

涡轴发动机试飞辅助监控模型研究

任智勇*, 王俊琦, 李志鹏

中国飞行试验研究院, 陕西 西安 710089

摘要: 为了完成飞行试验中的涡轴发动机重要参数监控, 利用飞行试验数据结合神经网络方法建立了某涡轴发动机的重要参数模型, 输出参数包括发动机轴功率、耗油率、燃气涡轮后温度。通过对比模型输出和试验状态点, 评估了模型的准确度, 确定了模型应用的置信区间。将神经网络模型应用于飞行试验中不同高度、不同温度条件下的数据, 模型输出结果与试验结果吻合较好, 证明了模型的有效性。

关键词: 涡轴发动机; 飞行试验; 监控模型; 神经网络

中图分类号: V235.12 文献标志码: A DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2018.04.052

在新研发动机试飞过程中, 由于状态不成熟, 发动机经常会出现故障, 可能影响试飞安全, 因此, 需要对发动机重要参数实时监控。一般发动机手册仅给出了重要参数的极限数值, 但是试飞中常常出现参数并未超限却显著偏离了正常状态的现象, 如某发动机数控通道采集 T_{45} 温度持续升高引起超温保护、发动机扭矩测量值与实际值有显著差异导致双发匹配差异大等。为了尽早发现故障, 提高试飞的安全性, 需要建立发动重要参数基线模型作为试飞辅助监控中的参考基准, 当测量参数显著偏离基线时, 提前向飞行员告警。

近年来, 国内外在发动机参数建模领域开展了大量研究^[1], 主要建模方法主要包括两大类, 一类是建立部件物理模型^[2,3]的方法, 该方法物理意义明确, 有坚实的理论基础, 但是一般发动机部件特性难以获取; 另一类是基于纯数学模型的方法, 如神经网络^[4,5]、遗传算法^[6]、Kalman 滤波^[7,8]、支持向量机^[9]等, 该方法无需部件特性, 仅利用试验数据即可获得发动机模型, 但模型精度往往受制于建模样本的覆盖范围和精度。鉴于飞行试验过程中获取了大量的试飞数据, 本文拟选取神经网络方法完成发动机试飞监控模型。

国外针对发动机参数建模的研究表明, 由于装机条件下存在发动机工况波动、数据采集噪声、电磁干扰等使得监控模型准确度降低^[10-12]。因此, 为了获取可满足工程应用的发动机监控模型, 需要明确模型的置信区间, 并在不同飞行条件下对模型的有效性进行验证。

本文选取神经网络方法, 结合大量飞行试验数据进行

了涡轴发动机重要参数建模, 之后对建立的模型的准确度进行了验证, 并将验证后的模型应用于后续试飞数据的性能监视, 进一步验证了模型的有效性。

1 研究对象与建模

1.1 研究对象

研究对象为涡轴发动机, 其控制方式采用自由涡轮恒定物理转速控制。用于建模的飞行试验数据点包括了相对低温、常温、高温下, 从地面到该直升机使用升限、从久航速度到最大限制速度的稳定平飞数据。数据点分布基本覆盖了发动机的使用包线。

参照发动机通用特性曲线的形式, 选取燃气涡轮转速 N_g 作为模型输入参数, 输出轴功率 P_{sh} 、燃油流量 W_f 作为模型输出参数。为了考虑发动机工作环境对性能的影响, 将气压高度 H_p 、大气温度 T_{at} 也作为模型输入参数。另外, 由于此发动机各状态使用时间受 T_{45} 温度限制, 在实际飞行中需要重点关注, 因此, 将 T_{45} 也选为模型输出参数。

1.2 建模方法

由于前向神经网络结构简单、可塑性强, 本文采用 Matlab 软件建立了三层前向 BP 神经网络模型。为了降低拟合不同输出参数时的相互影响, 三个输出变量分别采用了独立的神经网络, 每套神经网络的第三层设置为一个神经元。图 1 为轴功率的神经网络结构图, 图 1 中, 第 1 层和第 2 层为隐含层, 第 3 层为输出层。

收稿日期: 2018-02-07; 退修日期: 2018-03-16; 录用日期: 2018-03-27

* 通信作者. Tel.: 17791360271 E-mail: renzy0315@126.com

引用格式: Ren Zhiyong, Wang Junqi, Li Zhipeng. Study of turboshaft engine flight test auxillary monitoring model[J]. Aeronautical Science & Technology, 2018, 29 (04): 52-56. 任智勇, 王俊琦, 李志鹏. 涡轴发动机试飞辅助监控模型研究[J]. 航空科学技术, 2018, 29 (04): 52-56.

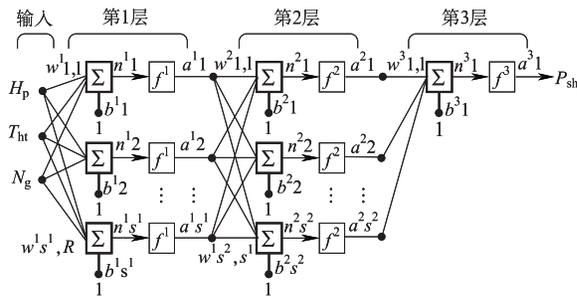


图 1 神经网络模型示意图

Fig.1 Sketch of neural network model

按照 Matlab 内置函数,两个隐含层 f 函数采用双曲正切 S 型传递函数,输出层 f 函数采用线性传递函数,训练学习算法采用 Levenberg-Marquardt 算法,应用均方误差作为学习的性能指数。为了获得更好的计算结果,本文应用了变网络规模的神经网络,将两个隐含层的神经元数目设为变量,不断调整神经元数目拟合模型,第一层神经元数目为 8~13,第二层神经元数目为 10~15,在每种网络规模下,随机给定初值重复进行 50 次计算,经过多次重复训练可以近似得到该网络规模下神经网络的最优输出结果。

将试验数据随机分组,选取其中的 80% 作为神经网络训练数据,余下的 20% 作为模型的验证数据。网络训练完成后,对于每个输出变量都得到了 $6 \times 6 \times 50$ 个网络,分别将训练数据和验证数据输入神经网络,统计网络输出结果与目标值之间的偏差 δ 和相对值 $\delta\%$,采用了以下几个参数来衡量网络对整套数据的拟合效果:

(1) 以拟合值为横坐标,对应的目标值为纵坐标进行线性拟合,得到的线性回归系数 R ,拟合直线的斜率 M ,拟合直线的

y 轴截距 B ,其中 R 和 M 越接近 1, B 越接近 0,拟合效果越好。

(2) 所有训练数据的偏差 δ 的绝对值的最大值 $\max|\delta|$,绝对值的平均值 $\text{mean}|\delta|$,标准差 $\text{std}(\delta)$,相对偏差的最大值 $\max|\delta\%|$ 、绝对值的平均值 $\text{mean}|\delta\%|$ 、标准差 $\text{std}(\delta\%)$,上述参数越小,说明拟合效果越好。

(3) 所有验证数据的同 (2) 中的参数。

综合考虑上述参数,并在性能近似时选择具有较少神经元的网络,最终对每一个输出参数,选择一个最优神经网络作为发动机参数模型。

2 建模结果分析

2.1 建模结果

按照 1.2 节方法,最终确定的模型参数及性能评价指标,见表 1。可以看出,三个参数的模型,不论训练数据还是验证数据, R 与 M 都非常接近 1, B 也较接近 0,说明模型整体计算结果和实际飞行结果都较为接近。对轴功率而言,模型计算结果最大绝对偏差为 44.026,最大相对偏差为 6.8%,平均绝对偏差为 8.747,平均相对偏差为 1.442%,考虑到发动机功率测量精度约 ± 15 ,结果已较为接近试验值。燃油流量的模型输出结果与试验值更为接近,最大绝对偏差约为 10,最大相对偏差为 3.863%,平均相对偏差约 1%。燃气涡轮后温度的模型输出结果,最大绝对偏差小于 15,平均绝对偏差小于 3,最大相对偏差为 1.322%,与试验值非常接近。考虑到直升机在平飞过程中存在气流影响、飞行员微小输入扰动、发动机数据采集精度等因素影响,模型的输出结果与试验状态点已非常吻合。

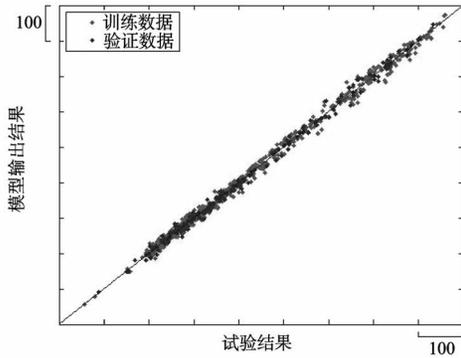
表 1 选定的模型及评价指标

Table 1 Selected model and evaluation indices

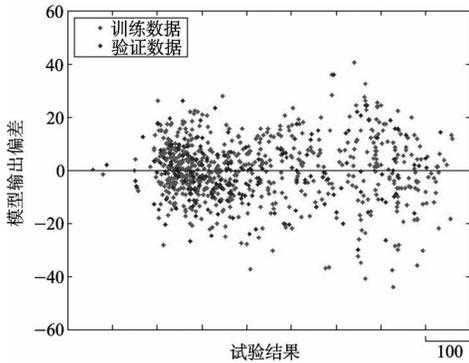
模型	隐含层规模	样本	性能评价指标								
			R	M	B	$\max \delta $	$\text{mean} \delta $	$\text{std}(\delta)$	$\max \delta\% $	$\text{mean} \delta\% $	$\text{std}(\delta\%)$
P_{sh}	8*11	训练	0.998	0.997	0.900	44.026	8.747	11.548	6.841	1.442	1.861
		验证	0.998	1.006	-2.210	35.790	9.306	11.683	5.714	1.561	1.958
W_f	9*10	训练	0.999	0.996	0.399	10.369	1.949	2.497	3.863	1.008	1.268
		验证	0.998	0.996	0.372	9.146	1.974	2.583	3.374	0.994	1.249
T_{45}	10*14	训练	0.999	1.000	-0.071	14.413	2.574	3.343	1.322	0.248	0.317
		验证	0.998	0.996	1.887	10.008	2.756	3.567	0.939	0.266	0.341

图 2~ 图 4 给出了各数据点的模型输出结果与试验点的比较,以及偏差的分布图,可以看出,不论是对于训练数据和验证数据,模型输出结果都与试验点非常吻合,偏差基本分布在 0 轴上下的较小的区间里。对于轴功率,约 95%

的输出数据落在 ± 30 的区间内,对于燃油流量,占 95% 数据的置信区间为 ± 6 ,而对于燃气涡轮后温度,这一区间为 ± 9 。这一结论即可作为模型的准确度应用于发动机试飞辅助监控。



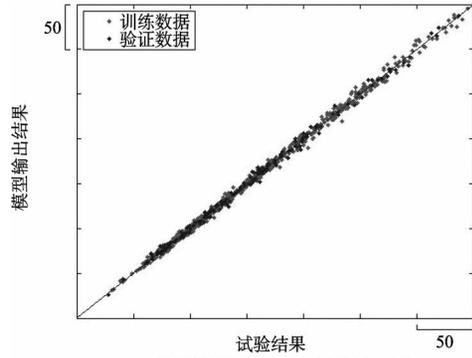
(a) 模型输出结果与试验结果比较



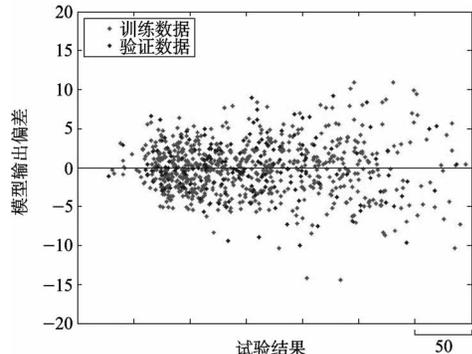
(b) 模型输出结果偏差

图 2 P_{sh} 模型输出结果与试验点比较图

Fig.2 Comparison of P_{sh} model outputs and test points



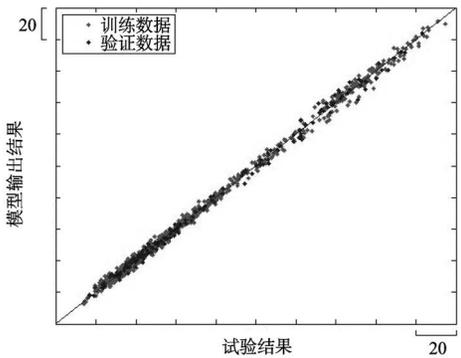
(a) 模型输出结果与试验结果比较



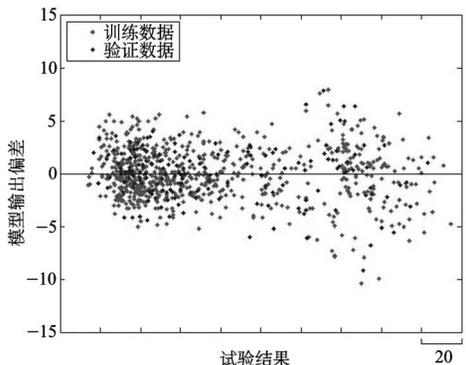
(b) 模型输出结果偏差

图 4 T_{45} 模型输出结果与试验点比较图

Fig.4 Comparison of T_{45} model outputs and test points



(a) 模型输出结果与试验结果比较



(b) 模型输出结果偏差

图 3 W_f 模型输出结果与试验点比较图

Fig.3 Comparison of W_f model outputs and test points

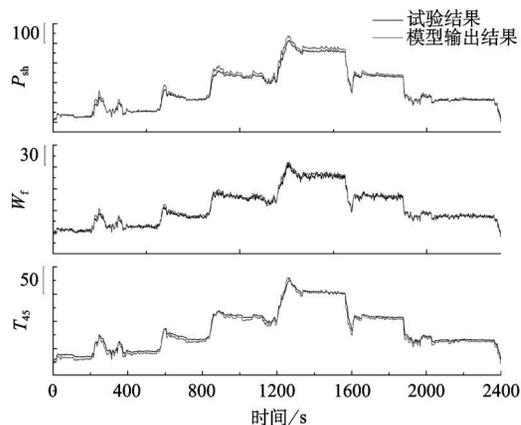
总体上看,各模型输出结果都与试验值吻合较好。根据对结果的评估,掌握了模型的最大偏差、平均偏差,在实际参数监视应用中,当发动机参数超出置信区间范围时,试验人员应对发动机重点关注,检查是否由参数故障等因素引起性能变化。

2.2 模型与实际飞行数据的比较

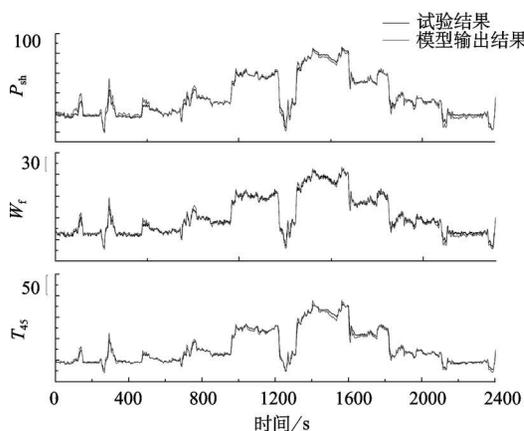
建立发动机模型的目的是为了进行飞行试验中的发动机参数辅助监控,因此,需要将模型输出结果与实际飞行试验数据进行比较,在应用层面上验证模型的准确性。从飞行试验积累的数据中分别选取了低温天大高度平飞、高温天小高度平飞两架次的的数据,意在验证模型在不同高度、大气温度下的准确度。将 H_p, T_{ht}, N_g 输入神经网络模型,将模型输出数据与飞行试验数据叠加在同一张图中进行比较,如图 5 所示。

可以看出,尽管实际试飞数据中存在大量的数据波动,总体上看,在两种高度、温度工况下, P_{sh}, W_f, T_{45} 模型输出结果均与试验数据在趋势和量值上吻合较好,证明了模型的有效性。图 5 (a) 和图 5 (b) 中的飞行平稳部分,模型输出结果与实际飞行试验结果相当吻合,几乎重合。此外,在发动机功率快速变化时,模型能够及时跟踪相关参数变化趋势。

两种工况总体来看,模型输出结果与实际飞行试验结果较为接近,证明了本文建立的模型用于飞行中发动机重要参数监控的有效性。



(a) 低温天大高度平飞



(b) 高温天小高度平飞

图5 不同条件下模型与飞行试验结果对比

Fig.5 Comparison of model and flight test datas in different conditions

3 结论

本文基于某涡轴发动机的真实试飞数据,采用神经网络的方法,建立了发动机轴功率、耗油率、燃气涡轮后温度的参数模型。通过分析,可以得出以下结论:

(1) 利用神经网络方法建立的发动机参数模型,其输出结果与试验值吻合较好,对于轴功率、耗油率、燃气涡轮后温度的95%水平的置信区间分别为 ± 30 、 ± 6 、 ± 9 。

(2) 将神经网络方法建立的模型应用于实际的飞行数据,在不同高度、不同大气条件下,平飞时模型与实际数据吻合较好,验证了模型用于飞行中发动机监视的有效性。

AST

参考文献

- [1] 那媛. 基于气路性能参数的航空发动机故障诊断方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
Na Yuan. Methods research on aero-engine fault diagnosis based on gas path performance parameter[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [2] Li Y G. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132 (4): 109-121.
- [3] Li Y G. Aero gas turbine flight performance estimation using engine gas path measurements[J]. Journal of Propulsion and Power, 2015, 31 (3): 851-860.
- [4] Takahisa K, Donald L S. A hybrid neural network-generic algorithm technique for aircraft engine performance diagnostics[R]. NASA/TM-2001-211088, 2001.
- [5] 叶志锋, 杨固东, 苏伟生. 基于试车数据的发动机神经网络模型[J]. 南京航空航天大学学报, 2007, 39 (1): 26-29.
Ye Zhifeng, Yang Gudong, Su Weisheng. Neural network model of aeroengine based on experimental data[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2007, 39 (1): 26-29. (in Chinese)
- [6] 胡良权, 陈敏, 唐海龙, 等. 双轴分排涡扇发动机气路故障诊断测量参数选择方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30 (08): 1853-1861.
Hu Lianguan, Chen Min, Tang Hailong, et al. Measurement parameters selection method for gas path fault diagnosis of two-shaft split flow turbofan engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30 (08): 1853-1861. (in Chinese)
- [7] 杨征山, 俞刚, 庄锡明, 等. 基于参数线性组合的航空发动机气路健康参数估计[J]. 推进技术, 2014, 35 (03): 408-412.
Yang Zhengshan, Yu Gang, Zhuang Ximing, et al. Gas path health parameters estimation of aircraft engine based on linear combination[J]. Journal of Propulsion Technology, 2014, 35 (03): 408-412. (in Chinese)
- [8] Simon D L, Garg S. Optimal tuner selection for kalman filter-based aircraft engine performance estimation[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132 (3): 659-671.
- [9] 李艳军, 张建, 曹愈远, 等. 基于模糊信息粒化和优化SVM的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报, 2017 (12):

3022-3030.

Li Yanjun, Zhang Jian, Cao Yuyuan, et al. Forecasting of aero-engine performance trend based on fuzzy information granulation and optimized SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2017 (12): 3022-3030. (in Chinese)

- [10] Ray C C. Performance diagnosis for turbojet engines based on flight data[J]. Journal of Aerospace Engineering, 2014, 27: 9-15.
- [11] Verbist M L, Visser W P J, van Bujitenen J P. Experience with gas path analysis for on-wing turbofan condition monitoring[J]. Journal of Engineering for Gas Turbine and Power, 2014, 136

(1): 1-8.

- [12] Verbist M L, Visser W P J, van Bujitenen J P, et al. Gas Path analysis on KLM in-flight engine data[R]. ASME Paper GT2011-45625, 2011.

作者简介

任智勇 (1990—) 男, 硕士, 工程师。主要研究方向: 航空发动机飞行试验。

Tel: 17791360271

E-mail: renzy0315@126.com

Study of Turboshaft Engine Flight Test Auxillary Monitoring Model

Ren Zhiyong*, Wang Junqi, Li Zhipeng

Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

Abstract: In order to monitor the important parameters of in-flight turboshaft engine, a turboshaft engine monitoring parameter model was built using flight test datas combined with neural networks. The output parameters included the shaft power, fuel consumption, temperature after gas turbine. By comparing the model outputs and test points, the precision of model was assessed and the confidence interval of model application was confirmed. The neural network model was applied to flight test datas in different altitudes and temperatures. The model outputs coincide with the test datas well, thus the validity is proved.

Key Words: turboshaft engine; flight test; monitoring model; neural network

Received: 2018-02-07; Revised: 2018-03-16; Accepted: 2018-03-27

*Corresponding author. Tel. : 17791360271 E-mail: renzy0315@126.com