

DOI:10.16356/j.1005-2615.2016.03.012

超声速状态下航空发动机部件蜕化参数估计与性能恢复控制

周 晓¹ 毛 宁¹ 张海波² 吕 伟¹ 杨恒辉¹

(1. 中航工业西安航空计算技术研究所, 西安, 710065;

2. 南京航空航天大学能源与动力学院, 江苏省航空动力系统重点实验室, 南京, 210016)

摘要:为解决超声速状态下航空发动机部件蜕化参数估计与性能恢复控制的难题,基于改进卡尔曼滤波器,通过一种三维插值方法实现超声速状态包线范围内的发动机部件蜕化参数估计。而航空发动机性能恢复控制是在常规内环控制转速的基础上增加了外环控制回路,该回路主要包括推力估计模型与外环控制器两部分。基于最小二乘支持向量回归机设计了一种推力估计模型,其输入采用特征选择算法筛选推力估计模型的最优输入,相比于传统的不经选择的推力估计模型,精度有较大提高。设计了外环模糊 PI(Proportional-integral)控制器自适应调节内环转速指令来实现蜕化发动机性能恢复的目的。最后通过超声速状态下的数字仿真,验证了上述发动机部件蜕化参数估计与性能恢复控制方案的有效性。

关键词:超声速;参数估计;推力估计;模糊 PI 控制器;性能恢复

中图分类号:V231

文献标志码:A

文章编号:1005-2615(2016)03-0372-10

Degenerate Parameter Estimation and Performance Recovery Control of Aero-engine Components in Supersonic Condition

Zhou Xiao¹, Mao Ning¹, Zhang Haibo², Lü Wei¹, Yang Henghui¹

(1. AVIV Xi'an Aeronautics Computing Technique Research Institute, Xi'an, 710065, China;

2. College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power Systems, Nanjing, 210016, China)

Abstract: In order to solve the questions of degenerate parameter estimation and performance recovery control of the engine components in supersonic condition, based on the improved Kalman filter, an approach of three-dimensional difference is proposed to achieve the parameter estimation. Performance recovery control increases the outer control loop based on the conventional inner speed control, and the outer control loop consists of thrust estimation model and outer controller. A thrust estimation model is designed based on the least squares support vector regression. The optimal inputs of model are selected through the thrust feature selection algorithm. The accuracy is improved greatly compared with the conventional non-selected thrust estimation model. Fuzzy PI controller is designed to achieve the purpose of degenerating engine performance recovery by adaptively adjusting the speed of the inner loop control.

收稿日期:2015-10-13;修订日期:2016-02-02

通信作者:张海波,男,教授,博士生导师,E-mail:zh_zhbb@126.com。

引用格式:周晓,毛宁,张海波,等. 超声速状态下航空发动机部件蜕化参数估计与性能恢复控制[J]. 南京航空航天大学学报,2016,48(3):372-381. Zhou Xiao, Mao Ning, Zhang Haibo, et al. Degenerate parameter estimation and performance recovery control of aero-engine components in supersonic condition[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2016,48(3):372-381.

Finally, the numerical simulation of supersonic state verifies the effectiveness of the above programs.

Key words: supersonic; parameter estimation; thrust estimation; fuzzy PI controller; performance recovery

超声速飞行已逐渐成为现代战斗机的基本功能,并且超声速巡航也将逐步取代亚声速巡航成为军用战斗机的常规任务^[1-2]。航空发动机在飞机超声速飞行过程中有至关重要的地位,然而航空发动机属于多发故障机械,发动机部件蜕化参数估计是提高其安全性与可靠性的重要途径,但对包线适应性有更高的要求^[3-5]。传统的航空发动机参数估计扩大包线方法,是在地面状态点划分燃油基点分别设计 Kalman 滤波器或者神经网络^[6-7],而后根据当前状态下相似转换到地面状态的换算燃油,调用与之相邻的 Kalman 滤波器或者神经网络以线性插值方法获得当前状态下的部件蜕化参数,从而实现发动机在包线范围内的部件蜕化参数估计。但是,相似转换条件要求苛刻^[8],对于超声速状态下,由于超声速状态下转换到地面状态的换算燃油将接近于地面状态下的最大燃油,很难区分插值,相似转换将不再适用。

为了充分挖掘蜕化发动机的潜在性能,保证蜕化发动机安全工作并使蜕化发动机能够提供足够的性能来保证飞机安全飞行,以满足日益增长的飞机对推力的要求,因此研究蜕化发动机性能恢复控制很有必要。国外针对性能蜕化缓解控制(Performance deterioration mitigation control, PD-MC)^[9-10]技术开展了相应研究,但其关键部分是设计精度较高的推力估计器,目前,从国外的公开资料来看,精度高、实时性好的发动机推力估计器还处于研究之中,国内也处于起步阶段。国内黄金泉等研究了航空发动机性能恢复控制方法^[11],但只针对于地面不同状态下的性能恢复;李业波等研究了航空发动机性能蜕化缓解控制技术^[12],但是没有针对超声速部分实现性能恢复,且采用了抗积分饱和 PI 控制器,由于 PI 控制器参数整定需要一定过程,最终参数选择较为繁琐,因而适应性较差,难以适应大的包线范围。

本文以某型双轴混合排气带加力的涡扇发动机为研究对象,在超声速状态下航空发动机部件性能蜕化的基础上,通过设计性能恢复控制系统,在保证发动机气路稳定的同时,实现蜕化发动机性能恢复的目的。结合改进的 Kalman 滤波器,通过三维插值实现超声速状态包线范围内的发动机部件蜕化参数估计。对于性能恢复控制,本文在常规转

速控制模式的基础上增加了外环控制回路,该回路包括推力估计模型与外环控制器两部分。首先,基于最小二乘支持向量回归机设计了一种推力特征选择算法,以优选一组最有价值的可测参数作为推力估计模型的输入,相比于传统的不经推力选择的推力估计模型,精度有较大提高,测试数据量较大时误差依然在 0.3%以内。然后计算额定推力与蜕化发动机推力的偏差,通过本文设计的模糊 PI 控制器来自适应调节内环控制的转速指令值,从而实现蜕化发动机性能恢复控制的目的。最后通过数字仿真实验,验证了上述超声速状态下发动机部件蜕化参数估计与性能恢复控制方案的有效性。

1 超声速状态下航空发动机部件蜕化参数估计

本文结合改进的 Kalman 滤波器,通过三维插值实现超声速状态包线范围内的发动机部件蜕化参数估计。改进的 Kalman 滤波器即在滤波器输入端加入估计偏差的积分环节,使滤波器的输入包含估计偏差的累积激励,以便更有效地消除估计误差,且在发动机多部件同时蜕化情况下具有较高的估计精度^[13]。改进卡尔曼滤波器的实现如图 1 所示,即在滤波器的实现过程中,以 $\Delta y + \Delta y'$ 代替传统的 Δy 作为滤波器输入,用以求解发动机部件退化参数 $\Delta \eta$,其中 Δy 为发动机实际输出与机载模型输出的偏差量, $\Delta y'$ 为 Δy 的积分项。

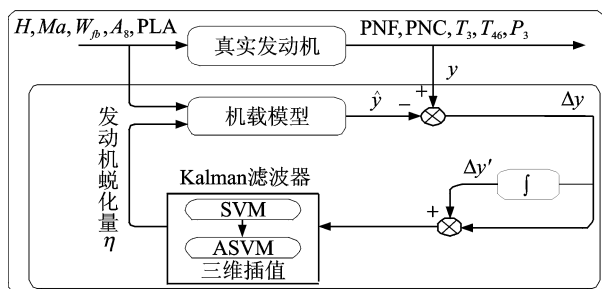


图 1 航空发动机部件蜕化参数估计

Fig. 1 Diagram of degenerate parameter estimation of engine

1.1 Kalman 滤波器

本文的双轴混合排气带加力的涡扇发动机结构包括风扇、压气机、外涵道、燃烧室、高压涡轮、低压涡轮、混合室、加力燃烧室和尾喷管。

Kalman 滤波器是基于发动机小偏差线性模

型设计的,该模型数学表达式如下

$$\begin{cases} \Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u} \\ \Delta \mathbf{y} = \mathbf{C} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x} = [PNF, PNC]^T$; $\mathbf{u} = [W_{fb}, A_8]^T$; $\mathbf{y} = [PNF, PNC, T_3, p_3, T_{46}]^T$; $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}$ 为适维矩阵。其中 PNF 为风扇转速, PNC 为压气机转速, W_{fb} 为主燃油流量, A_8 为尾喷管喉道面积, T_3 为燃烧室出口总温, p_3 为燃烧室出口总压, T_{46} 为低压涡轮出口总温。

除了部件蜕化引起发动机工作在非额定状态下,工作中的噪声污染以及建模假设条件等都会对模型带来误差。将式(1)扩展为

$$\begin{cases} \Delta \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{L} \Delta \boldsymbol{\eta} + \mathbf{w} \\ \Delta \mathbf{y} = \mathbf{C} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{M} \Delta \boldsymbol{\eta} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\Delta \boldsymbol{\eta}$ 表示发动机部件的蜕化量; \mathbf{w} 为系统噪声; \mathbf{v} 为测量噪声。通常 \mathbf{w} 和 \mathbf{v} 为不相关的服从正态分布的零均值白噪声,其协方差阵分别为系统噪声 $\mathbf{Q} = 0.002^2 \mathbf{I}$, 测量噪声 $\mathbf{R} = 0.002^2 \mathbf{I}$ 。

对于实际的发动机,5大部件均会不同程度地发生某种性能蜕化,本文风扇效率蜕化表示为 D_f 、压气机流量蜕化表示为 D_c 、燃烧室燃油燃烧效率(燃油实际燃烧放热量与燃油完全燃烧理论放热量的比值)蜕化表示为 D_{cb} 、高压涡轮效率蜕化表示为 D_{ht} 、低压涡轮流量蜕化表示为 D_{lt} ,设计了发动机部件性能蜕化估计模块,即 $\Delta \boldsymbol{\eta} = [D_f, D_c, D_{cb}, D_{ht}, D_{lt}]$ 。

由于 $\Delta \boldsymbol{\eta}$ 不能直接获得,因而在式(2)的基础上将 $\Delta \boldsymbol{\eta}$ 增广为状态量,其增广形式为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta \dot{\mathbf{x}} \\ \Delta \dot{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x} \\ \Delta \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{w} \\ \Delta \mathbf{y} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x} \\ \Delta \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{v} \end{cases} \quad (3)$$

根据式(3)采用 Kalman 滤波器作为状态观测器,得到如下全维观测器方程

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta \dot{\hat{\mathbf{x}}} \\ \Delta \dot{\hat{\boldsymbol{\eta}}} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} - \mathbf{K} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \right) \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} + \left(\begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} - \mathbf{K} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \right) \Delta \mathbf{u} + \mathbf{K} \Delta \mathbf{y} \\ \Delta \hat{\mathbf{y}} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} \end{cases} \quad (4)$$

对如图1所示改进的 Kalman 滤波器,是通过在常规 Kalman 滤波器的输入端引入实际发动机的输出参数与机载模型输出参数之间偏差的积分项,即 $\Delta \mathbf{y} + \Delta \mathbf{y}'$, 由此改进 Kalman 滤波器的最优状态估计方程为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} \Delta \dot{\hat{\mathbf{x}}} \\ \Delta \dot{\hat{\boldsymbol{\eta}}} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} - \mathbf{K} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \right) \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} + \left(\begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} - \mathbf{K} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \right) \Delta \mathbf{u} + \mathbf{K} (\Delta \mathbf{y} + \Delta \mathbf{y}') \\ \Delta \hat{\mathbf{y}} = [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \begin{bmatrix} \Delta \hat{\mathbf{x}} \\ \Delta \hat{\boldsymbol{\eta}} \end{bmatrix} + \mathbf{D} \Delta \mathbf{u} \end{cases} \quad (5)$$

式中: 顶标 \sim 表示估计值,为卡尔曼滤波器增益阵。 \mathbf{K} 为 Riccati 方程的解,有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{P} + \mathbf{P} \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{L} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}^T - \mathbf{P} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{C} \quad \mathbf{M}] \mathbf{P} + \mathbf{Q} = \mathbf{0} \quad (6)$$

1.2 包线适应性

本文所建立的超声速飞行包线为 $H = 9 \sim 12 \text{ km}$, $Ma = 1.1 \sim 1.5$, 其中包线范围内的发动机部件蜕化参数估计方法为:首先根据高度和马赫数确定发动机所处的飞行子区域,获得该子区域4个端点;根据当前油门杆角度调用与之前后相邻的 Kalman 滤波器以线性插值方法获得当前状态下4个端点的部件蜕化参数;再调用该子区域4个端点的4组蜕化估计参数,根据当前高度和马赫数对这4组蜕化估计参数进行双线性插值。假设飞行点 Q 位于某一飞行子区域中,如图2所示,由 $Q_{11} = (H_1, Ma_1)$, $Q_{12} = (H_1, Ma_2)$, $Q_{21} = (H_2, Ma_1)$, $Q_{22} = (H_2, Ma_2)$, 4处的 Kalman 滤波器的插值估计分别获得4组性能蜕化参数 $f(Q_{11})$, $f(Q_{12})$, $f(Q_{21})$ 和 $f(Q_{22})$, 再通过双线性插值获得当前状态下的部件蜕化参数 $f(Q)$ 的计算方法如下所示。

首先根据高度 H 线性插值,得到 R_1, R_2 两点的蜕化估计参数

$$\begin{aligned} f(R_1) &\approx \frac{H_2 - H}{H_2 - H_1} f(Q_{11}) + \frac{H - H_1}{H_2 - H_1} f(Q_{21}) \\ f(R_2) &\approx \frac{H_2 - H}{H_2 - H_1} f(Q_{12}) + \frac{H - H_1}{H_2 - H_1} f(Q_{22}) \end{aligned} \quad (7)$$

再根据马赫数 Ma 线性插值,得到 Q 点的发动机蜕化估计参数。

2 性能恢复控制

本文设计的性能恢复控制结构如图3所示。其中内环控制转速运用 ALQR (Augmented linear quadratic regulator) 控制算法设计控制器, ALQR 控制算法的优点是具有无穷大的幅值裕度和大于 60° 的相位裕度,而且能够消除稳态误差,实现对指令的渐进跟踪^[14];外环控制器包括两部分:(1)基于最小二乘支持向量回归机提出了图3中推力估

计模型,其输入采用本文设计的推力特征选择算法来筛选一组最有价值的可测参数作为推力估计模型的输入;(2)计算额定推力与蜕化发动机推力的偏差,通过本文设计的模糊 PI 控制器,来自适应调节内环控制的转速指令值,从而实现蜕化发动机性能恢复。

推力估计模型的建立首先要对模型的输入参数进行确定,倘若输入参数与推力的相关性不是很强,即表现出相关性冗余或者较弱的特性信息,将大幅影响推力估计模型的精度。实质上,推力估计模型输入参数的选择是一个较为典型的特征选择问题。本文基于 LSSVR (Least squares support vector regression) 提出并设计了一种推力特征选择算法,用来优选出一组最具价值的可测参数作为推力估计模型的输入,而后采用神经网络设计推力估计模型,并且推力的估计精度改善明显。

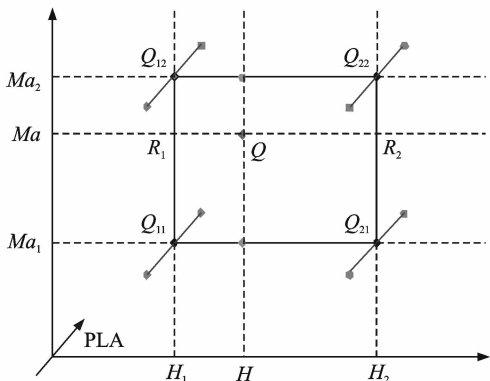


图 2 插值原理图

Fig. 2 Interpolation schematics

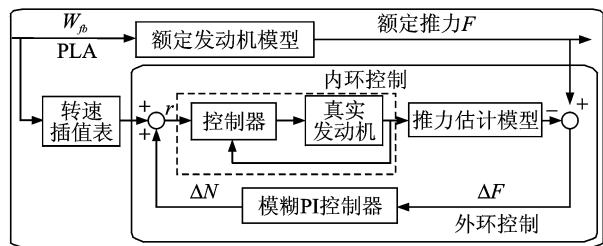


图 3 性能恢复控制结构

Fig. 3 Diagram of performance recovery control

2.1 推力估计模型

(1)LSSVR 算法。采集到一组训练数据集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}, N$ 为训练样本的大小,则最小二乘支持向量回归机模型^[15]可描述为

$$\min_{w, e_i} J(w, e_i) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

$$\text{s. t. } y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i \quad i=1, \dots, N \quad (8)$$

式中: e_i 为模型真实输出与预测输出之间的误差; w 为高维特征空间的权矩阵; $\gamma \in \mathbf{R}^+$ 为惩罚因子; $\varphi(\cdot)$ 为输入空间 \mathbf{R}^n 到高维特征空间的非线性映射; b 为偏置量。则上面描述问题的 Lagrange 函数可表示为

$$L(w, b, e_i, \alpha_i) = J - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i\} \quad (9)$$

式中 α_i 为 Lagrange 乘子。

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式(8)的 KKT (Karush-kuhn-tucker) 条件为式(10)。消去 e_i 和 w 后得线性系统

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{K} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T; \boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T; \mathbf{I} = [1_1, 1_2, \dots, 1_N]^T; \mathbf{K}$ 中元素 $K_{i,j} = k(x_i, x_j) + \delta_{i,j}/\gamma, \delta_{i,j} = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases}, k(\cdot, \cdot)$ 为核函数。求解式(11)可得 α, b , 进而给定新的输入变量 x , 可得

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (12)$$

(2)特征选择。对于推力估计模型的特征选择,式(12)中的 $f(x)$ 即为推力估计值, x 为模型输入,因而 x 的维数必须确定。文献[16]采用 FS 算法和 QR-SL SSVRM 算法相结合进行了特征选择,文献[17]基于 K -均值聚类和约简最小二乘支持向量回归机设计了推力估计器。本文结合式(9)和式(10),采用不带约束的 Wolfe 对偶优化问题^[18]来进行特征选择

$$\min \left\{ \bar{L}(\mathbf{b}, \boldsymbol{\alpha}) = \left[\frac{1}{2} [\mathbf{b} \quad \boldsymbol{\alpha}^T] \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{K} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} - [\mathbf{b} \quad \boldsymbol{\alpha}^T] \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \right] \right\} \quad (13)$$

取得最优值时, $\frac{d\bar{L}}{d\boldsymbol{\alpha}} = 0$, 其中 $\bar{\boldsymbol{\alpha}} = [\mathbf{b}, \boldsymbol{\alpha}]^T$, 将式(11)代入式(13), 则获得的最优值 \bar{L}^* 可表示为

$$\bar{L}^* = -\frac{1}{2} [\mathbf{0} \quad \mathbf{Y}^T] \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \mathbf{K} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} =$$

$$-\frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{Y}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} \mathbf{Y}^T \boldsymbol{\alpha} \quad (14)$$

在计算过程中,如果取得了最优值 \bar{L}^* ,则此时推力模型估计精度最高,若将输入向量 \mathbf{x} 中的第 i 个参数移除,则最优值 $\bar{L}^*(i) = -\frac{1}{2} \mathbf{Y}^T \boldsymbol{\alpha}(i)$,其中 $\boldsymbol{\alpha}(i)$ 为移除第 i 个变量后式(14)的解。为此,可根据 $\bar{L}^*(\boldsymbol{\alpha}(i))$ 与 \bar{L}^* 的接近程度来判断参数对推力的影响程度。例如,对于 \mathbf{x} 中第 i 和第 j 两个不同参数,如果 $\bar{L}^*(\boldsymbol{\alpha}(i))$ 的接近程度大于 $\bar{L}^*(\boldsymbol{\alpha}(j))$,则说明第 i 个参数对最优值的贡献程度小于第 j 个参数,第 i 个变量跳出。

本文在不同飞行高度和马赫数下通过设置不同蜕化量采集 14 112 组数据,将 2 823 组数据用于推力特征选择,剩余 11 289 数据作为测试数据。将与推力相关的 19 个发动机参数与 5 个蜕化参数作为选择范围,特征选择过程如图 4 所示。

推力特征选择次序为 $P_{46} > \pi_f > H > D_{ht} > D_{lt} > \pi_c > W_{fb} > N_c > P_3 > D_{cb}$ 。

(3) 推力估计模型。本文推力估计模型采用神经网络结构如图 5 所示,相比于传统的不经推力特征选择的推力估计模型,经推力选择的推力估计模

型精度有较大提高。图 6 为经推力特征选择的推力估计模型的精度误差,可见在数据量较大时误差在 0.3% 以内,其中推力估计模型的输入参数为: $P_{46}, \pi_f, H, D_{ht}, D_{lt}, \pi_c, W_{fb}, N_c$ 。图 7 为传统的推力估计模型的精度误差,在大数据量时误差在 9% 以内,其中传统推力模型的输入参数依次为: $H, M_a, W_{fb}, D_f, D_c, D_{cb}, D_{ht}, D_{lt}$ 。

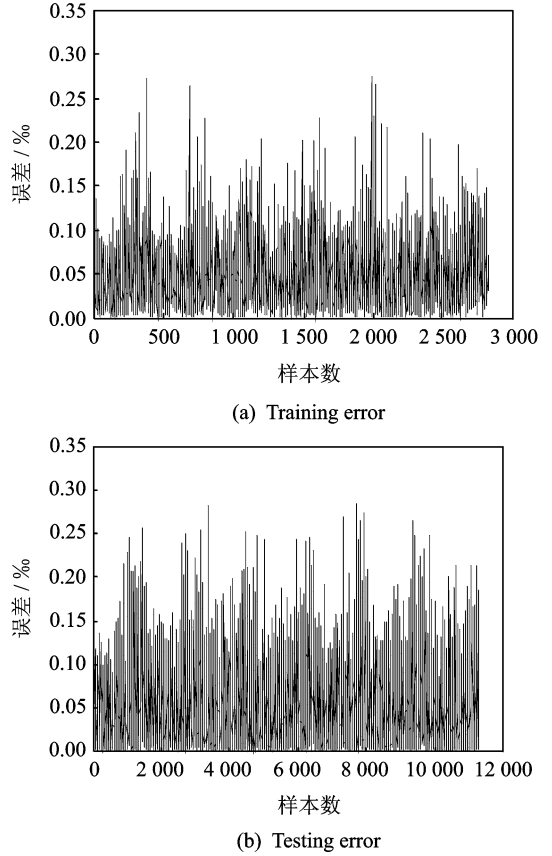


图 6 经特征选择之后的推力估计模型精度效果
Fig. 6 Accuracy of thrust model after feature selection

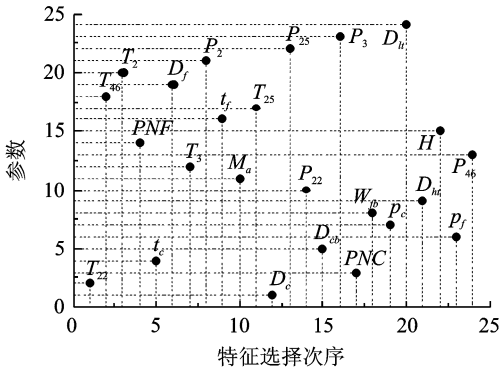


图 4 推力特征选择次序
Fig. 4 Thrust feature selection order

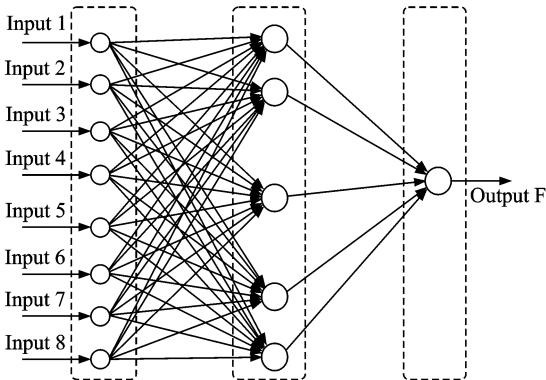


图 5 推力估计模型神经网络结构
Fig. 5 Architecture of neural network

2.2 外环性能恢复控制器设计

抗积分饱和 PI 控制器由于其控制原理简单、使用方便、稳定性强以及工作可靠等优点是工程上最常用的控制算法。但是 PI 控制器也存在参数调节需要一定过程,参数选择比较麻烦等缺点。因此,针对这些缺点,结合模糊控制逻辑,本文设计了模糊 PI 控制器,用于调节内环控制的转速指令值。所谓模糊 PI 控制器,即利用模糊逻辑算法根据一定的模糊规则对 PI 控制的控制参数 K_P 和 K_I 进行实时调节,以达到较为理想的控制效果^[19]。

本文所设计的模糊 PI 控制器,推力相对误差 F_e 的模糊子集为 $E = \{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大}\}$ 。而 PI 控制器参数 K_P 和 K_I 的模糊子集为 $K_P, K_I = \{\text{负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正}$

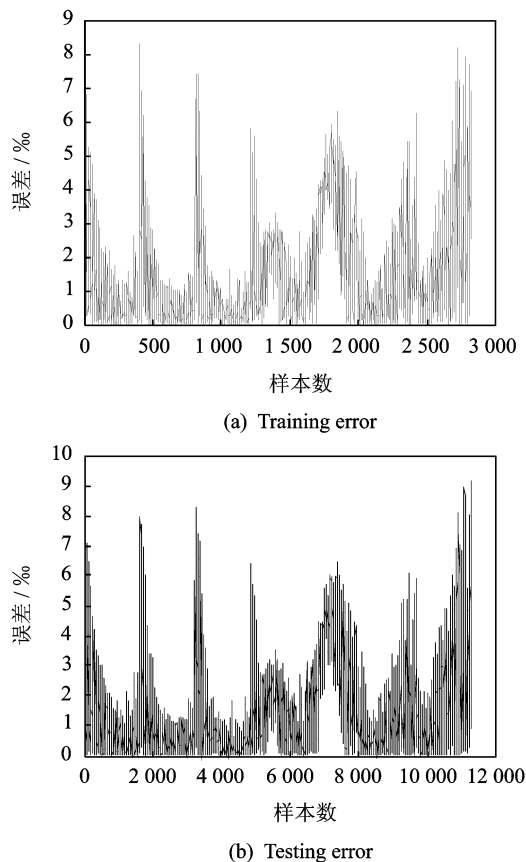


图 7 传统的推力估计模型精度效果
Fig.7 Accuracy of traditional thrust model

中,正大}。

模糊控制器的输入输出隶属度函数如图 8 所示,图中 F_{es}, F_{em}, F_{eb} 为对应的正小、正中和正大的推力偏差值 F_e ,而负小、负中和负大的推力偏差值为其相反数; K_{NS}, K_{NM}, K_{NB} 分别与 K_{PS}, K_{PM}, K_{PB} 相等,为所对应的负小、负中和负大 PI 控制器参数 K_P 和 K_I 。

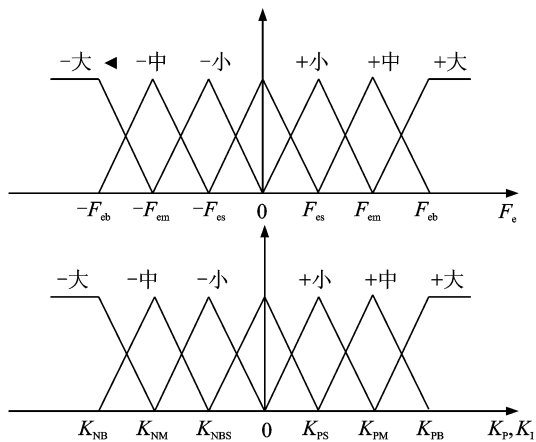


图 8 输入输出隶属度函数

Fig.8 Membership function of input and output

模糊 PI 控制器的推理规则为:

- (1)规则 1:如果 F_e 是负大,则 K_P 和 K_I 为负大;
- (2)规则 2:如果 F_e 是负中,则 K_P 和 K_I 为负中;
- (3)规则 3:如果 F_e 是负小,则 K_P 和 K_I 为负小;
- (4)规则 4:如果 F_e 是零,则 K_P 和 K_I 为零;
- (5)规则 5:如果 F_e 是正小,则 K_P 和 K_I 为正小;
- (6)规则 6:如果 F_e 是正中,则 K_P 和 K_I 为正中;
- (7)规则 7:如果 F_e 是正大,则 K_P 和 K_I 为正大。

根据推力误差 F_e 的大小,利用上面的模糊推理规则可以得到外环模糊 PI 控制器的参数 K_P 与 K_I ,然后利用其调节内环控制的转速指令值,从而使得发动机的推力能够跟踪上额定推力,实现蜕化发动机性能恢复控制的目的,充分挖掘蜕化发动机的潜在性能。

3 数字仿真

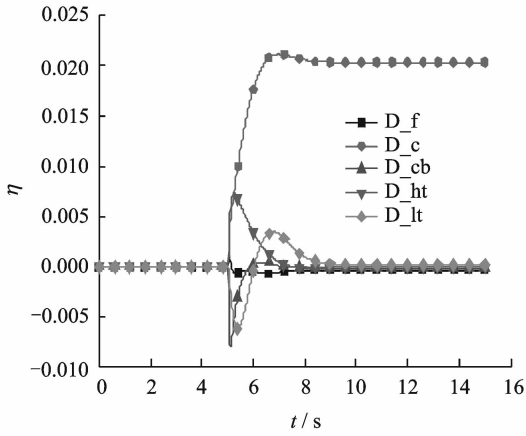
3.1 超声速状态下航空发动机部件蜕化参数估计仿真

为了验证超声速状态包线范围内的发动机部件蜕化参数估计的效果。图 9 与图 10 为在超声速工作状态下,分别验证发动机单部件蜕化与多部件同时蜕化的估计效果。

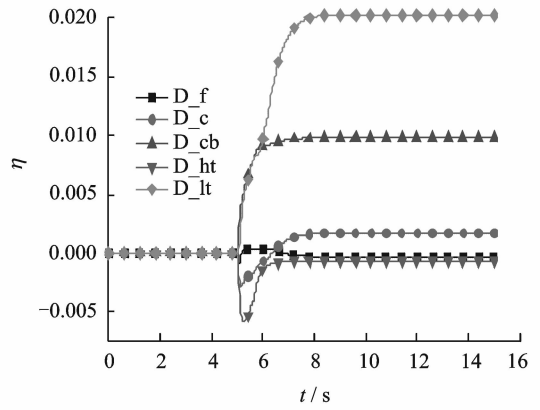
图 9 为在 $H=10.25 \text{ km}, Ma=1.23$ 超声速状态下发动机部件蜕化参数估计结果,图 9(a)为在 5 s 时设置压气机流量蜕化 2% 的仿真估计结果,图 9(b)为在 5 s 时设置燃烧室燃油燃烧效率蜕化 1%、低压涡轮效率蜕化 2% 的仿真结果。图 10 为在超声速状态下 $H=11.75 \text{ km}, Ma=1.38$ 发动机部件蜕化参数估计结果,图 10(a)为在 5 s 时设置高压涡轮效率 1% 的仿真估计结果,图 10(b)为在 5 s 时设置风扇流量蜕化 1%、低压涡轮效率蜕化 2% 的仿真估计结果。可以看出,结合改进的 Kalman 滤波器,通过三维插值可以实现超声速状态包线范围内的发动机部件蜕化参数估计,且估计品质良好。

3.2 超声速状态下性能恢复控制仿真

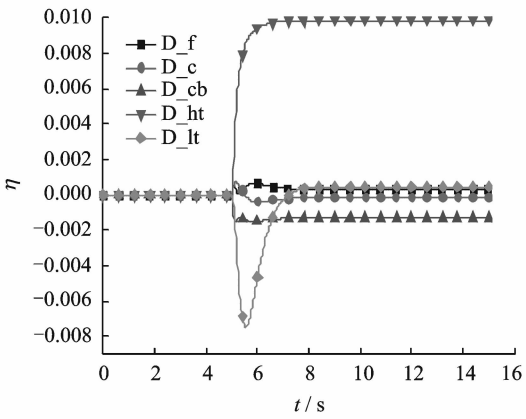
为了验证超声速状态下蜕化发动机的性能恢复控制的效果,图 11 给出了超声速状态下 $H=11 \text{ km}, Ma=1.4$ 发动机单蜕化与多蜕化的推力估



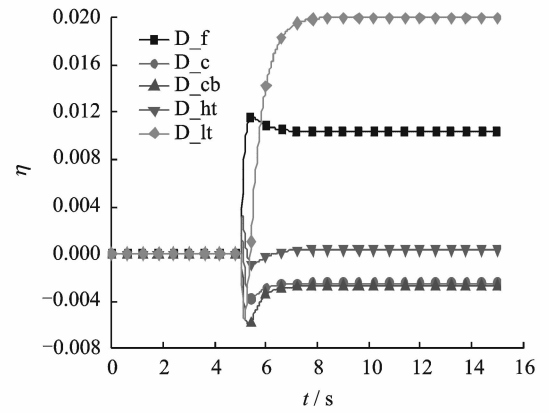
(a) Single degeneration



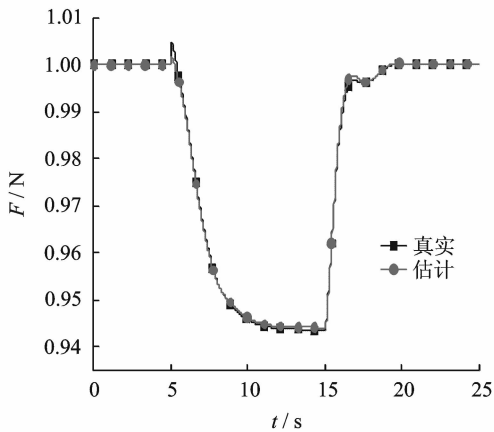
(b) Double degeneration

图9 在 $H=10.25\text{ km}$, $Ma=1.23$ 状态下发动机部件蜕化估计效果Fig. 9 Estimated effect of engine degeneration at $H=10.25\text{ km}$, $Ma=1.23$ 

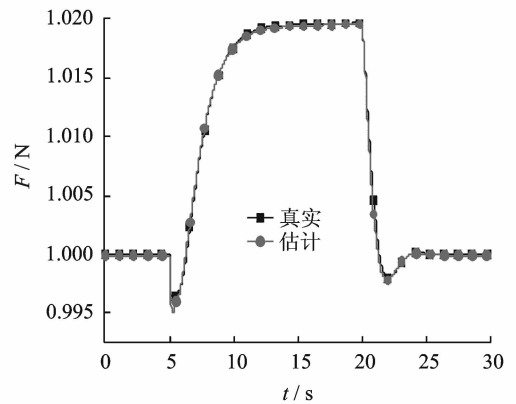
(a) Single degeneration



(b) Double degeneration

图10 在 $H=11.75\text{ km}$, $Ma=1.38$ 状态下发动机部件蜕化估计效果Fig. 10 Estimated effect of engine degeneration at $H=11.75\text{ km}$, $Ma=1.38$ 

(a) Single degeneration



(b) Double degeneration

图11 $H=11\text{ km}$, $Ma=1.4$ 状态下蜕化发动机推力估计效果对比图Fig. 11 Estimate thrust effect of engine degeneration at $H=11\text{ km}$, $Ma=1.4$

计效果,图11(a)为5 s时设置压气机流量蜕化1%,15 s时接通性能恢复控制的推力变化曲线。

图11(b)为5 s时设置风扇流量蜕化1%、高压涡轮效率蜕化2%,20 s时接通性能恢复控制的推力

变化曲线。其中“真实”为真实的发动机推力曲线,“估计”为本文提出的推力估计模型估计的推力曲线,可以看出两条曲线几乎重合,验证了本文设计的经推力特征选择之后的推力估计模型具有较高的精度。

图 12 与图 13 分别给出了在超声速工作状态下 $H=11\text{ km}$, $Ma=1.4$ 发动机单部件蜕化与多部件同时蜕化的性能恢复控制的仿真结果。图 12 为发动机单部件蜕化仿真结果,在 5 s 时设置压气机流量蜕化 1%,由于压气机流量减小,导致燃油与推力相应减小,15 s 时接通性能恢复控制,外环控

制器通过修正内环转速指令使推力的误差趋向于 0,增大燃油从而使得蜕化发动机推力能够跟踪上额定发动机的推力,可以看出性能恢复效果良好,且转速没有超转,满足性能恢复控制的要求。图 13 为发动机多部件蜕化仿真结果,在 5 s 时设置风扇流量蜕化 1%、高压涡轮效率蜕化 2%,因风扇流量减小,高压涡轮效率减小,发动机压比增大,导致燃油与推力相应增大,20 s 时接通性能恢复控制,可以看出基本在 5 s 内能够实现性能恢复,减小燃油使得蜕化发动机跟踪上额定发动机推力,并且性能恢复控制推力没有误差。

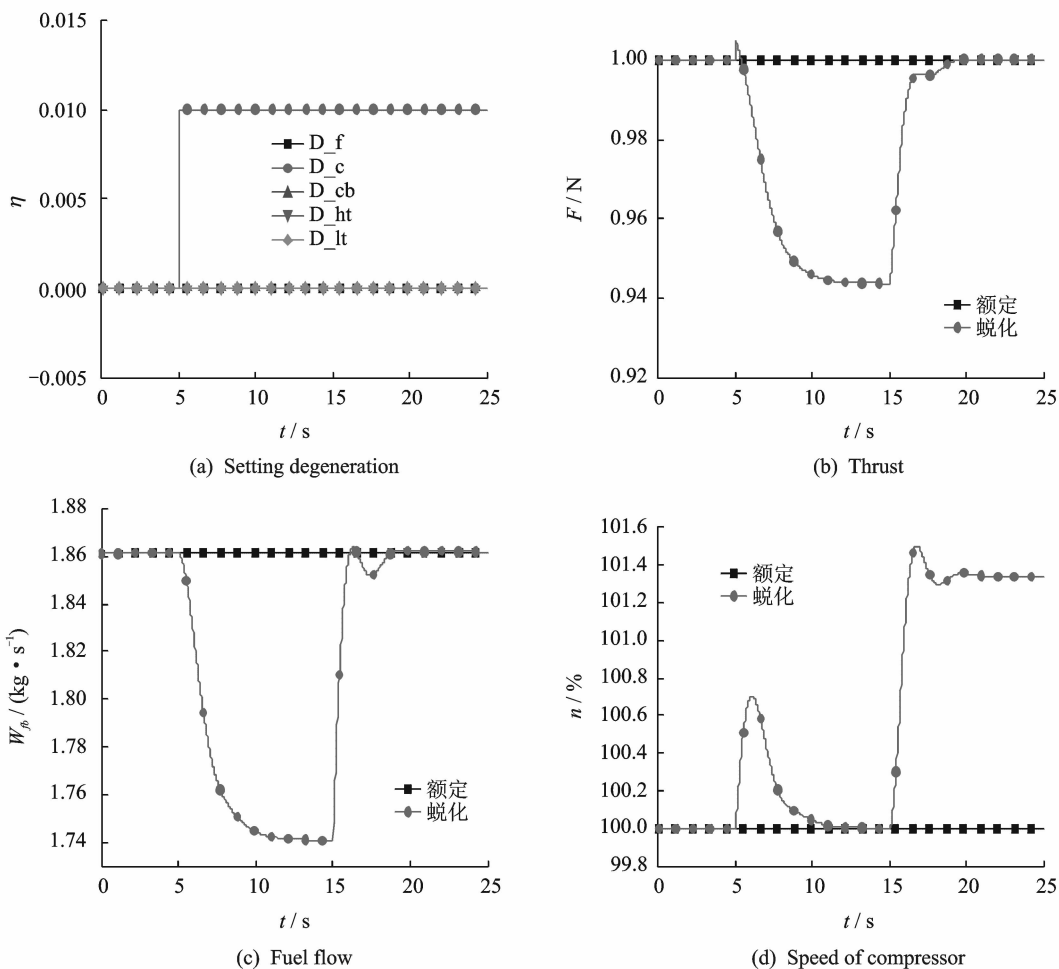


图 12 $H=11\text{ km}$, $Ma=1.4$ 状态下发动机单部件蜕化性能恢复控制效果图

Fig. 12 Performance recovery effect of engine single degeneration at $H=11\text{ km}$, $Ma=1.4$

4 结 论

(1) 基于改进的 Kalman 滤波器,通过三维插值方法实现超声速状态包线范围内的发动机单部件蜕化与多部件同时蜕化的参数估计,且估计品质良好。

(2) 基于最小二乘支持向量回归机设计了一种

推力估计模型,其输入采用推力特征选择算法以对推力影响程度为原则来优选一组最有价值的可测参数作为推力估计模型的输入,相比于传统的不经推力选择的推力估计模型,精度有较大提高,且测试数据量较大时误差依然在 0.3% 以内。

(3) 提出并设计了模糊 PI 控制器,来自适应调节内环控制的转速指令,可以在 5 s 内实现超声速

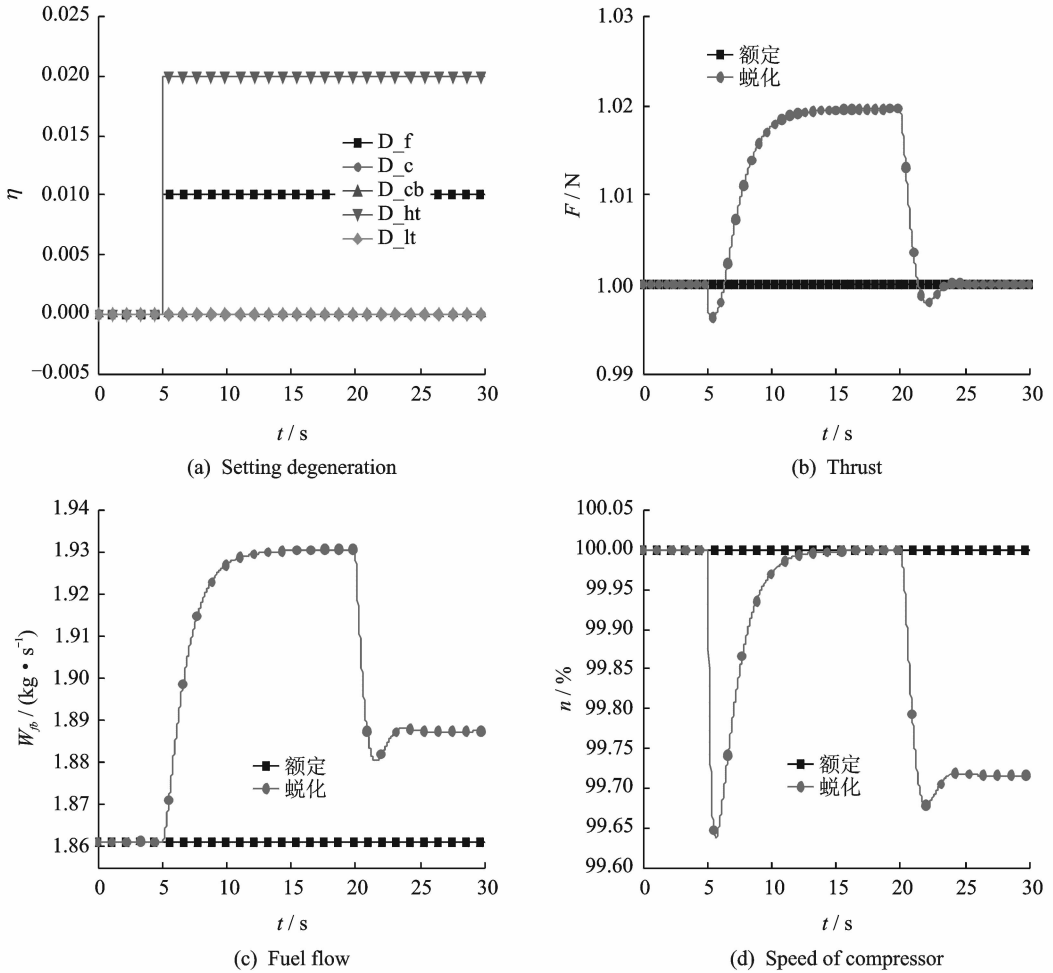


图 13 $H=11\text{ km}, Ma=1.4$ 状态下发动机多部件蜕化性能恢复控制效果图

Fig. 13 Performance recovery effect of engine double degenerations at $H=11\text{ km}, Ma=1.4$

状态下发动机单部件蜕化与多部件同时蜕化的性能恢复控制的目的,充分挖掘了蜕化发动机的潜在性能。

参考文献:

- [1] Silva V V R, Khatib W, Fleming P J. Performance optimization of gas turbine engine[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2005, 18 (5): 575-583.
- [2] Tagashira T, Sugiyama N. A performance optimization control of variable cycle engines [R]. AIAA-2003-4984, 2003.
- [3] Garg S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[R]. AIAA-2004-0949, 2004.
- [4] Garg S. NASA Glenn research in controls and diagnostics for intelligent aerospace propulsion systems [R]. NASA /TM-2005-214036, 2005.
- [5] 邓明,金业壮.航空发动机故障诊断[M].北京:北京

航空航天大学出版社, 2012.

Deng Ming, Jin Yezhuang. Aero-engine fault diagnosis[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2012.

- [6] Dan Simon. Aircraft turbofan engine health estimation using constrained Kalman filtering[R]. NASA / TM 2003-212528, 2003.
- [7] 田迪. 发动机机载自适应建模技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
Tian Di. Research on adaptive real time modeling for aero-engine [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012.
- [8] 廉筱纯, 吴虎. 航空发动机原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2005.
Lian Xiaochun, Wu Hu. Aero-engine theory [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2005.
- [9] Litt J S, Sowers T S, Garg S. A retro-fit control architecture to maintain engine performance with usage [R]. NASA/TM-2007-214977, 2007.

- [10] Litt J S, Sowers T S. Evaluation of outer loop retrofit architecture for intelligent turbofan engine thrust control[R]. AIAA-2006-5103, 2006.
- [11] 黄金泉,仇小杰,鲁峰,等.航空发动机性能恢复控制方法[J].航空动力学报,2012,27(7):1595-1603.
Huang Jinquan, Qiu Xiaojie, Lu Feng, et al. Performance recovery control method for aircraft engine [J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27 (7): 1595-1603.
- [12] 李业波,李秋红,黄向华,等.航空发动机性能蜕化缓解控制技术[J].航空动力学报,2012,27(4):930-936.
Li Yebo, Li Qiu hong, Huang Xianghua. Performance deterioration mitigation control of aero-engine [J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27 (4): 930-936.
- [13] 张海波,陈霆昊,孙建国,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,2012,32(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, 2012, 32 (4) :557-563.
- [14] 杨刚,孙健国,李秋红.航空发动机控制系统中的增广LQR方法[J].航空动力学报,2004,19(1):153-158.
Yang Gang, Sun Jianguo, Li Qiu hong. Augmented LQR method for aeroengine control systems [J]. Journal of Aerospace Power, 2004 19(1):153-158.
- [15] Suykens J A K, Gestel T Van, De Brabanter J, et al. Least squares support vector machines [M]. Singapore: World Scientific, 2002.
- [16] 赵永平,孙健国.最小二乘支持向量回归机在发动机推力估计中的应用[J].航空动力学报,2009,24(6):1420-1425.
Zhao Yongping, Sun Jianguo. Aeroengine thrust estimation using least squares support vector regression machine[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24 (6):1420-1425.
- [17] 赵永平,孙健国,王前宇,等.基于K-均值聚类和约简最小二乘支持向量回归机的推力估计器设计[J].航空动力学报,2010,25(5):1177-1183.
Zhao Yongping, Sun Jianguo, Wang Qianyu, et al. Thrust estimator design based on K-means clustering and reduced least squares support vector regression [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25 (5): 1177-1183.
- [18] Ojeda F, Suykens J A K, Moor B D. Low rank updated LS-SVM classifiers for fast variable selection [J]. Neural Networks, 2008, 21(2/3): 437-449.
- [19] 南英,陈昊翔,杨毅.现代主要控制方法的研究现状及展望[J].南京航空航天大学学报,2015,47(6):798-810.
Nan Ying, Chen Haoxiang, Yang Yi. Primary methodologies of modern control: Status and prospect[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2015, 47 (6):798-810.