

一种航空发动机燃油流量基线的建模方法

闫 锋

(中国民用航空飞行学院 航空工程学院, 四川 广汉 618307)

摘要:为实现航空发动机的在巡航过程中的实时监控及时发现发动机状态参数的异常变化,提高飞行安全水平,提出基于航空发动机燃油流量(FF)基线求解偏差值的一种算法;依据设定的飞行数据筛选原则和预处理方法建立模型样本,设计以高斯函数为隐含层激励函数和以线性函数为输出层激励函数的多输入单输出的RBF神经网络,通过Pearson相关性分析确定网络的输入节点;使用该网络得到预测燃油流量基线,再与实际燃油流量做比较可得燃油流量偏差值;最后对预测偏差值和观测偏差值实施两配对非参数检验以验证网络精度,结果表明该方法是计算航空发动机巡航状态下燃油流量偏差值的一种有效算法。

关键词:航空发动机;燃油流量基线;径向基神经网络;偏差值;两配对非参数检验

A Modeling Method for Fuel Flow Baseline of Aero-engine

Yan Feng

(Aviation Engineering Institute, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

Abstract: For achieving real-time monitoring for the aero-engine during cruise phase, promptly catching abnormal shift of aero-engine status parameters and improving flight safety level, proposed a calculation method of fuel flow shift value based on fuel flow baseline. According to given data screening rules and pre-processing methods, built the model sample. Designed the multi-input and single-output RBF neural network with the Gaussian function selected as hidden layer transfer function and the Linear function selected as output layer transfer function, and input nodes were confirmed by Pearson correlation analysis. The predicted baseline was gotten by this model, and then fuel flow shift value was gotten by comparing the predicted baseline and actual fuel flow. Finally, Did two-sample matched-pairs nonparametric tests for observed values and predicted values to verify network accuracy. The results indicate that this method is an effective approach for calculating the fuel flow shift value of the aero-engine during cruise.

Keywords: aero-engine; fuel flow baseline; RBF neural network; shift value; two-sample matched-pairs nonparametric tests

0 引言

我国民用航空发动机主要依赖购买欧美厂家,并且发动机的核心技术严格对外封锁,包括航空发动机状态监控技术。确定航空发动机状态基线是实施状态监控的基础,发动机基线隐含在发动机物理结构之中,生产厂家通过大量的试验已经掌握,但未公布。传统的航空发动机基线求解方法是模型法^[1-4],如回归分析。此类方法具有诸多弊端,航空发动机生产厂家也开始摒弃这种基线建模技术,转向人工神经网络基线建模。研究人工神经网络建立基线模型的理论对实现航空发动机自主监控具有重要的战略意义。

1 建立模型样本

针对机载ACARS系统下载的飞行原始数据,依据以下原则进行数据筛选,构建模型样本空间。筛选原则如下:

- 1) 基于飞行时间实现各参数之间的数据匹配(某状态下的参数是一定的);
- 2) 包含相关参数的一组数据内不能存在缺失数据项;
- 3) 选用发动机性能良好状态下的数据,剔除有显著差异数据的数据组(故障);
- 4) 与基线相关的参数,若无采集数据,将该参数不列入

样本空间;

- 5) 选用发动机循环数较少的数据(建模精度高);
- 6) 选用飞行时间序列连续或飞行时间间隔不长的数据;
- 7) 经试验证实训练样本小于1000个为宜。

基于上述数据筛选原则从某一空客A320-214型飞机左发CFM56-5B4/P型发动机的2007年7月28日至2014年7月23日的10800多组数据中选用如表1所示的仿真模型样本数据500组,其中前面350组数据作为模型的训练样本,后150组数据作为模型的测试样本。

表1中字母参数代表的物理含义如下:

- 1) FDT表示ACARS系统在飞机进入稳定巡航状态后采集飞行数据的时刻(单位为年一月一日时:分)(如A340型飞机的CFM56-5C型发动机在巡航稳定状态4分钟后由机载设备记录该时刻的状态数据)。
- 2) CYC表示该发动机到数据采集时刻,已经记录的热力循环数。
- 3) Ma表示在数据采集时刻,飞行马赫数(无量纲数)。
- 4) Alt表示在数据采集时刻,飞行高度(单位为英尺)。
- 5) TAT表示在数据采集时刻的外界大气总温,表1中其对应的数据单位为摄氏温度(°C)。在进行仿真计算时,需要将摄氏度转换成热力学温度是必要的(K),即: $TAT(K) = TAT(^{\circ}C) + 273.15$ 。
- 6) N1K表示在数据采集时刻,低压转子修正到标准大气压海平面状态下的实际转速与额定转速的百分比(单位为%;不是风扇指示转速);

收稿日期:2014-10-15; 修回日期:2015-03-19。

基金项目:国家自然科学基金民航联合基金(61179073);中国民航飞行学院青年基金项目(Q2013-038)。

作者简介:闫 锋(1981-),男,山东鱼台人,讲师,硕士,主要从事航空发动机状态监控与故障诊断方向的研究。

表 1 某一 CFM56-5B 型航空发动机相关参数的巡航原始数据 (部分展示)

参数	S1	S2	S3	S4	S5	S6	...	S500
<i>FDT</i>	2007-7-28 4: 15	2007-7-28 6: 24	2007-7-28 13: 04	2007-7-28 16: 24	2007-7-29 0: 34	2007-7-29 7: 06	...	2007-11-19 0: 48
<i>CYC</i>	85	86	89	90	91	92	...	721
<i>Ma</i>	0.784	0.786	0.78	0.791	0.788	0.781	...	0.779
<i>Alt</i>	27569	26609	31499	33474	31504	29507	...	25609
<i>TAT</i>	5.6	7.7	-3.5	-10.5	-4	1	...	0.7
<i>N1K</i>	84.463	85.253	87.143	87.724	88.653	87.777	...	85.073
<i>VSV</i>	3.7	3.5	2.7	2.6	2.3	2.4	...	3.6
<i>WAI</i>	0	0	0	0	0	0	...	0
<i>ECS</i>	1.014	1.058	0.992	0.948	0.992	0.992	...	1.058
<i>HPTACC</i>	99	99	99	99	99	99	...	99
<i>LPTACC</i>	80	77	97	99	97	88	...	74
<i>FF</i>	3145.993	3401.729	2927.735	2711.683	3132.765	3315.749	...	3503.141
ΔFF	-8.204	-8.018	-6.997	-7.655	-7.512	-7.295	...	-6.56

7) *VSV* 表示在数据采集时刻, 可调静子叶片偏离了设计状态的角度 (正角), 单位为度。

8) *WAI*, 其表示在数据采集时刻, 发动机对飞机机翼前缘方冰引气状态, 数值为 “0” 表示机翼防冰引气关闭, “1” 表示机翼防冰引气打开。

9) *ECS* 表示在数据采集时刻, 飞机舱内环境控制引气状态。

10) *HPTACC* 表示在数据采集时刻, 高压涡轮主动间隙控制引气活门实际位置与全关位的百分比 (单位为%)。

11) *LPTACC* 表示在数据采集时刻, 低压涡轮主动间隙控制引气活门实际位置与全开位的百分比 (单位为%)。

12) *FF* 表示在数据采集时刻, 进入燃烧室参与燃烧的燃油流量 (单位为磅/时);

13) ΔFF 表示在数据采集时刻, 燃油流量相对基线的偏差值 (单位为磅/时);

14) *S1*, *S2*, ..., *S500* 表示数据样本序列;

另外, 在该阶段 *ACARS* 系统未采集到影响发动机 *FF* 基线的发动机短舱防冰引气状态, 故该参数未列入样本数据表 1。

2 RBF 神经网络理论

RBF 神经网络是基于插值理论的一种局部逼近网络, 由输入层、隐藏层和输出层神经元构成, 其基本思想是用径向基函数作为隐藏层神经元的基, 构成隐藏层空间, 实现输入矢量到输出矢量的映射变换, 本案例选用的 RBF 神经网络结构如图 1 所示^[5-8]。

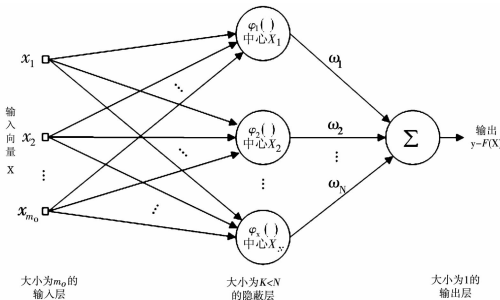


图 1 RBF 神经网络拓扑结构

1) 输入层由一些感知单元组成, 它们将网络与外界输入量连接起来。输入向量可表示 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_l]^T$, 其

中 $1 \leq i \leq l$;

2) 隐藏层仅有一个隐藏层, 它的作用是从输入空间到隐藏层空间之间进行非线性变换, 维数高于输入层维数。向量可表示 $\mathbf{H} = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_j, \dots, \varphi_H]^T$, 其中 $1 \leq j \leq H$ 。径向基函数选用高斯函数, 隐藏层的每个计算单元可以定义为:

$$\varphi_j(\mathbf{X}) = \exp\left(-\sum_{i=1}^l \frac{1}{2\sigma_j^2} x_i - c_{ji}^2\right) \quad (1)$$

公式 (1) 中 σ_j^2 为隐藏层第 j 个神经元的宽度因子 (方差)。 c_{ji} 第 i 个输入输入数据点在隐藏层第 j 个神经元上的径向基函数中心, 用 $\mathbf{C}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jl}]$ 表示隐藏层第 j 个神经元的中心矢量。

3) 输出层是线性的, 它为作用于输入层的激活模式提供响应, 其输出函数为:

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^H \omega_j \varphi_j(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^H \omega_j \exp\left(-\sum_{i=1}^l \frac{1}{2\sigma_j^2} x_i - c_{ji}^2\right) = \mathbf{W} \cdot \mathbf{H} \quad (2)$$

公式 (2) 中 $\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_H]$ 表示输出层权值向量。

以下采用 K-均值聚类算法确定各基函数的中心及相应的方差, 用局部梯度下降法修正网络权值。

1) 基于 K-均值聚类算法求解基函数中心 c_j :

① 随机选取 H 个训练样本作为 c_j ($j=1, 2, \dots, H$) 的初值, 其他样本按该样本与中心 c_j 的欧氏距离远近归入某一类, 从而形成 H 个子类 θ_j ($j=1, 2, \dots, H$)。

② 重新计算各子类中心 c_j 的值:

$$c_j = \frac{1}{S_j} \sum_{k=1}^{S_j} x_k$$

上式中 $x_k \in \theta_j$, S_j 为子集 θ_j 的样本数。计算每个样本属于每个中心的隶属度:

$$u_{ji} = \frac{\sum_{k=1}^{S_j} x_i - c_j}{x_k - c_j}, \text{ 其中 } x_i, x_k \in \theta_j \quad (3)$$

$U = \{u_{ji} \in [0, 1] | j=1, 2, \dots, H; i=1, 2, \dots, S_j\}$ ③ 如果新的 c_j 不再发生变化, 则所得到的 c_j 即为 RBF 神经网络最终的基函数中心, 否则返回 ② 步, 进入下一轮的中心求解。

2) 求解基函数宽度因子 σ_j :

使用公式 (2) 得 σ_j 的表达式为:

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{S_j} u_{ji} |x_i - c_j|}{\sum_{i=1}^{S_j} u_{ji}} \tag{4}$$

3) 求解基函数宽度因子 σ_j :
RBF 神经网络的目标函数, 即总的平均误差函数为:

$$E = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N [\dot{y}(x_k) - y(x_k)]^2 \tag{5}$$

其中: $\dot{y}(x_k)$ 是相对于输入 x_k 的实际输出, $y(x_k)$ 是相对于输入 x_k 的期望输出, N 为训练样本集中的总样本数。对于 RBF 神经网络, 参数的确定应能使网络在最小二乘意义下逼近所对应的映射关系。也就是使 E 达到最小。利用梯度下降法修正网络隐藏层到输出层的权值 ω , 是目标函数达到最小。权值每步调整量为:

$$\Delta\omega_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial \bar{y}(x_k)} \cdot \frac{\partial \bar{y}(x_k)}{\partial \omega_j} \tag{6}$$

公式 (6) 中学习率 $\eta \in (0,1)$), 根据公式 (5) 和 (6) 最终可以确定权值 W 的每步调整量为:

$$\Delta\omega_j = -\frac{\eta}{N} \sum_{k=1}^N [\bar{y}(x_k) - y(x_k)] \cdot b_j(x_k) \tag{7}$$

公式 (7) 中 $b_j(x_k)$ 表示第 k 个样本在第 j 个隐节点的输出, 其表达式为:

$$b_j(x_k) = \frac{\exp(-\frac{|x_k - c_j|^2}{2\sigma_j^2})}{\sum_{j=1}^H \exp(-\frac{|x_k - c_j|^2}{2\sigma_j^2})}$$

权值 ω 的修正公式为:
 $\omega_j + \Delta\omega_j \rightarrow \omega_j, j = 1, 2, \dots, H$
最后整个网络的输出函数为:

$$F(X) = \sum_{j=1}^H \omega_j b_j(x) + \theta$$

其中: θ 为输出层节点的阈值。
4) 整个 RBF 神经网络的分类器的学习算法:
①初始化: 对权值 $\omega(0)$ 赋 0 到 1 之间的随机数, 隐藏层神经元数为 H , 初始误差 E 置为 0, 最大误差 ϵ 设为一正的小数, 学习率 η 为 0 到 1 之间的小数。
②采用模糊 K-均值聚类算法确定基函数的中心 c_j 及宽度因子 $\sigma_j, j = 1, 2, \dots, H$ 。
③按照上述梯度下降法调整网络权值 $\omega(0)$ 直到误差 $E < \epsilon$ 结束。

3 实例分析及检验

3.1 建立 FF 基线模型

1) 确定模型输入节点:
FF 是航空涡轮燃气发动机的一个重要性能监控参数。当无故障的航空发动机处于稳态 (如巡航) 时, 飞行状态 (如飞行高度、外界总温、飞行马赫数等) 和发动机自身状态 (引气、转速、可调静子叶片角度等) 将会存在一个对应上述状态下的理想 FF 值 (标准大气条件下), 该值就是对应上述状态下的 FF 基线 (记为 FF_B)。CFM56-5B 系列发动机生产厂家提供的定性 FF 基线模型为^[9-10]:

$$FF_B = F(TAT, N1K, Mach, Alt, Bleeds) \tag{8}$$

采用 Pearson 相关性分析模型, 求出每个自变量与 FF_B 的样本相关系数 $r (-1 \leq r \leq 1)$, 如表 2 所示。

表 2 自变量与 FF_B 的相关系数

自变量	相关系数 r	相关程度
Ma	0.093	正极低相关
$N1K$	0.212	正低度相关
Alt	0.451	正中度相关
ECS	-0.383	负低度相关
$HPTACC$	0.123	正极低相关
$LPTACC$	0.455	正中度相关
VSV	-0.245	负低度相关
TAT	-0.454	负中度相关
FF	0.486	正中度相关

2) 基于 NeuroSolutions 6 建模:
使用表 2 中与 FF_B 正/负中度相关 (含) 以上的 8 个自变量 (Alt 、 $N1K$ 、 Ma 、 VSV 、 ECS 、 TAT 、 $HPTACC$ 、 $LPTACC$) 来修正公式 (8), 可得 CFM56 系列航空发动机巡航状态下燃油流量基线 (FF_B), 其数学表达式如下:
 $FF_B = F(TAT, N1K, Ma, Alt, ECS, HPTACC, VSV, LPTACC)$ (9)

令 $\mathbf{X} = [TAT, N1K, Ma, LPTACC, HPTACC, Alt, ECS, VSV]^T$ 为 RBF 神经网络的输入向量, 网络模型输入层有 8 个输入节点, FF_B 作网络的一个输出节点, 其计算公式如下:

$$FF_B = \frac{100FF}{\Delta FF + 100} \tag{10}$$

使用表 1 中前 350 个样本数据对 RBF 神经网络进行训练并用后 150 个样本数据进
行模型检验, 参数设置如表 3 所示。

表 3 RBF 神经网络参数设置

参数	设置
网络模型	RBF
隐藏层数	缺省值 0 (自动增加)
中心距函数	欧氏几何
聚类中心个数	40
输出层激励函数	线性函数
输出层学习规则	局部梯度下降法
监督层最大学习步长	1 000
非监督层最大学习步长	100
输出层权值调整方式	批调整

3.2 实验结果

1) 误差输出:
该网络模型的训练过程与误差修正情况如图 3 所示。
以 350 组飞行数据为训练样本和 150 组飞行数据为检验样本进行网络模型训练和检验, 得如表 4 所示的误差数据。

表 4 网络输出结论

类型	指标	数值
网络训练结果	训练用步长	999
	最小均方差	0.008968264
	最终均方差	0.008968264
网络检验结果	均方差	12.65654418
	标准均方差	0.431349784
	平均绝对误差	0.339611128
	最小绝对误差	0.001524254
	最大绝对误差	3.583637928
	相关系数	0.755062731

表 5 网络输出的数据及后续处理数据（对应表 1）

样本序号	FF	ΔFF	FF_B	FF_{BP}	ΔFF_P	$\Delta\Delta FF$
1	3145.993	−8.204	3427.157	3405.134	−7.6102953	−0.5937
2	3401.729	−8.018	3698.255	3669.424	−7.2952954	−0.7227
3	2927.735	−6.997	3148.001	3152.378	−7.1261307	0.129131
4	2711.683	−7.655	2936.47	2909.834	−6.8096854	−0.84531
5	898.05	1059.042	−46.505	1105.55	1103.58961	1.957012
6	910.25	1054.151	−37.871	1092.02	1091.39807	0.623572
7	901.15	1025.834	−40.458	1066.29	1067.31082	−1.01931
...
350	2804.277	−6.775	3008.074	3005.796	−6.7043355	−0.07066

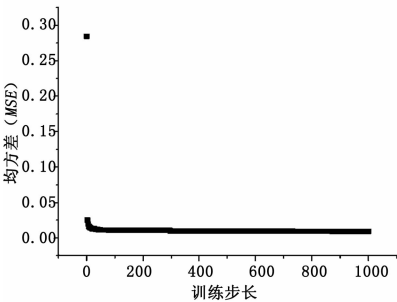


图 2 网络的训练步长与误差

2) 基线生成:

由样本数据处理方法和上述建立的 RBF 神经网络可得表 5 所示的数据, 其中 FF_{BP} 为燃油流量预测基线值, 由网络模型生成; ΔFF_P 表示燃油流量预测偏差值, 由计算得到。

ΔFF_P 的计算公式表达式为:

$$\Delta FF_P = \frac{FF - FF_{BP}}{FF_{BP}} \times 100$$

(11)

公式 (11) 为航空发动机巡航状态下燃油流量偏差值的计算公式。其核函数为该状态下的燃油流量基线。

表 6 中 $\Delta\Delta FF$ 表示观测偏差值与预测偏差值之差, 用以检验上述预测模型的精度, 其表达式为:

$$\Delta\Delta FF = \Delta FF - \Delta FF_P$$

(12)

RBF 神经网络输出的燃油流量基线如图 3 和图 4 所示。

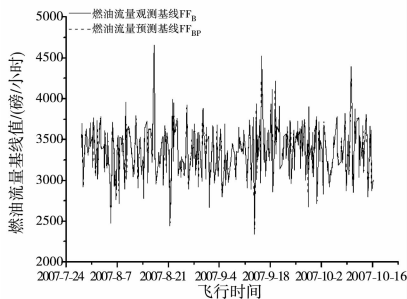


图 3 燃油流量预测基线与观测基线

3.3 模型检验

因为预测基线值与观测基线值具有一一对应特性, 使用两配对非参数检验方法来验证模型精度, 其检验结果如表 6 所示。

由表 6 可知在非参数检验方法下 FF_{BP} 与 FF_B 值无显著性差异, 表明应用 RBF 神经网络建立的 FF 基线模型满足精度要求。

4 结论

使用 RBF 神经网络建立航空发动机巡航状态下的燃油流

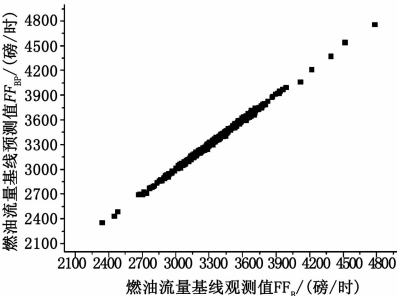


图 4 预测基线与观测基线的离散点图

表 6 两配对非参数检验结果

检验方法	渐进显著性	检验结论
Wilcoxon 带符号秩检验	0.846	无显著差异
符号检验	0.934	无显著差异
临界均一性检验	0.915	无显著差异

量基线模型, 其精度经过验证满足要求。通过燃油流量基线可以求得稳定状态下燃油流量实际值与期望值之间的偏差值, 用以实时监控航空发动机巡航状态下燃油流量偏差值, 对严重偏离情况实施告警。绝对偏差值越大, 说明发动机偏离正常工作越远, 结合其他状态量偏差值可以实现对发动机的故障诊断。

参考文献:

[1] 钟胜胜, 崔智全, 付旭云. Rolls-Royce 发动机基线挖掘方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16 (10): 2265-2270.

[2] 钟胜胜, 周志波, 张永, 等. 基于三次回归分析的试车台基线库的建立 [J]. 计算机集成制造系统, 2005, 11 (2): 270-274.

[3] 刘志荣, 朱睿, 梁忠生, 等. 发动机健康基线及评估准则研究 [J]. 厦门大学学报 (自然科学版), 2010, 49 (4): 520-525.

[4] 林兆福, 范作民. 发动机基线方程的建立和应用 [J]. 中国民航学院学报, 1992, 10 (4): 20-32.

[5] (土耳其) Ethem Alpaydin. 机器学习导论 [M]. (原书第 2 版). 范明, 咎红英, 牛常勇, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2014.

[6] Haykin S. 神经网络与机器学习 [M]. (原书第 3 版). 申富饶, 徐烨, 郑俊, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2011.

[7] Mitchell T M. 机器学习 [M]. 曾华军, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2008.

[8] 万凤琴, 闫建国, 史晓丽, 等. 一种改进的 BP 神经网络在飞机燃油系统故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2006, 14 (7): 867-868.

[9] CFMI. CFM56-5B Line and Base Maintenance [Z]. China: CFMI 2009.

[10] GE Aviation. Diagnostics trend Interpretation Training [Z]. 5th edition. China: GE Aviation, 2009.