

# 重载大跨距横梁弯曲变形分析与补偿\*

郑彬<sup>1</sup>, 殷国富<sup>1</sup>, 黄辉<sup>2</sup>, 陈强<sup>2</sup>, 方辉<sup>1</sup>

(1. 四川大学制造科学与工程学院 成都, 610065) (2. 德阳迪泰机械有限公司 德阳, 710048)

**摘要** 针对重载大跨距横梁的弯曲变形问题, 将有限元数值计算和 BP 神经网络相结合, 提出横梁弯曲变形预测方法, 通过预制补偿曲线辅助进行横梁弯曲补偿, 提高横梁几何精度。首先, 利用 ANSYS 分析软件获得溜板位于横梁一系列工作位置的变形量, 作为神经网络的训练样本; 其次, 通过在 Matlab 中编程调整网络参数, 建立了满足误差要求的 BP 神经网络模型, 并进行训练, 利用训练后的神经网络预测横梁变形曲线; 最后, 对预制补偿曲线的横梁进行弯曲变形测量, 实验表明神经网络预测值与实验数据较吻合, 相对误差 < 15%, 并且运行时间只需 0.27 s。研究表明, 该方法能够较为准确地预测横梁弯曲变形并进行补偿, 为重载大跨距横梁结构与预制补偿曲线提供了新的思路和技术支持。

**关键词** 有限元分析; 神经网络; 补偿; 重载大跨距横梁; 弯曲变形

**中图分类号** TG502; TG547; TH11

## 引言

重载大跨距横梁是大型龙门加工中心的关键部件之一, 也是整机的重要承载结构件, 横梁的设计精度与加工精度直接影响机床的几何精度与位置精度。因此, 在横梁的设计与制造过程中, 需对横梁进行弯曲变形分析, 获取变形曲线与补偿曲线, 以此为依据, 采取合理的补偿措施, 以提高横梁的几何精度与装配精度, 保证整机的加工精度。

当前, 国内外学者对横梁的静动态特性与优化设计进行了深入的研究<sup>[1-5]</sup>。张伯鹏等<sup>[6]</sup>提出一种横梁重力变位的自演进补偿方法, 并利用遗传算法实现了自演进机制。Zhao Ling 和郭铁能等<sup>[7-8]</sup>通过研究横梁在实际工况条件下的载荷分布及受力情况, 得到了横梁的承载曲线与起拱曲线, 为横梁的设计及反变形加工提供了理论依据。Debabrata 等<sup>[9-14]</sup>使用有限元数值模拟方法获得神经网络所需的样本数据, 对网络模型进行训练, 利用训练后的神经网络对结构设计参数进行预测。Yin Fei 等<sup>[15]</sup>通过构造神经网络模型, 以代替结构优化中的大量有限元分析, 并应用遗传算法进行优化, 优化结果表明所建神经网络模型的正确性。然而, 当前的研究主要集中在横梁的静动态特性分析与优化设计, 并且对结构优化主要通过有限元分析计算, 因而计算量大、耗时多并且效率低。

因此, 本研究通过构建高效高精度的神经网络模型, 用以代替实际横梁分析中的有限元计算, 从而大大降低计算量, 提高分析效率。

## 1 横梁弯曲变形有限元数值计算

### 1.1 龙门加工中心的典型结构

龙门加工中心主要包括: 定横梁、动横梁、溜板、滑枕、固定工作台、旋转工作台、立柱、床身和附件等。文中以德阳迪泰机械有限公司开发的 VMG5090/2/1 重型数控龙门加工中心的定横梁为研究对象, 进行横梁的弯曲变形分析。加工中心的基本结构如图 1 所示, 其参考坐标系为龙门沿床身移动方向为 X 轴, 溜板沿横梁移动方向为 Y 轴, 滑枕垂直移动方向为 Z 轴。

### 1.2 有限元模型建立

利用 Solid Edge 软件建立横梁与溜板等三维实体模型, 如图 2 所示。在建模过程中, 为便于网格划分与提高计算速度, 对结构进行了适当的简化, 删除了部分结构特征, 如倒角和圆角等。通过接口命令, 将简化后的横梁实体模型导入至 ANSYS 中。

在 ANSYS 中设置横梁的材料为 Q235A, 弹性模量为 200 GPa, 密度为 7 850 kg/m<sup>3</sup>, 泊松比为 0.3。选

\* 国家重大科技专项资助项目(2012ZX04011-031); 四川省科技支撑计划资助项目(2011GZ0075, 2010GZ0250)  
收稿日期: 2013-04-21; 修回日期: 2013-06-28

择 6 面体单元,利用自由网格划分方式对横梁和溜板等进行网格划分,得到横梁的有限元模型,如图 3 所示,共有 105 126 个节点,31 942 个单元。

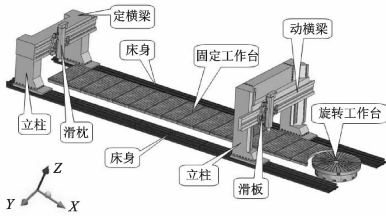


图 1 龙门加工中心结构图

Fig.1 Structural drawing of the gantry machining center

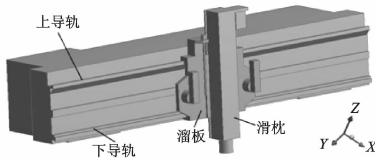


图 2 横梁实体模型

Fig.2 The solid model of the crossbeam

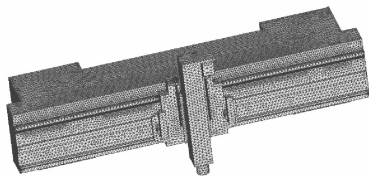


图 3 横梁有限元模型

Fig.3 Finite element model of the crossbeam

### 1.3 横梁静态特性分析

横梁左、右两侧通过 72 个螺栓与龙门立柱连接。分析时通过限制 72 个螺纹孔的自由度以模拟横梁底座与龙门立柱的螺栓连接。溜板与横梁上、下导轨面共有 4 处接触,分别为横梁上导轨面与溜板的接触对、横梁下导轨面与溜板的接触对以及重力方向的 2 对,分析时采用面-面接触单元,接触刚度为 0.02。机床工作时,最大切削力为 60 kN,作用点位于滑枕顶部。将上述边界条件与载荷添加至有限元模型上,即可对横梁进行静力学分析。

横梁总跨度为 11.4 m,实际行程为 9.4 m。利用 ANSYS 对横梁进行静态分析,每次计算只能获得溜板在横梁某一位置处的变形数据,而不能反映横梁的整体变形情况。为获得横梁实际工况下的变形曲线,将溜板在横梁上的行程 9.4 m 沿 Y 轴按式(1)分为 47 个工作位置,共计 48 组横梁变形数据( $Y_0 \sim Y_{47}$ )

$$Y_i = 200 \times i \quad (i = 0, 1, 2, \dots, 47) \quad (1)$$

对上述 48 个工作位置分别进行有限元数值计算,由于溜板在横梁导轨左右两侧均有接触,因此取

左右两侧变形数据的平均值为横梁的变形量,其结果如表 1 所示。

表 1 横梁静态仿真数据

Tab.1 Static simulation data of the crossbeam

项目	$d_0/m$	$d_1/\mu m$	$d_2/\mu m$	$d_3/\mu m$
0	0.0	-9.785	-7.013	-1.706
1	0.2	-9.411	-6.859	-2.022
2	0.4	-9.265	-7.264	-2.003
3	0.6	-9.234	-7.698	-2.223
4	0.8	-9.232	-8.277	-2.046
5	1.0	-9.458	-9.792	-1.910
6	1.2	-9.674	-13.312	-2.434
7	1.4	-10.175	-16.052	-2.998
8	1.6	-10.694	-20.439	-2.732
9	1.8	-10.997	-25.458	-2.619
10	2.0	-11.566	-31.442	-1.813
11	2.2	-11.880	-40.013	-1.153
12	2.4	-12.437	-47.740	0.291
13	2.6	-12.774	-58.183	1.431
14	2.8	-13.052	-63.504	2.273
15	3.0	-13.456	-67.074	4.550
16	3.2	-14.204	-71.764	5.591
17	3.4	-14.383	-78.563	6.584
18	3.6	-14.538	-84.828	6.887
19	3.8	-14.942	-86.638	7.521
20	4.0	-15.110	-89.081	8.658
21	4.2	-15.354	-92.085	9.151
22	4.4	-15.623	-94.053	9.822
23	4.6	-15.827	-94.915	9.961
24	4.8	-15.817	-95.015	9.989
25	5.0	-15.543	-94.779	9.917
26	5.2	-15.211	-93.117	9.378
27	5.4	-15.040	-89.992	8.873
28	5.6	-14.922	-87.014	7.788
29	5.8	-14.471	-85.735	6.934
30	6.0	-14.312	-79.954	6.701
31	6.2	-14.194	-72.121	5.741
32	6.4	-13.393	-67.958	4.690
33	6.6	-13.011	-64.094	2.389
34	6.8	-12.677	-59.285	1.551
35	7.0	-12.338	-48.137	0.303
36	7.2	-11.920	-41.254	-1.204
37	7.4	-11.578	-32.112	-1.957
38	7.6	-10.901	-25.898	-2.843
39	7.8	-10.714	-21.014	-2.892
40	8.0	-10.204	-16.724	-3.018
41	8.2	-9.683	-13.720	-2.563
42	8.4	-9.418	-9.992	-1.998
43	8.6	-9.220	-8.414	-2.106
44	8.8	-9.224	-7.724	-2.288
45	9.0	-9.230	-7.312	-2.076
46	9.2	-9.494	-6.909	-2.052
47	9.4	-9.852	-7.241	-1.782

表 1 中:  $d_0$  为溜板位于横梁导轨面上的位置;  $d_1$  为横梁上导轨面 X 方向变形量;  $d_2$  为横梁下导轨面 Z 方向变形量;  $d_3$  为横梁下导轨面 X 方向变形量。

## 2 BP 神经网络建模

利用有限元方法对横梁进行数值计算,需要花费大量的计算时间和运行成本,因此上述计算时,只选择了 48 个工作位置进行模拟计算。为精确得到横梁导轨面上任意位置的变形量,可通过 BP 神经网络强大的非线性映射能力,无须任何经验公式即可通过训练自动总结出实验数据之间的非线性函数关系,从而预测横梁的变形量。

### 2.1 确定训练样本

1) 神经网络样本确定。样本数据选择的科学性及数据表示的合理性,对网络设计与预测精度具有极为重要的影响。因此在有限元数值计算时,以等距方式选择了 48 组数据,使其更具代表性。

2) 数据归一化处理。由于输入数据(溜板在横梁上的位置,单位为 m)与输出数据(横梁导轨面的变形量,单位为  $\mu\text{m}$ )数量级差别太大,数量级差别达  $10^6$ ,将造成网络预测误差波动较大,因此需对试验数据进行归一化处理,使数据都转化为  $[-1, 1]$  之间的数,所使用的函数为式(2)和式(3)

$$x_{\text{ave}} = \frac{x_{\text{max}} + x_{\text{min}}}{2} \quad (2)$$

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\text{ave}}}{\frac{1}{2}(x_{\text{max}} - x_{\text{min}})} \quad (i=0, 1, 2, \dots, 47) \quad (3)$$

其中:  $x_i$  为输入或输出数组;  $x_{\text{ave}}$  为数组变化范围的中间值;  $x_{\text{max}}$  为数组变化的最大值;  $x_{\text{min}}$  为数组变化的最小值;  $\bar{x}_i$  为进行归一化后的数组。

3) 训练样本和检测样本确定。从归一化后的 48 组数据中随机选取 40 组数据作为网络训练数据,其余 8 组数据作为测试数据。

### 2.2 构建神经网络模型

BP 神经网络是一种输入信号前向传播,误差反向传递的神经网络,理论已证明三层结构的 BP 神经网络可以任意精度逼近任意连续函数。因此文中采用三层结构的神经网络,其中,输入层神经元为  $d_0$ ,即溜板位于横梁导轨面上的位置;输出层神经元分别为  $d_i (i=1, 2, 3)$ ,即横梁导轨面的变形量。因此,网络的输入层和输出层神经元个数均为 1。

神经网络的隐含层节点数对神经网络预测精度

有较大的影响:隐含层节点数太少,则神经网络不能建立复杂映射关系,网络的精度将受影响,预测误差也将变大;隐含层节点数过多,网络学习时间将增加,并且可能出现“过拟合”现象。因此在构建网络模型时,结合隐含层设计经验公式(4)与本问题的实际情况,将隐含层神经元数目设定为可变(取值范围为 3~8),通过对训练后的网络进行误差比较,见表 2,最终确定最佳的隐含层神经元个数为 5。

$$x = \sqrt{(m+n)} + a \quad (4)$$

其中:  $x$  为网络隐含层节点数;  $m$  为输入层节点数;  $n$  为输出层节点数;  $a$  为常数,取值范围为 0~10。

表 2 不同结构神经网络预测误差

Tab. 2 The prediction error of neural network with different structure

项目	网络结构	最大预测误差	最小预测误差	平均误差 %
1	1-3-1	9.04	2.15	5.595
2	1-4-1	7.72	1.21	4.465
3	1-5-1	3.62	0.25	1.935
4	1-6-1	6.56	1.35	3.955
5	1-7-1	6.10	1.34	3.720
6	1-8-1	8.18	0.45	4.315

神经网络学习速率决定网络每次循环训练中所产生的权值变化量。当学习速率过大可能导致系统的不稳定;学习速率过小可能使训练时间较长,导致网络收敛过慢,达不到要求的误差。因此一般倾向于选取较小的学习速率以保持系统的稳定。图 4 给出了学习速率在 0.1~0.9 之间网络的均方差,从中可知,当学习速率为 0.4 时,网络的性能最佳。

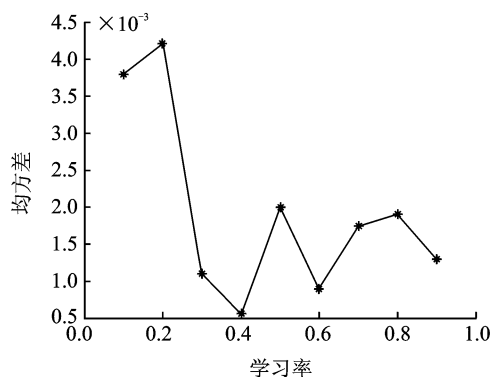


图 4 学习率与均方差的关系

Fig. 4 The relation between learning rate and mean square error

在 Matlab 平台上,经编程多次调试后确定:输入层与隐含层采用 sigmoid 传递函数进行连接;隐

含层与输出层采用 purelin 传递函数进行连接;训练算法采用 Levenberg-Marquardt 算法;网络学习速率设置为 0.4;训练误差设置为 0.001。网络经过 38 次训练之后,基本趋于稳定,此时网络误差为 0.000 308 72,网络训练误差曲线如图 5 所示。

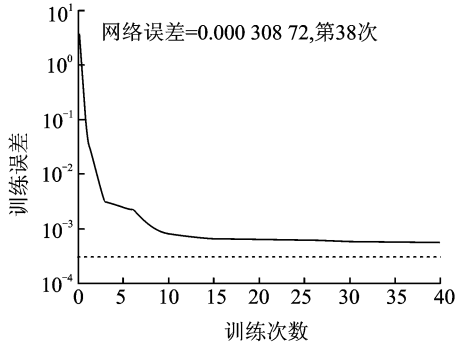


图 5 BP 网络训练结果

Fig. 5 The training result of BP neural network

### 2.3 神经网络泛化能力验证

泛化能力指经训练后的神经网络对训练样本以外的任意输入数据,经网络预测后能否得到准确输出的能力。将上述归一化后的 8 组检测样本对训练后的神经网络进行泛化能力验证,其结果如图 6 与表 3 所示。

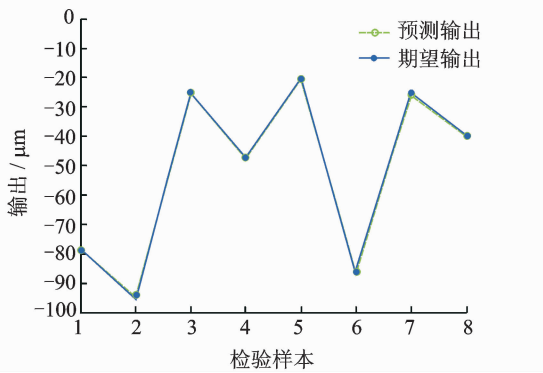


图 6 神经网络预测误差

Fig. 6 The prediction error of neural network

网络模型的预测误差以下式进行计算

$$e\% = \left| \frac{x_{\text{actual}} - x_{\text{predicted}}}{x_{\text{actual}}} \right| \times 100 \quad (5)$$

其中: $x_{\text{actual}}$ 为有限元计算值; $x_{\text{predicted}}$ 为神经网络预测值; $e$ 为预测误差。

由表 3 可知,网络预测误差分布在 0.02%~3.49% 范围内以内,表明该网络模型能较好地反映输入数据与输出数据之间的映射关系。

表 3 有限元仿真与 BP 网络预测对比

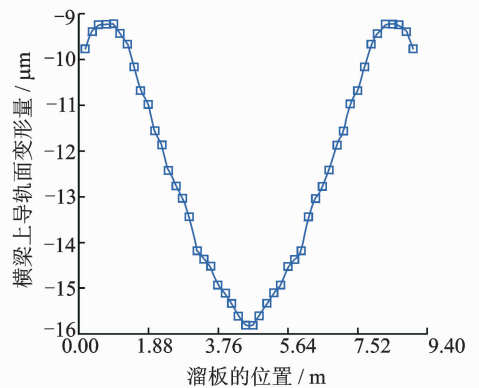
Tab. 3 Comparison of FEM simulation and BP network prediction

项目	仿真值/ $\mu\text{m}$	预测值/ $\mu\text{m}$	误差/%
1	-79.954	-79.238	0.90
2	-95.015	-94.135	0.93
3	-25.458	-25.566	0.42
4	-47.740	-47.733	0.02
5	-20.439	-20.759	1.57
6	-87.014	-86.499	0.59
7	-25.458	-26.345	3.49
8	-40.013	-40.276	0.66

### 2.4 神经网络预测横梁变形曲线

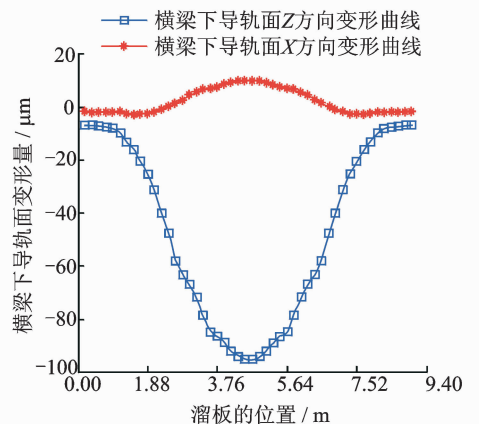
经训练后的神经网络即可用于预测横梁导轨面的变形量,并根据预测结果绘制横梁的变形曲线。同时,可以采用神经网络预测来代替有限元数值计算,不但可以减少计算时间,而且还可以预测横梁导轨面上任意位置的变形量。

以溜板在横梁上的位置为横坐标,横梁导轨面的变形量为纵坐标,绘制横梁弯曲变形曲线图,如图 7 所示。由图 7 可知,横梁下导轨面在自重与溜板



(a) 上导轨面X方向变形曲线

(a) The deformation curve of the upper guide way



(b) 下导轨面变形曲线

(b) The deformation curve of the underside guide way

图 7 横梁弯曲变形曲线

Fig. 7 The bending deformation curve of the crossbeam

共同作用下,在  $Z$  方向的变形量最大,变形趋势是向下凸,在  $X$  方向的变形较小,变形趋势是向上凸;横梁上导轨面在  $X$  方向的变形也较小,变形趋势是向下凸,完全符合受力分析,并与实际工况下横梁的弯曲变形相吻合。横梁弯曲变形曲线描述了溜板沿横梁运动时导轨面的变形情况,对获得的变形曲线进行逆向取值,得到横梁导轨面的预制补偿曲线,如图 8 所示。在加工横梁时,根据补偿曲线进行数控插补铣以获得所需要的导轨面,从而提高横梁的加工精度。

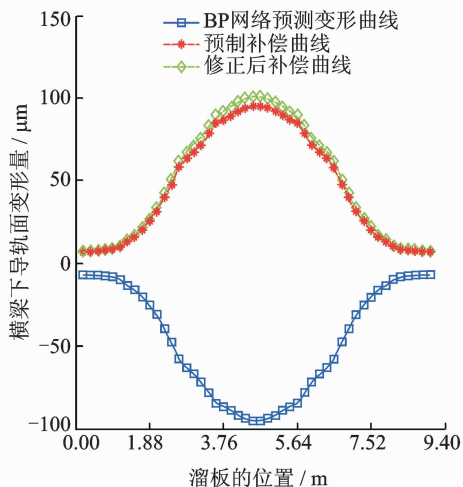


图 8 横梁补偿曲线

Fig. 8 The compensation curve of crossbeam

### 3 实例分析与讨论

由神经网络预测结果可知,横梁在  $Z$  轴方向的变形量最大,因此选择横梁下导轨面上的点为测试点,并且避开有限元数值计算所选择的样本点进行测量,实验结果如表 4 所示。由实验结果可知:a. 实验数据与神经网络预测数据的误差分布在  $6.10\% \sim 11.68\%$ ; b. 实验数据与有限元仿真数据的误差分布在  $7.68\% \sim 14.81\%$ 。验证了基于 BP 神经网络的预测模型可以真实地反映有限元数值计算的结果,并代替有限元,对横梁的弯曲变形进行预测;c. 横梁是焊接件,焊接后需消除应力,由于条件的限制,会有部分残余应力存在,从而导致根据理论计算结果加工的横梁存在部分误差。因此在横梁加工中,需对横梁的变形量进行修正,即在预制补偿曲线的基础上,增加  $6\% \sim 15\%$  的修正量,得到更加趋近于横梁实际变形曲线的修正后补偿曲线,如图 8 所示。

在 Intel(R)i3-2020 CPU3.3 GHz,2 GB 内存的计算机上运算,用 ANSYS 计算每组样本的时间为 600 s,而利用神经网络进行预测仅需要 0.27 s,可见其运行时间短,效率高。此外,在后续横梁的结构参数优化和轻量化设计阶段,可将所建立的神经网络模型运用于 Isight 多学科优化软件。

表 4 实验结果与 BP 网络预测结果对比

Tab. 4 Comparison of experimental results and neural network prediction results

测点/mm	实验数据/ $\mu\text{m}$	数值仿真			
		BP 网络预测/ $\mu\text{m}$	相对误差/%	有限元计算/ $\mu\text{m}$	相对误差/%
1 360	-17.2	-15.191 3	11.68	-15.597	9.32
3 500	-81.4	-75.664 5	7.05	-75.131	7.7
4 840	-107.2	-94.936 7	11.44	-94.873	11.5
7 300	-40.1	-37.652 0	6.10	-37.021	7.68
8 820	-8.9	-7.875 3	11.51	-7.582	14.81

### 4 结论

1) 建立 BP 神经网络模型,以横梁有限元数值计算结果作为神经网络的训练样本,对网络进行训练,对训练后的网络进行测试;网络预测输出与有限元数值模拟结果的相对误差控制在  $0.02\% \sim 3.49\%$ ,表明训练后的神经网络模型能较好地反映输入与输出之间的关系,可以替代有限元数值计算。

2) 以横梁弯曲变形曲线为基础,得到了横梁导轨面的补偿曲线,对横梁的加工提供参考;对预制补

偿曲线的横梁进行实验测量,相对误差小于  $15\%$ ,并对预制补偿曲线进行修正,获得修正后的补偿曲线。

3) 基于有限元数值计算与 BP 神经网络相结合的研究方法对横梁变形进行预测具有运行速度快、预测精度高等特点。所建立的神经网络模型为后续横梁结构参数优化和轻量化设计提供参考。

#### 参 考 文 献

[1] Xu Shubo, Sun Keke, Jing Cainian, et al. The design

- and optimization of large-scales heavy gantry NC machining center based on finite element method[C]//14th International Manufacturing Conference in China. Switzerland: Trans Tech Publications, 2012:656-660.
- [2] Liu Shihao, Ye Wenhua, Lou Peihuang, et al. Structural dynamic optimization for carriage of gantry machining center using orthogonal experimental design and response surface method[J]. Journal of the Chinese Society of Mechanical Engineers, 2012, 33(3): 211-219.
- [3] Tian Junfeng. The optimization design and analysis to a mechanism based on the computer simulation[J]. Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2012, 4(22): 358-364.
- [4] Deng Xiaolei, Yang Weimin, Wang Jianchen. Static analysis for the crossbeam of large gantry CNC machine under six working conditions [C] // 2<sup>nd</sup> International Conference on Materials and Products Manufacturing Technology. Switzerland: Trans Tech Publications, 2013:1523-1526.
- [5] 陶征,张行,刘德平.基于ANSYS的CX8075加工中心底座的优化设计[J].振动、测试与诊断,2012,32(6): 966-969.  
Tao Zheng, Zhang Hang, Liu Deping. Optimal design for the pedestal of CX8075 turning and milling machining center based on ANSYS[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(6): 966-969. (in Chinese)
- [6] 张伯鹏,张年松.机床横梁重力变位的自演进补偿[J].清华大学学报:自然科学版,2006,46(2):191-193.  
Zhang Bopeng, Zhang Niansong. Self-evolutionary compensation of machine tool crossbeam deformation induced by gravity[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2006, 46(2): 191-193. (in Chinese)
- [7] Zhao Ling, Ma Jianfeng, Chen Wuyi, et al. Lightweight design and verification of gantry machining center crossbeam based on structural bionics[J]. Journal of Bionic Engineering, 2011, 8(2): 201-206.
- [8] 郭铁能,席方剑,蔡力钢,等.重载大跨距横梁承载曲线分析与实验研究[J].北京工业大学报,2011,37(8): 1129-1135.  
Guo Tieneng, Xi Fangjian, Cai Ligang, et al. Load curve analysis and experimental study of long span and heavy load crossbeam[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37(8): 1129-1135. (in Chinese)
- [9] Debabrata M, Surjya K P, Partha S. Modeling of electrical discharge machining process using back propagation neural network and multi-objective optimization using non-dominating sorting genetic algorithm-II[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 186(5): 154-162.
- [10] Su H H, Huey L H. Application of finite element method and artificial neural network to the die design of radial forging process[J]. International Journal of Advanced Manufacture Technology, 2004, 24(11): 700-707.
- [11] 刘明,章青.运用多体理论和神经网络的机床热误差补偿[J].振动、测试与诊断,2010,30(6):657-661.  
Liu Ming, Zhang Qing. Thermal error model and compensation of machining tool using multibody system theory and neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 657-661. (in Chinese)
- [12] 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.
- [13] Chan W L, Wang Minfu, Lu Jian. An integrated FEM and ANN methodology for metal-formed product design[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2008, 21(8): 1170-1181.
- [14] Xu Yuanming, Li Shuo, Rong Xiaomin. Composite structural optimization by genetic algorithm and neural network response surface modeling[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2005, 18(4): 310-316.
- [15] Yin Fei, Mao Huajie, Hua Lin. A hybrid of back propagation neural network and genetic algorithm for optimization of injection molding process parameters [J]. Materials and Design, 2011, 32(6): 3457-3464.



**第一作者简介:**郑彬,男,1979年8月生,博士研究生。主要研究方向为重型数控机床动力学分析与结构优化。曾发表《Optimization design for fixed table of gantry machining center based on sensitivity and topology analysis》(《Journal of Donghua University: English Edition》2013, Vol. 30, No. 4)等论文。  
E-mail: fouryear7981@gmail.com

