问题的近似模型时需要进行大量的有限元模拟, 工作量比较大。

笔者针对轮毂锻模的上模芯磨损剧烈的问题, 运用 3 次样条插值曲线描述上模芯成形部位的轮廓形状, 并利用 MATLAB 编写了 BP 神经网络和 SQP 算法的程序分别用于建模和优化, 最终获得了上模芯磨损情况最均匀时, 上模芯成形部位的轮廓形状。

1 优化问题的描述

热锻模具处在温度高、承受工作压力大、摩擦剧烈等复杂的工作环境中^[10], 对于热锻模具磨损失效来说, 模具的型面是一个重要的影响因素。本文针对某轿车轮毂锻模的上模芯磨损严重, 导致模具寿命很短的问题, 对上模芯的形状进行了优化, 该轮毂终锻成形时的有限元模型如下图 1 所示。

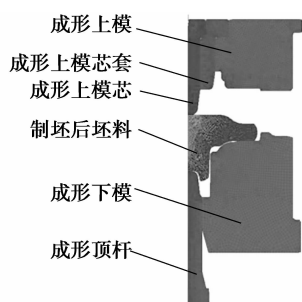


图 1 轮毂终锻成形时的有限元模型

1.1 上模芯优化数学模型的确定

1.1.1 目标函数的确定

根据生产实践的统计, 热模锻模具失效 70% 是由于模具磨损造成的^[11-12]。所以, 在热锻生产过程中, 如何降低磨损提高模具服役期限是模具设计人员最关心的问题之一。在生产现场, 笔者观察到报废的轮毂锻模只是上模芯圆角处磨损严重, 其他部位磨损较少。因此以降低模具局部磨损量过大为出发点, 对上模芯的轮廓形状进行基于等磨损的优化设计。等磨损数学模型可以表示为

$$f = \min \sqrt{\sum_{i=1}^n (\tau_i - \bar{\tau})^2}, \quad (1)$$

式中: i 为节点号; τ_i 为第 i 个节点的磨损量; n 为总的节点数; $\bar{\tau}$ 为平均磨损量, $\bar{\tau} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tau_i$ 。

1.1.2 设计变量的确定

由于磨损最严重的区域为成形上模芯的圆角部分, 所以研究时, 采用 19 个控制点的 3 次样条插值函数来描述该部位的轮廓形状^[13], 如图 2 所示。建立该 3 次样条插值曲线时的边界条件取第一类边界条件, 已知上模芯优化轮廓两端的一阶导数值分别为 0 和 8.144 3, $x_0 = 5.500 0 \text{ mm}$, $x_{18} = 8.926 6 \text{ mm}$, $A_1 = 2 \text{ mm}$, $A = 10 \text{ mm}$ 。

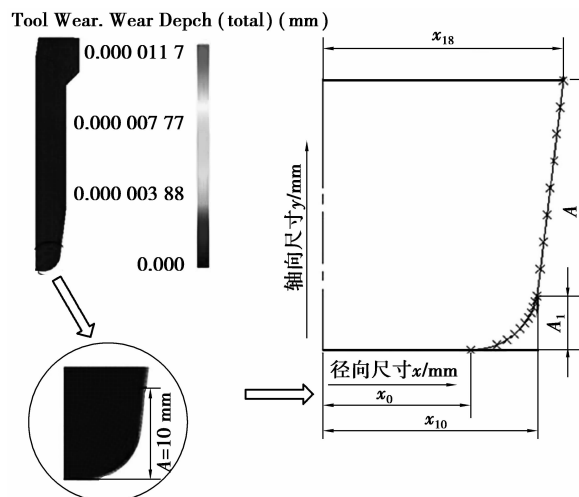


图 2 上模芯主要磨损部位的 3 次样条插值函数描述

根据该轮毂锻模上模芯的形状特点, 在进行 3 次样条插值函数控制点的选取时在曲率半径大的部分取点密集些, 即图 2 中 A_1 部分均匀取 11 个控制点, 其余部分均匀取 8 个控制点, 且 $5.500 0 \text{ mm} \leq x_i \leq x_{i+1} \leq 8.926 6 \text{ mm}$ (注: A_1 部分, $y_{i+1} - y_i = 0.2 \text{ mm}$; 其余部分, $y_{i+1} - y_i = 1 \text{ mm}$)。

对得到的 3 次样条插值曲线运用有限元软件

进行建模和数值模拟,结合 BP 神经网络和 SQP 算法,就可以对该轮毂锻模上模芯主要磨损部位

的轮廓形状进行优化,具体的优化流程如图 3 所示。

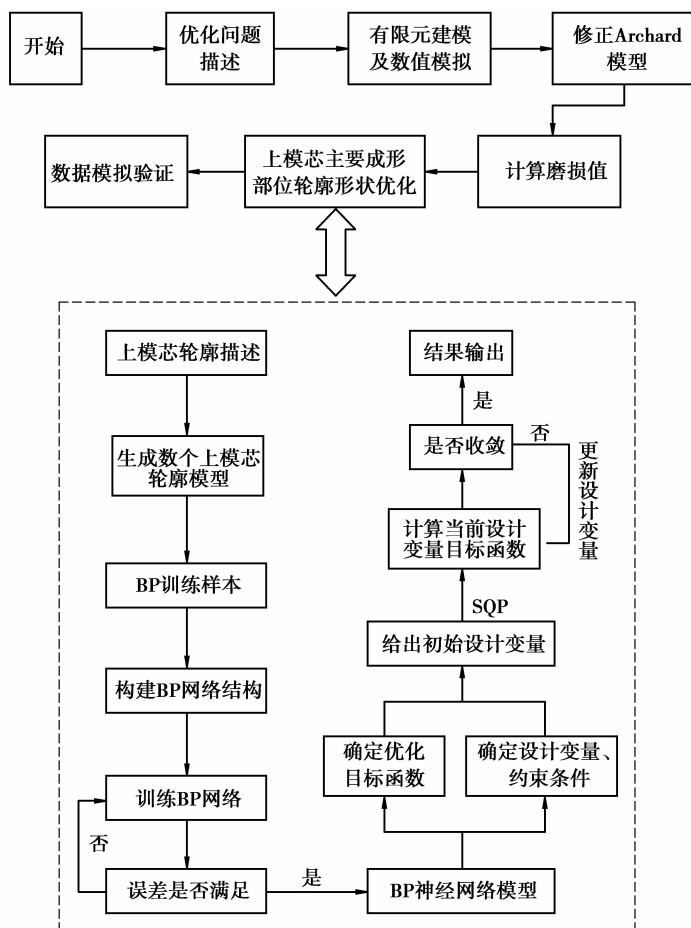


图 3 上模芯轮廓形状优化流程图

1.2 传统 Archard 磨损模型的修正

Archard 磨损理论已经被广泛地应用到有关模具磨损的计算当中,传统的 Archard 理论模型认为:模具的磨损量与模具的硬度成反比,与模具和工件的相对滑移速度、模具受到的表面正压力以及磨损系数成正比,其数学表达式为^[14-16]

$$dw = K \frac{pv}{H} dt, \quad (2)$$

式中: w 为磨损量; K 为磨损系数; p 为表面正压力; v 为相对滑移速度; H 为模具硬度; t 为滑移时间。

Lee 和 Jou 假定对热锻和温锻 Archard 磨损理论依旧适用,但认为磨损系数和材料硬度是关于温度的函数,在这个基础上提出了修正的 Archard 磨损模型:

$$dw = K(T) \frac{pv}{H(T)} dt, \quad (3)$$

对于模具材料为 H13 时,模具材料的硬度与温度的关系为

$$H(T) = 9\,216.4T^{-0.505}, \quad (4)$$

磨损系数与温度的关系为

$$K(T) = (29.29 \ln T - 168.73) \times 10^{-6}, \quad (5)$$

式中 T 为绝对温度。

结合有限元模拟中导出的温度、接触压力和滑移速度,运用修正的 Archard 磨损模型可以更精确地计算出 3 次样条插值曲线中各控制点处的磨损值,为接下来的 BP 神经网络建模作数据准备。

2 BP 神经网络建模

对于针对目标函数的设计变量优化问题,必须建立起设计变量和目标函数直接的映射关系,但本文中设计变量(19 个控制点的横坐标值)和目标函数(等磨损模型计算值 f)之间很难写出具体显式的数学表达式,然而 BP 神经网络能够以暗箱的形式建立起它们之间的联系,因此这里就以 BP 神经网络来构建设计变量和目标函数之间的映射关系。

BP神经网络由输入层、隐含层和输出层构成, 层与层之间采用不同的连接函数连接。理论证明, 3层的BP神经网络能够以任意精度逼近任意非线性函数。因此, 笔者通过3层的BP神经网络来构建19个控制点的横坐标值与等磨损模型计算值之间的映射关系。网络输入层为 $x_0 \sim x_{18}$ 这19个决定模具形状的控制点的横坐标值, 即取19个神经元; 网络输出层为等磨损模型计算值, 即取1个神经元; 隐含层取20个神经元。输入层和隐含层采用双曲正切S型tansig函数连接, 隐含层和输出层采用线性purelin函数连接, 建立的BP神经网络结构如图4所示。

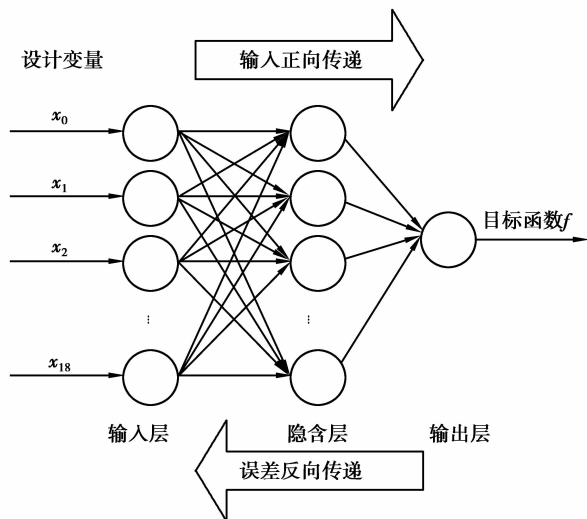


图4 BP神经网络结构示意图

2.1 神经网络样本数据的生成

在MATLAB中随机生成25条3次样条插值曲线, 然后在UG中建立各插值曲线所描述的模具模型, 通过之前修正的Archard磨损模型可以计算出3次样条插值曲线中各控制点处的磨损量。MATLAB中生成的25条3次样条插值曲线以及任选其中一条曲线(例如第18号曲线)在UG中的建模如图5所示。将每条曲线控制点处的磨损量运用等磨损数学模型进行计算, 得到相对应的等磨损值, 从而组成一个样本集, 样本集中各曲线对应的等磨损值如表1所示。从样本集中选取20个样本作为训练样本, 剩下的5个作为测试样本(4, 8, 12, 16, 20号曲线对应的等磨损值)。

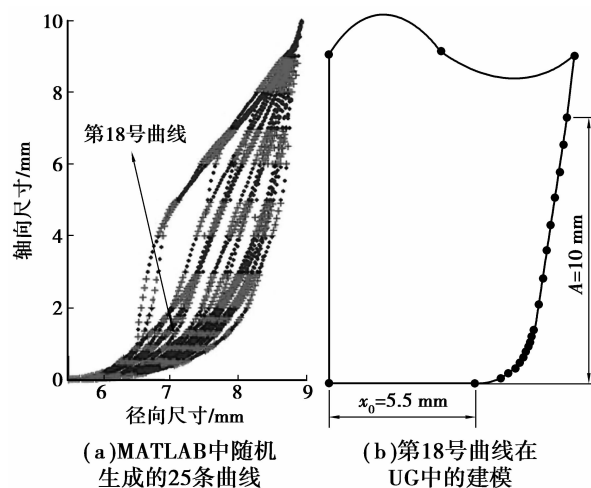


图5 3次样条插值曲线的生成及建模

表1 样本曲线对应的等磨损值

曲线号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
等磨损值 $10^4 w_{\text{等}} / \text{mm}$	2.006 8	2.223 3	2.068 4	2.318 8	1.924 8	1.895 2	1.780 6	1.923 1	2.145 0
曲线号	10	11	12	13	14	15	16	17	18
等磨损值 $10^4 w_{\text{等}} / \text{mm}$	2.118 9	1.965 7	2.155 2	1.887 4	1.915 3	1.879 7	2.219 6	2.038 9	1.736 9
曲线号	19	20	21	22	23	24	25		
等磨损值 $10^4 w_{\text{等}} / \text{mm}$	2.247 7	1.870 0	1.854 2	1.999 5	2.223 5	2.334 8	2.112 8		

2.2 BP神经网络的训练和测试

BP神经网络中训练参数的设置: 网络学习速率为0.001, 最大循环次数为2000次, 最小期望误差

为 1×10^{-5} 。神经网络经过69次训练后达到最小期望误差, 此时网络收敛, 图6表示了BP神经网络的训练收敛过程。

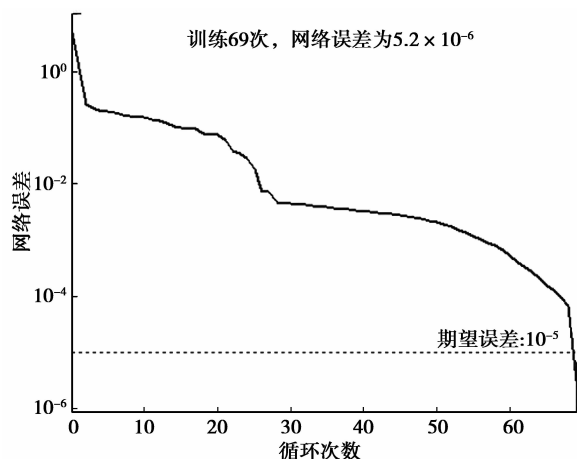


图 6 训练收敛过程

为测试网络的泛化精度,将选取的 5 组测试样本输入训练好的 BP 神经网络模型中,将网络的输出结果与修正 Archard 磨损模型计算结果对比,两者的误差如表 2 所示。可以看出网络输出与修正 Archard 模型计算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关系,因此它可以作为后续优化的知识源。

表 2 测试样本的相对误差

曲线号	等磨损值 $10^4 \omega_{\text{等}} / \text{mm}$		相对误差 $\xi / \%$
	计算结果 $\omega_{\text{计}}$	网络输出 $\omega_{\text{输}}$	
4	2.318 8	2.236 5	3.5
8	1.923 1	1.898 4	1.3
12	2.155 2	2.069 3	4.0
16	2.219 6	2.317 6	-4.4
20	1.870 0	1.789 5	4.3

3 SQP 算法优化

3.1 上模芯轮廓形状的寻优

利用 BP 神经网络建立了成形上模芯外形轮廓控制点与模具等磨损目标函数之间的函数映射关系,进而可以采用 SQP 算法对问题进行寻优处理。SQP 算法对问题优化的基本步骤如下。

1) 选定一个初始 3 次样条插值曲线作为算法迭代的开始计算点。本次研究选用的初始 3 次样条插值曲线为样本曲线中的第 6 号曲线,该曲线 19 个设计变量坐标组合是 $[x_0, x_1, \dots, x_{18}] = [5.500 0$

8.190 6 8.354 5 8.475 2 8.572 9 8.654 9
8.732 2 8.818 4 8.926 6]mm。

2) 相关约束条件的确定。19 个设计变量满足:
 $5.500 0 \text{ mm} \leq x_i \leq x_{i+1} \leq 8.926 6 \text{ mm} (i=0, 1, \dots, 18)$ 。

3) 设置相关计算参数。最大迭代步数 1 000 步,目标函数方程的最大收敛误差 1×10^{-6} 。

4) 算法开始迭代,根据迭代点不断更新 Hessian 矩阵,求解二次规划子问题,获得一个搜索方向 d_k ,并利用一维线搜索确定步长 a_k ,从而形成一个新的迭代点 $P_{k+1} = P_k + a_k d_k$ 。

5) 判断结果的收敛情况。若收敛迭代终止,当前迭代结果即为目标函数最优解;若结果不收敛,则返回步骤 4 更新出迭代点算法继续运行直到计算结果收敛。

3.2 优化结果分析

以 BP 神经网络构建的函数映射作为寻优适应度函数,采用 SQP 算法进行优化设计。经过迭代运算后适应度函数值收敛,此时的设计变量值为 $[x_0, x_1, \dots, x_{18}] = [5.500 0$

6.466 1 6.851 1
7.097 4 7.285 3 7.437 1 7.561 1 7.670 3
7.764 3 7.848 4 7.933 4 8.189 4 8.352 3
8.471 2 8.565 2 8.648 7 8.731 5 8.818 6
8.926 6]mm。

将优化后的设计变量作为之前训练好的 BP 神经网络的输入,得到此时网络输出的等磨损值为 $1.596 3 \times 10^{-4} \text{ mm}$,优化前后上模芯成形部位轮廓对比如图 7 所示。

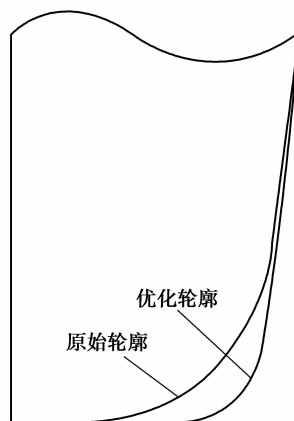


图 7 优化前后的轮廓对比

4 数值模拟验证

将优化后的设计变量进行 3 次样条插值,在 UG 中建立其所描述的模具轮廓模型然后利用

DEFORM-2D 进行有限元仿真计算,得到优化轮廓曲线中各控制点处的温度、相对滑移速度和接触压力,如图 8 所示。

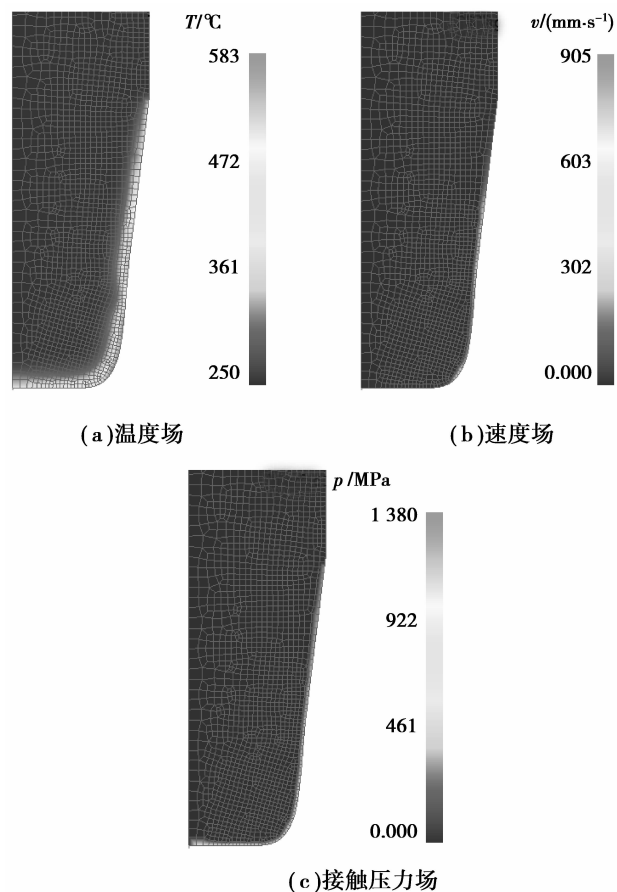


图 8 锻造成形后优化轮廓中变量场的分布

将其导入修正的 Archard 磨损模型可以计算出此时模具的等磨损为 1.6091×10^{-4} mm,与神经网络输出的结果对比,误差约为 0.8%,说明基于 BP 神经网络模型和 SQP 算法寻优得到的结果与修正的 Archard 磨损模型计算结果具有良好的一致性。并且与优化前的模具对比,最大磨损下降了 12.5%,等磨损值下降了 38.4%,磨损值减小且变得更均匀,有利于提高模具的寿命,优化前后上模芯成型部位磨损对比情况如表 3 所示。

表 3 优化前后上模芯成型部位磨损对比

磨损情况	优化前	优化后	磨损对比/%
最大磨损 $10^4 \omega_{\text{最大}}/\text{mm}$	1.614 5	1.412 1	降低 12.5
等磨损 $10^4 \omega_{\text{等}}/\text{mm}$	2.613 9	1.609 1	降低 38.4

5 结 论

1) 基于 MATLAB 平台,针对轮毂锻模磨损严重的上模芯成型部位,提出了 19 个控制点的 3 次样条插值函数的方法来描述其轮廓形状。

2) 建立了 BP 神经网络模型,以数值模拟和修正的 Archard 磨损模型得到的计算结果作为训练样本,网络训练后,经测试:网络输出与计算结果的相对误差基本都控制在 5% 以内,说明训练得到的 BP 神经网络模型能够较好地反映输入与输出之间的关系。

3) 采用 SQP 算法优化 BP 神经网络模型,最终得到最优的上模芯成型部位的轮廓形状,并与优化前的模型作对比,最大磨损值下降了 12.5%,等磨损值下降了 38.4%,磨损量减小且更加均匀。经过数值模拟,验证了优化结果的正确性。

参考文献:

- [1] 卢龙,任明皓,蒋涛. 40Cr 表面 TiAlN/TiN 复合镀层的滑动摩擦试验分析[J]. 重庆大学学报,2011,34(5): 42-46.
LU Long, REN Minghao, JIANG Tao. Sliding friction test analysis of TiAlN/TiN coatings on 40Cr steel [J]. Journal of Chongqing University, 2011, 34(5): 42-46.
- [2] 周杰,卢先正,舒锐志,等. BP 神经网络和遗传算法用于曲轴填充性能的优化设计[J]. 重庆大学学报,2012, 35(5):52-56.
ZHOU Jie, LU Xianzheng, SHU Ruizhi, et al. BP neural network and genetic algorithm for the filling properties optimization [J]. Journal of Chongqing University, 2012, 35(5): 52-56.
- [3] Fu Z M, Mo J H, Chen L. 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [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] 石国春. 关于序列二次规划(SQP)算法求解非线性规划问题的研究[D]. 兰州:兰州大学硕士学位论文, 2009.
- [8] 江爱朋, 邵之江, 方学毅, 等. 基于有限存储的简约空间序列二次规划算法研究[J]. 电路与系统学报, 2007, 12(5):108-114.
JIANG Aipeng, SHAO Zhijiang, FANG Xueyi, et al. Study on reduced space SQP algorithm based on limited memory method [J]. Journal of Circuits and System, 2007, 12(5):108-114.
- [9] Zienkiewicz O C, Cambell J C. Shape optimization and Sequential linear programming in optimum structural design [M]. New York: Tohn Wiley, 1973.
- [10] 汪学阳, 王华君, 王华昌, 等. 基于 FEM 的热锻模磨损分析与寿命预测[J]. 润滑与密封, 2008, 33(5):49-53.
WANG Xueyang, WANG Huajun, WANG Huachang, et al. Prediction of hot forging die service life based on finite element method [J]. Lubrication Engineering, 2008, 33(5):49-53.
- [11] Wahl R, Schneider J, Gumbsch P. Influence of the real geometry of the protrusions in micro textured surfaces on frictional behavior [J]. Tribology Letters, 2012, 47(3):447-453.
- [12] 赵一平. 提高热锻模生产中的模具使用寿命[J]. 锻压技术, 2000, 25(6):43-47.
ZHAO Yiping. Increasing service life of die for hot die forging [J]. Forging & Stamping Technology, 2000, 25(6):43-47.
- [13] 邹琳, 夏巨谔, 胡国安. 挤压模具型腔轮廓曲线优化拟合分析[J]. 锻压技术, 2002, 27(6):51-54.
ZOU Lin, XIA Juzhan, HU Guoan. Die profile optimization in extrusion processes [J]. Forging & Stamping Technology, 2002, 27(6):51-54.
- [14] Lee R S, Jou J L. Application of numerical simulation for wear analysis of warm forging die [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2003, 140 (1/2/3): 43-48.
- [15] Cláudio R, Sliva A D, Pintaude G. Uncertainty analysis on the wear coefficient of Archard model [J]. Tribology International, 2008, 41(6):473-481.
- [16] Abachi S, Akkok M, Gokler M I. Wear analysis of hot forging dies [J]. Tribology International, 2010, 43(1/2):467-473.

(编辑 张 苹)

(上接第 15 页)

- [14] 刘勇, 孙永伟, 田宝红, 等. 20% Mo/Cu-Al₂O₃ 复合材料的强化机理及热变形行为[J]. 中国有色金属学报, 2013, 23(3):750-755.
LIU Yong, SUN Yongwei, TIAN Baohong, et al. Strengthening mechanism and hot deformation behavior of 20% Mo/Cu-Al₂O₃ composite [J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2013, 23(3):750-755.
- [15] Zhang L, Xue S B, Gao L L, et al. Creep behavior of SnAgCu solders with rare earth Ce doping [J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2011, 20(3):412-417.
- [16] Cai J, Li F G, Liu T Y, et al. Constitutive equations for elevated temperature flow stress of Ti-6Al-4V alloy considering the effect of strain [J]. Materials & Design, 2011, 32(3):1144-1151.
- [17] Wu B, Li M Q, Ma D W. The flow behavior and constitutive equations in isothermal compression of 7050 aluminum alloy [J]. Materials Science and Engineering: A, 2012, 542:79-87.
- [18] Zener C, Hollomon J H. Effect of strain rate upon the plastic flow of steel [J]. Journal of Applied Geophysics, 1944, 15(1):22-32.
- [19] Xu L, Dai G Z, Huang X M. Foundation and application of Al-Zn-Mg-Cu alloy flow stress constitutive equation in friction screw press die forging. [J]. Materials and Design 2013, 47:465-472.
- [20] Wang J, Xiao H, Xie H B, et al. Study on hot deformation behavior of carbon structural steel with flow stress [J]. Materials Science and Engineering: A, 2012(539):294-300.

(编辑 张 苹)