

航空发动机推力衰退缓解的神经网络控制

闫召洪¹, 仇小杰², 黄金泉¹, 鲁峰¹

- (1. 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;
2. 中国航空发动机集团有限公司 航空发动机控制系统研究所, 江苏 无锡 214063)

摘 要: 针对航空发动机气路部件性能退化导致的推力下降问题,提出一种基于变增量线性规划(LP)优化神经网络控制方法用于航空发动机推力衰退缓解控制。该方法通过内环控制转速和发动机压比,外环修正发动机指令信号以缓解发动机推力衰退。其中内环非线性自回归滑动平均(NARMA-L2)转速控制器由神经网络训练得到;外环指令修正回路利用变增量 LP 优化方法调整发动机指令信号。以某型小涵道比涡扇发动机为对象进行仿真验证,结果表明,在 4 组仿真条件下,设计的控制方法在保证性能退化的发动机不超限的条件下使推力衰退至少缓解了 46.5%,验证了该方法的有效性。

关 键 词: 涡扇发动机; 推力缓解控制; 性能退化; 神经网络控制; 变增量线性规划 (LP) 优化
中图分类号: V233.7 **文献标志码:** A

Neural network control of aircraft engine thrust degradation mitigation

YAN Zhaohong¹, QIU Xiaojie², HUANG Jinqun¹, LU Feng¹

- (1. Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System,
College of Energy and Power Engineering,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. Aero Engine Control System Institute,
Aero Engine Corporation of China, Wuxi Jiangsu 214063, China)

Abstract: A thrust degradation mitigation neural network control method of aircraft engine was proposed based on variable incremental linear programming (LP) optimization, due to performance deterioration of the gas path components. This method alleviated the engine thrust degeneration through control of high-pressure rotor speed and the engine pressure ratio by the inner loop, and correction of the engine command signal by the outer loop. The inner loop nonlinear autoregressive moving average (NARMA-L2) speed controller was obtained by neural network, and the outer command correction loop used the variable incremental LP optimization method to adjust the engine command signal. Simulations on a low-bypass-ratio-turbofan engine were performed. Results showed that under the 4 sets of simulation conditions, the designed control method can mitigate the thrust at least 46.5%, ensuring that the engine with performance deterioration was not overrun. The effectiveness of the method has been verified.

收稿日期:2019-08-05
基金项目:江苏省高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师项目(YPB19006)
作者简介:闫召洪(1995—),男,硕士生,主要从事航空发动机控制方向研究。

引用格式:闫召洪,仇小杰,黄金泉,等.航空发动机推力衰退缓解的神经网络控制[J].航空动力学报,2020,35(4):844-854. YAN Zhaohong, QIU Xiaojie, HUANG Jinqun, et al. Neural network control of aircraft engine thrust degradation mitigation [J]. Journal of Aerospace Power, 2020, 35(4): 844-854.

Key words: turbofan engine; thrust mitigation control; performance deterioration; neural network control; variable increment linear programming (LP) optimization

随着现代航空技术的飞速发展,飞行器需要性能更强、可靠性更高的航空发动机。由于发动机本身复杂的结构和其所处恶劣的工作环境,当发动机运行一段时间后,发动机的各个部件由于腐蚀、外物损伤等原因会发生不同程度的性能退化^[1-2]。这些原因使得实际发动机与同型号未发生性能退化的发动机之间会产生偏差,主要体现在部件的流通能力和效率的降低^[3-4]。为了确保飞行器的安全飞行、延长发动机使用寿命,需要对发生性能退化的发动机进行推力恢复,因此,研究航空发动机推力衰退缓解控制方法十分必要。

2000 年, NASA (National Aeronautics and Space Administration) 在 DACS (national aeronautics and space administration) 计划中提出通过对发生故障的发动机进行控制进而保证飞机的安全降落^[5], 并在此基础上进一步提出了 CEDAR (commercial engine damage assessment and reconfiguration) 计划, 通过改变控制结构保证飞行器在发动机故障的情况下能够提供所需的推力, 并安全的飞行^[6]。Litt 等研究了在发动机发生性能蜕化的情况下通过自适应补偿控制的方法来补偿发动机的推力, 并以某型涡扇发动机为研究对象取得了一定的结果^[7-8]; 姚彦龙等将动态神经网络逆控制对航空发动机进行直接推力控制, 并通过设计积分补偿器和推力估计器解决了神经网络模型产生的稳态误差以及推力不易测量的问题^[9]; 黄金泉等设计了一个可以在常规转速控制模式、稳态性能恢复控制模式和加速性能恢复控制模式之间切换的航空发动机性能恢复控制系统, 仿真结果表明该系统能很好的对蜕化发动机的性能进行恢复, 使蜕化发动机继续提供飞行器所需要的性能^[6]; 李业波等研究了发动机性能蜕化缓解控制技术, 通过内环控制转速, 外环控制推力, 该方法实现了在对推力进行直接控制的同时又能保留传统控制方式的优点, 并且在以某型双轴混排涡扇发动机为对象的仿真中验证了该技术的有效性^[10]。

本文设计了一种基于变增量 LP (linear programming) 算法的航空发动机推力恢复神经网络控制方法, 该方法可在保证发动机不超温、不超转等条件下, 一定程度上缓解发动机推力的衰退。

在某型双转子涡扇发动机模型上进行仿真实验, 验证了该方法的有效性。

1 推力恢复控制结构介绍

本文设计的基于变增量 LP 优化算法的航空发动机推力衰退缓解神经网络控制系统由内环和外环两部分组成, 结构如图 1 所示。其中 r 表示指令; Δr 表示指令的修正值; n_h 表示高压转子转速; π_c 表示发动机压比; u 表示发动机控制量; u' 表示 LP 算法得到的寻优后发动机控制量; y 表示发动机的输出量; y^* 表示发动机模型输出的输出量的估计值; H 表示飞行高度; Ma 表示马赫数; 符号“ $-$ ”表示做减法运算。内环回路采用基于神经网络的 NARMA-L2 (nonlinear autoregressive moving average with feedback linearization) 控制器追踪转速指令, 同时根据发动机压比指令得到尾喷管喉道面积控制变量, 其中发动机压比为发动机低压涡轮出口总压与低压压气机进口总压之比。外环回路首先通过未发生性能退化的发动机实时模型计算出未发生性能退化的发动机推力作为期望值, 同时将实际发动机的推力的估计值作为待优化值。其中, 利用扩展卡尔曼滤波算法作为状态滤波器对发动机各截面健康参数进行估计, 得到性能退化下发动机健康参数的退化情况, 并将估计结果输入到发动机模型, 得到当

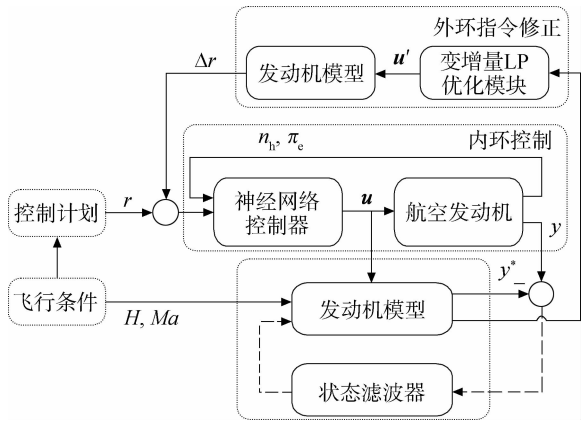


图 1 基于变增量 LP 优化的航空发动机推力缓解神经网络控制系统结构图

Fig. 1 Diagram of aircraft engine thrust mitigation neural network control system based on variable increment LP optimization

前状态下发动机输出的估计值。之后,将期望值和待优化值之间的偏差作为衰退量,利用变增量 LP 优化算法计算出推力缓解所需的发动机压比指令信号以及高压转子转速指令信号的修正值。最后将修正后的指令信号输入给内环控制器,控制器通过追踪修正后的指令信号从而达到推力恢复的目的。值得注意的是,当性能退化发生后,为了确保航空发动机安全稳定地运行,通常使其降

状态工作,即降低转速指令信号^[11]。假设压气机故障情况下,参考指令信号降低 1%;涡轮故障情况下,参考指令信号维持原值不变^[12]。图 2 展示了基于变增量 LP 优化算法的发动机推力缓解控制流程图。其中, T_{12} 表示风扇进口温度; n_{hr} 表示高压转子转速指令; π_{cr} 表示发动机压比指令; P_{1a} 表示油门杆角度; W_f 表示主燃烧室燃油流量; A_8 表示尾喷管喉道面积。

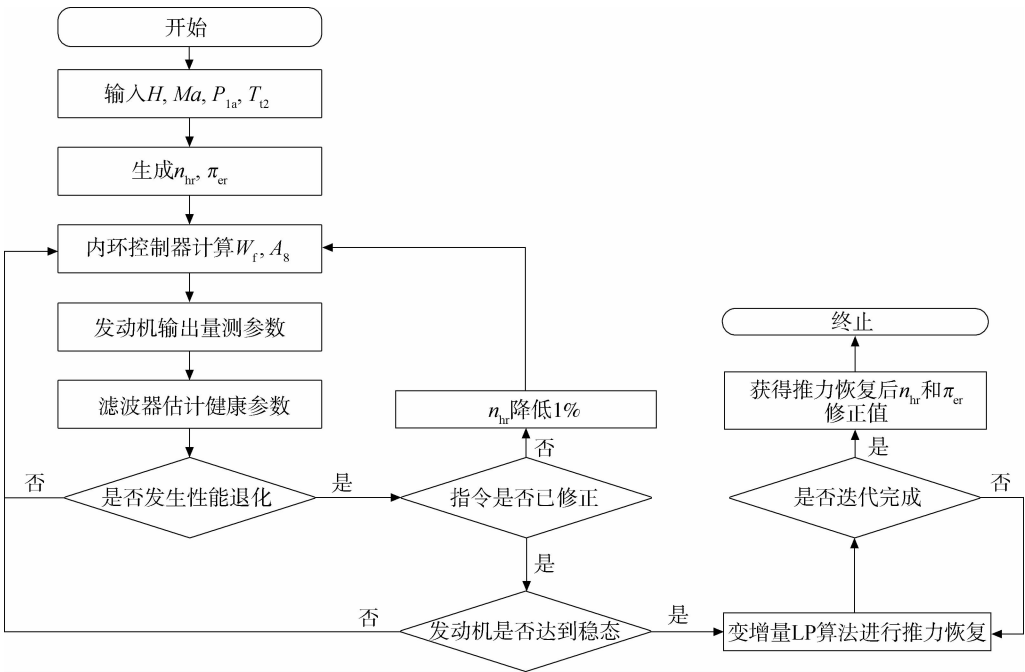


图 2 基于变增量 LP 算法的航空发动机推力缓解控制系统流程图

Fig. 2 Flow chart of aircraft engine thrust mitigation control system based on variable increment LP algorithm

2 内环神经网络控制器设计

内环控制器是一个针对未发生性能退化的发动机设计的多变量控制器。控制器通过调节主燃烧室燃油量和尾喷管喉道面积的大小,使得实际高压转子转速和发动机压比信号能够跟踪上指令信号。本文采用基于神经网络的 NARMA-L2 控制器追踪转速指令。得益于神经网络由于其良好的逼近和泛化能力,在一定条件下,非线性系统的输入输出关系可以由 NARMA-L2 模型辨识得到,并且可以通过数学变换得到控制律^[13]。然而,由于 NARMA-L2 模型存在建模误差和训练误差,使得所设计的控制器性能受到影响。为了解决这个问题,本文采用梯度下降算法对控制器的神经网络参数进行在线的修正,从而达到自适应的效果,提升控制器在一定包线内的控制品质。

NARMA 模型是用于表示离散时间非线性系统的标准模型,其基本数学表达式如下:

$$\begin{aligned} y(k+1) = & F[y(k), y(k-1), y(k-2), \dots, \\ & y(k-n), u(k), u(k-1), \\ & u(k-2), \dots, u(k-n)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中 $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别是发动机的输入量和输出量, n 可根据实际情况适当选择。由于使用标准 NARMA 模型难以求解控制律,因此 Narendra、ASGARI 提出了一种称为 NARMA-L2 模型的近似模型来表示该系统^[14-15]。NARMA-L2 模型可以由下式表示:

$$\begin{aligned} y(k+1) = & f_0[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n), \\ & u(k-1), \dots, u(k-n)] + g_0[y(k), \\ & y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, \\ & u(k-n)]u(k) \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $f_0(\cdot)$ 和 $g_0(\cdot)$ 可以通过两个神经网络 f^* 和 g^* 近似得到。图 3 展示了航空发动机转速的

NARMA-L2 模型结构辨识示意图。其中 TDL (time delay line)表示时间延迟,神经网络 1 和 2 用于近似 $f_0(\cdot)$ 和 $g_0(\cdot)$,两者的输入向量为 $\{y(k), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n), u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-n)\}$,输出值为 $y(k+1)$ 。

如图 3 所示,利用从航空发动机中采集的输入输出数据对 NARMA-L2 模型进行离线训练,训练完成后,神经网络网络参数即被确定,之后,相应的 NARMA-L2 模型的控制律可以由简单的数学变换得到,其表达式如下所示:

$$u(k) = \frac{y^*(k+1) - f_0^*[y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-n)]}{g_0^*[y(k), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-n)]}$$

(3)

至此,标准的 NARMA-L2 神经网络控制器设计完毕,下面利用梯度下降算法对神经网络参数进行在线修正。神经网络 f_0^* 和 g_0^* 的拓扑结构包括权值 W 和阈值 V ,对于两者的在线修正方法如下:

$$W(k+1) = W(k) + \alpha \Delta W(k)$$
$$V(k+1) = V(k) + \alpha \Delta V(k)$$

(4)

式中 α 为学习率,其大小影响参数的调整速度,由多次试取法确定; $\Delta W(k)$ 和 $\Delta V(k)$ 为雅可比矩阵。设误差 $e_c(k) = y(k) - y^*(k)$,拓扑向量中的各元素在 k 时刻的更新如下:

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \alpha \Delta w_i(k)$$
$$v_i(k+1) = v_i(k) - \alpha \Delta v_i(k)$$
$$\Delta w_i(k) = -\frac{\text{sgn}\{g_0^*(T)\}}{g_0^*(T)} \left\{ \frac{\partial f_0^*(T)}{\partial w_i(k)} \right\} e_c(k)$$
$$\Delta v_i(k) = -\frac{\text{sgn}\{g_0^*(T)\}}{g_0^*(T)} \left\{ \frac{\partial g_0^*(T)}{\partial v_i(k)} \right\} e_c(k) u(k)$$

(5)

式中 $T = \{y(k), y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n), u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-n)\}$ 。图 4 给出了内环 NARMA-L2 转速控制器结构示意图。

至此,NARMA-L2 模型的参数可根据发动机实际转速和期望转速之间的误差进行在线修

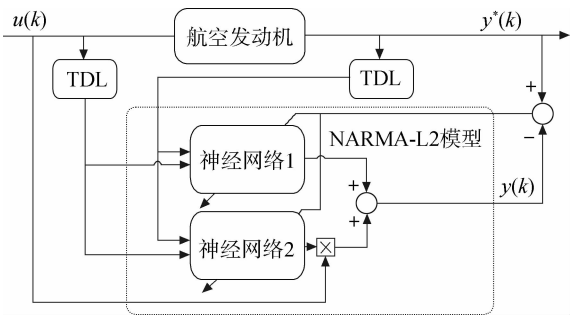


图 3 航空发动机转速的 NARMA-L2 模型结构辨识图
Fig. 3 Diagram of NARMA-L2 model structure identification of aircraft engine speed

正,从而达到自适应的目的,同时尾喷管喉道面积由当前时刻发动机压比指令、实际高压转子转速和实际发动机压比,通过插值换算得出。

3 外环指令修正

外环的作用主要是对指令信号进行修正。对于处于额定工作状态的发动机,常规多变量控制系统根据外界条件将油门杆角度映射为发动机期望指令,通过控制器转化为相应的燃油量和尾喷管喉道面积,从而得到期望的发动机推力^[16]。但由于航空发动机发生性能退化,使得即使在常规控制系统正常工作的情况下,发动机实际推力值仍低于期望推力,这对发动机性能造成了严重影响。

在进行推力衰退缓解控制的过程中,外环回路将推力期望值和待优化值之间的偏差作为衰退量,利用变增量 LP 优化算法计算出推力恢复所需的发动机压比指令信号以及高压转子转速指令信号的修正值。最后将修正后的指令信号输入给内环控制器,控制器通过追踪修正后的指令信号从而达到推力恢复的目的。

3.1 PSM 提取

利用变增量 LP 算法进行指令修正首先需要目标函数和边界限制条件在工作点附近小范围进行线性化,其中性能指标、约束量和控制量之间的线性关系称为 PSM(propulsion system matrix),其表达形式如下所示:

$$\begin{bmatrix} \Delta S_{mf} \\ \Delta S_{mc} \\ \Delta n_l \\ \Delta n_h \\ \Delta T_{t6} \\ \Delta F_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \\ P_{31} & P_{32} \\ P_{41} & P_{42} \\ P_{51} & P_{52} \\ P_{61} & P_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta W_f \\ \Delta A_8 \end{bmatrix}$$

(6)

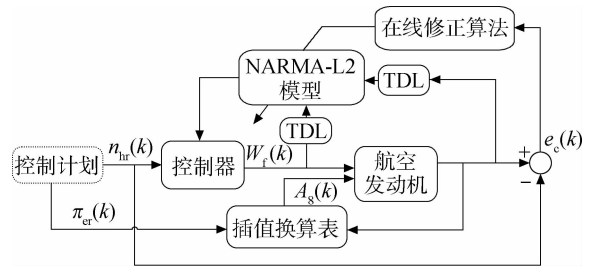


图 4 内环 NARMA-L2 控制系统结构图
Fig. 4 Diagram of NARMA-L2 control system for inner loop

式中 ΔS_{mf} 和 ΔS_{mc} 分别为风扇和压气机的喘振裕度增量, Δn_l 和 Δn_h 分别为低压、高压转子转速增量, ΔF_n 为推力增量, ΔT_{t6} 为涡轮后温度增量, ΔW_f 为燃油量增量, ΔA_8 为尾喷口面积增量。 $\mathbf{P}$ 矩阵中元素可从稳态模型中通过扰动法得出, 其相应的表达式为

$$P_{ij} = \{ \mathbf{M}_i(u_0(j) + \Delta u_j, \dots) - \mathbf{M}_i(u_0) \} / \Delta u_j$$
$$i = 1, 2, \dots, 6, \quad j = 1, 2 \quad (7)$$

式中 $\mathbf{M}_i(\cdot)$ 是通过模型计算得到的输出矩阵; u_0 是控制量的初始值; Δu_j 是第 j 个控制量增量^[17-18]。其中 Δu_j 可以由下式计算得到:

$$\Delta u_j = \alpha(k) u_j \quad (8)$$

由于控制量的增量系数对优化结果具有很大的影响, 因此本文采取变增量系数的方式对增量系数进行选取, 具体选取规则如下:

$$\alpha(k) = \begin{cases} 0.02 & k = 1 \\ \alpha(k-1) & \Delta F_n \geq 0.01 \\ \alpha(k-1) - 0.001 & \Delta F_n < 0.01 \\ 0.005 & \alpha(k-1) \leq 0.005 \end{cases} \quad (9)$$

式中 k 为迭代次数; ΔF_n 为推力增量。当 PSM 提取完毕后, 性能指标、约束量和控制量之间的线性关系就被确立, 之后即可根据获得的线性关系, 利用 LP 算法对指令信号进行修正。

3.2 变增量 LP 算法

设计将指令修正转换为一种优化问题, 该问题可以描述为当发动机处于非额定工作状态, 即存在推力偏差时, 在发动机不超转、不超温、喘振裕度和控制量满足范围要求、推力不超过期望值的约束下寻找发动机最大推力。具体如下所述:

$$\begin{cases} \max F_n = f(W_f, A_8) \\ \mathbf{u}_{\min} \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{\max} \\ n_{l, \min} \leq n_l \leq n_{l, \max} \\ n_{h, \min} \leq n_h \leq n_{h, \max} \\ T_{t6, \min} \leq T_{t6} \leq T_{t6, \max} \\ S_{mf} \geq S_{mf, \min} \\ S_{mc} \geq S_{mc, \min} \\ F_n \leq F_{nor} \end{cases} \quad (10)$$

式中 F_n 为发动机推力, W_f 为燃油量, A_8 为尾喷口面积, $\mathbf{u} = [W_f, A_8]^T$ 为发动机控制向量, $\mathbf{u}_{\min}$ 和 $\mathbf{u}_{\max}$ 分别为向量下界和上界, $n_{l, \min}$ 和 $n_{l, \max}$ 分别为低压转子转速最低和最高值, $n_{h, \min}$ 和 $n_{h, \max}$ 分别为高压转子转速最低和最高值, $T_{t6, \min}$ 和 $T_{t6, \max}$ 分别为涡轮后温度最低和最高值, S_{mf} 和 S_{mc} 分别为风

扇和压气机喘振裕度, F_{nor} 为实时模型计算出未发生性能退化的发动机推力期望值。

LP 问题的约束条件包括控制量约束与限制约束。其中, 控制量约束包括线性化条件及最大最小限制; 限制约束是出于发动机稳定性考虑的出货量限制。以燃油量 W_f 为例, ΔW_f 需满足线性化条件, W_f 需满足最大最小限制, 经过变量代换, W_f 的约束条件可改写成

$$-\Delta W_f \leq B_1$$
$$\Delta W_f \leq B_2 \quad (11)$$

式中 $B_1 = -\max\{-0.01W_{fd}, (W_{fmin} - W_{f0})\}$; $B_2 = \min\{0.01W_{fd}, (W_{fmax} - W_{f0})\}$; W_{fd} 为设计点燃油量, W_{f0} 为当前状态燃油量。以此类推, 式(11)可改写为如下不等式约束条件:

$$\begin{cases} -\Delta W_f \leq B_1 \\ \Delta W_f \leq B_2 \\ -\Delta A_8 \leq B_3 \\ \Delta A_8 \leq B_4 \\ -(p_{11}\Delta W_f + p_{12}\Delta A_8) \leq B_5 \\ (p_{21}\Delta W_f + p_{22}\Delta A_8) \leq B_6 \\ -(p_{31}\Delta W_f + p_{32}\Delta A_8) \leq B_7 \\ p_{31}\Delta W_f + p_{32}\Delta A_8 \leq B_8 \\ -(p_{41}\Delta W_f + p_{42}\Delta A_8) \leq B_9 \\ p_{41}\Delta W_f + p_{42}\Delta A_8 \leq B_{10} \\ -(p_{51}\Delta W_f + p_{52}\Delta A_8) \leq B_{11} \\ p_{51}\Delta W_f + p_{52}\Delta A_8 \leq B_{12} \\ P_{61}\Delta W_f + P_{62}\Delta A_8 \leq B_{13} \end{cases} \quad (12)$$

同理可求得最大推力性能指标

$$\Delta F_n = p_{61}\Delta W_f + p_{62}\Delta A_8 \quad (13)$$

图 5 展示了变增量 LP 算法结构图, 其中, PSM、约束边界以及性能指标构成 LP 问题, 并通过求解 LP 问题获得局部最优解, 经反复迭代至满足精度要求或达到最大迭代次数限制后得到全局最优解, 将最优解中的 W_f 和 A_8 通过输入到发动机实时模型中计算得到此时对应的输出信号 n_h 和 π_e , 并将两者同推力恢复前指令信号作差, 得到的 Δn_{hr} 和 $\Delta \pi_{er}$ 作为转速指令和发动机压比指令的修正值, 并将修正后的指令信号输入到内环神经网络控制器, 进而达到推力缓解的目的。其迭代步骤如下:

1) 初始化控制向量 $\mathbf{u}$ 与增量系数 α , 设定约束边界条件与性能指标要求;

2) 根据发动机控制向量 $\mathbf{u}$ 计算其稳态输出, 根据增量系数 α 调节控制增量, 并计算加增量后

的稳态输出；

3) 利用步骤 2) 中的稳态输出建立 PSM, 据此构建 LP 问题, 并进行求解以获得推力 F_n 的局部最优解；

4) 将优化后的控制向量 u' 代入步骤 2) 继续迭代, 直至满足精度要求或达到最大迭代次数。

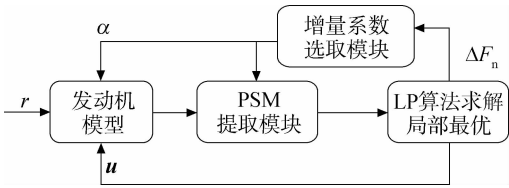


图 5 变增量 LP 算法结构图

Fig. 5 Diagram of variable increment LP algorithm

图 5 中 r 表示按照原始控制律达到稳态时模型的输入量, 包括高度、马赫数、控制量、健康参数等; u 表示 LP 算法单次迭代得到的优化后的控制量; ΔF_n 表示 LP 算法单次迭代都的推力增量值。

4 仿真验证

为了验证本文提出的推力缓解控制方法的效果, 本文以某型双转子涡扇发动机部件级模型为对象, 设计了推力衰退缓解控制系统, 并给出了仿真结果。

在进行推力缓解控制之前, 首先需要训练得到内环神经网络控制器。其中, 控制器中的 NARMA-L2 模型的两个神经网络均为单隐含层, 且输入层、隐含层和输出层的神经元个数分别为 5、10 和 1。训练首先需要利用航空发动机模型在 $H=0\text{ m}$, $Ma=0$ 的飞行条件下, 通过随机的输入信号生成包含 10 000 组训练样本的主燃油量-高压转子转速数据集, 为了确保模型训练充分, 本文适当缩小输入信号的范围, 输入数据和输出数据的样本集如图 6 所示。

训练误差收敛图如图 7 所示。可以发现误差在迭代 25 次之后变化区域缓慢, 并最终在迭代 100 次后收敛到 6.2×10^{-6} , 神经网络控制器训练完毕。为了进一步得到具有自适应能力的控制器, 还需根据式 (8) 对神经网络参数进行在线修正, 其中学习率 $\alpha=0.0022$, 至此内环神经网络控制器设计完毕。

在内环控制器的基础上加入外环指令修正, 得到完整的推力衰退缓解控制器并针对该控制器进行仿真验证。仿真共有 4 组, 包含包线内 3 个飞行条件, 分别为 $H=0\text{ m}$, $Ma=0$ 、 $H=4\,000\text{ m}$,

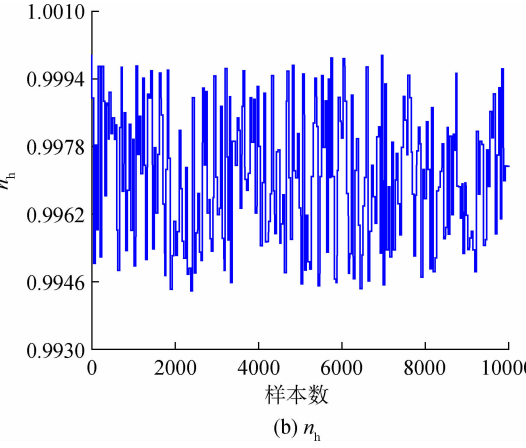
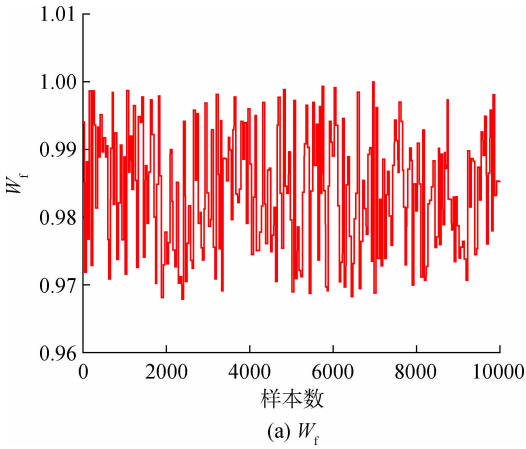


图 6 NARMA-L2 模型训练数据集

Fig. 6 Training datasets of the NARMA-L2 model

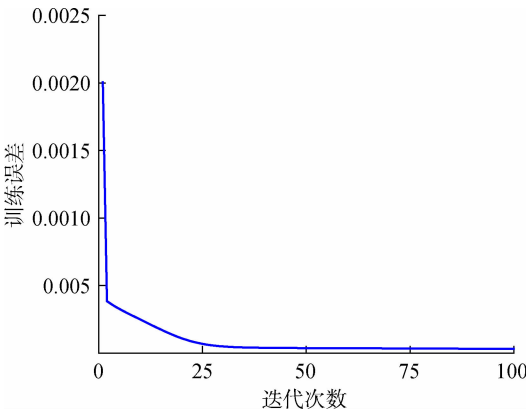


图 7 训练误差收敛图

Fig. 7 Convergence of training error

$Ma=0.8$ 以及 $H=8\,000\text{ m}$, $Ma=1.2$, 其中前 3 组仿真高压转子转速指令 n_{hr} 初始值为 0.95, 在 10 s 后发动机风扇和压气机发生性能退化, 两者流量和效率均降低 1%, 在 20 s 后开始修正指令, 并且在 30 s 时仿真结束; 第 4 组仿真 n_{hr} 初始值为 1, 在 10 s 后发动机风扇效率降低 5%, 在 20 s 后开始修正指令, 同样在 30 s 时仿真结束。其中, 本

文仿真过程中所有变量均已作数据转换处理,具体方法为用当前变量的实际值除以其设计点的数值。

1) $H=0\text{ m}$, $Ma=0$, $n_{br}=0.95$ 稳定工作点处性能退化情况下仿真结果如图 8 所示。

图 8(a)~图 8(e)中的 3 条线分别对应一下三种情况:①发动机正常工作情况下,常规的内环控制方式下各参数的变化;②发动机发生性能退化的情况下,常规的内环控制方式下各参数的变化;③发动机发生性能退化的情况下,推力缓解控

制方式下各参数的变化。可以看出,当发生性能退化后,虽然内环神经网络控制器依然可以快速追踪上原转速指令,但此时推力大小相比于发动机正常工作时有下降。当加入外环指令修正回路后,为了保证发动机安全工作,转速指令信号先下调 1%,此时控制器很快追踪上新的指令信号,之后利用变增量 LP 算法得到推力缓解所需的指令信号增量,图 8(f)展示了变增量 LP 算法内部参数的迭代情况,在第 20s 将迭代获得的 Δn_{br} 和

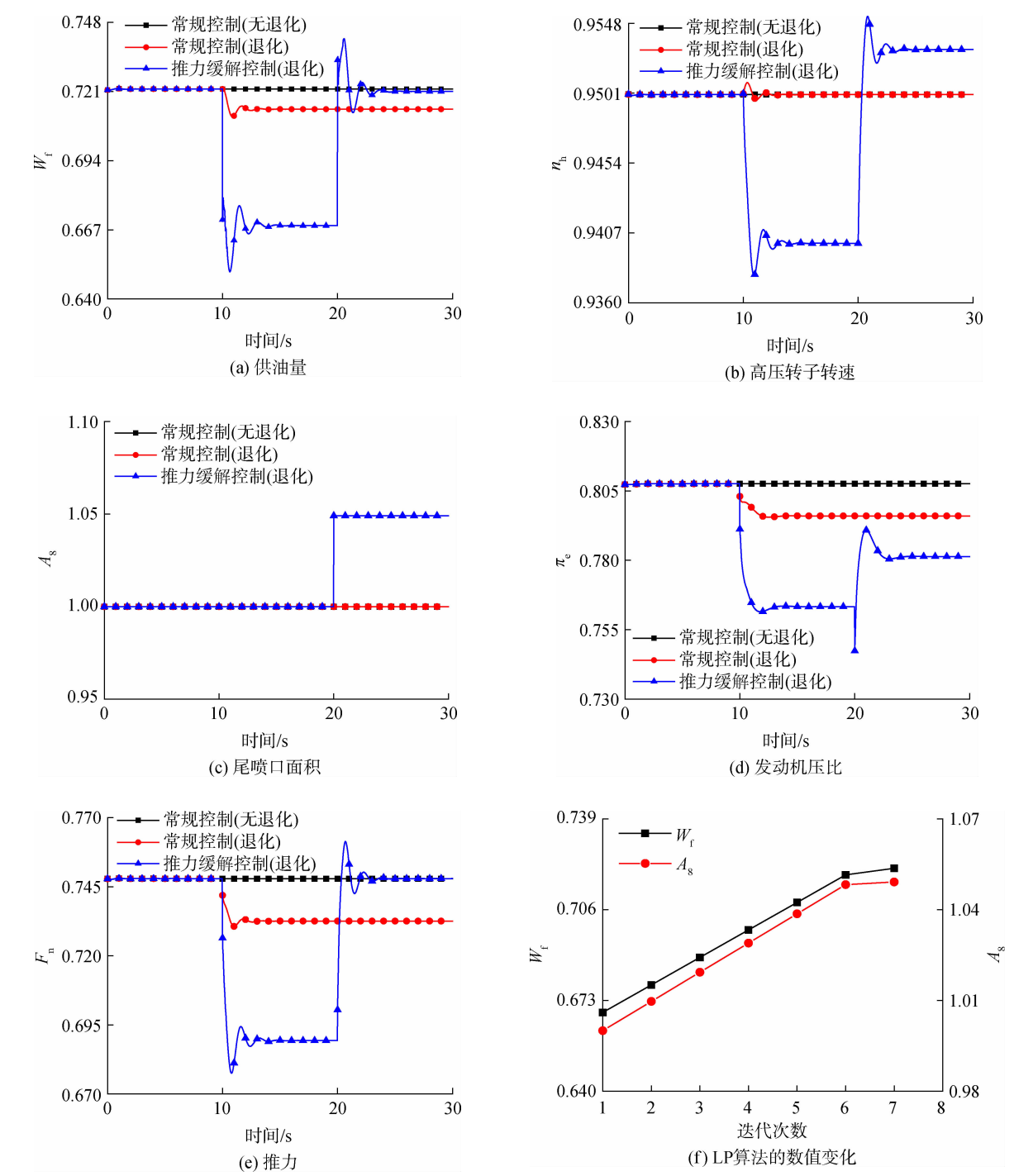


图 8 压气机发生性能退化时所选变量变化情况 ($H=0\text{ m}$, $Ma=0$)

Fig. 8 Change of selected variable when the compressor has a performance abrupt variation ($H=0\text{ m}$, $Ma=0$)

$\Delta\pi_{er}$ 同时作用于内环控制器,从图 8(e)中可以看出,本文设计的推力缓解控制方法相比于常规内环控制器可以有效地对推力进行恢复。

2) $H=4\,000\text{ m}$, $Ma=0.8$, $n_{hr}=0.95$ 稳定工作点处性能退化情况下仿真结果如图 9 所示。

从图 9 中可以看出,虽然转速指令信号同地面点相同,但由于飞行条件的变化,主燃油流量和推力的大小依然发生了很大变化。然而推力缓解控制算法依然可以在迭代次数较少的情况下获得

期望推力,且得益于变增量 LP 优化算法对 A_8 大小也进行了修正,使得控制系统可以在 W_f 无需提高较多的情况下达到推力恢复的目的,从而进一步确保了发动机在不超转的情况下能提供同未发生性能退化的发动机一样所需的推力,体现了该算法的有效性。

3) $H=8\,000\text{ m}$, $Ma=1.2$, $n_{hr}=0.95$ 稳定工作点处性能退化情况下仿真结果如图 10 所示。

从图 10 中可以看出,随着高度和马赫数的进

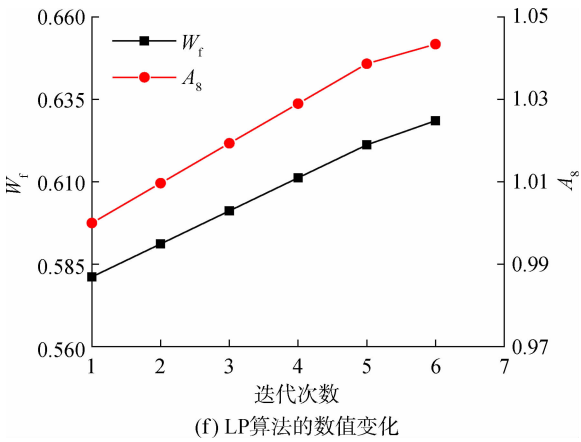
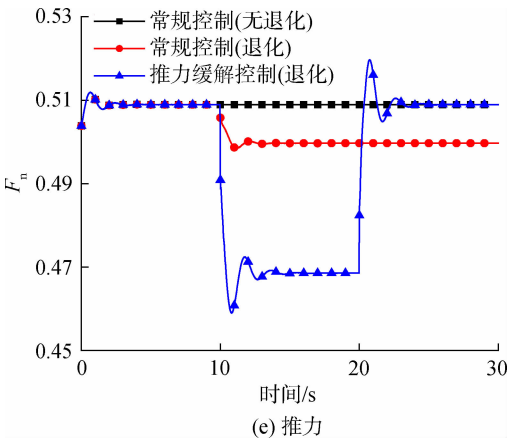
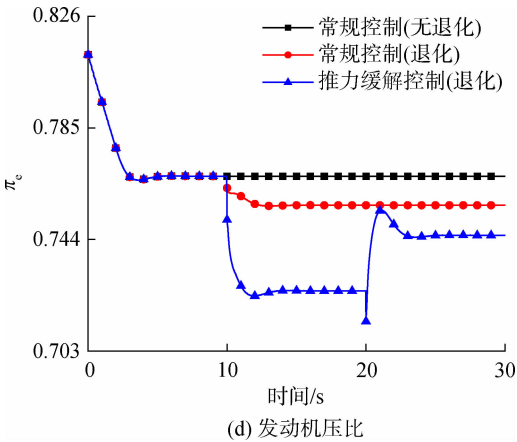
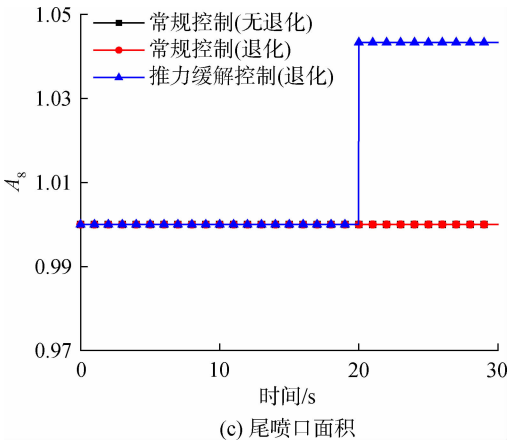
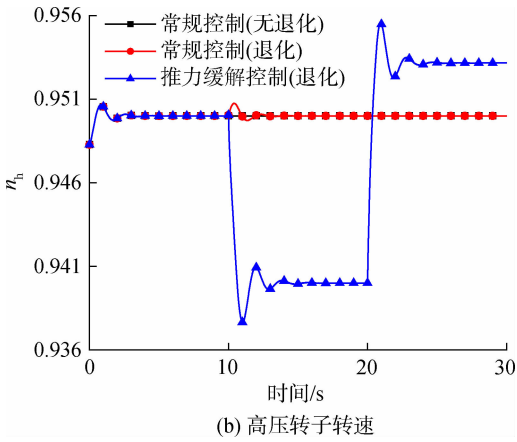
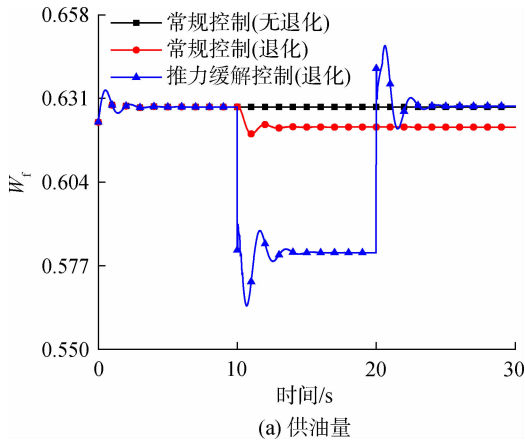


图 9 压气机发生性能退化时所选变量变化情况 ($H=4\,000\text{ m}$, $Ma=0.8$)

Fig. 9 Change of selected variable when the compressor has a performance abrupt variation ($H=4\,000\text{ m}$, $Ma=0.8$)

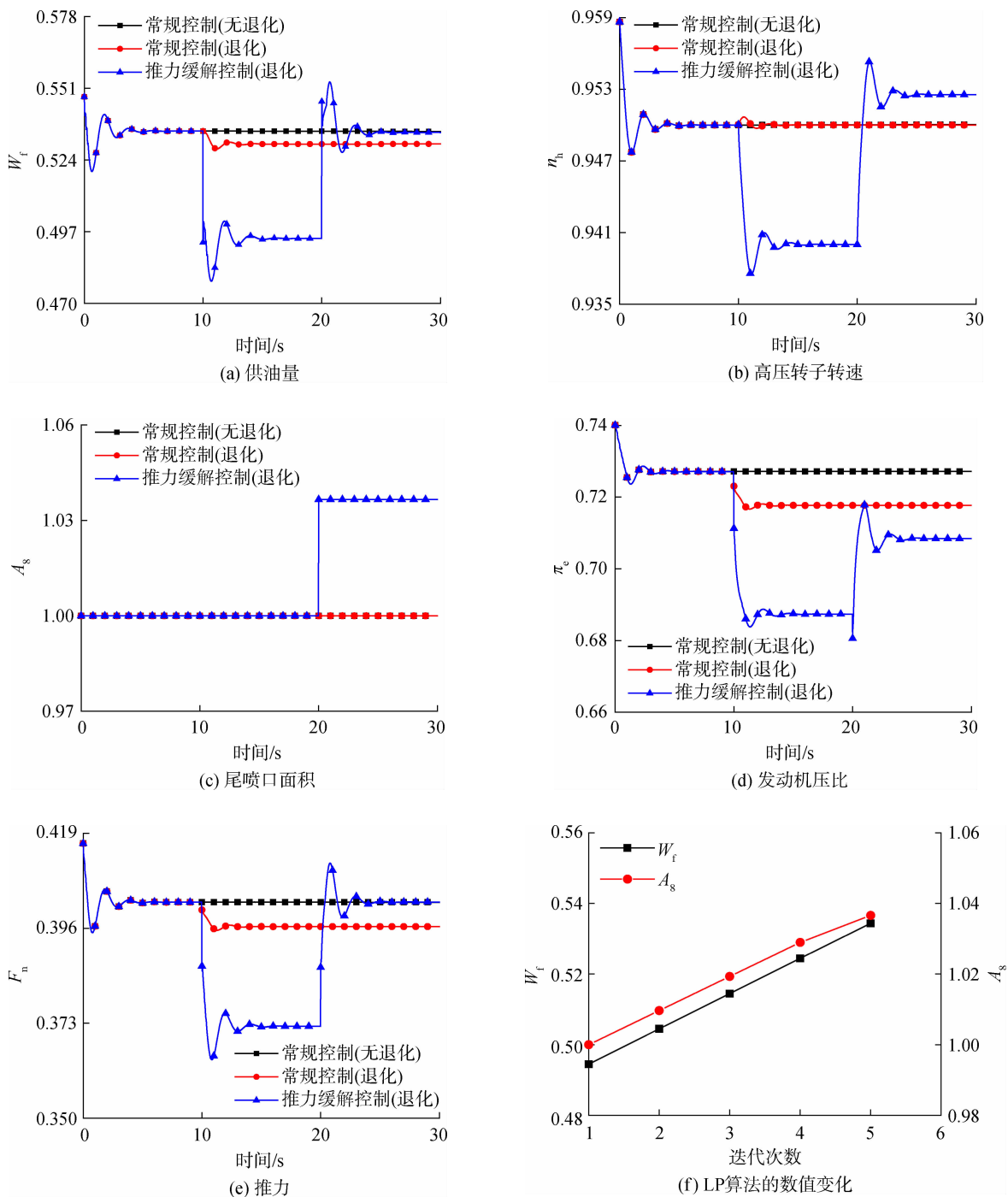


图 10 压气机发生性能退化时所选变量变化情况($H=8000\text{ m}$, $Ma=1.2$)

Fig. 10 Change of selected variable when the compressor has a performance abrupt variation ($H=8000\text{ m}$, $Ma=1.2$)

一步提升,发动机特性相比于地面点已发生较大变化。得益于内环神经网络控制器的自适应特性,使得控制器依然可以很好的跟踪转速指令,并且再加入外环指令修正后,该推力缓解控制器依然可以对推力进行恢复。

4) $H=0\text{ m}$, $Ma=0$, $n_{hr}=1$ 稳定工作点处性能退化情况下仿真结果如图 11 所示。

本文在地面点 $n_{hr}=1$ 处令风扇效率下降 5%,验证推力衰退缓解控制方法在超限边界附近

的性能表现,从图 11(a)中可以看出,性能退化发生后,常规转速控制通过降低燃油量保证高压转子转速继续追踪原指令,这导致发动机推力发生衰退。本文提出的推力衰退缓解控制方法在性能退化发生后先将 n_{hr} 降低 1% 以确保发动机安全工作,并在第 20 s 将修正后的指令输入神经网络控制器进行推力恢复,但从图 11(b)中可以看出,由于此时的高压转子转速最大值 $n_{h,\max}=1.018$,导致在变增量 LP 优化算法寻优过程中 n_h 达到

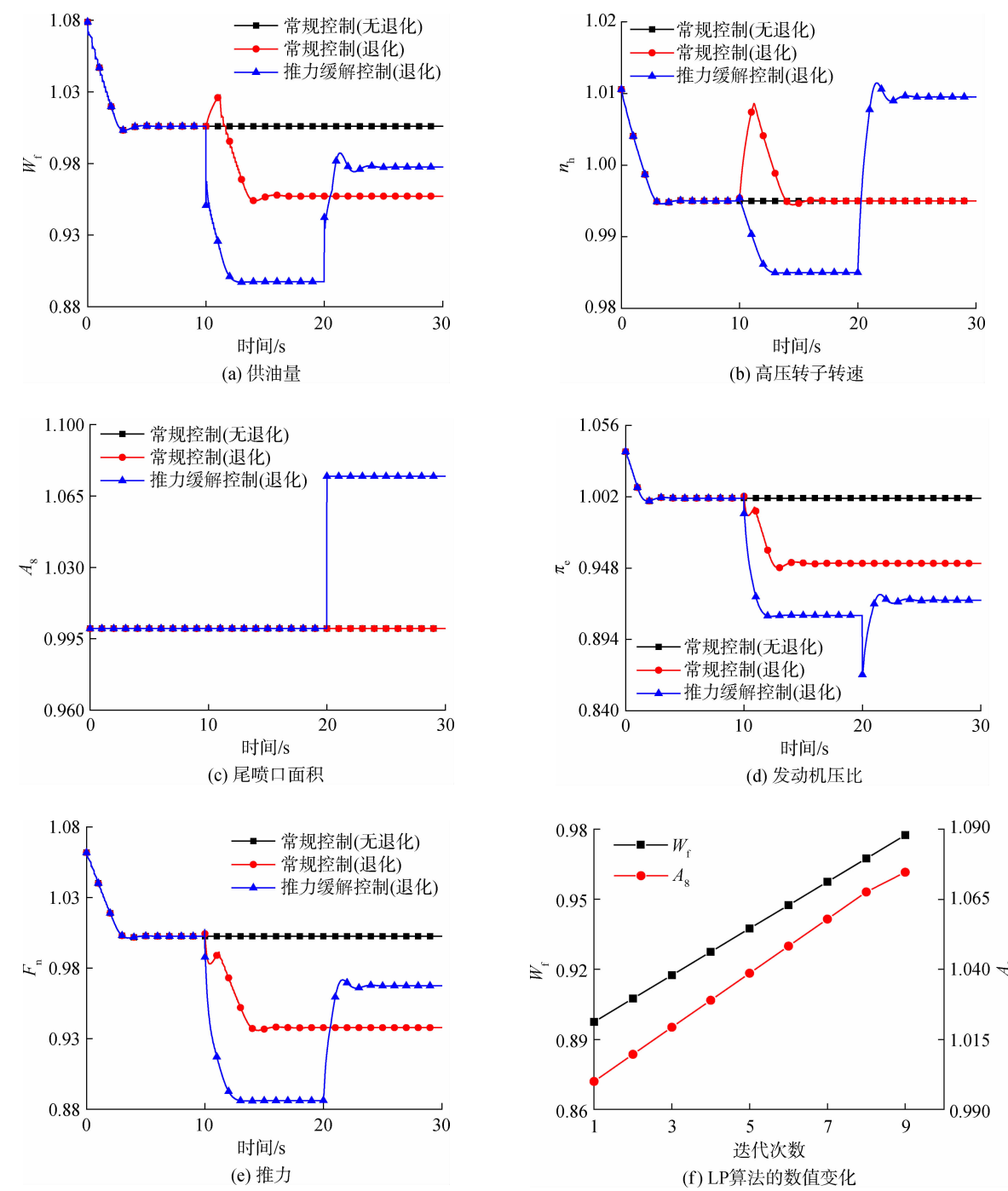


图 11 风扇发生性能退化时所选变量变化情况 ($H=0\text{ m}, Ma=0$)

Fig. 11 Change of selected variable when the fan has a performance abrupt variation ($H=0\text{ m}, Ma=0$)

边界而寻优停止。从图 11(e)中可以发现,常规控制下发生退化后推力从 1.0026 下降到0.9379,而推力缓解控制下的推力最终恢复到 0.9680。虽然推力缓解控制下的推力并未恢复到无突变时的推力,但相比于常规控制,依然在保证发动机不超限的情况下使推力衰退缓解了 46.5%。

5 结 论

本文针对航空发动机性能退化导致推力下降

的问题,提出了一种基于变增量 LP 优化的航空神经网络控制方法用于发动机推力衰退缓解控制。该方法在内环神经网络控制器的基础上设计了指令修正外环回路,利用变增量 LP 优化方法,并根据发动机性能退化引起的推力衰退程度,调整发动机指令信号以缓解推力损失。结果表明:在 4 组仿真条件下,该方法在保证性能退化的发动机不超限的条件下使推力衰退至少缓解了 46.5%,验证了该方法的有效性。

参考文献：

[1] GARG S. Controls and health management technologies for intelligent aerospace propulsion systems[R]. AIAA-2004-0949,2004.

[2] 王占学,刘增文,叶新农. 某型涡扇发动机部件老化对性能影响的分析与计算[J]. 航空动力学报,2007,22(5):792-796.

WANG Zhanxue, LIU Zengwen, YE Xinnong. Effect of component deterioration on turbofan engine performance [J]. Journal of Aerospace Power,2007,22(5):792-796. (in Chinese)

[3] GARG S. NASA glenn research in controls and diagnostics for intelligent aerospace propulsion system[R]. NASA/TM-2005-214036,2005.

[4] GARG S. Introduction to advanced engine control concepts [R]. Oklahoma, US;NASA,2007.

[5] MCWHERTER S. Damage emulation in the Dryden C-17 simulation estimating maximum torque tolerance [R]. NASA/TM-2006-56109,2006.

[6] 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 Jinqun, QIU Xiaojie, LU Feng, et al. Performance recovery control method for aircraft engine[J]. Journal of Aerospace Power,2012,27(7):1595-1603. (in Chinese)

[7] LITT J S,SOWERS T S. Evaluation of outer loop retrofit architecture for intelligent turbofan engine thrust control [R]. AIAA 2006-5103,2006.

[8] LITT J S,TURSO J A,SHAH N,et al. A demonstration of a retrofit architecture for intelligent control and diagnostics of a turbofan engine[R]. NASA/TM-2005-241019,2005.

[9] 姚彦龙,孙健国. 基于神经网络逆控制的发动机直接推力控制[J]. 推进技术,2008,29(2):249-252.

YAO Yanlong, SUN Janguo. Aeroengine direct thrust control based on neural network inverse control[J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29 (2): 249-252. (in Chinese)

[10] 李业波,李秋红,黄向华,等. 航空发动机性能退化缓解控制技术[J]. 航空动力学报,2012,27(4):930-936.

LI Yebo, LI QiuHong, HUANG Xianghua, et al. Performance deterioration mitigation control of aero-engine[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27 (4): 930-936. (in Chinese)

[11] 姚华. 航空发动机全权限数字电子控制系统[M]. 北京:航空工业出版社,2014.

[12] 杜宪. 滑模与预测控制在航空发动机限制管理中应用研究[D]. 西安:西北工业大学,2016.

DU Xian. Application of sliding mode control and model predictive control to limit management for aero-engines [D]. Xi'an:Northwestern Polytechnical University,2016. (in Chinese)

[13] 魏东. 非线性系统神经网络参数预测及控制[M]. 北京:机械工业出版社,2008.

[14] NARENDRA K S,MUKHOPADHYAY S. Adaptive control using neural networks and approximate models[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1997,8(3):475-485.

[15] ASGARI H,FATHI J. Design of conventional and neural network based controllers for a single-shaft gas turbine [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2017,89(1):52-65.

[16] 孙健国. 面向 21 世纪航空动力控制展望[J]. 航空动力学报,2001,16(2):97-102.

SUN Jianguo. Prospect of the aeroengine control development in the early time of the 21st century[J]. Journal of Aerospace Power,2001,16(2):97-102. (in Chinese)

[17] 吴斌. 进口畸变下的航空发动机稳定性控制研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2015.

WU Bin. Research on stability control for aero-engine with inlet distortion[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2015. (in Chinese)

[18] 王健康. 基于机载复合模型及 SQP 的发动机性能寻优控制研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.

WANG Jiankang. Performance seeking control based on onboard hybrid aero-engine model and SQP[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2010. (in Chinese)

(编辑:叶 青、张 雪)