

某型涡扇发动机测量数据融合模型

杨学森¹, 杨 桥², 张韦雅², 郭晓峰¹, 杨 倩¹, 董 威¹

(1. 上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200240;
2. 中国航空发动机集团有限公司 四川燃气涡轮研究院, 成都 610500)

摘 要: 为提高传感器测量数据的有效性、可信性,基于共同工作方程,采用原始对偶内点法对某型涡扇发动机测量数据进行了融合分析。通过案例研究了当可测量参数存在误差时融合模型对流量、温度及压力等参数的预测效果;使用两种初值更新法,测试了不同工况下的物理运算时间;研究了约束违反程度对数据融合效果的影响;测试了关键传感器失效情况下,动态数据融合模型对缺失参数的预测效果,提出了进一步加快计算速度的方法。结果表明:通过数据融合,测量数据和未测量参数的不确定度下降到 1% 以内;通过算法优化,运算时间减小到 5 s,为发动机状态监控、传感器维护和传感器失效情况下发动机控制策略的制定提供了支持。

关 键 词: 可测量参数; 未测量参数; 原始对偶内点法; 数据融合; 共同工作方程
中图分类号: V231.1 **文献标志码:** A

Measured data reconciliation model for a certain type of turbofan engine

YANG Xuesen¹, YANG Qiao², ZHANG Weiya², GUO Xiaofeng¹,
YANG Qian¹, DONG Wei¹

(1. School of Mechanical Engineering,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Sichuan Gas Turbine Establishment,
Aero Engine Corporation of China, Chengdu 610500, China)

Abstract: To improve the validity and reliability of the measured data, primal-dual interior point method was used to reconcile the measured data for a certain type of turbofan engine based on cooperative working equations. The performance of the model on reconciling mass flow rate, temperature and pressure was studied by case when measured data had errors. The physical computation time was also tested using two starting value update methods under various flight conditions. The influence of constraint violation threshold on the precision of data reconciliation was studied. The predictive effect of dynamic data reconciliation on missing parameters was tested, and an approach to make further improvement of computation speed was proposed. Results showed that the uncertainties of measured and unmeasured data could be reduced to less than 1%, meanwhile, the processing time could also be reduced to 5 s, providing a support for aero-engine state monitoring, sensor maintenance and genera-

收稿日期:2019-10-06
作者简介:杨学森(1992—),男,博士生,主要从事航空发动机性能评估与预测技术研究。
通信作者:董威(1970—),男,教授、博士生导师,博士,主要从事飞机及发动机结冰与防冰研究。E-mail:wdong@sjtu.edu.cn
引用格式:杨学森,杨桥,张韦雅,等. 某型涡扇发动机测量数据融合模型[J]. 航空动力学报,2020,35(3):641-650. YANG Xuesen, YANG Qiao, ZHANG Weiya, et al. Measured data reconciliation model for a certain type of turbofan engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(3): 641-650.

tion of aero-engine control strategy in case of sensor failures.

Key words: measurable parameters; unmeasured parameters;
primal-dual interior point method; data reconciliation;
cooperative working equations

航空发动机的精确控制和状态监测离不开传感器测量数据的支持,合理的控制策略对保证发动机快速稳定的调节有着重要作用。但是,工业传感器测量数据通常带有一定的噪声、漂移和系统偏差,尤其是传感器断线时,对发动机的稳定工作带来极大的风险^[1-2]。采用数据融合的方法能够有效减弱随机误差和粗大误差的影响,提高和识别传感器测量数据的有效性、可信性。传统的误差处理方法无法对未测量参数进行合理估计,尽管数据驱动的方法可以实现对未测量参数的预测^[3],却需要大量历史数据作为训练样本。本文基于原始对偶内点法,提出了某型涡扇发动机数据融合模型,其本质在于利用参数之间的相关性使得测量数据和未测量数据满足系统约束方程,从而利用变量之间的数学物理关系进行数据评估、校准和预测。

数据融合在化学领域首先得到应用,并发展出了多种算法:投影矩阵法^[4]可应用于线性数据融合;混合整数规划^[5]可同时进行数据融合和粗大误差定位;非线性规划^[6]实现了对非线性系统测量数据的融合分析,降低了参数的不确定度;除了已经应用的算法外,可提高数据融合鲁棒性的算法^[7]亦被提出。当前,数据融合已逐渐应用于航空发动机及燃气轮机领域。Gulen 等^[8]和 Syed 等^[9]研究了数据融合在燃气轮机发电中的应用。赵琳等^[10]通过联立求解内外涵道出口静压平衡、尾喷管流量方程和焓增流量关系实现了实时预测风扇和压气机气体流量。Yang 等^[11]研究了内点法在某型涡扇发动机数据融合中的应用,结果表明通过对测量数据基于共同工作方程进行融合分析,可以有效地降低数据不确定度。综上所述,数据融合分析在工业领域有着重要作用,但在航空发动机方面的应用仍然很少,而且还有诸多不足之处。

在前期工作中,虽然已经揭示了融合模型可以降低测量数据的不确定度,但没有考虑部分参数难以测量,如燃烧室出口温度和各支路流量等,因此本文仅选择燃油流量、转速和转子部件出口参数可测量,其余均为未测量参数。在此基础上开展案例研究,同时检测了融合模型的计算效率,

提出了加快收敛速度的两种方法,分析了约束违反程度对融合效果的影响,评估了动态过程中进行实时数据融合的可行性。对于不同结构形式的发动机,虽然系统方程未必适用,但融合算法和框架是通用的,通过较少量的改动即可应用于其他型号。

1 数据融合模型

1.1 数据融合问题的提出

将需要确定当前状态的变量定义为,那么系统所有变量的集合可表示为

$$\mathbf{x}^T = [x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n]$$
 (1)

由于成本和技术所限,部分变量无法通过传感器直接测量,因此式(1)中仅有部分变量是可以直接测量得到的,将这些实测数据表示为

$$\mathbf{y}^T = [y_{l_1}, y_{l_2}, \cdots, y_{l_i}], \quad l_i \leq n$$
 (2)

其中 l_i 表示可以直接测量的变量的编号。

定义测量值与真值的偏差为

$$y_{l_1} - x_{l_1}, y_{l_2} - x_{l_2}, \cdots, y_{l_i} - x_{l_i}$$
 (3)

基于加权最小二乘法的非线性数据融合问题变为

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) = \sum \frac{(y_{l_i} - x_{l_i})^2}{\sigma_{l_i}^2} \\ \text{s. t.} \quad & g^l \leq g(\mathbf{x}) \leq g^u \\ & \mathbf{x}^l \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^u \end{aligned}$$
 (4)

其中 $g(\mathbf{x})$ 为约束函数; $\mathbf{x}^l, \mathbf{x}^u$ 是数据融合过程中变量寻优的上、下界,即边界条件; σ^2 为传感器方差; $\mathbf{x}$ 包含已测量参数 $\mathbf{x}_m$ 和未测量参数 $\mathbf{x}_u$, 对于需要保持不变的变量,可通过使 $\mathbf{x}^l = \mathbf{x}^u$ 实现。

1.2 涡扇发动机共同工作方程

对于涡扇发动机这类强非线性系统,可以基于共同工作方程将系统模型以约束函数的形式耦合到数据融合框架内。本文所研究的涡扇发动机结构形式如图 1 所示。关键部件包括风扇(FAN)、低压压气机(LPC)、高压压气机(HPC)、燃烧室(burner)、高压涡轮(HPT)以及低压涡轮(LPT)。从进气道吸入的空气流在风扇后分成两股,一股经过低压压气机进入主涵道,在高压压气机压缩后进入燃烧室和燃油混合燃烧,最后通过

内涵喷管高速排出;另一股气流直接进入外涵道,经外涵喷管排出。

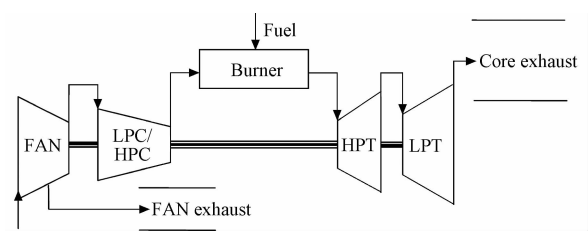


图 1 发动机结构形式
Fig.1 Structure of the engine

为了建立涡扇发动机各个部件之间的共同工作方程,将图 1 中的结构形式等效为如图 2 所示的站点示意图,图中数据为定义的站点位置。

空气流量、燃烧室出口温度等未测量参数和已测量参数如果通过融合、预测获得与精确值接近的结果,则可以表征算法的可行性。部分参数不属于测量范畴,但又是模型中所必需的,如涵道比,可以设置为未测量参数。稳态运行时,发动机转速和燃油流量的测量不确定度较低^[12-13],可以在数据融合过程中保持不变。在本文,选择的可测量参数如表 1 所示,共 15 组。

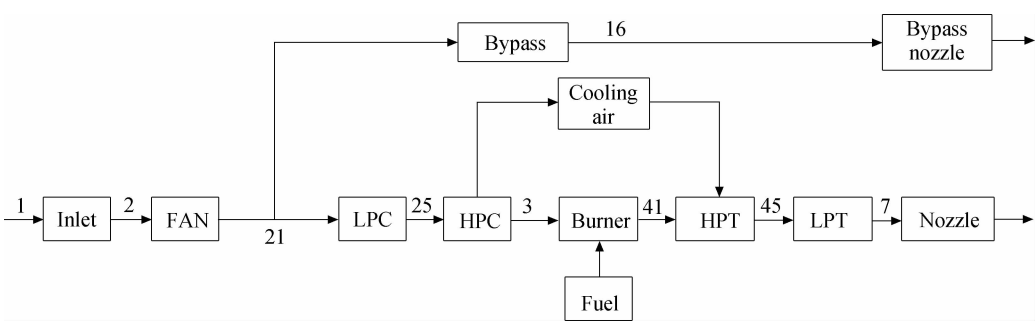


图 2 站点定义
Fig.2 Definition of stations

表 1 选择的可测量参数

Table 1 Selected measurable parameters

参数	含义	参数	含义
M_o	燃油流量	T_3	HPC 出口温度
T_1	进气道进口温度	p_3	HPC 出口压力
p_1	进气道进口压力	T_{45}	HPT 出口温度
T_{21}	FAN 出口温度	p_{45}	HPT 出口压力
p_{21}	FAN 出口压力	T_7	LPT 出口温度
T_{25}	LPC 出口温度	p_7	LPT 出口压力
p_{25}	LPC 出口压力	N_{hps}/N_{lps}	高低压轴转速

为了建立发动机系统模型,作如下基本假设:

- 1) 发动机处于稳态或动态工作状态;
- 2) 忽略发动机结构和高温气流之间的热交换;
- 3) 忽略体积效应。

基于上述基本假设,质量守恒方程为

$$\begin{aligned} g(1) &= M_1 - M_2 \\ g(2) &= M_2 - M_{21} \\ g(3) &= M_{21} - M_{16} - M_{25} \\ g(4) &= M_{16} - B \times M_{25} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} g(5) &= M_{25} - M_3 - M_c \\ g(6) &= M_3 + M_o - M_{41} \\ g(7) &= M_{41} + M_c - M_{45} \\ g(8) &= M_{45} - M_7 \end{aligned} \tag{5}$$

其中 M 表示质量流量,下标 c 表示冷却气,下标 o 表示燃油, B 表示涵道比,其余数字下标表示图 2 中所定义的站点位置,下同。

能量守恒方程为

$$\begin{aligned} g(9) &= h_1 - h_2 \\ g(10) &= M_2 h_2 + W_{fan} - M_{21} h_{21} \\ g(11) &= h_{21} - h_{16} \\ g(12) &= M_{21} h_{21} + W_{lpc} - M_{25} h_{25} \\ g(13) &= M_{25} h_{25} + W_{hpc} - M_3 h_3 - M_c h_c \\ g(14) &= M_3 h_3 + M_o h_o - M_{41} h_{41} \\ g(15) &= M_{41} h_{41} + M_c h_c - W_{hpt} - M_{45} h_{45} \\ g(16) &= M_{45} h_{45} - W_{lpt} - M_7 h_7 \end{aligned} \tag{6}$$

其中 h 为比焓, W_{fan} 、 W_{lpc} 、 W_{hpc} 、 W_{hpt} 和 W_{lpt} 分别为风扇耗功、低压压气机耗功、高压压气机耗功、高压涡轮做功以及低压涡轮做功,均需要通过在部件特性图上查表插值确定。

压力连续方程为

$$\begin{aligned} g(17) &= p_2 - p_1 \delta_1 \\ g(18) &= p_{21} - p_2 \pi_1 \\ g(19) &= p_{16} - p_{21} \delta_2 \\ g(20) &= p_{25} - p_{21} \pi_2 \\ g(21) &= p_3 - p_{25} \pi_3 \\ g(22) &= p_{41} - p_3 \delta_3 \\ g(23) &= p_{45} \pi_4 - p_{41} \\ g(24) &= p_7 \pi_5 - p_{45} \end{aligned} \tag{7}$$

其中 π 表示(落)压比, δ 表示空气系统的总压恢复系数。

当发动机处于稳定工作状态时,功率平衡方程为

$$\begin{aligned} g(25) &= J_{\text{fan}} + J_{\text{lpc}} + J_{\text{lpt}} \\ g(26) &= J_{\text{hpc}} + J_{\text{hpt}} \end{aligned} \tag{8}$$

其中 J_{fan} 、 J_{lpc} 、 J_{lpt} 、 J_{hpc} 和 J_{hpt} 分别为风扇、低压压气机、低压涡轮、高压压气机和高压涡轮的扭矩。

当发动机处于动态工作状态时,扭矩的不平衡将导致发动机转速发生变化

$$\begin{aligned} g(25) &= \dot{N}_{\text{lps}} - \frac{60 \sum (J_{\text{fan}} + J_{\text{lpc}} + J_{\text{lpt}})}{2\pi I_{\text{lps}}} \\ g(26) &= \dot{N}_{\text{hps}} - \frac{60 \sum (J_{\text{hpc}} + J_{\text{hpt}})}{2\pi I_{\text{hps}}} \end{aligned} \tag{9}$$

其中 I_{hps} 和 I_{lps} 分别表示高、低压轴的转动惯量;
 $\dot{N}_{\text{hps}}$ 和 $\dot{N}_{\text{lps}}$ 分别表示高、低压轴的加速度,可通过微分转速获得

$$\begin{aligned} \dot{N}_{\text{lps}} &= \frac{\Delta N_{\text{lps}}}{\Delta t} \\ \dot{N}_{\text{hps}} &= \frac{\Delta N_{\text{hps}}}{\Delta t} \end{aligned}$$

其中 ΔN_{hps} 和 ΔN_{lps} 表示在间隔 Δt 内高低压轴转速的变化量。

式(5)~式(9)即为用约束函数形式表示的某型涡扇发动机共同工作方程。因此,发动机测量数据融合问题,等效为如何求解满足共同工作方程,同时目标函数最小的最优化问题。为了书写简便,式(5)~式(9)是用绝对误差形式表示的残差,在编写程序时,可将绝对误差转换为相对误差进行归一化处理,以使得各个残量处于相同的数量级。

2 计算方法

2.1 基于原始对偶内点法的寻优过程

以式(4)为代表的的多数据融合问题,在数学上为典型的带约束的最优化问题,可以采用原始对偶内点法^[14]进行求解。考虑共同工作方程仅包含

等式约束,式(4)可以表示为如下形式:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) = \sum \frac{(y_{l_i} - x_{l_i})^2}{\sigma_{l_i}^2} \\ \text{s. t.} \quad & g(\mathbf{x}) = 0 \\ & \mathbf{x}^l \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^u \end{aligned} \tag{10}$$

边界条件为式(10)中唯一的不等式约束。

原始对偶内点法的策略是,根据边界条件的特点,构造一种对数障碍函数,然后将该函数加入到目标函数中,式(10)因此转化为以下形式^[15]:

$$\begin{aligned} \min \quad & \varphi_\mu(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) - \\ & \mu \sum_{i=1}^n \ln(x_i - x_i^l)(x_i^u - x_i) = \\ & f(\mathbf{x}) - \mu \sum_{i=1}^n \ln[b_i(\mathbf{x})] \\ \text{s. t.} \quad & g(\mathbf{x}) = 0 \end{aligned} \tag{11}$$

障碍函数的影响大小由障碍参数 μ 决定,给定初始 $\mu > 0$,当 x_i 接近边界时 $\varphi_\mu(\mathbf{x})$ 将变得无限大,因此优化解将落在由式(10)决定的边界条件内,相应地,式(11)将收敛到某一精度;减小 μ ,使用上一步得到的近似解作为初始点,此时式(11)收敛到更高的精度;重复上述过程,当 $\mu \rightarrow 0$ 时,获得式(10)的最优解或者是满足 1 阶最优性条件的点。1 阶最优性表示某点接近最优点的程度,式(11)的 1 阶最优性条件为

$$\begin{aligned} \nabla f(\mathbf{x}) - \mathbf{A}_g \lambda_g - \mu \mathbf{A}_b \mathbf{B}(\mathbf{x})^{-1} \mathbf{e} &= 0 \\ g(\mathbf{x}) &= 0 \end{aligned} \tag{12}$$

其中 $\mathbf{A}_g^T$ 和 $\mathbf{A}_b^T$ 表示函数 g 和 b 的雅克比矩阵; λ_g 表示等式约束的拉格朗日乘子; $\mathbf{B}$ 为对角矩阵,其对角线元素由 $b(\mathbf{x})$ 的组成决定; $\mathbf{e}$ 是单位向量。为了方便地使用牛顿法,定义

$$\lambda_b = \mu \mathbf{B}(\mathbf{x})^{-1} \mathbf{e}$$

故式(12)等价于^[16]

$$\mathbf{F}_\mu(\mathbf{x}, \lambda_g, \lambda_b) = \begin{bmatrix} \nabla f(\mathbf{x}) - \mathbf{A}_g \lambda_g - \mathbf{A}_b \lambda_b \\ g(\mathbf{x}) \\ -\mu \mathbf{e} + \mathbf{B}(\mathbf{x}) \lambda_b \end{bmatrix} \tag{13}$$

式(13)为非线性牛顿系统,当 μ 逐渐减小到零时,变量 $\mathbf{x}$ 、 λ_g 和 λ_b 可应用牛顿法迭代求解。假设第 k 次迭代的结果为

$$\mathbf{v}^k = (\mathbf{x}^k, \lambda_g^k, \lambda_b^k)$$

根据泰勒公式的 1 阶展开,有

$$\Delta \mathbf{v} = -[\mathbf{F}'_\mu(\mathbf{v}^k)]^{-1} \mathbf{F}_\mu(\mathbf{v}^k) \tag{14}$$

那么第 $k+1$ 次迭代结果为

$$\mathbf{v}^{k+1} = \mathbf{v}^k + \alpha \Delta \mathbf{v}$$

其中 α 表示步长。

2.2 雅可比矩阵和海森矩阵的求解方法

根据式(13)可以发现,在计算 $\mathbf{F}'_{\mu}$ 时,需要计算雅可比矩阵和海森矩阵。由于约束函数包含如压气机部件特性的插值,无法使用符号微分的方法进行求解相应的雅可比矩阵,而只能计算数值微分。

一般地, $f(x)$ 在 x_0 处的 1 阶导数的向前差分格式为

$$f'(x_0) = \frac{f(x_0 + \delta) - f(x_0)}{\delta} + O(\delta) \tag{15}$$

当 $\delta \rightarrow 0$ 时,截断误差变小,但当 δ 过小时,计算机浮点运算的舍入误差越来越大,所需要的计算量也不断增大,因此单纯地减小 δ 无法获得更高的数值精度。

定义

$$\phi(\delta) = \frac{f(x_0 + \delta) - f(x_0)}{\delta} \tag{16}$$

当 $\phi(\delta) \rightarrow \phi(0)$ 时, $f'(x_0) \rightarrow x^*$ 。

假设 $\phi(\delta)$ 为无限连续可微函数,根据泰勒展开,有

$$\begin{aligned} \phi(\delta) &= \phi(0) + \phi'(0)\delta + \frac{\phi''(0)}{2}\delta^2 + \\ &\frac{\phi'''(0)}{6}\delta^3 + \cdots = x^* + c_1\delta + c_2\delta^2 + c_3\delta^3 + \cdots \end{aligned} \tag{17}$$

假如 δ 减小为原来的一半,得到

$$\phi\left(\frac{1}{2}\delta\right) = x^* + c_1\frac{1}{2}\delta + c_2\frac{1}{4}\delta^2 + c_3\frac{1}{8}\delta^3 + \cdots \tag{18}$$

联立式(17)和式(18)可以得到

$$\begin{aligned} \psi(\delta) &= 2\phi\left(\frac{1}{2}\delta\right) - \phi(\delta) = \\ x^* - c_2\frac{1}{2}\delta^2 - c_3\frac{3}{4}\delta^3 + \cdots \end{aligned} \tag{19}$$

式(19)精度为 $O(\delta^2)$ 。在式(19)中再次令 δ 减半,可以得到

$$\psi\left(\frac{1}{2}\delta\right) = x^* - c_2\frac{1}{8}\delta^2 - c_3\frac{3}{32}\delta^3 + \cdots \tag{20}$$

联立式(19)和式(20)得到

$$\theta(\delta) = \frac{4\psi\left(\frac{1}{2}\delta\right) - \psi(\delta)}{3} = x^* + c_3\frac{1}{8}\delta^3 + \cdots \tag{21}$$

式(21)的精度为 $O(\delta^3)$,故每重复执行上述过程一次,数值微分的精度提高一级,代价为需要额外计算一次更小 δ 的 ϕ 函数。

上述过程即为 Richardson 外推法^[17],其更一

般的形式为

$$\begin{aligned} R(j,0) &= \phi\left(\frac{1}{2^j}\delta\right), \quad j \geqslant 0 \\ R(j,k) &= \frac{2^k R(j,k-1) - R(j-1,k-1)}{2^k - 1}, \\ j &\geqslant k \geqslant 0 \end{aligned} \tag{22}$$

表 2 给出了达到要求的数值精度所需要计算的子项,其中第一列的计算量最大,最后一列代表 x^* 的高精度估计。比如, $R(0,0)$ 即式(16),精度为 $O(\delta)$; $R(1,1)$ 即式(19),精度为 $O(\delta^2)$; $R(2,2)$ 即式(21),精度为 $O(\delta^3)$ 。

表 2 三角形外推表
Table 2 Triangular extrapolation table

阶数	精度					
1 阶	$R(0,0)$	$R(1,0)$	$R(2,0)$	$R(3,0)$	$\cdots$	$O(\delta)$
2		$R(1,1)$	$R(2,1)$	$R(3,1)$	$\cdots$	$O(\delta^2)$
3			$R(2,2)$	$R(3,2)$	$\cdots$	$O(\delta^3)$
4				$R(3,3)$	$\cdots$	$O(\delta^4)$

因此通过上述有限差分方法,可以确定雅可比矩阵的各个元素。对于海森矩阵,则可以通过微分 1 阶偏导数获得相应的 2 阶偏导数。

2.3 寻优范围和初值的选取方法

寻优边界根据不同工况下各个状态参数可能出现的最大和最小值进行确定,其中各个参数的下限取其最小值的 90%,上限取其最大值的 110%。本文选取的各参数变化范围如表 3 所示,其中燃油流量和转速为精确测量参数,其值由测量结果决定,不考虑引气。

表 3 寻优范围
Table 3 Search scope

变量名	对应参数	数值	
		下限	上限
$x(1)$	$M_1/(\text{kg/s})$	293.8	1081.6
$x(2)$	$M_2/(\text{kg/s})$	293.8	1081.6
$x(3)$	$M_{21}/(\text{kg/s})$	293.8	1081.6
$x(4)$	$M_{25}/(\text{kg/s})$	240.9	916.7
$x(5)$	$M_3/(\text{kg/s})$	52.8	164.8
$x(6)$	$M_{11}/(\text{kg/s})$	52.8	164.8
$x(7)$	$M_{15}/(\text{kg/s})$	53.8	167.9
$x(8)$	$M_7/(\text{kg/s})$	53.8	167.9

续表

变量名	对应参数	数值	
		下限	上限
$x(9)$	$M_{16}/(\text{kg/s})$	53.8	167.9
$x(10)$	M_c	0	0
$x(11)$	M_o		
$x(12)$	T_1/K	237.6	375.9
$x(13)$	T_2/K	237.6	375.9
$x(14)$	T_{21}/K	286.1	428.0
$x(15)$	T_{16}/K	286.1	428.0
$x(16)$	T_{25}/K	393.7	546.3
$x(17)$	T_3/K	686.8	929.2
$x(18)$	T_{41}/K	1251.7	1607.8
$x(19)$	T_{45}/K	1003.7	1281.2
$x(20)$	T_7/K	687.1	891.7
$x(21)$	p_1/kPa	36.5	169.8
$x(22)$	p_2/kPa	36.5	169.8
$x(23)$	p_{21}/kPa	61.2	256.3
$x(24)$	p_{16}/kPa	61.2	256.3
$x(25)$	p_{25}/kPa	163.7	549.2
$x(26)$	p_3/kPa	968.9	3098.0
$x(27)$	p_{41}/kPa	968.9	3098.0
$x(28)$	p_{45}/kPa	341.4	1054.6
$x(29)$	p_7/kPa	67.5	217.3
$x(30)$	N_{lps}		
$x(31)$	N_{hps}		
$x(32)$	B	4.018	5.569

和传统数值计算方法类似,所有未测量的参数仍需给定初始估计值。其中,可测量参数的初值由测量值决定,如果测量值超过了上下限,那么将其标记为未测量参数。未测量参数初值的生成方法采用以下两种方案:

1) 方案一 在寻优范围内随机生成。当初值远离最优点时,可能造成求解不收敛,此时需要重新生成随机初始估计值再次进行优化,直至满足收敛条件。

2) 方案二 自适应更新。首先在寻优范围内随机生成一组初始解,当迭代无法收敛到指定精度时,用上一次得到的一定精度的优化解作为下一次迭代的初始解。

3 结果与分析

3.1 案例研究

本案例中,研究当发动机处于稳态时的数据融合效果。除了 M_o 、 N_{lps} 、 N_{hps} 为固定值外,带有偏差的测量数据通过在涡扇发动机仿真平台生成的精确值的基础上添加 $\pm 2\%$ 范围内的随机误差获得。利用所生成的传感器测量值进行数据融合,并比较融合结果和精确值之间的偏差。数据融合可按照如下步骤进行:

步骤 1 对未测量参数在寻优范围内按照方案一或者方案二更新初始解;

步骤 2 进行数据融合,在一定迭代步数内如果不收敛,回到步骤 1,如果收敛,进行下一步;

步骤 3 反馈融合结果,并比较优化值和真值之间的偏差。

在编程语言方面,包括发动机模型在内的数据融合框架采用 Matlab 语言搭建。为提高计算速度,内点法优化器采用 C++ 语言编写,通过接口函数被 Matlab 调用。

首先以飞行高度为 10 km、马赫数为 0.8 时的工况为基础进行研究。经过 25 次迭代后,共同工作方程的相对残差下降到 10^{-3} 量级,所消耗的中央处理器(CPU)运算时间为 23.2 s。图 3 给出了数据融合结果,在原始数据中,最大误差(1.9%)出现在风扇出口总压 $x(23)$ 上。可以看出,除了 3 组固定参数外,其余已测量的 12 组温度和压力的误差基本都出现大幅下降的趋势,有两组变量 $x(12)$ 和 $x(28)$ 的不确定度略有上升,但上升的幅度低于 1‰,可以认为融合效果不受影响,主要原因在于这两组参数的原始测量数据的误差本身就非常小。对于未测量参数,融合数

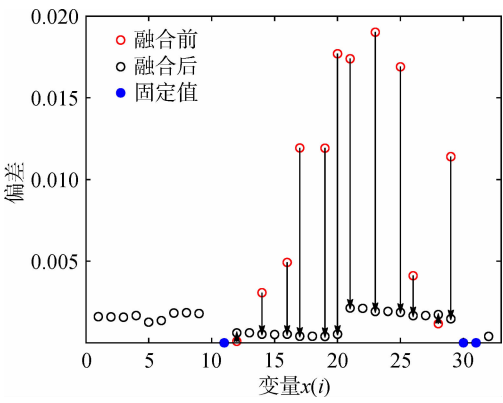


图 3 原始和融合数据相对误差
Fig. 3 Relative errors of raw and reconciled data

据的最大误差为 0.2%,满足要求。

3.2 计算速度评估

为了检验融合模型的计算速度,针对如表 4 所示的 74 种工况分别测试 100 次,每次测试均对可测量参数添加±2%范围内的随机误差。

为了检验文中第 2.3 节提出的两种初值更新方法,分别针对随机生成法和自适应更新法进行统计实验,所使用的计算机主频为 2.90 GHz,单线程运算,最大迭代步数为 100 次。

表 4 飞行工况
Table 4 Flight conditions

飞行高度/km	马赫数									
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	
0	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
2	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
3	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
4	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
5	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
6	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
7					✓	✓	✓	✓	✓	
8							✓	✓	✓	
9								✓	✓	
10									✓	

注:表中“✓”表示该飞行工况进行了测试。

3.2.1 采用随机生成法

数值实验共获得了 7 400 组结果。根据统计到的物理运算时间做出如图 4 所示的 CPU 运算时间和相应的概率密度分布。其中线条的长短表示在 100 次测试中 CPU 运算时间的范围,线条的颜色表示出现概率的大小。总体来看,CPU 运算时间过长。当飞行高度为 0 km、马赫数为 0.8 时,此时发动机的进气量达到 983.3 kg/s,CPU 运算时间超过了 2000s。对于飞行高度为 10km、马赫数为 0.8 的工况,CPU 运算时间甚至超过了 6 000 s。原因在于当不收敛时,第二次优化没有利用到上一次的有用信息,需要重新寻找搜索方向。上述结果表明采用随机生成初值的方法存在缺陷,在发动机状态变化范围较大时容易造成优化不收敛。

3.2.2 采用自适应更新法

在本小节采用初值自适应更新的方法进行研究。同样,测试获得了 7 400 组测试结果,CPU 运算时间和相应的概率密度分布如图 5 所示。很明显,CPU 运算时间大幅减小,对于飞行高度为 0

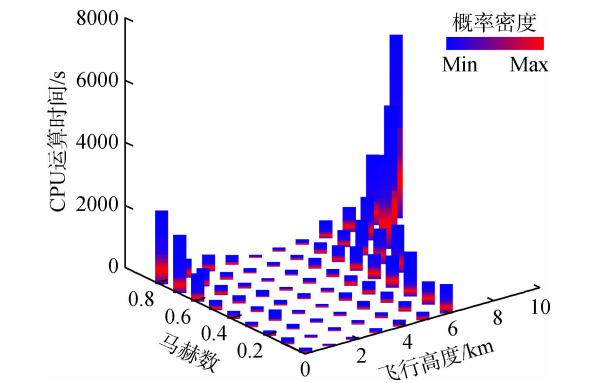


图 4 CPU 运算时间分布(随机生成法)
Fig. 4 Distribution of CPU operation time (random generation method)

km、马赫数为 0.8 的工况,在 100 次测试中最大 CPU 运算时间小于 200 s。而对于飞行高度为 10 km、马赫数为 0.8 的工况,在 100 次测试中,CPU 运算时间亦没有超过 200 s,平均为 78.9 s。从全部测试数据来看,平均 CPU 运算时间为 46.7 s,而且不同工况的 CPU 运算时间没有量级上的差异。鉴于第二次优化是在上一次已经寻找到的较

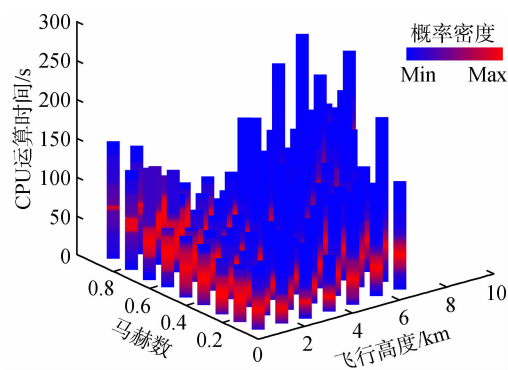


图 5 CPU 运算时间分布(自适应更新法)
Fig. 5 Distribution of CPU operation time
(adaptive update method)

优的搜索方向的基础上进行的,收敛性不再对初值的选取异常敏感。

另外,通过分析发现,第一次调用求解器所消耗的 CPU 运算时间比重最大,原因在于当达到最大迭代步数时,才会更新初始解。图 6 给出了最大迭代步数为 25 次时的统计结果,可以看出,7400 组测试的平均 CPU 运算时间为 28.2 s,收敛速度提高了 39.6%。

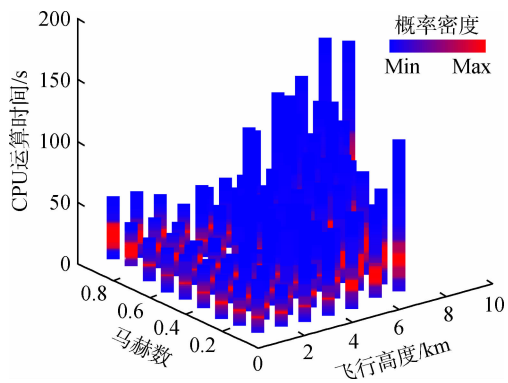


图 6 CPU 运算时间分布
(自适应更新法,最大迭代 25 次)
Fig. 6 Distribution of CPU operation time
(adaptive update method,
number of maximum iterations is 25)

3.3 融合效果评估

通过文中第 3.1 节的案例研究,已经获得了某次数据融合的运行结果,预测的最大误差为 0.2%。希望进一步提高数据融合的效果,而影响预测结果的因素主要在于收敛容差、初值、寻优范围以及约束违反程度的大小,在本小节将分析式(5)~式(9)违反程度的大小对数据融合效果的影响。不再对每个工况进行测试,仅选取文中第 3.1 节所采用的工况进行研究。两种求解器参数

设置如表 5 所示。

表 5 求解器参数设置
Table 5 Solver parameter setting

求解器参数	设置 1	设置 2
最大迭代次数	100	100
收敛容差/ 10^{-3}	1	1
初值更新方法	自适应	自适应
约束违反程度	10^{-3}	10^{-5}

图 7 和图 8 给出了两种不同设置方法下,运行 100 次后 32 组参数的融合误差。当约束违反程度为 10^{-3} 时,测量参数的融合误差和未测量参数的预测误差不超过 1%,而当约束违反程度减小到 10^{-5} 时,相对偏差下降至不超过 0.02%。

从图 9 可以看出,随着约束违反程度的减小,

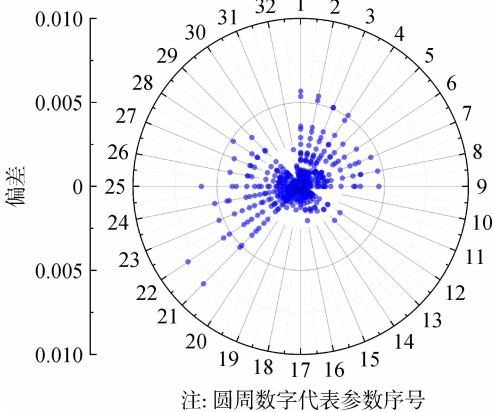


图 7 运行 100 次后的相对偏差(设置 1)
Fig. 7 Relative errors after performing 100 runs
(setting 1)

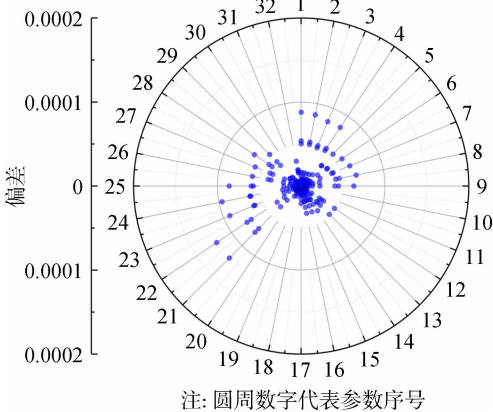


图 8 运行 100 次后的相对偏差(设置 2)
Fig. 8 Relative errors after performing 100 runs
(setting 2)

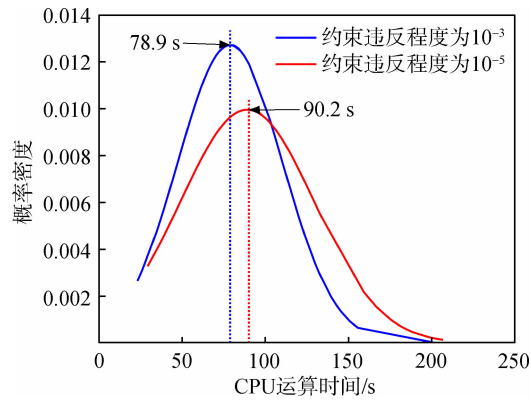


图 9 CPU 运算时间的概率密度函数
Fig. 9 Probability density function of CPU operation time

CPU 运算时间也相应增加了。这表明,融合效果和计算速度是相互矛盾的两个变量,在实际应用时要合理取舍。

4 传感器失效时的发动机监控策略

在发动机工作过程中,当关键参数的测量出现故障时,可以激活数据融合模块辅助推断这些参数的实际数值。根据文中第 3.2 节的测试结果,即使是采用自适应更新的方法,亦无法做到实时反馈断线传感器和未测量参数的实际数值。

实际上,还可以继续提高动态数据融合的反馈速率。根据文中第 3.2.2 节的结果,发现,当采用自适应更新法时,第二次迭代可以在数步之内收敛。不难想象,如果在单位时间内发动机工作状态变化不大,假若将上一时刻得到的优化值作为下一时刻的初值(除固定参数外),那么可以进一步加快计算速度。因此,一种传感器失效时的发动机监控策略是每完成一次数据融合反馈一次数据,紧接着根据当前时刻的已测量参数进行下一次的数据融合,反馈速率取决于数据融合速率。在本小节将测试这一策略的实际表现。

涡轮监视温度是航空发动机控制中的重要限控参数^[18]。为了引入传感器失效的情况,模拟高压涡轮出口温度传感器在零时刻断线,控制系统接收到的数值为 NaN(非数值输入),由于不在上下限范围内,因此将其标记为未测量参数。与前面案例不同的是,在实际工作过程中,发动机处于动态状态,转子功率不平恒,式(8)将被替换为式(9)。转子转速通常可以精确测量,而且在前面的稳态数据融合中也是将其设置为固定参数,那么通过微分转速得到的加速度亦将是准确的结果,这一点保证了将式(9)作为约束函数之一的合理性。

假设飞行高度为 6 km、马赫数为 0.8,最大迭

代 25 次。首先给定如图 10 所示的燃油控制方案。仿真总时间为 500 s,其中在第 250 s 发动机油气比从 0.0165 阶跃至 0.0185,转子转速开始上升。

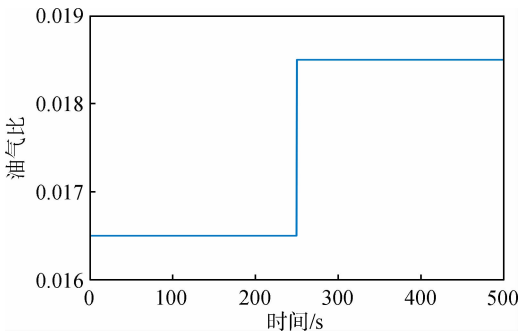


图 10 油气比控制方案
Fig. 10 Fuel-air ratio control scheme

图 11 给出了高压涡轮出口温度的真实值和预测值。系统在零时刻监测到 T45 传感器断线,数据融合模块激活,经过首次运算,在 29.04 s 反馈回了第一组融合结果。由于将上一时刻获得的未测量参数的预测值作为其下一时刻的初值,经过 2~3 次迭代即收敛,因此在 33.35 s 反馈回了第二组融合结果,耗时 4.31 s。第 252.14 s 反馈回了阶跃前的最后一次融合结果,并在 257.50 s 反馈回了阶跃后的第一次融合结果,耗时 5.36 s。阶跃后的第一次反馈与真实值略有偏差,但之后的预测值与真实值接近,每次反馈约需要 5 s,基本达到实时性要求。

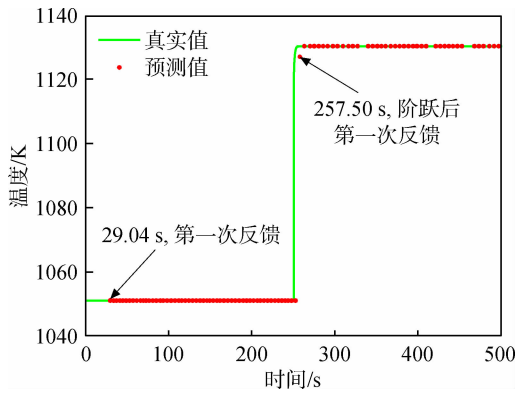


图 11 高压涡轮出口温度
Fig. 11 High pressure turbine outlet temperature

5 结 论

本文采用原始对偶内点法对某型涡扇发动机的测量数据进行了融合分析。通过数值实验的方式,验证了本文所提方法的有效性和可行性,得出

结论如下：

- 1) 通过基于原始对偶内点法的数据融合过程,可以降低航空发动机测量数据的不确定度,还可以预测未测量数据;
- 2) 迭代不收敛时,采用自适应更新初值的方法比采用随机生成的方法更能加快收敛速度;
- 3) 约束违反程度影响最终的数据融合效果。约束违反程度越小,融合效果越好,CPU 运算时间越长;
- 4) 所提出的数据融合模型计算速度快,迭代步数少,收敛率高,代码经重构后可应用到机载计算机平台;
- 5) 数据融合模型对发动机传感器维护以及关键传感器失效的情况下制定合理的发动机控制方案具有辅助作用。

参考文献：

[1] 吕升,郭迎清,孙浩. 基于 GA-AANN 神经网络的 SDQ 算法的航空发动机传感器数据预处理[J]. 推进技术,2018,39(5):1142-1150.
Lǚ Sheng, GUO Yingqing, SUN Hao. Aero-engine sensor data preprocessing based on SDQ algorithm of GA-AANN neural network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2018,39(5):1142-1150. (in Chinese)

[2] 徐含灵. 燃气轮机控制系统传感器故障诊断与信号重构方法研究[D]. 北京:中国科学院大学,2019.
XU Hangling. Research on sensor fault diagnosis and signal reconstruction of gas turbine control system[D]. Beijing:University of Chinese Academy of Science,2019. (in Chinese)

[3] 皮骏,马圣,张奇奇,等. 基于改进果蝇算法优化的 GRNN 航空发动机排气温度预测模型[J]. 航空动力学报,2019,34(1):8-17.
PI Jun, MA Sheng, ZHANG Qiqi, et al. Aero-engine exhaust gas temperature prediction model based on IFOA-GRNN[J]. Journal of Aerospace Power,2019,34(1):8-17. (in Chinese)

[4] MARTINI A, SORCE A, TRAVERSO A, et al. Data reconciliation for power systems monitoring: application to a microturbine-based test rig[J]. Applied Energy, 2013, 111:1152-1161.

[5] SODERSTROM T A, HIMMELBLAU D M, EDGAR T F. A mixed integer optimization approach for simultaneous data reconciliation and identification of measurement bias[R]. Pisa, Italy: IFAC (International Federation of Automatic Control) Symposium on Advanced Control of Chemical Processes,2000.

[6] GUO S, LIU P, LI Z. Data reconciliation for the overall thermal system of a steam turbine power plant[J]. Applied Energy,2016,165:1037-1051.

[7] XIE S, YANG C, YUAN X, et al. A novel robust data reconciliation method for industrial processes[J]. Control Engineering Practice,2019,83:203-212.

[8] GULEN S, SMITH R W. A simple mathematical approach to data reconciliation in a single-shaft combined cycle system[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2009,131(2):021601. 1-021601. 9.

[9] SYED M S, DOOLEY K M, KNOPF F C, et al. Data reconciliation and suspect measurement identification for gas turbine cogeneration systems[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2013,135(9):091701. 1-091701. 10.

[10] 赵琳,樊丁,吕鸿雁. 涡扇发动机风扇及压气机特性监测中的流量估算方法[J]. 航空动力学报,2010,25(3):687-690.
ZHAO Lin, FAN Ding, Lǚ Hongyan. Flow estimation in fan and compressor characteristic monitoring of turbofan engine[J]. Journal of Aerospace Power,2010,25(3):687-690. (in Chinese)

[11] YANG X, YANG Q, DONG W. Aeroengine data reconciliation model based on cooperative working equations[J]. Energy,2019,186:115914. 1-115914. 11.

[12] 赵艳东,于林明,陈显利. 航空发动机转速测量系统的设计[J]. 电子测量技术,2011,34(11):81-84.
ZHAO Yandong, YU Linming, CHEN Xianli. Design for speed measuring system of aeroengine[J]. Electronic Measurement Technology,2011,34(11):81-84. (in Chinese)

[13] 蒋世奇,古天祥. 发动机关键参数测量与状态监测系统[J]. 仪器仪表学报,2005,26(8):406-408.
JIANG Shiqi, GU Tianxiang. Crucial parameter measurement and state monitoring system for aeroengine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(8): 406-408. (in Chinese)

[14] FORSGREN A, GILL P E. Primal-dual interior methods for nonconvex nonlinear programming[J]. SIAM (Society for Industrial and Applied Mathematics) Journal on Optimization,1998,8(4):1132-1152.

[15] WACHTER A, BIEGLE L T. On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming[J]. Mathematical Programming, 2006,106(1):25-57.

[16] BYRD R H, NOCEDAL J, WALTZ R A. Feasible interior methods using slacks for nonlinear optimization[J]. Computational Optimization and Applications,2003,26(1):35-61.

[17] SUN H, ZHANG J. A high-order finite difference discretization strategy based on extrapolation for convection diffusion equations[J]. Numerical Methods for Partial Differential Equations,2004,20(1):18-32.

[18] 赵琳,王曦,宋志平. 大涵道比涡扇发动机涡轮监视温度容错解析[J]. 航空动力学报,2014,29(11):2780-2784.
ZHAO Lin, WANG Xi, SONG Zhiping. Fault tolerance analysis of high-bypass-ratio turbofan engine turbine monitoring temperature[J]. Journal of Aerospace Power,2014, 29(11):2780-2784. (in Chinese)