

重型发电燃气轮机的建模与状态监测研究

黄 伟,常 俊,孙智滨

(上海电力大学 自动化工程学院,上海 200090)

摘 要:为了建立燃机整体的性能预测模型,采用 BP 神经网络和基于思维进化算法的神经网络(MEA-BP 算法)对压气机特性曲线进行预测和分析,得到了各部件的特性和基于热力学原理的数学表达式,搭建了燃机的整体仿真模型,建立了 GE9F 型重型燃气轮机的性能监测及耗差分析模型,分析不同工况条件下机组的性能参数和经济性指标。对机组的运行数据进行了多元线性回归分析,可以实现压气机和燃机的性能预测,为运行人员的运行调整提供参考。

关 键 词:MEA-BP 算法;重型燃气轮机建模;性能监测;耗差分析;性能预测

中图分类号:TK47 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2020.03.011

[引用本文格式]黄 伟,常 俊,孙智滨.重型发电燃气轮机的建模与状态监测研究[J].热能动力工程,2020,35(3):81-86.
HUANG Wei,CHANG Jun,SUN Zhi-bin. Modeling and condition monitoring of heavy-duty power generation gas turbine[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2020,35(3):81-86.

Modeling and Condition Monitoring of Heavy-duty Power Generation Gas Turbine

HUANG Wei,CHANG Jun,SUN Zhi-bin

(College of Automation Engineering,Shanghai University of Electric Power,Shanghai,China,Post Code:200090)

Abstract: In order to establish the gas turbine performance prediction model, BP neural network and MEA-BP algorithm are used to predict and analyze the compressor characteristic curve. The characteristics of each component and the mathematical expression based on the principle of thermodynamics are obtained, the overall simulation model of gas turbine is built, the performance monitoring and consumption difference analysis model of GE9F type heavy gas turbine are established, and the performance parameters and economic indexes of several groups under different working conditions are analyzed and studied. Multiple linear regression analysis on the operating data of the unit is carried out, and the performance of the compressor and gas turbine can be predicted.

Key words: MEA-BP algorithm, heavy duty gas turbine modeling, performance monitoring, loss analysis, performance prediction

引 言

在众多的发电形式当中,重型燃气轮机及其联

合循环发电机组因其转换效率高、污染小等特点具备一定的发电优势^[1-2]。不管在理论研究还是工程技术上,我国燃气轮机的技术水平均与世界先进水平差距较大,急需在燃气轮机上加大科研投入和政

收稿日期:2019-03-29; 修订日期:2019-06-27

基金项目:上海市科委发电过程智能管控工程技术研究中心基金资助项目(14DZ2251100);上海市“科技创新行动计划”地方院校能力建设专项项目(19020500700)

Fund-supported Project:Shanghai Science and Technology Research Center for Intelligent Control of Power Generation Process Project(14DZ2251100), Shanghai Science and Technology Commission Program(19020500700)

作者简介:黄 伟(1966-),女,广东广州人,上海电力大学副教授,E-mail:285027305@qq.com.

策保障,加快核心技术国产化,推动智慧发电和智能制造的发展。

本文拟采用 BP 神经网络和基于思维进化算法的神经网络(MEA-BP 算法)分别对压气机特性曲线进行预测和计算,对 GE9F 型重型燃气轮机进行整体仿真建模研究,根据设计工况参数与热力学参数,得出各部件的特性参数和基于热力学原理的数学表达式,并在 Matlab/Simulink 环境下搭建燃机的整体仿真模型;其次基于热力学原理和线性小偏差算法,建立 GE9F 型重型燃气轮机的性能监测及耗差分析模型,从建立的燃机仿真模型中获取目标工况参数,以此为标准,计算燃机在不同工况下的性能参数和经济性指标;最后,对机组运行数据进行多元线性回归分析,建立压气机和燃机整体的性能预测模型,为运行人员调整工况和实现机组最优化提供参考。

1 压气机特性曲线的计算

1.1 压气机特性曲线

在压气机运行时,通常直接测量的参数包括:转速 n 、流量 q_m 、进气的总压 p_a^* 和总温 T_a^* 。所以,通用特性曲线的坐标常以 $\frac{n}{\sqrt{T_a^*}}$ 为因变量,以 $\frac{q_m \sqrt{T_a^*}}{p_a^*}$ 为自变量,这时通用特性线可以表示为:

$$\pi_c^* = f_1\left(\frac{q_m \sqrt{T_a^*}}{p_a^*}, \frac{n}{\sqrt{T_a^*}}\right) \quad (1)$$

$$\eta_c^* = f_2\left(\frac{q_m \sqrt{T_a^*}}{p_a^*}, \frac{n}{\sqrt{T_a^*}}\right) \quad (2)$$

1.2 MEA-BP 神经网络

基于 MEA 优化的 BP 神经网络具体改进过程如下:

(1) 根据 BP 神经网络拓扑结构,将解空间映射到编码空间^[3]。

(2) 定义迭代次数、种群规模、预分配优胜子群体和临时子群体规模。

(3) 选取各个体和种群的得分函数。

(4) 多次迭代得到最优个体,将其结果作为 BP 神经网络的初始权值和阈值,并继续训练网络^[4]。

1.3 实例分析

利用 Matlab 中的神经网络工具箱,建立 MEA-BP 神经网络,对压气机特性曲线进行计算和预测。图 1 是某轴流式压气机特性曲线^[5],图中共有 11 条等转速线,分别取相对转速 $n' = 0.9、0.8、0.7、0.6、0.5、0.4$ 和 0.3 上的样本数据作为训练集,每条等转速线上取 6 个点,而将相对转速 $n' = 0.95、0.82$ 和 0.25 上的样本数据作为检验数据。其中, $n' = 0.95$ 作为高转速样本外插值, $n' = 0.82$ 为样本内插值, $n' = 0.25$ 作为低转速样本外插值。

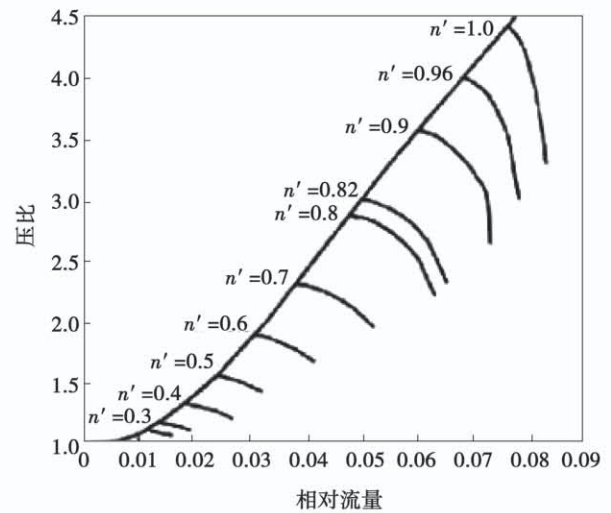


图 1 某轴流式压气机特性曲线

Fig. 1 Characteristic curve of an axial flow compressor

将训练 200 次后的 BP 神经网络和 MEA-BP 神经网络预测结果的相对误差百分比进行对比分析,如表 1 所示。

由表 1 可知,BP 神经网络预测结果中最大误差为 16.617%,平均相对误差为 4.529%;MEA-BP 神经网络预测结果中最大误差为 4.172%,平均相对误差为 1.013%。相比 BP 神经网络,采用 MEA-BP 神经网络得出的压气机特性曲线预测结果,具有更好的精度和泛化能力,更适用于在燃气轮机建模中使用。

2 重型燃气轮机的仿真建模

对重型燃气轮机建立相应的数学模型并进行仿

真,可以深入了解重型燃气轮机的输入、输出关系,更加清晰地理解其运行特性^[6-8]。

表1 BP和MEA-BP神经网络预测与实际数据表

Tab.1 BP and MEA-BP neural network prediction and actual data sheet

相对转速	压比	BP 预测	BP 相对误差/%	MEA-BP 预测	MEA-BP 相对误差/%
0.95	3.0864	3.0233	2.0453	3.0362	1.6287
	3.2061	3.0902	3.6151	3.1449	1.9076
	3.4462	3.1807	7.7040	3.3059	4.0717
	3.6753	3.2960	10.319	3.5685	2.9060
	3.8772	3.3424	13.794	3.8367	1.0453
	3.9773	3.3164	16.617	3.9719	0.1378
	2.3584	2.3463	0.5134	2.3410	0.7401
	2.5281	2.6031	2.9647	2.5357	0.2989
0.82	2.7275	2.8442	4.2783	2.7273	0.0079
	2.8718	2.9775	3.6811	2.8628	0.3106
	2.9337	3.0135	2.7199	2.9181	0.5325
	2.9973	3.0588	2.0521	2.9685	0.9617
0.25	1.0891	1.1038	1.3512	1.0866	0.2306
	1.1010	1.1235	2.0495	1.0984	0.2339
	1.1010	1.1252	2.2052	1.0994	0.1425
	1.1086	1.1340	2.2905	1.1045	0.3737
	1.1171	1.1414	2.1767	1.1086	0.7595
	1.1332	1.1463	1.1536	1.1112	1.9424

从该重型燃气轮机的设计资料中选取燃机负荷率分别为100%、50%、30%时的部分参数值作为输入量,采用Matlab软件进行模拟仿真,并将仿真结果与设计数据进行分析对比,以100%负荷为例,结果如表2所示。

表2 100%负荷下燃机过程参数仿真值与设计值对比

Tab.2 Comparison between simulation value and design value of gas turbine process parameters under 100% load

参数	设计值	仿真值	相对误差/%
燃机出力/MW	252.1	244.5	3.01
燃机热耗/kJ·(kW·h) ⁻¹	9780	9878.5	1.01
燃机排气质量流量/kg·s ⁻¹	654.8	647.5	1.11
燃机排气温度/°C	605.6	604.9	0.12
燃料流量/kg·s ⁻¹	14.9	14.78	0.81
燃料低位热值/kJ·kg ⁻¹	45919	45919	0

可见,所选参数的仿真数据与设计值的相对误差均不超过5%。表明所搭建的重型燃气轮机仿真模型具有较高的准确性。

3 燃气轮机的性能监测及耗差分析

3.1 燃气轮机的性能监测

主要针对燃气-蒸汽联合循环机组当中的燃机环节建立性能监测模型^[9]。将燃气轮机仿真模型的运行结果作为参数目标值,具体分析采用的是GE9F型燃气-蒸汽联合循环发电机组的仿真机数据。在环境温度为20℃的情况下,监测燃气轮机在某工况下部分运行参数的具体情况,如表3所示。

表3 各参数监测显示表

Tab.3 Parameter monitoring display table

参数	运行值	目标值	相对误差/%
燃气压力/MPa	2.65	2.65	0.0021
燃气流量/kg·s ⁻¹	9.29	9.29	0.0098
燃机热耗/kg·(kJ·h) ⁻¹	9653.33	9661.4	0.0844

如表3所示,性能监测模型得到GE9F型燃气轮机在某工况下的部分参数运行值与目标值。可以看出,运行值与目标值的平均相对误差为0.1013%。总体而言,性能监测模型的结果精度较高,可应用于燃气轮机的实时性能监测。

3.2 基于线性小偏差法的燃气轮机耗差分析

所谓耗差分析,即比较分析运行参数的目标值和实际值,将性能参数的偏差值转化为耗差指标,进而判断机组的运行状态,优化运行管理^[10]。

压气机耗差分析模型:

$$\begin{cases} \delta T_2 = \delta T_1 + k_1 k_2 \delta \pi_c - k_2 \delta \eta_c \\ k_2 = \frac{\pi_c^{m_c} - 1}{\pi_c^{m_c} - 1 + \eta_c} \end{cases} \quad (3)$$

其中: T_1 、 T_2 —压气机进口和出口温度; k_2 —空气绝热指数; η_c —压气机等熵压缩效率。

燃烧室耗差分析模型:

$$\left\{ \begin{aligned} \delta G_r &= \delta G_a + k_3 \delta T_3 - k_4 \delta T_1 - k_1 k_2 k_4 \delta \pi_c + \\ &\quad k_2 k_4 \delta \eta_c - k_5 \delta T_f - k_6 \delta \eta_r - k_6 Q_{ar,net} \\ k_3 &= \frac{c_{p,g} T_3 (T_f c_{p,f} + \eta_r Q_{ar,net} - 2c_{p,g} T_3 + c_{p,a} T_2)}{(c_{p,g} T_3 - c_{p,a} T_2) (T_f c_{p,f} + \eta_r Q_{ar,net} - c_{p,g} T_3)} \\ k_4 &= \frac{c_{p,a} T_2}{c_{p,g} T_3 - c_{p,a} T_2} \\ k_5 &= \frac{T_f c_{p,f}}{T_f c_{p,f} + \eta_r Q_{ar,net} - c_{p,g} T_3} \\ k_6 &= \frac{\eta_r Q_{ar,net}}{T_f c_{p,f} + \eta_r Q_{ar,net} - c_{p,g} T_3} \end{aligned} \right. \quad (4)$$

其中: G_a —压气机进口空气质量流量, t/h ; G_{cla} —冷却空气质量流量, t/h ; G_f —天然气质量流量, t/h ; G_g —燃气质量流量, t/h ; $h_2^{T_2}$ —空气在 T_2 时的比焓, J/kg ; $h_1^{T_1}$ —燃气在 T_1 时的比焓, J/kg ; $h_g^{T_3}$ —燃气在 T_3 时的比焓, J/kg ; $Q_{ar,net}$ —燃气的低位发热量, J/kg ; η_r —燃烧效率。

透平耗差分析模型:

$$\left\{ \begin{aligned} \delta T_4 &= \sigma \delta T_3 - k_7 k_8 \delta \pi_t - k_8 \delta \eta_t \\ k_7 &= \frac{m_t}{\pi_t^{m_t} - 1} \\ k_8 &= \frac{\eta_t (\pi_t^{m_t} - 1)}{\pi_t^{m_t} - \eta_t (\pi_t^{m_t} - 1)} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

其中: T_3 、 T_4 —透平进口和出口温度, $^{\circ}\text{C}$; π_t —燃机膨胀比; η_t —透平效率。

采用 GE9F 型燃气—蒸汽联合循环发电机组的仿真机数据, 研究变负荷率的耗差分析, 如表 4 所示。

把压气机效率、燃烧效率、透平效率分别增加 0.1%, 燃气轮机热耗率变化量均随燃机负荷率的变化而变化。从三者对比结果来看, 透平效率的提高能够较大程度地减低热耗率、减少气耗和降低发电成本。因此, 提高燃气轮机各部件的运行效率, 对降低整台燃气轮机热耗率是很有效的措施。

4 基于多元线性回归分析的性能预测

针对燃机运行老化等问题, 采用实用性更强的多元线性回归的方法, 以燃气轮机的初始条件作为进口参数, 对大量真实燃气轮机数据进行训练, 最终获得预测燃机性能的数字模型, 运行人员可以根据

预测结果及时地对工况进行调整或维修, 使得机组的运行实现最优化^[11]。

表 4 压气机效率、燃烧效率和透平效率对热耗率的影响
Tab. 4 Influence of compressor efficiency, combustion efficiency and turbine efficiency on heat rate

燃机负荷率/%	燃机热耗率变化量/ $\text{kJ} \cdot (\text{kg} \cdot \text{h})^{-1}$		
	压气机效率增加 0.1%	燃烧效率增加 0.1%	透平效率增加 0.1%
20	-6.0	-10.0	-17.2
30	-4.6	-9.1	-15.0
40	-3.0	-8.2	-12.3
50	-2.5	-8.0	-11.5
60	-2.1	-7.8	-12.0
70	-2.0	-7.5	-11.6
80	-1.8	-7.3	-11.5
90	-1.6	-7.0	-11.7

利用 GE9F 型燃气—蒸汽联合循环发电机组的仿真机, 仿真时间为 2019 年 1 月, 燃机负荷设定在 50%~80% 范围内变化, 取得 2 168 个时刻的运行数据信息。以此数据为基础, 进行 Person 相关性分析和多元线性回归分析。

4.1 燃机性能指标分析

以获取中的 2168 个时刻点的数据为研究样本, 可以得到燃机负荷、效率和燃机热耗率与大气压力、IGV、燃气压力及流量之间的相关性强弱, 分析结果如图 2 所示。

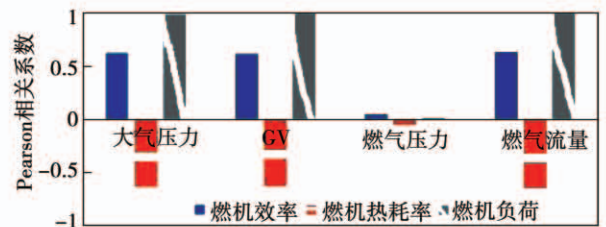


图 2 燃机性能指标与燃机初始进口条件之间的相关性分析结果

Fig. 2 Correlation analysis results between gas turbine performance index and gas turbine initial inlet conditions

由图 2 可以看出, 燃气效率、燃气热耗率和燃气负荷与燃机初始进口条件之间存在强相关性, 而与燃气压力之间存在弱相关性故主要采用大气压力、

IGV 和燃气流量作为建模分析的重点变量。

4.2 燃机性能预测分析

取初始进口条件数据为训练样本,以另外的 1 000 个时刻的燃机性能指标和燃机初始进口条件

数据为预测样本,通过多元线性回归算法求得压气机耗功的多元线性回归方程,燃机性能预测结果如表 5 所示。 p_a 是大气压力, p_f 是燃气压力, G_f 是燃气流量。

表 5 燃机性能预测结果

Tab. 5 Gas turbine performance prediction results

	燃机负荷	燃机效率	燃机热效率
回归方程	$W_{gt} = -118.504 + 0.498p_a + 0.786IGV + 0.204p_f + 7.108G_f$	$\eta_{gt} = -0.492 - 0.009p_a - 0.001IGV + 0.002p_f + 0.008G_f$	$HR_{gt} = 31631.315 + 243.702p_a + 21.968IGV - 50.468p_f - 201.082G_f$
R^2	99.9	86.7	87.6
最大误差/%	1.84	5.22	5.09
平均误差/%	0.39	0.91	0.91
误差 < 2% 样本占比/%	100.00	87.78	87.92
误差 > 5% 样本占比/%	0	0.14	0.05

由表 5 可知,经过多元线性回归分析模型,燃机负荷、效率和热耗率的预测结果与实际值误差很小,燃机性能预测实际值与模型计算结果具有较高精度, R^2 均达到了 86% 以上,最大相对误差不超过 6%,平均误差均低于 1%,说明了该模型的有效性。

5 结论

将思维进化算法引入压气机特性曲线计算中,分别通过 BP 神经网络和 MEA-BP 神经网络进行压气机特性曲线计算,得到了相应的预测结果。经过对比分析,验证了利用 MEA 算法优化过的 BP 神经网络具有更好的预测效果,可用于燃气轮机模型的建立与仿真。建立了重型发电燃气轮机的仿真模型,将仿真结果与设计数据进行对比分析,验证了模型的准确性。

以 GE9F 型重型燃气轮机为对象,利用仿真模型对其性能进行了预测分析,燃机负荷率越高,压气机和燃机整体的运行特性越好,所以要尽量减少燃机的低负荷运行,才能保证燃气-蒸汽联合循环发电机组运行的经济性和可靠性。

基于机组历史运行数据,对压气机和燃机进行了性能预测和分析,经过 Person 相关性分析建立了相关的数学预测模型。通过燃机多元线性回归预测可知,建立的预测模型能够准确地计算出机组的性能指标。

参考文献:

- [1] 吉桂明. GE 空气冷却先进的 H 级 7HA 和 9HA 燃气轮机[J]. 热能动力工程,2017,32(2):80.
JI Gui-ming. GE air cooling advanced H class 7HA and 9HA gas turbine[J]. Thermal power engineering,2017,32(2):80.
- [2] 任敬琦,曹越,桑懿谦,等. H 级重型燃气轮机建模与动态仿真[J]. 动力工程学报,2018,38(2):98-104.
REN Jing-qi, CAO Yue, SANG Yi-qian, et al. Modeling and dynamic simulation of h-class heavy gas turbine[J]. Journal of dynamic engineering,2018,38(2):98-104.
- [3] 郭秀萍. 多目标进化算法及其在制造系统中的应用研究[D]. 上海:上海交通大学,2007.
GUO Xiu-ping. Multi-objective evolutionary algorithm and its application in manufacturing system[D]. Shanghai: Shanghai Jiao-tong University,2007.
- [4] 何小娟,曾建潮,徐玉斌. 基于思维进化算法的神经网络权值与结构优化[J]. 计算机工程与科学,2004(5):38-42.
HE Xiao-juan, ZEN Jian-chao, XU Yu-bin. Neural network weight and structure optimization based on thinking evolutionary algorithm[J]. Computer engineering and science,2004(5):38-42.
- [5] 王小川,史峰,郁磊,等. Matlab 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2013.
WANG Xiao-chuan, SHI Feng, YU Lei, et al. Analysis of 43 cases with Matlab neural network[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press,2013.
- [6] 苏三买,孙占恒,吕焯,等. 带执行装置的压气机系统建模及仿真[J]. 航空动力学报,2016,31(9):2268-2275.

- SU San-mai, SUN Zhan-heng, LYU Ye, et al. Modeling and simulation of compressor system with actuator[J]. Journal of Aerodynamics, 2016, 31(9): 2268 - 2275.
- [7] 李春炎, 杨锐, 尹洪, 等. 燃气轮机燃烧室变工况运行稳定性的建模与分析[J]. 工程热物理学报, 2016, 37(8): 1808 - 1815.
- LI Chun-yan, YANG Rui, YIN Hong, et al. Modeling and analysis of the operation stability of gas turbine combustor under variable operating conditions[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2016, 37(8): 1808 - 1815.
- [8] 乔红, 曹越, 戴义平. 300 MW 重型燃气轮机数学建模与动态仿真[J]. 燃气轮机技术, 2016, 29(2): 28 - 33.
- QIAO Hong, CAO Yue, DAI Yi-ping. Mathematical modeling and dynamic simulation of 300 MW heavy gas turbine[J]. Gas turbine technology, 2016, 29(2): 28 - 33.
- [9] 任建. 燃机热电联产系统性能指标体系研究[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2003.
- REN Jian. Research on performance index system of gas turbine co-generation system[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2003.
- [10] 孙跃武, 徐鹏, 曹云鹏, 等. 基于小偏差线性化法的压气机积垢特性仿真[J]. 燃气轮机技术, 2014, 27(1): 38 - 42.
- SUN Yue-wu, XU Peng, CAO Yun-peng, et al. Simulation of compressor scaling characteristics based on small deviation linearization method[J]. Gas Turbine Technology, 2014, 27(1): 38 - 42.
- [11] 刘闯, 金仁瀚, 巩二磊, 等. 多元线性回归方法预测燃气轮机发电机组性能[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(16): 4731 - 4738, 4898.
- LIU Chuang, JIN Ren-han, GONG Er-lei, et al. Prediction of gas turbine generator set performance by multiple linear regression method[J]. Chinese journal of electrical engineering, 2017, 37(16): 4731 - 4738, 4898.
- (姜雪梅 编辑)
- (上接第 72 页)
- [12] 王洋洲, 刘倩, 苏卫民, 等. 折返式鼠笼弹性支承刚度试验技术研究[J]. 热能动力工程, 2018, 33(4): 43 - 50.
- WANG Yang-zhou, LIU Qian, SU Wei-min, et al. Study of the technologies for testing the stiffness of a fold-back squirrel cage type elastic support[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2018, 33(4): 43 - 50.
- [13] XING Chang-hu, HORVAT F, MINEL J. Experimental investigation of the development of cavitation in a squeeze film damper[C]//ASME IJTC2010, San Francisco, 2010.
- [14] 张大义, 母国新, 洪杰. 航空发动机转子支承系统刚度计算中的几个问题[J]. 战术导弹技术, 2005(2): 20 - 23.
- ZHANG Da-yi, MU Guo-xin, HONG Jie. Rigidity calculation methods for rotor supporting system in gas engine[J]. Tactical Missile Technology, 2005(2): 20 - 23.
- [15] 王洋洲, 刘倩, 丁振晓, 等. 折返式鼠笼弹性支承刚度特性研究[J]. 推进技术, 2017, 38(9): 2078 - 2085.
- WANG Yang-zhou, LIU Qian, DING Zhen-xiao, et al. Study on stiffness characteristics for folded squirrel cage elastic support[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(9): 2078 - 2085.
- [16] CAO J, DIMOND T, ALLAIRE P. Numerical analysis of flexible rotor with nonlinear bearings and squeeze film dampers[C]//ASME IMECE2014, Montreal, 2014.
- [17] 李文洒. 弹性支承和油膜阻尼耦合条件下滚动轴承振动研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2017.
- LI Wen-sa. Vibration characteristics analysis of rolling bearing under coupling of elastic support and oil film damping condition[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2017.
- (丛敏 编辑)