

航空发动机排气温度基线建模方法

付金华¹, 闫 锋²

(1. 中国民航科学技术研究院, 北京 100028; 2. 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,建立航空发动机排气温度(EGT)健康基线。以CFM56-5B型航空发动机为例,将A320飞机机载ACARS系统下传的报文作为原始数据样本,依照设定的数据筛选原则和预处理方法,建立RBF神经网络的输入训练样本和输出训练样本。选用观测基线为网络的输出节点,应用Pearson相关性分析确定网络的8个输入节点。以高斯函数作为网络隐藏层的激励函数,线性函数作为输出层的激励函数,使用NeuroSolutions 6软件实现网络算法。对预测基线和观测基线实施配对非参数检验和图形对比以检验网络精度,结果表明建模方法是建立航空发动机排气温度健康基线的一种有效方法。

关键词:CFM56系列航空发动机;排气温度基线;RBF神经网络;两配对非参数检验

中图分类号:TP211

文献标识码:A

文章编号:1671-654X(2014)06-0049-06

A Method of Modeling Exhaust Gas Temperature Baseline of Aero-engine

FU Jin-hua¹, YAN Feng²

(1. China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China;

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

Abstract: For achieving real-time monitoring aero-engine during cruise phase, promptly catching abnormal shift of aero-engine status parameters and improving flight safety level, the exhaust gas temperature health baseline of the aero-engine should be built. Taking CFM56-5B type aero-engine for instance, messages downloading from one A320 airplane airborne ACARS were used as a raw datum sample, according to given data screening rules and pre-processing methods, built input training sample and output training sample for RBF neural network. The observed baseline was used as one output node and eight input nodes were confirmed by Pearson correlation analysis. The Gaussian function was selected as hidden layer transfer function and the Linear function was selected as output layer transfer function, realized this network algorithms by NeuroSolutions 6 software. Two-sample matched-pairs nonparametric tests and graph comparison was used for observing baseline and predicting baseline to verify network accuracy, The results indicate that this method is an effective approach for building exhaust gas temperature health baseline.

Key words: CFM56 family aero-engine; exhaust gas temperature baseline; RBF neural network; two-sample matched-pairs nonparametric tests

引言

飞行安全是飞行活动的永恒主题,随着科学技术的快速发展,先进机载监控设备不断更新应用在飞机上面,但是空难还是无法完全避免,这需要人类不断进行科学研究。作为飞机“心脏”的航空发动机,其性能状态的优劣直接影响飞行安全。采用先进的航空发动

机状态监控设备和监控方法,对于及时发现航空发动机的不良状态,消除飞行安全隐患具有重大意义,也是实现航空发动机视情维修的一条重要途径。

我国民用航空发动机主要依赖购买欧美生产商制造的航空发动机,并且其发动机的核心技术严格对外封锁。其中航空发动机状态监控核心技术(如基线建模)

并未向购买方公布,发动机的使用监控依然依赖他们,技术受制于他们,并且付出了巨大的经济成本。这些情况若长期存在势必会带来更多的弊端,甚至隐藏着不安全的因素。确定航空发动机健康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。厂家向用户所提供的性能监控技术也仅仅停留在监控软件的简单操作,未涉及核心技术的层面,航空发动机的基线模型求解常用数学模型法^[1-3],如回归分析。这些方法的前提是航空发动机的状态基线能用确定的基线方程来描述,但是实际的航空发动机状态变化频繁,工作过程复杂,状态数目庞大,基于有限状态下求解得到基线方程很难满足任意一组输入与输出的定量描述,存在较大误差,且需要不断地动态修正(早期发动机厂家也是这么做的),计算方法十分复杂。随着人工智能的快速发展,神经网络提供了一个解决这种不确定的输入与输出描述的可能,并且航空发动机生产厂家也开始摒弃传统的数学模型基线方程技术,转向人工神经网络基线建模(如GE生产的新型GENx航空发动机监控就是基于这种技术)。研究人工神经网络监控技术对实现国产航空发动机自主监控也具有重要意义。

航空发动机排气温度是飞行员操作飞机时监控的一个重要的气路参数。在发动机启动和飞机起飞阶段监控该参数值来保护发动机,防止出现超温损坏热端部件物理结构。稳定状态下(如巡航)航空发动机有多条健康基线,且不同类型的航空发动机,其基线的类型和建模方法也不同。常用民用航空发动机的健康基线总结如下:RR公司生产的三转子航空发动机有5条基线(N1基线、N2基线、N3基线、FF基线和EGT基线);PW公司生产的航空发动机有4条基线(N1基

线、N2基线、FF基线和EGT基线);CFM和GE公司生产的航空发动机有3条基线(N2基线、FF基线和EGT基线);IAE公司生产的航空发动机有4条基线(N1基线、N2基线、FF基线和EGT基线)等。航空发动机的基线用于监控稳定工作状态下状态参数的变化量,对于不良状态实施报警,进而可更好地保障飞行安全。

本文选用民航主力机型CFM56-5B系列航空发动机的排气温度基线进行建模研究,给出了一种有效的基于RBF神经网络的航空发动机排气温度健康基线建模方法。

1 建模的前期工作

1.1 样本数据的筛选原则

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:

- 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1 000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

表1 某CFM56-5B型航空发动机相关参数的巡航原始数据(部分)

参数	样本1 2007-7-28	样本2 2007-7-28	样本3 2007-7-28	样本4 2007-7-28	样本5 2007-7-29	样本6 2007-7-29	...	样本500 2007-11-19
FDT	4:15	6:24	13:04	16:24	0:34	7:06	...	0:48
CYC	85	86	89	90	91	92	...	721
Aa	0.784	0.786	0.78	0.791	0.788	0.781	...	0.779
Alt	27 569	26 609	31 499	3 474	31 504	29 507	...	25 609
TAT	5.6	7.7	-3.5	-10.5	-4	1	...	0.7
N1K	84.463	85.253	87.143	87.724	88.653	87.777	...	85.073
VSV	3.7	3.5	2.7	2.6	2.3	2.4	...	3.6
WAI	0	0	0	0	0	0	...	0
ECS	1.014	1.058	0.992	0.948	0.992	0.992	...	1.058
HPTACC	99	99	99	99	99	99	...	99
LPTACC	80	77	97	99	97	88	...	74
EGT	609.7	624.1	617.8	598.8	624.9	637.1	...	613.9
ΔEGT	-40.243	-39.882	-36.141	-40.388	-46.505	-37.871	...	-24.406

至 2014 年 7 月 23 日的 10 800 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 300 组数据作为模型的训练样本,后 200 组数据作为模型的测试样本。

1.2 对样本数据的说明及预处理

对表 1 中的字母参数代表的物理含义进行如下解释并对某些数据进行预处理:

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(h:min)(如 A320 型飞机的 CFM56-5B 型发动机在巡航稳定状态 4 min 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(无量纲数据)。

4) Alt 表示在数据采集时刻飞行高度(ft)。

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($^{\circ}\text{C}$)。在进行仿真计算时,需要将摄氏度转换成热力学温度(K)是必要的,即:

$$TAT(K) = TAT(^{\circ}\text{C}) + 273.15.$$

6) $N1K$ 表示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(不是风扇指示转速);

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($^{\circ}$))。

8) WAI 表示在数据采集时刻发动机对飞机机翼前缘防冰引气状态,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^[4]。与发动机排气温度基线相关的一个参数用 NAI 表示,其为在数据采集时刻,发动机短舱防冰引气状态。该阶段 ACARS 系统未采集数据,故该参数未列入样本数据表 1。

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。

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。

12) EGT 表示在数据采集时刻实际测量到的发动机排气温度(CFM56-5B 系列发动机为低压涡轮第二级导向器里面的温度),表 1 中 EGT 对应的数据单位为 $^{\circ}\text{C}$,需要将其换成 K 单位的数据,换成公式为:

$$EGT(K) = EGT(^{\circ}\text{C}) + 273.15$$

13) ΔEGT 表示修正到标准大气条件下($P_0 = 101\,325\text{ Pa}$, $T_0 = 288.15\text{ K}$)的测量的排气温度(记为

EGT_k)与修正到标准大气条件下的测量的排气温度的基线(记为 EGT_b)的差值。ACARS 系统采集到的数据单位为 $^{\circ}\text{C}$, ΔEGT 表示的是温度的变化值,其单位不能变为热力学 K(ΔEGT 以 $^{\circ}\text{C}$ 为单位的数值与以 K 为单位的值相同)。

由航空发动机的相似理论和表 1 数据可得 EGT_k 的数学表达式^[5]:

$$EGT_k = \frac{EGT + 273.15}{(SAT/288.15)^{\lambda}} \quad (1)$$

式中,换算系数 $\lambda \in (0, 1)$ 取 0.89, SAT 表示的是在数据采集时刻(FDT)的外界大气静温(单位为 K),其与 $TAT(^{\circ}\text{C})$ 的转换关系式为:

$$SAT = \frac{TAT + 273.15}{1 + Ma^2(\gamma - 1)/2} \quad (2)$$

式中, γ 为气体的绝热指数,空气的绝热指数 $\gamma = 1.4$ 。由 ΔEGT 的定义可得 EGT_b 的数学表达式:

$$EGT_b = EGT_k - \Delta EGT \quad (3)$$

由测量到的 TAT , Ma 和 EGT 样本数据和计算表达式(1)~(3),可得 EGT_b 样本空间。 EGT_b 将作为 RBF 神经网络基线模型的输出节点及验证模型输入节点变量。

2 理论基础

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^[6]。

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 $X = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_l]^T$, 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 $H = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_j, \dots, \varphi_H]^T$, 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:

$$\varphi_j(X) = \exp\left(-\sum_{i=1}^l \frac{1}{2\sigma_j^2} \|x_i - c_{ji}\|^2\right) \quad (4)$$

式中, 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 $C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jl}]$ 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:

$$F(X) = \sum_{j=1}^H \omega_j \varphi_j(X)$$

$$= \sum_{j=1}^H \omega_j \exp\left(-\sum_{i=1}^P \frac{1}{2\sigma_j^2} \|x_i - c_{ji}\|^2\right)$$

$$= \mathbf{W}\mathbf{H} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_H]$ 表示输出层权值向量。

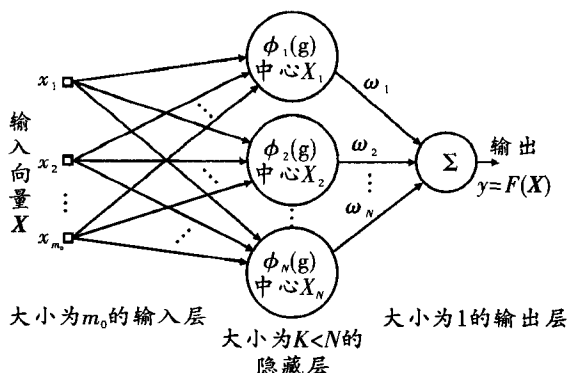


图1 RBF神经网络拓扑结构

上述RBF神经网络的三组参数 $C_j, \sigma_j^2, \mathbf{W}$ 由NeuroSolutions 6 仿真软件在样本导入后,根据设置的参数和规则自动完成计算。

3 实例建模及检验

3.1 EGT 基线模型

3.1.1 模型输入节点

EGT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EGT值(标准大气条件下),该值就是对应上述状态下的EGT基线(记为 EGT_B)。CFM56-5B系列发动机生产厂家提供的定性EGT基线模型为^[7]:

$$EGT_B = F(TAT, N1K, Mach, Alt, Bleeds) \quad (6)$$

式中, $Bleeds$ 代表的引气自变量集合,包括ECS, HP-TACC, LPTACC, WAI, NAI和VBV等。其中飞机巡航阶段VBV(无数据)、WAI(数据均为“0”表示关闭)、CAI(无数据)均为未使用,故上述三个变量在这种情况下对 EGT_B 产生的影响不计,基线建模时不考虑这三个变量。通过确定每个自变量与 EGT_B 相关程度,来验证发动机生产厂家的 EGT_B 模型——式(6),同时确定径向基函数神经网络输入节点。采用Pearson相关性分析模型,求出每个自变量与 EGT_B 的样本相关系数 r ,其表达式为:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (7)$$

式中, $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$, 且 $-1 \leq r \leq 1$ 。

根据Pearson模型的特点,变量的取值区间越大,观测值数目越多,相关系数 r 受抽样误差的影响就越小,结果可靠度就越高。结合本工程实际,因为飞机巡航阶段各变量正常的变化范围较小,所以变量的取值区间不会特别大,为了弥补这一不足,选取相对较大数目的样本空间(表1中的500组数据)。根据Pearson模型的相关性判定准则,得到每个自变量与 EGT_B 的相关系数。

对每个自变量选取500个巡航数据样本,由式(3)可得每个自变量对 EGT_B 的相关系数 r 及相关程度(如表2所示)。

表2 自变量与 EGT_B 的相关系数

自变量	相关系数 r	相关程度
CYC	-0.085	不相关(可认为)
FDT	-0.002	不相关(可认为)
Ma	0.664	正中度相关
N1K	0.739	正高度相关
Alt	0.822	正高度相关
ECS	-0.540	负中度相关
HPTACC	-0.149	负低度相关
LPTACC	0.678	正中度相关
VSV	-0.702	负高度相关
TAT	-0.532	负中度相关
N2	0.006	不相关(可认为)

3.1.2 建立EGT基线模型

由表2可得,使用与 EGT_B 正/负中度相关(含)以上的8个自变量(Alt, N1K, Ma, VSV, ECS, TAT, HP-TACC, LPTACC)来修正式(6),可得CFM56系列航空发动机预测的排气温度基线(记为 EGT_{BP}),其数学表达式如下:

$$EGT_{BP} = F(TAT, N1K, Ma, Alt, ECS, HPTACC, VSV, LPTACC) \quad (8)$$

令 $\mathbf{X} = [TAT, N1K, Ma, Alt, ECS, HPTACC, VSV, LPTACC]^T$ 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, EGT_B 作网络的一个输出节点,使用表1中前300个样本数据RBT对神经网络进行训练并用后200个样本数据进行模型检验。

3.2 实验结果

由样本数据预处理方法和上述建立的RBF神经网络可得表3所示的数,其中 EGT_{BP} 为预测的排气温度基线值, $\Delta\Delta EGT$ 表示为预测模型所得的EGT变化量与ACARS系统所提供的EGT变化量的绝对误差,也等于 EGT_{BP} 与 EGT_B 两个基线值之差。其数学表达式为:

$$\Delta\Delta EGT = EGT_B - EGT_{BP} \tag{9}$$

表 3 中符号 $\Delta\Delta EGT\%$ 表示相对误差,其数学表达式为:

$$\Delta\Delta EGT\% = \frac{EGT_B - EGT_{BP}}{EGT_B} \times 100\% \tag{10}$$

表 3 网络输出的数据及后续处理数据(对应表 1)

样本序号	EGT	EGT_k	ΔEGT	EGT_B	EGT_{BP}	$\Delta\Delta EGT$	$\Delta\Delta EGT\%$
1	882.85	1 008.461	-40.243	1 048.7	1 051.037 57	-2.333 25	-0.222 488 808
2	897.25	1 018.268	-39.882	1 058.15	1 058.659 83	-0.509 57	-0.048 157 057
3	890.95	1 046.851	-36.141	1 082.99	1 085.241 15	-2.249 04	-0.207 669 379
4	871.95	1 051.668	-40.388	1 092.06	1 097.059 55	-5.003 2	-0.458 144 989
5	898.05	1 059.042	-46.505	1 105.55	1 103.589 61	1.957 012	0.177 017 565
6	910.25	1 054.151	-37.871	1 092.02	1 091.398 07	0.623 572	0.057 102 553
7	901.15	1 025.834	-40.458	1 066.29	1 067.310 82	-1.019 31	-0.095 594 344
8	899.55	1 045.058	-35.794	1 080.85	1 081.523 92	-0.671 65	-0.062 141 071
9	910.35	1 064.378	-35.14	1 099.52	1 100.610 84	-1.093 04	-0.099 410 417
10	881.75	1 040.94	-40.086	1 081.03	1 051.037 57	-2.333 25	-0.222 4888 08
...
300	894.05	1 034.938	-27.548	1 062.485 55	1 060.740 22	1.745 328	0.164 268 392

RBF 神经网络输出的排气温度基线如图 2 所示。

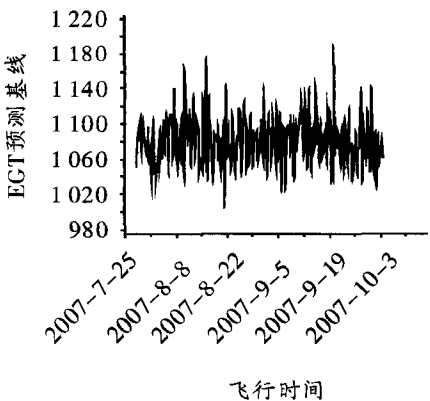


图 2 RBF 神经网络输出的 EGT 基线

3.3 模型检验

使用两种方法来检验 RBF 神经网络模型的精度,第一种方法是非参数检验法,第二种方法是图形对比法。

3.3.1 非参数检验法

非参数检验又称为任意分布检验,它不考虑研究对象总体分布具体形式,也不对总体参数进行统计推断,而是通过检验样本所代表的总体分布形式是否一致来得出统计结论。结合本工程案例,只需要检验由 RBF 神经网络模型输出的 EGT_{BP} 值与 EGT_B 值之间的差异,又因为 EGT_{BP} 与 EGT_B 的样本数据是一一对应的,具有相关性,故需要采用两配对非参数检验。本案例使用了 Wilcoxon 带符号秩检验、符号检验和临界均一性检验三种两配对非参数检验方法,其检验结果如表 4 所示。由表 4 可知在非参数检验方法下 EGT_{BP} 与

EGT_B 值无显著性差异,表明应用 RBF 神经网络建立的 EGT 基线模型满足精度要求^[8]。

表 4 对 RBF 神经网络的三种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	0.856	无显著差异
符号检验	0.954	无显著差异
临界均一性检验	0.935	无显著差异

3.3.2 图形对比法

将预测模型所得数据与机载 ACARS 系统采集的数据(含预处理的数据)进行作图对比。表 3 中 EGT_{BP} 数据及 EGT_B 数据对比如图 3 和图 4 所示。

比较表 3 中的 $\Delta\Delta EGT$ 和 $\Delta\Delta EGT\%$ 数据,结果显示预测模型与实测数据无显著差异。需要说明的是,图形中大的偏移量,为实际发动机因某些原因(如活门或管路漏气故障、不正常的飞行状态等)造成的工作状态

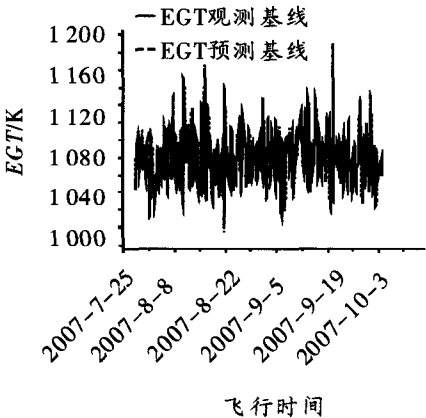


图 3 预测基线与观测基线重合度对比

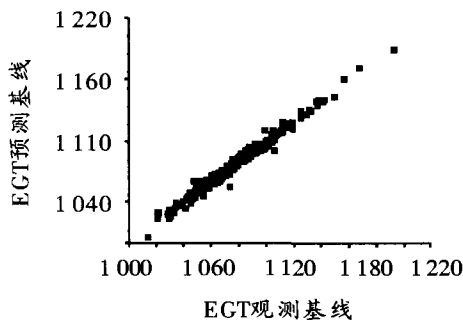


图4 预测基线与观测基线的离散点图

突变,属于正常的情况,并且误差在允许的范围内(观测基线也存在误差)。这些特殊的点也正是发动机状态监控重点关注的状态,结合核心机转速改变量(ΔN_2)和燃油流量改变量(ΔFF)使用该型发动机的指印图进行排查。

4 结束语

以 CFM56-5B 航空发动机的巡航数据为原始数据样本,依据设定的数据筛选原则和数据预处理方法,构建 RBF 神经网络的训练输入样本和训练输出样本。使用 Pearson 相关性分析模型确定 RBF 神经网络的 8 个输入节点 (Alt , $N1K$, Ma , VSV , ECS , TAT , $HPTACC$, $LPTACC$)。EGT_B 是该网络的唯一的输出节点。在 NeuroSolutions 6 环境下设置 RBF 神经网络参数,以高斯函数为隐藏层的激励函数,以线性函数为输出层的激励函数。通过隐藏层的非监督学习和输出层的监督学习法则进行网络训练,在规定的学习步长范围内,最终实现误差最小化。通过对预测基线和观测基线的配对非参数检验和图形对比,结果表明使用 RBF 神经网络来建立航空发动机排气温度基线可行,且误差在允

许范围之内。

关于基线建模的几点说明如下:首先,RBF 神经网络对不同系列的航空发动机的构建方法是不同的,例如 V2500 系列航空发动机,输入向量中应包含 EPR 自变量而本案例则不包含;其次,同一个航空发动机排气温度基线与其他状态基线的构造方法是不同的,例如:燃油流量(FF)基线,其状态值的改变量采用的是相对改变量,而本案例采用的是绝对改变量,改变量表达式影响状态基线求解过程。最后,为减小预测基线的误差,需要进行多角度的模型修正,例如进行湿度修正。

参考文献:

- [1] 钟诗胜,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] 钟诗胜,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] CFMI. CFM56-5B Line and Base Maintenance[R]. China: CFMI 2009.
- [5] 闫锋,尚永锋,左渝钰,等. 民用航空发动机拐点温度的计算方法[J]. 航空计算技术, 2013, 43(1): 44 - 48.
- [6] (加) Simon Haykin. 神经网络与机器学习[M]. 第3版. 申富饶,徐辉,郑俊,等,译. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [7] GE Aviation. Diagnostics Trend Interpretation Training[M]. 5th Edition. China: GE Aviation, 2009.
- [8] Link C Jaw, Jack D Mattingly. Aircraft Engine Controls: Design, System Analysis, and Health Monitoring[R]. Reston, VA: American Institute of Aeronautics Astronautics, 2009.
- [9] Brookner P. Lateral Collision Risk in Air Traffic Track Systems: a Post-Reich Event Model[J]. The Journal of Navigation, 2003, 56(3): 399 - 409.
- [10] 赵洪元. 违反飞机纵向间隔概率模型的研究[J]. 北方交通大学学报, 1998, 22(3): 49 - 52.
- [11] 王欣,徐肖豪. 空中飞机侧向间隔标准的初步研究[J]. 中国民航学院学报, 2001, 19(1): 1 - 5.
- [12] Reich P G. Analysis of Long-Range Air Traffic Systems Separation Standards I[J]. Journal of Navigation, 1966, 19(1): 88 - 98.
- [13] 韩松臣,裴成功,隋东. 平行区域导航航路安全性分析[J]. 航空学报, 2006, 27(6): 1023 - 1027.
- [14] 左凌. 京沪区域导航平行航路关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
- [15] International Civil Aviation Organization. Doc8168 - OPS/611, Aircraft Operations[R]. Montreal: International Civil Aviation Organization, 2006.
- [16] Jonge H D, Verhoeff L. OPTIMAL - Schiphol ACDA detailed concept[R]. OPTIMAL - WP2, NLR. 2007.
- [17] 苏志刚, 驻聪聪, 吴仁彪. 基于概率模型的 ATC 系统冲突目标生成算法[J]. 信号处理, 2011, 27(10): 1520 - 1524.

(上接第48页)

冲突风险计算提供借鉴。该模型也为在保持某一目标安全水平条件下缩小平行进近间隔标准了提供了一种方法和理论。

参考文献: