DOI: 10.3969/j. issn. 2095 - 509X. 2019. 06. 027

一种基于神经网络的角接触球轴承摩擦力矩预测方法

常　笑，王保民，孙传东
(兰州理工大学机电工程学院，甘肃 兰州　730050)

摘要: 摩擦力矩引起的功率损耗是影响角接触球轴承性能的主要因素。针对角接触球轴承摩擦力矩具有非线性和不确定性的特点，以及经验公式计算存在着较大偏差的问题，提出了一种基于神经网络的角接触球轴承摩擦力矩预测方法。基于角接触球轴承摩擦力矩试验，运用神经网络并结合遗传算法建立了角接触球轴承摩擦力矩预测 GA - Elman 模型。试验结果表明，运用 GA - Elman 神经网络预测模型预测的角接触球轴承摩擦力矩值与试验值能较好地吻合，准确率在 95% 以上，验证了该模型的有效性。

关键词: 角接触球轴承; 摩擦力矩; 预测方法; 人工神经网络; 遗传算法
中图分类号: TH133.3　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 2095 - 509X(2019) 06 - 0117 - 06

角接触球轴承由于其具有结构简单、旋转精度高，并且可同时承受径向和轴向载荷等优点，被广泛应用于高速旋转机械系统。摩擦力矩是轴承设计中的一个非常重要的性能指标[1-4]，一些学者运用实验和理论分析方法对角接触球轴承摩擦力矩的影响因素进行了研究[5-7]。早在 20 世纪 50 年代，Palmgren[8] 就给出了滚动轴承的载荷摩擦力矩和黏性摩擦力矩的经验公式。邓四二等[9] 建立了角接触球轴承摩擦力矩理论计算公式; David Gonçalves 等[10] 通过对滚动轴承摩擦力矩模型的优化，对摩擦系数进行了数值计算; 陶润等[11] 基于最小二乘法应用多种函数对摩擦力矩与轴承转速之间的关系进行拟合，得到了摩擦力矩与转速、径向力之间的经验公式; 于东等[12] 基于达朗贝尔原理的拟静力学模型，重新推导出更准确的轴承摩擦力矩的求解方程。然而，由于这些公式是在有限条件下得到的，当在复杂多变的轴承工作条件下，摩擦力矩的计算结果会出现比较大的误差。此外，根据现有的研究发现，轴承摩擦力矩的有关数据往往是非线性和不确定的[13]。鉴于此，本文提出了一种基于 Elman 神经网络和遗传算法的角接触球轴承摩擦力矩预测方法，并通过角接触球轴承摩擦力矩试验对 Elman 神经网络模型进行训练，验证了预测模型的有效性和可行性。

1　基于神经网络的角接触球轴承摩擦力矩预测模型

1.1　角接触球轴承摩擦力矩分析

轴承摩擦力矩是指轴承在旋转过程中轴承内部产生的所有阻力的和。滚动轴承摩擦力矩不仅与轴承的结构尺寸、几何精度、材料及热处理性能等内部条件有关，而且与转速、载荷、装配精度、润滑条件及环境参数等外部条件有关。受到诸多因素的影响，角接触球轴承摩擦力矩显示出非线性和不确定的特点，给传统的统计理论和实验分析带来了很大难度。

1.2　神经网络理论

神经网络是由大量处理单元相互连接组成的非线性、自适应信息处理系统，具有较强的并行处理能力、逼近任意非线性映射能力以及自组织学习能力等[14-16]。角接触球轴承摩擦力矩预测模型所用的 Elman 神经网络，是一种具有局部记忆单元和局部反馈的递归神经网络，其结构如图 1 所示。Elman 神经网络由输入层、隐藏层、输出层和承接层组成。输入层的神经元主要负责信号的传输; 输出层的神经元起线性加权作用; 承接层从隐藏层接

收稿日期: 2018 - 03 - 06
作者简介: 常笑(1993—)，男，硕士研究生，主要研究方向为数控加工技术及装备，1026356079@qq.com.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

受反馈信号，其输出经延迟与存储，自联到隐藏层的输入，这样可以记忆隐藏层单元前一时刻的输出值。这样的特性使 Elman 神经网络对历史数据更加敏感，增强了网络处理动态信息的能力。

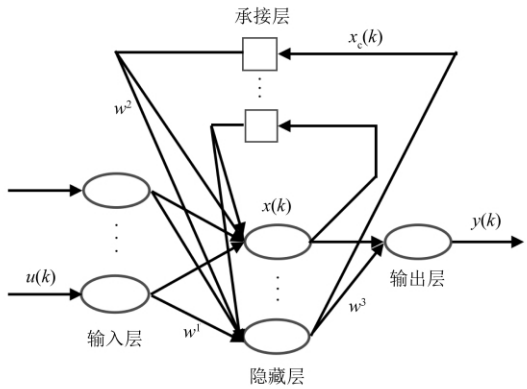


图 1　Elman 神经网络计算过程

Elman 神经网络的输出 $y(k)$ 可以用式(1)表示:

$$\begin{cases} y(k) = g(w^3 x(k)) \\ x(k) = f(w^2 x_c(k) + w^1(u(k-1))) \\ x_c(k) = \alpha x_c(k-1) + x(k+1) \end{cases} \tag{1}$$

式中: w^1 为输入层与隐藏层之间的连接权值; w^2 为承接层和隐藏层之间的连接权值; w^3 为隐藏层与输出层之间的连接权值; $u(k)$ 为 k 时刻的输入; $y(k)$ 为 k 时刻的输出; $x(k)$ 为 k 时刻的隐含层状态; α 为自连接反馈增益因子; 函数 $g(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别为隐藏层和输出层的激活函数。Sigmoid 型函数可以更好地实现非线性关系，因此 $f(\cdot)$ 选择双曲正切 S 型函数，其函数表达式为:

$$f(z) = \frac{2}{1+e^{-2z}} - 1 \tag{2}$$

$g(\cdot)$ 作为隐藏层的激活函数，采用线性传递函数，如式(3)所示:

$$g(t) = t \tag{3}$$

式中: t 为激活函数的输入值。

Elman 神经网络的学习算法采用 LM 算法。根据式(4)所示的误差，可以修改网络连接权值和阈值，以提高 Elman 神经网络的精度。

$$E = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{T} \| y_{real}(k) - y(k) \|^2 \tag{4}$$

式中: E 为误差; N 为训练样本数; T 为每组数据的总个数; $y_{real}(k)$ 为真实值。通过对网络的训练，使网络能够实现输入映射到输出的非线性关系。

1.3　遗传算法

利用传统算法对网络进行训练时，由于初始权值和阈值由计算机随机生成，网络训练速度较慢，结果收敛到局部极小值，因此角接触球轴承的摩擦力矩预测出现不稳定、不准确的情况。遗传算法(GA)能够避免 Elman 神经网络存在的缺陷[17-19]，本文采用遗传算法优化 Elman 神经网络的初始连接权值和阈值。遗传算法流程如图 2 所示。

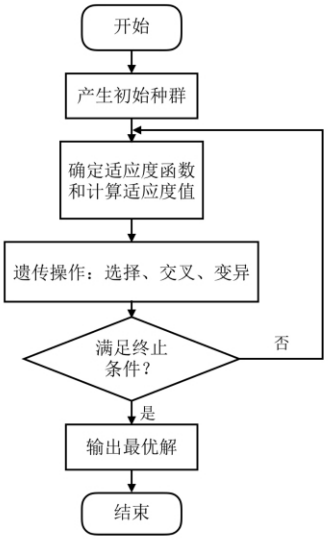


图 2　遗传算法流程图

基于遗传算法的神经网络权值训练主要有以下 3 个步骤。

第 1 步，选择原始连接权值，即采用二进制字符串形式或实数形式选择每个神经元的连接权值。因为设计参数的数量众多，所以很难用简单的二进制编码遗传算法解决优化问题。为了克服简单遗传算法的缺点，采用了实数编码遗传算法。代码长度可由式(5)求得:

$$L = L_h + L_h \times L_i + L_o + L_o \times L_h \tag{5}$$

式中: L 为染色体代码的长度; L_i, L_o 和 L_h 分别为输入层、输出层和隐藏层的代码。

第 2 步，通过构造相应的神经网络来评估这些连接权值的适应度，本文选取总平方误差的倒数作为适应度，如式(6)所示:

$$f = \frac{C}{E} = \frac{C}{\sum_{k=1}^{T} \| y_{real}(k) - y(k) \|^2} \tag{6}$$

式中: f 为适应度; C 为常数。

第 3 步，根据遗传算法的适应度进行选择、交叉、变异操作等进化，保留高适应性的个体为下一代。同时，低适应性个体通过交叉和变异创造出新的个体。交叉方法如式(7)所示:

$$\begin{cases} c_1 = p_1 \times a + p_2 \times (1-a) \\ c_2 = p_1 \times (1-a) + p_2 \times a \end{cases} \tag{7}$$

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

式中: c_1,c_2 为杂交后代; a 为交叉概率; p_1,p_2 为父代个体。

当个体的适应度值小于理想值时,进化停止;否则,重复上述步骤直到满足训练要求为止。

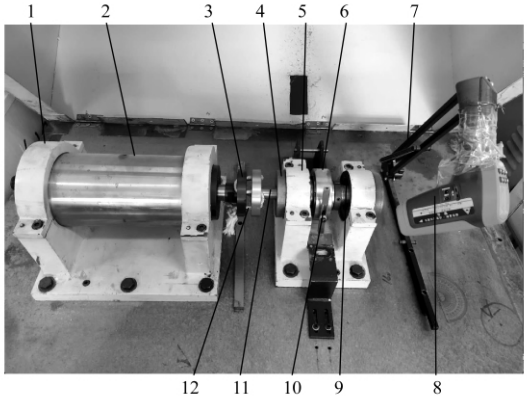
本文中神经网络模型的输出是轴承的摩擦力矩,输入分别为转速、温度、运行时间和拖动系数。根据所确定的输入、输出参数建立了 GA - Elman 神经网络模型。

2　角接触球轴承摩擦力矩试验

为了获得脂润滑角接触球轴承摩擦力矩的试验数据,设计并制造了轴承摩擦力矩试验台,为角接触球轴承摩擦力矩预测方法的建模和验证提供了基础条件。

2.1　角接触球轴承摩擦力矩试验台

摩擦力矩试验台主要由电主轴单元和测试单元组成。电主轴的最高转速和额定功率分别为 36 000r/min 和 5kW。试验台结构如图 3 所示。被测试轴承内圈安装在主轴 11 上,主轴 11 两端由两对角接触球轴承支承,主轴 11 通过联轴器与电主轴相连,联轴器采用尼龙绳进行联结,其目的是为了减少刚性联结对轴承摩擦力矩测试结果产生的影响,提高测试系统的准确性和稳定性。试验的润滑方式采用脂润滑,润滑脂的成份见表 1。



1—轴承座; 2—电主轴; 3—联轴器; 4—法兰盘; 5—轴承座; 6—试验轴承安装组件; 7—支架; 8—温度传感器; 9—支撑轴承; 10—压力传感器; 11—主轴; 12—尼龙绳

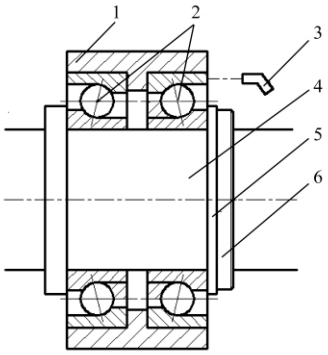
图 3　轴承摩擦力矩试验台

表 1　润滑脂成份　　%

成份	数值
增稠剂(Li - 12 - OH)	23
PAO	64
Est	11
添加剂(聚脲)	2

被测试轴承的安装如图 4 所示,轴承背靠背地安装在主轴 11 上,并且在两个轴承之间安装一个 T 型环,以方便加载径向力。在本试验中,轴承内圈随着电主轴旋转,轴承由于旋转产生的摩擦力矩通过外圈传递到 T 型环上,然后由 T 型环上的压力传感器采集并输送到电脑进行放大和运算,得到被测试轴承外圈的摩擦力矩。

为了测量被测试轴承的实际温度,在试验台内安装温度传感器。本试验台将红外温度传感器固定在自制的支架上以达到监测被测试轴承内圈温度的目的。



1—T 型环; 2—试验轴承; 3—温度传感器; 4—轴; 5—止推垫圈; 6—锁紧螺母

图 4　试验轴承安装结构图

2.2　测试轴承

本文试验中被测试的轴承为 B7009C/P4 轴承,其滚道材料为 GCr15 轴承钢,滚动体材料为 Si_3N_4。主要结构参数见表 2。

表 2　轴承结构参数

参数	数值
轴承外径/mm	45
轴承内径/mm	75
宽度/mm	16
接触角/rad	0.261 799 4

2.3　试验条件

在试验的过程中随机变化轴承的转速,在不同的转速下,测得不同轴向载荷和径向载荷下轴承的摩擦力矩和温度。试验分为 3 组,每一组的试验工况都不相同,轴承运转时间都为 200s,每隔 0.5s 采集一次试验轴承摩擦力矩值。

第一组数据和第二组数据用于对模型进行训练,第三组用来验证 GA - Elman 神经网络的精度。在试验开始前,为轴承预加轴向载荷和径向载荷。在第一组试验中,对轴承施加的轴向载荷和径向载荷分别为 200N 和 100N; 在第二组试验中,对轴承施加的轴向载

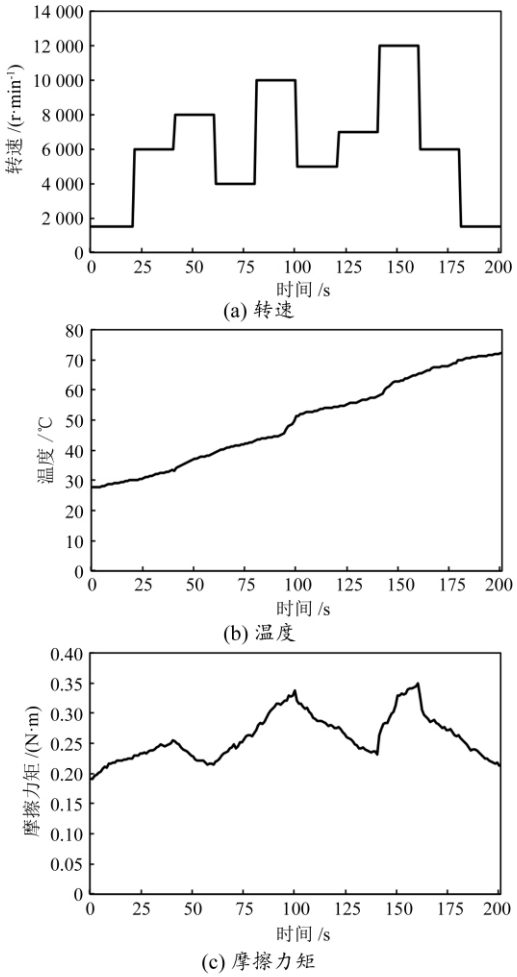
(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

荷和径向载荷分别为100N 和200N;在第三组试验中,对轴承施加的轴向和径向载荷均为200N。

3　神经网络模型的训练和验证

3.1　神经网络模型的训练

以转速、温度、运行时间、轴向载荷和径向载荷为输入,轴承的摩擦力矩为输出。第一、二组试验的转速、温度和摩擦力矩分别如图 5,6 所示。在 GA－Elman 网络模型中,输入层选用 5 个节点,输出层选用 1 个节点,隐藏层选用 8 个节点,隐藏层激活函数为 Tansig,输出层激活函数为 Purelin。预测模型详细参数见表 3。



(a) 转速

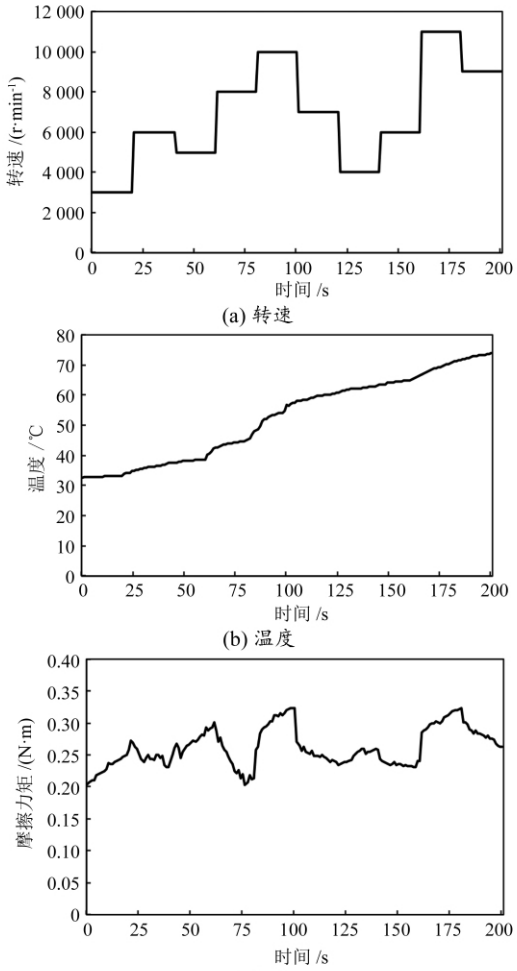
(b) 温度

(c) 摩擦力矩

图 5　第一组试验数据

3.2　GA－Elman 神经网络模型的验证

图 7 所示为神经网络模型的训练误差,GA－Elman 神经网络验模型用了 1 336 次迭代计算,就满足了所设定的目标误差(其中目标误差为 0.000 1,训练误差为 0.000 092),并且训练误差曲线较为平滑。因此,GA－Elman神经网络模型迭代次数少、训练时间短,且精度高、稳定性好。



(a) 转速

(b) 温度

(c) 摩擦力矩

图 6　第二组试验数据

表 3　神经网络模型参数

模型参数	数值
输入层节点个数	5
隐藏层节点个数	8
输出层节点个数	1
最大迭代次数	1 000
学习速率	0.02
误差精度	0.000 1

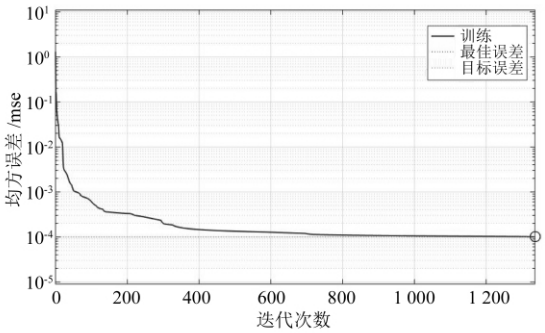


图 7　人工神经网络的训练误差

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

为了提高预测模型的可信度,采用第三组试验数据对 GA - Elman 预测模型的稳定性和泛化能力进行验证,第三组试验数据及验证结果如图 8 所示。由图 8(b) 可以看出,GA - Elman 神经网络预测模型预测的轴承摩擦力矩和试验值有很高的吻合度,表明该预测模型具有较高的精度和稳定性。

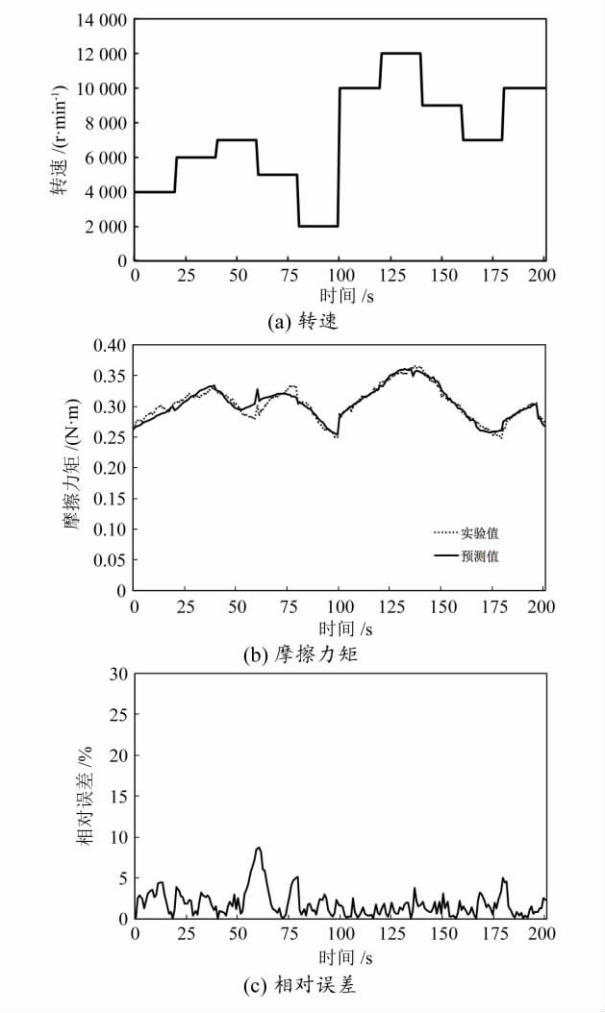


图 8　第三组试验数据及验证结果

从图 8(c) 可以看出,轴承摩擦力矩的预测值和试验值的最大相对误差为 8.75%,平均相对误差为 1.85%。基于 GA - Elman 的神经网络预测模型的预测精度较高,大多数的预测结果都在合理的范围内,预测误差基本可以控制在 5% 以内,而且预测结果的波动较小,预测值的变化趋势与试验值的变化趋势基本一致。

为了进一步验证 GA - Elman 预测模型的有效性和稳定性,继续进行试验,得到运行时间在 200s 以后的 40 组摩擦力矩试验值,对预测模型进行验证。试验中,设轴承转速为 2 000r/min,轴向载荷为 200N,径向载荷为 100N。轴承的工作温度随时间的变化如图 9(a) 所示,摩擦力矩的试验结果与预测结果如图 9(b) 所示,可以看出,预测值和试验值基本吻合。由图 9(c) 可以看出,摩擦力矩的预测结果与试验结果的最大相对误差为 4.85%,平均相对误差为 2.48%,预测误差可以控制在 5% 以内。综上所述,在不同载荷、不同轴承转速和工作时间下,GA - Elman 神经网络模型预测轴承摩擦力矩的准确率在 95% 以上,验证了神经网络模型预测轴承摩擦力矩的有效性。

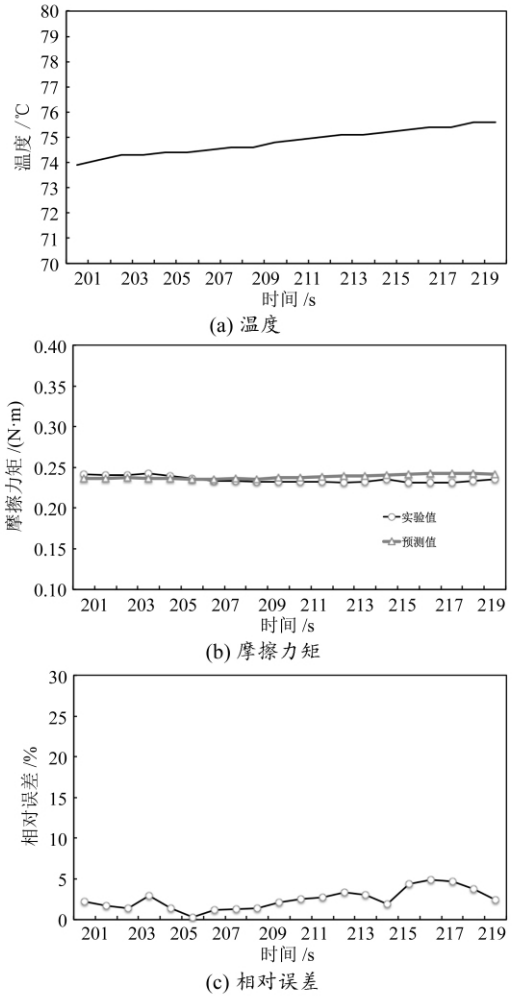


图 9　模型验证Ⅱ

4　结束语

本文提出了一种基于神经网络的角接触球轴承摩擦力矩的预测方法。结合神经网络和遗传算法,建立了预测角接触球轴承摩擦力矩的 GA - Elman 模型,并对模型进行了试验和验证。试验结果表明,模型的预测数据与试验数据较吻合,验证了 GA - Elman 神经网络预测模型具有良好的泛化能力和较高的准确性。

参考文献:

[1]　ZHANG Y, MEI X S. Spindle unit of NC machine tool in aviation

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

manufacturing and its development trend [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2010(4): 26 – 29.

[2] 胡华君,潘博,孙京. 航天器驱动机构轴系摩擦力矩建模与分析研究[J]. 机械工程学报,2017,53(11): 75 – 80.

[3] 胡赤兵,黄丛领,王保民. 电主轴角接触球轴承摩擦学和动力学耦合分析[J]. 兰州理工大学学报,2013,39(3): 30 – 33.

[4] BALYAKIN V B, ZHILNIKOV E P, KOSENOK B B, et al. Study of the influence of ring misalignment in rolling bearings on frictional torque and the fatigue life of supports [J]. Journal of Friction and Wear, 2017, 38(1): 7 – 12.

[5] 姜绍娜,陈晓阳,顾家铭,等. 陀螺框架轴承摩擦力矩分析[J]. 机械工程学报,2016,52(7): 60 – 67.

[6] KIM K S, LEE D L, LEE S M, et al. A numericalapproach to determine the frictional torque and temperature of an angular contact ball bearing in a spindle system [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2015, 216(1): 135 – 142.

[7] OLARU D N, BALAN M R D, TUFESCU A, et al. Influence of the cage on the friction torque in low loaded thrust ball bearings operating in lubricated conditions [J]. Tribology International, 2017, 107: 294 – 305.

[8] 梁群,刘晓玲,杜肖. 角接触球轴承的温度场分析[J]. 润滑与密封,2015,40(12): 37 – 41,45.

[9] 邓四二,李兴林,汪久根,等. 角接触球轴承摩擦力矩特性研究[J]. 机械工程学报,2011,47(5): 114 – 120.

[10] DAVID G, SAMUEL P, BEATRIZ G, et al. Friction torque in thrust ball bearings lubricated with polymer greases of different thickener content [J]. Tribology International, 2016, 96: 87 – 96.

[11] 陶润,侯之超. 受径向力滚动轴承摩擦力矩的测试和函数拟合[J]. 清华大学学报(自然科学版),2014,54(6): 744 – 749.

[12] 于东,张进华,王东峰,等. RV 减速器主轴承摩擦力矩理论计算及特性分析[J]. 浙江大学学报(工学版),2017,51(10): 1928 – 1936.

[13] CHEN G C, JIA P, HE J Q. Effects of geometric parameters on static load capacity of a double-row four-point contact ball bearing [J]. JMST, 2013, 27(4): 1053 – 1061.

[14] WANG H, TANG M M. Smart health evaluation of slewing bearing based on multiple-characteristic parameters [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2014, 28(6): 2089 – 2097.

[15] 张秋余,朱学明. 基于 GA – Elman 神经网络的交通流短时预测方法[J]. 兰州理工大学学报,2013,39(3): 94 – 98.

[16] 石莹,王学智,刘金营,等. 基于 Fluent – BP 神经网络的液体动静压轴承热特性分析[J]. 润滑与密封,2016(1): 37 – 42.

[17] DING S F, ZHANG Y N, CHEN J R, et al. Research on using genetic algorithms to optimize Elman neural networks [J]. Neural Computing and Applications, 2013, 23(2): 293 – 297,.

[18] 徐星,田坤云,李凤琴,等. 基于 GA – Elman 神经网络的煤矿突水水源判别[J]. 西南大学学报(自然科学版),2018,40(4): 170 – 179.

[19] WANG Y, LI S, GAO X, et al. Prediction method for network traffic based on genetic algorithm optimized echo state network [J]. Journal of Computer Research & Development, 2015, 52(5): 1137 – 1145.

A predictive method for the friction torque of angular contact ball bearings based on neural network

Chang Xiao, Wang Baomin, Sun Chuandong

(College of Mechano – Electronic Engineering,

Lanzhou University of Technology, Gansu Lanzhou, 730050, China)

Abstract: The power loss caused by the friction torque is the main factor affecting the performance of the angular contact ball bearing. However, the friction torque of angular contact ball bearings are nonlinear and uncertain, moreover, there has a large deviation error in the calculation of the friction torque by using the empirical formula. In order to solve this problem, based on the neural network a predictive method for the friction torque of the angular contact ball bearing is proposed. Combined with neural network and genetic algorithm, the GA – Elman neural network model is established and verified by the friction torque experiment of the angle contact ball bearing. The experimental results show that the prediction model has good agreement with the experimental data, above 95% of the bearing friction torque can predict under different working conditions, the proposed method also has good robustness.

Key words: angular contact ball bearing; friction torque; predictive method; artificial neural network; genetic algorithm

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net