

基于 GMM 聚类方法构建经验模型的 机载实时模型改进方法

孙浩, 郭迎清, 赵万里

(西北工业大学 动力与能源学院, 陕西 西安 710072)

摘要:采用建立经验模型的方法补偿机载实时模型输出与发动机测量参数输出之间的偏差,提高机载自适应模型在全飞行包线内的参数跟踪和估计性能。由于在线获取数据量较大,采用基于高斯混合模型的聚类方法实现数据压缩,用于离线训练并更新经验模型。将建立的经验模型应用在民用大涵道比涡扇发动机机载自适应模型中,仿真结果表明:基于高斯混合模型建立的经验模型能够减小机载实时模型输出误差,带经验模型的机载自适应模型的健康参数估计精度以及发动机部件故障隔离性能得到提高。

关键词:航空发动机;机载实时模型;高斯混合模型;经验模型

中图分类号:V233.7

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2020)03-0507-08

随着航空发动机基于模型的气路在线故障诊断和性能预测技术的发展,对基于发动机部件气动热力学关系建立的机载实时模型的精度和执行速度有了更高的需求^[1-3]。而实际中,相同的输入条件下,机载实时模型的估计输出与真实发动机的测量输出之间存在偏差,该偏差会导致发动机气路故障诊断和性能预测结果的可靠性降低。偏差主要由两方面原因导致^[4-6]:①机载实时模型的建模误差以及发动机制造与安装公差导致同一型号发动机之间存在个体差异;②发动机使用期间的性能衰退。在发动机使用初期,偏差主要是由原因①造成的,随着发动机使用时间的增加,原因②成为造成偏差的主要因素。

为降低偏差,国内外学者进行了大量的研究,文献[7]和文献[8]通过修正机载模型内部部件特性来降低模型与发动机之间的性能不匹配,文献[9]提出一种建立高精度机载实时模型的方法,上述方法均从建模的角度出发减小模型与发动机之间性能不匹配,仍需要采用模型输出补偿方法,进一步降低原因①造成的偏差。

传统的机载自适应模型^[10-13]在不考虑原因①

产生的偏差的前提下,能够减小因发动机性能衰退导致的机载实时模型的估计输出与发动机测量输出的偏差,且能够较为准确地估计发动机的性能衰退水平,但若考虑原因①的影响,传统的机载自适应模型虽然也能够减小偏差,但无法得到发动机性能衰退水平的准确估计。

采用基于数据驱动方法建立经验模型^[14-15]可用于减小原因②造成的偏差,将建立好的经验模型应用在传统的机载自适应模型中得到改进后的机载自适应模型,其中基于数据驱动方法建立的经验模型与基于发动机物理部件气动热力学关系建立的机载实时模型构成混合模型,混合模型的输出与真实发动机的测量输出之间的偏差,用于发动机部件健康参数的估计。改进后的机载自适应模型中的经验模型不仅能够在发动机使用初期缓解原因(1)造成的偏差,还可以在发动机全寿命期间对发动机性能衰退水平有较准确地估计。

本文在传统机载自适应模型的基础上^[6],采用人工智能神经网络的方法建立经验模型,为提高建立的经验模型的可靠性,需在线获取大量的飞行数据样本,积累足够多的数据后训练神经网络,因此选

择离线训练得到经验模型。由于多个飞行架次获取的飞行数据中,包含大量的冗余信息,为减小计算量,提高经验模型的建模效率,采用基于高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)聚类的方法获取发动机输入条件与对应的机载实时模型估计输出和发动机测量输出之间偏差的信息,实现飞行数据的压缩与聚类。本文首先介绍了经验模型构建的整体结构图,其次介绍了 GMM 聚类方法,并对其中的关键技术进行了详细阐述,最后将经过 GMM 聚类及构建的经验模型在机载自适应模型中仿真验证,并与未加经验模型补偿的机载自适应模型进行仿真对比。

1 经验模型建立的总体结构图

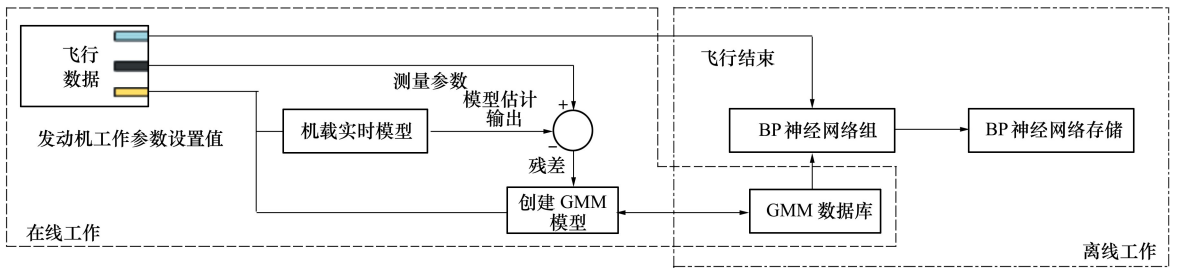


图 1 基于 GMM 聚类方法构建经验模型的总体结构图

针对每一组在线获取的输入参数和测量参数,首先依据飞行高度和马赫数确定当前工况所属飞行包线的子区域,针对包线内每个子区域建立 GMM,在飞行包线内单个子区域的 GMM 的内部结构如图 2 所示。

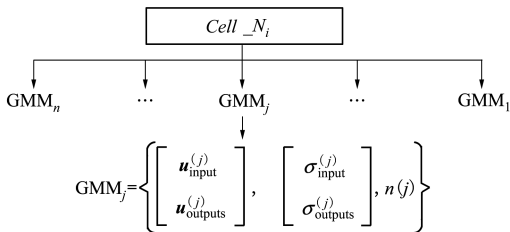


图 2 在给定飞行条件下的 GMM 内部结构图

图中 $Cell_N_i$ 表示飞行包线中第 i 个子区域,每个 GMM 中包含输入参数的均值(\mathbf{u}_{input})和标准偏差(σ_{input}),测量残差的均值(\mathbf{u}_{output})和标准偏差(σ_{output}),以及当前聚类中的数据样本数 n ;其次,依

经验模型是用来补偿机载实时模型与真实发动机之间的不匹配,本文采用训练完成的神经网络模型作为经验模型。为建立适用于全飞行包线的经验模型,将整个飞行包线分割成小块区域,在每个飞行区域中,针对每个测量参数的残差构建一个神经网络模型,每个神经网络模型由如下参数作为模型输入:飞行高度、马赫数、主燃油流量、高压压气机入口静子叶片角度、可调放气阀门开度等。

为完成经验模型的构建,且使得整个经验模型构建自动化,采用一种两阶段模型构建方法,即如图 1 所示,经验模型构建的过程总体分为两部分:①在线获取机载实时模型输出与真实发动机测量输出之间的偏差,更新 GMM 模型库(虚线包围的区域);②飞行结束后,依据在线获取的 GMM 训练并得到神经网络组模型(点划线包围的区域)。

据输入参数确定当前飞行数据所包含的信息是否已被建立的 GMM 所覆盖;若当前飞行数据包含的信息被已建立的 GMM 所覆盖,则采用当前经验模型构建的机载自适应模型处理该飞行数据点,若判断当前飞行数据为新的聚类,则启动 GMM 聚类过程,在线更新 GMM 数据库;当飞行结束时,利用最新获取的 GMM 数据库,建立基于 BP 神经网络组的经验模型。

2 高斯混合模型聚类过程

GMM 是由平均值和标准偏差确定的多维高斯分布,模型输入向量和残差向量中各元素的平均值和标准偏差的递推计算如(1)式所示:

$$1) \text{ 输入参数 } \bar{u}_i, \sigma_i^{(u)}$$

$$\left\{ \begin{aligned} \bar{u}_i(N) &= \left(\frac{N-1}{N}\right)\bar{u}_i(N-1) + \left(\frac{1}{N}\right)u_i(N) \\ \sigma_i^{(u)}(N) &= \sqrt{\left(\frac{N-2}{N-1}\right)[\sigma_i^{(u)}(N)]^2 + [\bar{u}_i(N) - \bar{u}_i(N-1)]^2 + \left(\frac{1}{N-1}\right)[u_i(N) - \bar{u}_i(N-1)]^2} \\ i &= 1, 2, \dots, m_u \end{aligned} \right. \quad (1)$$

2) 测量参数标准偏差 $\bar{e}_j, \sigma_j^{(e)}$

$$\left\{ \begin{aligned} \bar{e}_j(N) &= \left(\frac{N-1}{N}\right)\bar{e}_j(N-1) + \left(\frac{1}{N}\right)e_j(N) \\ \sigma_j^{(e)}(N) &= \sqrt{\left(\frac{N-2}{N-1}\right)[\sigma_j^{(e)}(N)]^2 + [\bar{e}_j(N) - \bar{e}_j(N-1)]^2 + \left(\frac{1}{N-1}\right)[e_j(N) - \bar{e}_j(N-1)]^2} \\ j &= 1, 2, \dots, m_e \end{aligned} \right. \quad (2)$$

(1)式和(2)式中, m_u 和 m_e 分别是输入参数和测量参数的维数, $\bar{u}_i(N), \sigma_i^{(u)}(N)$ 和 $\bar{e}_j(N), \sigma_j^{(e)}(N)$ 分别表示第 i 个输入参数和第 j 个测量参数残差经过 N 个数据点处理后的平均值和标准差。当 GMM 聚类过程结束后, 这些平均值和标准差向量及样本个数 N 都保存在高斯混合模型库中。GMM 数据库更新过程如图 3 所示。

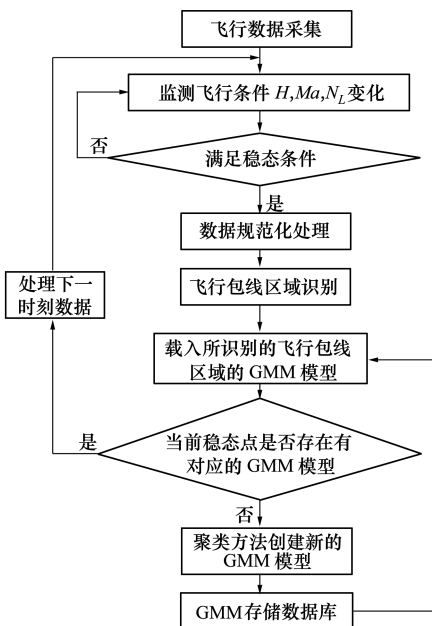


图3 更新 GMM 数据库的流程图

其关键技术主要有:①发动机稳态工况判断;②飞行包线子区域识别以及当前数据点包含信息是否被已有 GMM 覆盖的判断;③新的 GMM 建立过程。下面对这些关键技术进行详述。

2.1 稳态工况判断

发动机是否处于稳态的判断方法为:

1) 依据飞行高度 (H)、马赫数 (Ma) 和低压转子转速 (N_L) 在 L 个采样周期 ($t = i, i + 1, \dots, i + L - 1$) 的时间窗内(如图 7 所示)的均值与下一时刻数据的差值的绝对值是否小于阈值;

2) H, Ma, N_L 在 L 个采样周期的时间窗内的标准差是否小于阈值。

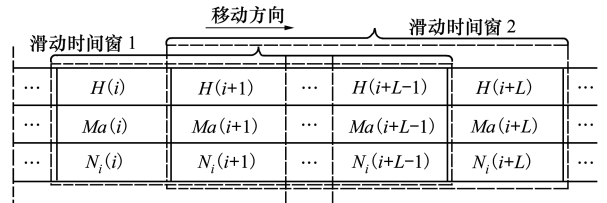


图4 基于滑动时间窗的发动机稳态工况识别方法

2.2 飞行包线子区域识别

采用归一化后的高度和马赫数确定所属的飞行包线区域, 如(3)式所示

$$Cell_N_i = \underset{i=1,2,\dots,M_{Cell_N}}{\operatorname{argmin}} \cdot \left(\sqrt{\frac{(H_i^* - H^*)^2}{\sigma_H^2} + \frac{(Ma_i^* - Ma^*)^2}{\sigma_{Ma}^2}} \right) \quad (3)$$

式中, $Cell_N$ 表示识别出的飞行包线中的子区域, H^*, Ma^* 表示规范化后的当前飞行高度和马赫数, $H_i^*, Ma_i^* (i = 1, 2, \dots, M_{Cell_N})$ 表示飞行包线内各个子区域的坐标值, M_{Cell_N} 表示划分的飞行包线区域总数, $\sigma_H^2, \sigma_{Ma}^2$ 表示对应变量的方差值。

一旦确定所属的飞行包线区域, 则从 GMM 数据库中载入对应的 GMM, 接下来需要判断当前数据点是否能够由已有的 GMM 表征, 判断依据为当前数据点的输入参数与当前飞行子区域中各 GMM 中输入参数的均值的马氏距离的最小值是否超出阈值, 马氏距离的计算方法如(4)式所示

$$\left\{ \begin{aligned} d(u, \bar{u}^{(j)}) &= \underset{j=1,2,\dots,k}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^{m_u} \left[\frac{\bar{u}_i^{(j)} - u_i}{\gamma_i \sigma_i^{(j)}} \right]^2} \right\} \\ d(u, \bar{u}^{(j)}) &\geq Threshold_1 \end{aligned} \right. \quad (4)$$

式中: u 表示当前输入参数; γ_i 表示第 i 个输入参数

噪声灵敏度的加权因子; $\bar{u}^{(j)}, \sigma_i^{(j)}$ 分别表示当前飞行子区域中第 j 个 GMM ($j = 1, 2, \dots, k$) 中输入参数的均值和标准差。

2.3 新的 GMM 建立过程

若当前加载的 GMM 模型不能表征当前获取的飞行数据,则需要建立新的 GMM 模型,建立流程图如图 5 所示。

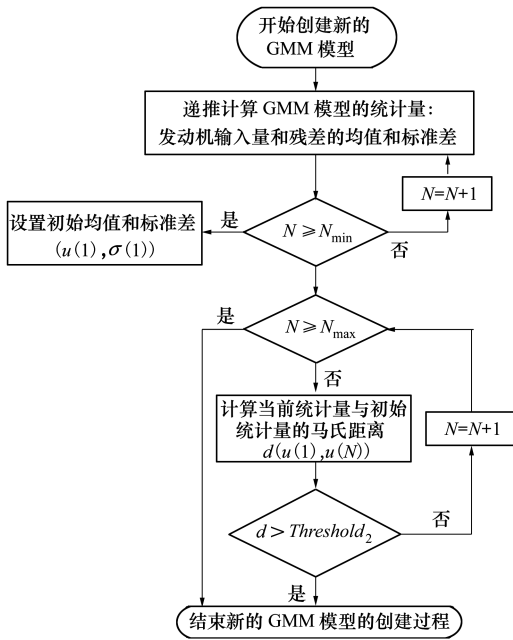


图 5 新聚类点的 GMM 模型创建过程

为保证建立的 GMM 模型较为精确的反映当前输入条件下的机载实时模型与真实测量参数的偏

差,在当前获取的数据点个数大于预先设置的最小数据点数 N_{min} 时启动 GMM 建模,当满足以下 2 种条件之一时新的 GMM 模型建立过程结束:①当前获取的数据点超过预先设置的最大点数 N_{max} ;②采用公式(1)计算的 $\bar{u}(N)$ 与初始 $u(0)$ ($N=N_{min}$ 时的统计量)的马氏距离大于预先设置的阈值。即

$$\begin{cases} N \geq N_{max} \\ \text{Or} \\ d(u(1), \bar{u}(N)) \geq Threshold_2 \end{cases} \quad (5)$$

当上述聚类过程结束后,新的 GMM 就被添加至数据库,并接收下一数据点,并按照同样的过程确定其是否在已有的 GMM 中,若不在,则开始新的 GMM 聚类过程。

综上,GMM 聚类过程的计算仅涉及到参数均值和标准差的递推计算、马氏距离的计算以及逻辑判断等,未涉及复杂的迭代计算,因此 GMM 聚类过程符合机载实时性的计算要求。

3 仿真验证

本文所用发动机类型为大涵道比、分开排气的双转子民用涡扇发动机。通过动态链接库的技术来实现在 MATLAB 下直接调用 GasTurb 中部件级动态模型的方法,在 Simulink 下封装成部件级模型^[16]。发动机模型运行周期为 0.02 s。该发动机旋转部件的 10 个健康参数以及 10 个测量参数及 3 个执行机构参数的符号及其描述如表 1 所示。

表 1 航空发动机模型的部件健康参数、传感器以及执行机构参数列表

变量名	描述	变量名	描述	变量名	描述
e_{FAN}	风扇效率系数	N_l	低压转子转速	WFM	主燃油流量
f_{FAN}	风扇流量系数	N_h	高压转子转速	VBV	增压级后可调放气阀门开度
e_{BST}	增压级效率系数	T_{25}	增压级出口总温	VSV	高压压气机进口静子叶片角度
f_{BST}	增压级流量系数	P_{25}	增压级出口总压		
e_{HPC}	高压压气机效率系数	T_3	高压压气机出口总温		
f_{HPC}	高压压气机流量系数	P_{S3}	高压压气机出口静压		
e_{HPT}	高压涡轮效率系数	T_{45}	高压涡轮出口总温		
f_{HPT}	高压涡轮流量系数	P_{45}	高压涡轮出口总压		
e_{LPT}	低压涡轮效率系数	T_5	低压涡轮出口总温		
f_{LPT}	低压涡轮流量系数	P_5	低压涡轮出口总压		

发动机各部件的健康参数标称值为 1, 10 个测量参数对应的传感器的标准偏差分别为: $\sigma_y = [0.25\% \ 0.17\% \ 0.16\% \ 0.2\% \ 0.16\% \ 0.2\% \ 0.5\% \ 0.16\% \ 0.2\% \ 0.16\%]$, 发动机在巡航状态的不同功

率点工作。其中,高度、马赫数、VBV、VSV 设置在标称状态附近,发动机模型功率范围(由主燃油流量表征)从 80% 经过 5 次阶跃后上升到达 100%, 再经过 5 次阶跃由 100% 降低到 80%; 然后由 80% 缓慢

增加到 100%,再缓慢降低到 80%;最后发动机功率从 80%急剧增加到 100%,后急剧降低到 80%。仿真验证内容主要有:①发动机稳态工况识别;② GMM 聚类结果;③经验模型作用前后 10 个测量参数残差对比,以经验模型作用前后动中健康参数的估计效果对比。

3.1 航空发动机稳态工况识别

依据高度、马赫数及低压转子转速在滑动时间窗内的均值及标准差变化是否超限,来判断发动机当前是否处于稳态工况,其中时间窗长度为 100 个采样周期即 2 s,3 个参数的均值和标准差的阈值设置如表 2 所示。以高压转子转速的稳态工况识别结果为例,如图 6 所示,虚线表示整个仿真过程中的高

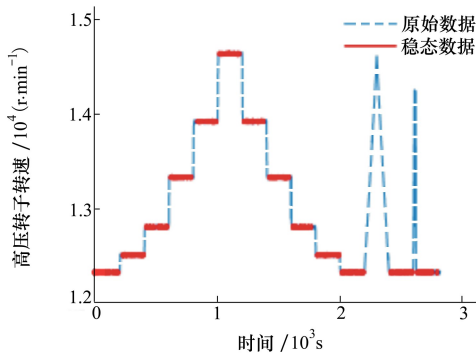


图 6 稳态数据识别结果

压转子转速变化,实线表示采用基于滑动时间窗方法识别出的稳态数据点。

表 2 用于发动机稳态工况识别的阈值设置

发动机参数	均值	标准差
高度/m	100	50
马赫数	0.05	0.05
低压转子转速/(r·min ⁻¹)	25	25

3.2 GMM 聚类分析结果

GMM 聚类过程中,开始实施聚类算法的参数设置为满足聚类条件的最小稳态点个数 $N_{\min} = 500$,最大稳态点个数 $N_{\max} = 5\ 000$ 。为获取判断是否创建新的 GMM 聚类的 $Threshold_1$ 和 GMM 聚类终止的阈值 $Threshold_2$,在飞行包线的子区域内,确定各输入参数如 WFM、VBV、VSV 的变化范围,以步长为 5% 从最小值变化到最大值,计算各情形下的输入参数的马氏距离,为获取更多的聚类点,取各情形下的马氏距离的最小值作为 $Threshold_1$,取各情形下马氏距离的均值作为 $Threshold_2$,通过仿真计算, $Threshold_1$ 设置为 0.02, $Threshold_2$ 设置为 0.25。给定的输入条件设置的情形下,GMM 聚类过程结束得到如表 3 所示的 6 个聚类点。依据表 3 中 GMM 聚类结果,采用离线训练 BP 神经网络组模型的方法,得到经验模型^[17]。

表 3 基于 GMM 方法的聚类结果

GMM 模型编号	GMM 模型内部统计量计算结果
GMM ₁	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 0.49\ 0.001\ 0.002\ -0.19\ -0.74\ 0.26\ -0.38\ -0.31\ -2.92\ 2.4\ -2.46\ 3.57\ -0.77]^T \\ [0.000\ 3\ 0.002\ 6\ 0.000\ 1\ 0.002\ 2\ 0.003\ 3\ 0.25\ 0.17\ 0.16\ 0.2\ 0.16\ 0.2\ 0.49\ 0.16\ 0.19\ 0.15]^T \\ 5000 \end{array} \right\}$
GMM ₂	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 0.54\ 0.004\ -0.001\ -0.21\ -0.82\ 0.33\ -0.23\ -0.31\ -3.1\ 2.44\ -2.62\ 3.62\ -0.86]^T \\ [0.000\ 4\ 0.003\ 4\ 0\ 0.003\ 3\ 0.002\ 3\ 0.25\ 0.17\ 0.16\ 0.2\ 0.15\ 0.19\ 0.49\ 0.158\ 0.19\ 0.16]^T \\ 5000 \end{array} \right\}$
GMM ₃	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 0.61\ -0.003\ -0.002\ -0.21\ -1.09\ 0.49\ 0.36\ -0.34\ -3.38\ 2.53\ -2.8\ 3.67\ -1.01]^T \\ [0.000\ 5\ 0.004\ 7\ 0.000\ 1\ 0.003\ 0.002\ 2.25\ 0.17\ 0.16\ 0.21\ 0.16\ 0.2\ 0.5\ 0.16\ 0.19\ 0.16]^T \\ 5\ 000 \end{array} \right\}$
GMM ₄	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 0.73\ -0.001\ -0.000\ 2\ -0.29\ -1.18\ 0.74\ 1.83\ -0.5\ -3.69\ 2.47\ -2.96\ 3.58\ -1.11]^T \\ [0.000\ 7\ 0.00\ 7\ 0.000\ 1\ 0.003\ 0.001\ 2\ 0.25\ 0.17\ 0.16\ 0.2\ 0.16\ 0.2\ 0.5\ 0.16\ 0.2\ 0.16]^T \\ 5\ 000 \end{array} \right\}$
GMM ₅	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 0.86\ 0.002\ -0.000\ 2\ -0.04\ -2.41\ 0.94\ 4.04\ -0.81\ -3.29\ 1.76\ -2.49\ 2.72\ -0.79]^T \\ [0.000\ 6\ 0.005\ 3\ 0.000\ 1\ 0.003\ 0.002\ 5\ 0.25\ 0.17\ 0.16\ 0.21\ 0.16\ 0.2\ 0.5\ 0.16\ 0.19\ 0.16]^T \\ 5\ 000 \end{array} \right\}$
GMM ₆	$\left\{ \begin{array}{l} [1\ 1\ 1\ -0.001\ 0.000\ 3\ 0.31\ -2.36\ 0.64\ 3.92\ -1.09\ -2.91\ 1.16\ -2.1\ 1.94\ -0.48]^T \\ [0.000\ 3\ 0.004\ 0\ 0.002\ 0.003\ 0.25\ 0.17\ 0.16\ 0.2\ 0.16\ 0.2\ 0.49\ 0.16\ 0.2\ 0.16]^T \\ 5\ 000 \end{array} \right\}$

3.3 经验模型作用前后残差变化及健康参数变化对比

选择巡航状态(高度 11 km, 马赫数 0.8), 发动机无故障情形, 比较经验模型作用前后残差的变化, 采用(6)式对残差进行规范化处理, 获得无量纲的残差计算值, 结果如表 4 所示, 经验模型作用前后发

表 4 经验模型作用前后机载自适应模型与发动机模型的残差对比

仿真情形	N_l	N_h	T_{25}	P_{25}	T_3	P_{S_3}	T_{45}	P_{45}	T_5	P_5
情形 1	1.24	-13.84	1.58	2.27	-1.65	-1.28	2.39	1.27	-1.54	-6.92
情形 2	-0.085	0.17	0.097	0.14	0.047	-0.33	-0.042	-0.37	0.051	0.52
情形 3	-0.006 5	0.007 2	0.001 3	-0.006 3	0.001 3	-0.005 7	0.003 7	0.001 6	-0.004 1	0.04

表 4 中“情形 1”表示没有机载自适应模型作用下的机载实时模型与发动机之间的残差; “情形 2”表示有机载自适应模型作用, 但无经验模型补偿情形下的残差值; “情形 3”表示带经验模型补偿的机载自适应模型作用下的残差值。由表 4 可以看出, 由于机载自适应模型能够由残差估计当前发动机健康参数, 并将估计的健康参数反馈给机载实时模型,

动机健康参数的估计结果如图 7 所示。

$$res_i = \frac{y_{E_i} - y_{M_i}}{\sigma_i} \tag{6}$$

式中: y_{E_i} 和 y_{M_i} 分别表示发动机第 i 个测量参数以及相应的模型计算输出; σ_i 表示第 i 个测量参数的标准偏差。

从而使得残差值降低, 但由于机载实时模型与发动机之间存在偏差, 所估计的健康参数(见图 7a)) 不能反映实际的发动机健康状况。采用经验模型补偿后, 相比与传统机载自适应模型, 残差进一步缩小(情形 3), 且此时健康参数估计接近真实发动机部件健康状况(见图 7b))。

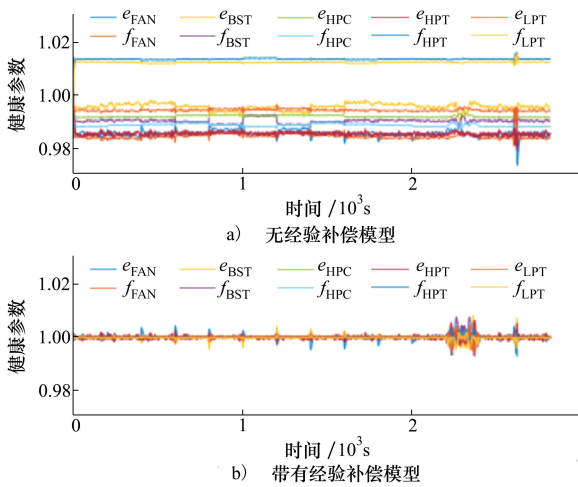


图 7 无故障情形下, 经验模型作用前后部件健康参数估计效果对比

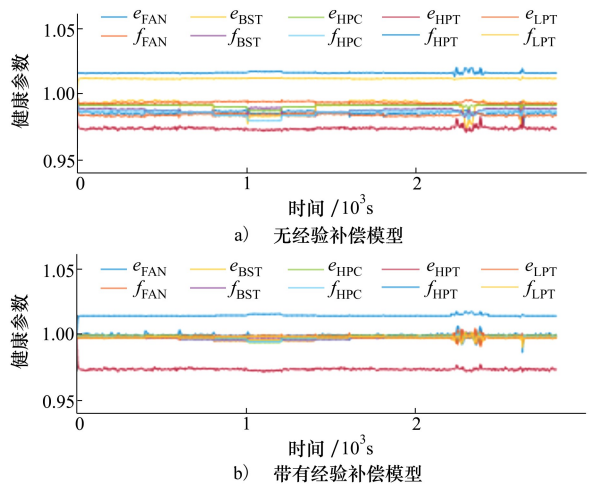


图 8 高压压气机故障情形下, 经验模型作用前后部件健康参数估计效果对比

为对比发生部件故障情形下, 经验模型作用前后发动机部件健康参数估计情况, 选择高压压气机部件发生故障幅值为-3%的故障, 参考文献[18]中部件故障幅值与 e_{HPT} 和 f_{HPT} 的关系公式, 由-3%的故障幅值, 得到对应的 $\Delta e_{HPT} = -2.4\%$, $\Delta f_{HPT} = 1.8\%$ 。健康参数对比结果如图 8 所示, 图 8a) 中显示无经验模型作用的健康参数估计结果, 虽然子图 8a) 中 e_{HPT} 和 f_{HPT} 的估计结果能够显示高压压气机故障, 但

其他健康参数如 f_{LPT} , e_{BST} 等也出现了较大幅度的变化, 此时无法隔离高压压气机故障。带经验模型作用的健康参数估计结果如图 8b) 所示, 图中与高压压气机相关的健康参数变化明显, 而其他部件的健康参数未出现明显波动, 此时能够隔离高压压气机部件故障。

4 结 论

本文针对同型号不同发动机个体间差异、发动机建模误差等引起的机载自适应模型与发动机之间的性能不匹配,采用建立经验模型的方法减小机载模型与发动机之间性能偏差,并基于高斯混合模型聚类的方法在线获取发动机输入参数与输出残差的函数关系,实现数据压缩,仿真验证了该方法的有效性。主要研究内容包括:

1) 对经验模型的构建原理以及高斯混合模型聚类、高斯混合模型数据库更新和离线训练得到经验模型进行了详细介绍;

2) 对高斯混合模型聚类中涉及到的关键技术

进行了详细展开,包括飞行包线子区域识别、稳态工况判断、高斯混合模型聚类起始与终止判断方法等;

3) 在数字仿真条件下,对采用的基于高斯混合模型的经验模型构建方法进行了仿真验证,结果表明:经验模型补偿后,发动机部件无故障情形下,机载实时模型与发动机之间的偏差明显降低,健康参数的波动明显减小;发动机部件故障情形下,与部件故障相关的健康参数变化明显,能够更为可靠地隔离发动机部件故障。

本研究为提高机载实时模型的精度提供了一种切实可行的方法,提高了机载自适应模型的参数跟踪和估计性能,并且为基于模型的航空发动机健康监控打下坚实的基础。

参考文献:

- [1] VOLPONI A, BROTHERTON T. A Bootstrap Data Methodology for Sequential Hybrid Engine Model Building[C]//IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2005
- [2] ARMSTRONG J B, SIMON D L. Implementation of an Integrated On-Board Aircraft Engine Diagnostic Architecture[R]. AIAA-2011-5859
- [3] 张书刚,郭迎清,冯健朋. 航空发动机在线综合诊断结构设计及仿真验证[J]. 航空学报,2014,35(2): 381-390
ZHANG Shugang, GUO Yingqing, FENG Jianpeng. Design and Simulation Validation of an Integrated On-Board Aircraft Engine Diagnostic Architecture[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(2): 381-390 (in Chinese)
- [4] KRISHNAKUMAR K, LIMES G, GUNDY-BURLET K, Bryant D. An Adaptive Critic Approach to Reference Model Adaptation [C]//AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, 2003
- [5] 鲁峰,黄金泉. 基于遗传算法的航空发动机机载模型支持向量机修正方法[J]. 航空动力学报,2009, 24(4): 880-885
LU Feng, HUANG Jinqun. AGA-LSSVR Compensation for On-Board Self-Tuning Model of Aero-Engine Model[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(4): 880-885 (in Chinese)
- [6] 陆军,郭迎清,张书刚. 基于改进混合卡尔曼滤波器的航空发动机机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2011, 26(11): 2593-2600
LU Jun, GUO Yingqing, ZHANG Shugang. Aeroengine On-Board Adaptive Model Based on Improved Hybrid Kalman Filter[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(11): 2593-2600 (in Chinese)
- [7] TSOUTSANIS E, MESKIN N, BENAMMAR M, et al. A Component Map Tuning Method for Performance Prediction and Diagnostics of Gas Turbine Compressors[J]. Applied Energy, 2014,135: 572-585
- [8] 贾忠潮,郭卫刚,马力. 航空发动机部件特性修正技术研究[J]. 航空发动机,2015,41(1): 94-98
JIA Zhongchao, GUO Weigang, MA Li. Research on Correction of Aeroengine Component Characteristics [J]. Aeroengine, 2015,41(1): 94-98 (in Chinese)
- [9] 殷楷,周文祥,乔坤,等. 航空发动机部件级模型实时性提高方法研究[J]. 推进技术,2017,38(1): 199-206
YIN Kai, ZHOU Wenxiang, QIAO Kun, et al. Research on Real-Time Improvement Method of Aeroengine Component Level Model[J]. Journal of Propulsion Technology, 2017,38(1): 199-206 (in Chinese)
- [10] SIMON D L, RINEHART A W. A Model-Based Anomaly Detection Approach for Analyzing Streaming Aircraft Engine Measurement Data[C]//ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition, 2014
- [11] 王前宇,孙健国,李秋红. 基于误差反馈控制的建立航空发动机自适应模型方法[J]. 航空动力学报,2010,25(8): 1913-1917

- WANG Qianyu, SUN Jianguo, LI Qihong. Adaptive Model of Aero-Engines Based on Error-Feedback Control[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(8): 1913-1917 (in Chinese)
- [12] 李永进, 张海波, 张天宏. 一种考虑非线性余项的机载发动机自适应模型建立及其在寻优控制中的应用[J]. 推进技术, 2016, 37(1): 172-180
- LI Yongjin, ZHANG Haibo, ZHANG Tianhong. Establishment and Application in Performance Seeking Control of an On-Board Adaptive Aero-Engine Model Considering Nonlinear Remainders[J]. Journal of Propulsion Technology, 2016, 37(1): 172-180 (in Chinese)
- [13] 张海波, 陈霆昊, 孙健国, 等. 一种新的航空发动机自适应模型设计与仿真[J]. 推进技术, 2011, 32(4): 557-563
- ZHANG Haibo, CHEN Tinghao, SUN Jianguo, et al. Design and Simulation of a New Novel Engine Adaptive Model[J]. Journal of Propulsion Technology, 2011, 32(4): 557-563 (in Chinese)
- [14] VOLPONI A. Enhanced Self Tuning On-Board Real-Time Model(eSTORM) for Aircraft Engine Performance Health Tracking [R]. NASA/CR-2008-215272
- [15] VOLPONI A, BROTHERTON T, LUPPOLD R. Empirical Tuning of an On-Board Gas Turbine Engine Model for Real-Time Module Performance Estimation[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2008, 130(2): 1-10
- [16] 张书刚, 郭迎清, 陆军. 基于 GasTurb/MATLAB 的航空发动机部件级模型研究[J]. 航空动力学报, 2012, 27(12): 2850-2856
- ZHANG Shugang, GUO Yingqing, LU Jun. Research on Aircraft Engine Component-Level Models Based on Gas Turb/MATLAB [J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(12): 2850-2856 (in Chinese)
- [17] 黄伟斌, 黄金泉. 航空发动机故障诊断的机载自适应模型[J]. 航空动力学报, 2008, 23(3): 580-584
- HUANG Weibin, HUANG Jinqun. On Board Self-Tuning Model for Aero-Engine Fault Diagnostics [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(3): 580-584 (in Chinese)
- [18] SIMON D L. Propulsion Diagnostic Method Evaluation Strategy(ProDiMES) User's Guide[R]. NASA/TM-2010-215 840

Improved Model for On-Board Real-Time by Constructing Empirical Model via GMM Clustering Method

SUN Hao, GUO Yingqing, ZHAO Wanli

(School of Power and Energy, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: The method of constructing an empirical model is used to compensate the deviation between the output of the on-board real-time model and the engine measurement parameters, and improve the parameter tracking and estimation performance of the on-board adaptive model in the full flight envelope. Due to the large amount of data acquired online, the clustering method based on Gaussian mixture model is implemented to realize data compression for offline training and updating the empirical model. The present empirical model is applied to the on-board adaptive model of civil large bypass ratio turbofan engine. The simulation results show that the empirical model based on Gaussian mixture model can reduce the output error of on-board real-time model, and the accuracy of the health parameter estimation and engine component fault isolation performance of the on-board real-time adaptive model with empirical model are improved.

Keywords: aero-engine; onboard real-time model; gaussian mixture model; empirical model