

引用格式: 王伟, 王倩, 陈义成, 等. 基于预测模型切换的航发传感器主动容错控制[J]. 电光与控制, 2019, 26(11): 31-36, 40. WANG W, WANG Q, CHEN Y C, et al. Active fault-tolerant control of aeroengine sensor based on predictive model switching[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11): 31-36, 40.

## 基于预测模型切换的航发传感器主动容错控制

王伟, 王倩, 陈义成, 白杰

(中国民航大学天津市民用航空器适航与维修重点实验室, 天津 300300)

**摘要:** 针对航空发动机传感器硬故障, 基于模型预测控制(MPC)算法, 提出了一种“隐性”判断传感器故障的主动容错控制(FTC)方法。首先, 该方法建立包含正常模式以及传感器故障的预测模型库, 然后, 监控决策单元根据传感器测量值, 选择与之最匹配的预测模型, 并向切换单元下达切换指令, 以此达到在线容错的目的。同时, 对CMPASS-40K涡扇发动机进行了主动容错控制仿真, 结果表明, 监控决策机制能够在较短的时间内判断传感器故障, 实现容错, 而且该方法不仅能实现已知故障容错, 还能实现未知故障容错。

**关键词:** 传感器硬故障; 模型预测控制; 预测模型库; 容错控制

中图分类号: V272 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.007

## Active Fault-Tolerant Control of Aeroengine Sensor Based on Predictive Model Switching

WANG Wei, WANG Qian, CHEN Yi-cheng, BAI Jie

(Tianjin Key Laboratory on Civil Aircraft Airworthiness and Maintenance, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

**Abstract:** Based on Model Predictive Control (MPC) algorithm, an active Fault Tolerant Control (FTC) method is proposed, which can diagnose sensor hard fault implicitly. Firstly, a prediction model library is established, which includes normal models and abnormal models with sensor faults. Then, the best matching prediction model is selected and the switch command is sent to the switching unit by the monitoring decision-making unit according to the sensor measurements, so as to realize online fault tolerance. At the same time, active fault-tolerant control simulations of CMPASS-40K turbofan engine are carried out. The results show that the monitoring and decision-making mechanism can judge sensor faults and realize fault-tolerance in a relatively short time. Moreover, this method can not only realize the tolerance of known faults, but also realize the tolerance of unknown faults.

**Key words:** sensor hard fault; Model Predictive Control (MPC); predictive model library; fault-tolerant control

### 0 引言

目前, 航空发动机普遍使用全权限数字式电子控制器(Full Authority Digital Engine Control, FADEC), 其显著的特点是系统中包含大量的传感器等元件, 传感器的故障可能会对系统产生致命的危害, 为了提高飞行的安全性, 对传感器故障进行容错控制非常有必要。

模型控制(Model Predictive Control, MPC)算法因

可以处理约束而受到了航空发动机研究领域的广泛关注<sup>[1]</sup>, 并已被证明可用在航空发动机上<sup>[2]</sup>, MPC结构灵活, 在容错控制领域有很大的应用前景, 国内外学者将MPC和主动容错控制(Fault Tolerant Control, FTC)称为模型预测容错控制<sup>[3]</sup>(Fault Tolerant Model Predictive Control, FTMPC)。应用在传感器上的FTMPC方法有鲁棒预测容错控制<sup>[4]</sup>法和多模型切换的预测容错控制(Multiple Model predictive control, MMPC)<sup>[5-9]</sup>法, 前者属于被动容错方法, 适用范围小, 后者过于依赖故障诊断单元。

2015年, 针对发动机组件故障, 文献[10]提出了一种可“隐性”判断故障的方法, 并利用MMPC方法进行

收稿日期: 2018-12-11

修回日期: 2019-06-10

基金项目: 大飞机重大专项支持

作者简介: 王伟(1977—), 男, 河南许昌人, 博士, 副教授, 研究方向为发动机控制系统适航审定。

发动机组件故障的容错,针对传感器硬故障,本文借鉴其应用在组件故障上的方法,提出了一种“隐性”判断传感器故障的主动容错控制方法,并推导了基于 MMPC 方法的传感器容错理论,该方法能够在每一个采样时刻获得发动机测量值,根据测量值匹配到与之最接近的预测模型,隐性判断传感器故障,并切换到相应的预测模型上,从而达到容错的目的。相对于传统的 PID 控制器,该方法可以在处理故障的同时处理约束;相对于传统的传感器容错控制方法,该方法可以隐性判断传感器故障,避免了 FDD 漏检和误检对发动机的影响。

## 1 传感器主动容错控制方法

如图 1 所示,本文所提出的容错框架包括预测模型库、监控决策单元、切换单元和滚动优化器 4 部分。

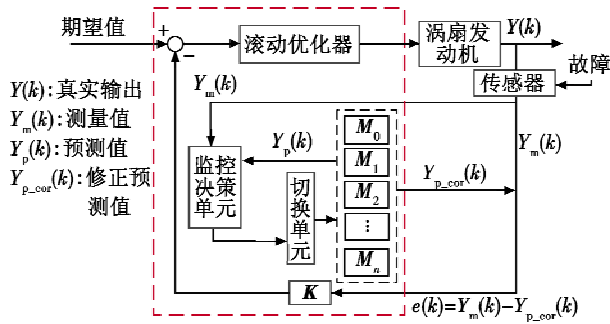


图 1 基于预测模型切换的容错框架

Fig. 1 The framework of fault-tolerance based on predictive model switching

预测模型库由正常状态下的模型与带传感器故障的故障模型构成,一般需要离线设计;监控决策机制根据传感器测量值和预测模型库的输出值,选择最为匹配的模型作为预测模型,从而“隐性”判断传感器故障;切换单元根据决策单元提供的决策信息执行相应的切换工作,切换到相应的预测模型上,从而实现传感器的故障容错控制。

### 1.1 基于 MPC 的传感器故障容错控制原理

本节重点介绍 MPC 控制器的基本原理,并据此推导基于预测模型切换的容错控制原理。

#### 1.1.1 MPC 基本原理

MPC 通常包含预测模型、滚动优化和反馈校正<sup>[11]</sup> 3 部分。

##### 1.1.1.1 预测模型

发动机的状态空间模型为

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y_t = C_t x + D_t u \\ y_l = C_l x + D_l u \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $x$  表示状态量;  $y_t$  表示跟踪输出量;  $y_l$  表示限制

输出量;  $u$  表示控制量;  $A$  表示状态矩阵;  $B$  表示输入矩阵;  $C_t$  和  $C_l$  分别表示跟踪输出矩阵和限制输出矩阵;  $D_t$  和  $D_l$  分别表示跟踪前馈矩阵和限制前馈矩阵。

根据式(1)确定的离散预测模型为

$$\begin{cases} x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \\ y_t(k) = C_t x(k) + D_t u(k) \\ y_l(k) = C_l x(k) + D_l u(k) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $A_d, B_d$  分别表示式(1)中的  $A, B$  离散化后的矩阵;  $y_t(k)$  为跟踪输出;  $y_l(k)$  为限制输出。

为了将传统积分优势并入到 MPC, 令  $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k-1)$ , 构造增广状态  $x_a^T(k) = (x(k)^T \ u(k-1)^T)^T$ 。经过增广, 式(2)变成

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} x(k+1) \\ u(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_d & B_d \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B_d \\ I \end{pmatrix} \Delta u(k) \\ y_t(k) = (C_t \ D_t) \begin{pmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{pmatrix} + D_t \Delta u(k) \\ y_l(k) = (C_l \ D_l) \begin{pmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{pmatrix} + D_l \Delta u(k) \end{cases} \quad (3)$$

紧凑格式为

$$\begin{cases} x_a(k+1) = A_{da} x_a(k) + B_{da} \Delta u(k) \\ y_t(k) = C_{tda} x_a(k) + D_{tda} \Delta u(k) \\ y_l(k) = C_{lda} x_a(k) + D_{lda} \Delta u(k) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $A_{da} = \begin{pmatrix} A_d & B_d \\ 0 & I \end{pmatrix}$ ;  $B_{da} = \begin{pmatrix} B_d \\ I \end{pmatrix}$ ;  $C_{tda} = (C_t \ D_t)$ ;  $D_{tda} = D_t$ ;  $C_{lda} = (C_l \ D_l)$ ;  $D_{lda} = D_l$ ;  $I$  是单位矩阵。

状态量  $x$ , 跟踪量  $y_t$  和限制量  $y_l$  在未来  $n_y$  时刻的预测值为

$$\begin{cases} \hat{X}_a(k) = P_{xx} x_a(k) + H_x \Delta \hat{U}(k) \\ \hat{Y}_t(k) = P_t x_a(k) + H_t \Delta \hat{U}(k) \\ \hat{Y}_l(k) = P_l x_a(k) + H_l \Delta \hat{U}(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\hat{X}_a(k) = (\hat{x}_a(k+1) \ \hat{x}_a(k+2) \ \cdots \ \hat{x}_a(k+n_y))^T$ ;  
 $\hat{Y}_t(k) = (\hat{y}_t(k+1) \ \hat{y}_t(k+2) \ \cdots \ \hat{y}_t(k+n_y))^T$ ;  
 $\hat{Y}_l(k) = (\hat{y}_l(k+1) \ \hat{y}_l(k+2) \ \cdots \ \hat{y}_l(k+n_y))^T$ ;  
 $\Delta \hat{U}(k) = (\Delta \hat{u}(k) \ \Delta \hat{u}(k+1) \ \cdots \ \Delta \hat{u}(k+n_y-1))^T$ ;

$$P_{xx} = (A_{da} \ A_{da}^2 \ \cdots \ A_{da}^{n_y})^T;$$

$$P_t = (C_{tda} A_{da} \ C_{tda} A_{da}^2 \ \cdots \ C_{tda} A_{da}^{n_y})^T;$$

$$P_l = (C_{lda} A_{da} \ C_{lda} A_{da}^2 \ \cdots \ C_{lda} A_{da}^{n_y})^T;$$

$$H_x = \begin{pmatrix} B_{da} & 0 & \cdots & 0 \\ A_{da} B_{da} & B_{da} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{da}^{n_y-1} B_{da} & A_{da}^{n_y-2} B_{da} & \cdots & A_{da}^{n_y-n_y} B_{da} \end{pmatrix}^T;$$

$$H_i = \begin{pmatrix} C_{ida}B_{da} & D_i & \cdots & 0 \\ C_{ida}A_{da}B_{da} & C_{ida}B_{da} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ C_{ida}A_{da}^{n_y-1}B_{da} & C_{ida}A_{da}^{n_y-2}B_{da} & \cdots & C_{ida}A_{da}^{n_y-n_u}B_{da} \end{pmatrix}^T ;$$

$$H_l = \begin{pmatrix} C_{lda}B_{da} & D_l & \cdots & 0 \\ C_{lda}A_{da}B_{da} & C_{lda}B_{da} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ C_{lda}A_{da}^{n_y-1}B_{da} & C_{lda}A_{da}^{n_y-2}B_{da} & \cdots & C_{lda}A_{da}^{n_y-n_u}B_{da} \end{pmatrix}^T ;$$

其中,  $n_u$  是控制时域;  $n_y$  是预测时域。

### 1.1.1.2 反馈校正

常见的反馈校正采用对预测输出进行补偿方式,即

$$\begin{cases} \hat{Y}_{ICOR}(k+i) = \hat{y}_i(k) + H_{COR}e(k) \\ \hat{Y}_{ICOR}(k+i) = \hat{Y}_i(k) + H_{COR}e(k) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ , 表示当前时刻发动机实际输出与预测模型的误差;  $H_{COR}$  表示校正矩阵;  $\hat{Y}_{ICOR}(k+i)$  表示当前时刻下未来  $i$  步的校正跟踪输出;  $\hat{Y}_{ICOR}(k+i)$  表示当前时刻下未来  $i$  步的校正限制输出。

### 1.1.1.3 滚动优化

滚动优化是 MPC 控制器的核心, 相对于最优控制的全局解, 它可以及时弥补模型失配引起的不确定性。

根据控制目标设计二次目标函数, 即

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u} J = & (P_r x_a(k) + H_r \Delta \hat{U}(k) + H_{COR}e(k) - \\ & Y_r(k))^T (P_r x_a(k) + H_r \Delta \hat{U}(k) + H_{COR}e(k) - \\ & Y_r(k)) + \lambda \Delta \hat{U}(k)^T \Delta \hat{U}(k) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \Delta u_{\min} \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{\max} & k=0, 1, \dots, n_u-1 \\ u_{\min} \leq u(k) \leq u_{\max} \\ y_{\min} \leq y(k) \leq y_{\max} & k=0, 1, \dots, n_y \end{cases}$$

其中:  $\Delta u_{\min}$ ,  $\Delta u_{\max}$ ,  $u_{\min}$ ,  $u_{\max}$ ,  $y_{\min}$ ,  $y_{\max}$  分别表示输入增量、输入和输出的限制值;  $\lambda$  是标量权重。

令

$$M(k) = P_r x_a(k) + H_r \Delta \hat{U}(k) + H_{COR}e(k) - Y_r(k) \quad (8)$$

将式(8)代入式(7), 得到

$$\begin{aligned} \min_{\Delta u} J = & (\Delta \hat{U}(k))^T (H_l^T H_l + \lambda I) \Delta \hat{U}(k) + \\ & 2(M(k))^T H_l \Delta \hat{U}(k) + (M(k))^T M(k) \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)的目标函数是二次型, 而且  $H_l^T H_l + \lambda I$  是对称正定的, 因此, 若不考虑约束, 可以通过使梯度为零, 求得目标函数的全局最小值。起始于时刻  $k$  的最优序列解为

$$\begin{aligned} \Delta \hat{U}(k) = & (H_l^T H_l + \lambda I)^{-1} H_l^T (P_r x_a + \\ & H_{COR}e(k) - Y_r(k)) \end{aligned} \quad (10)$$

只有序列的第一个元素才会应用在发动机上, 从而 MPC 的输入具有以下形式

$$u(k) = Kx_a + H_e e(k) - P_r Y_r(k) \quad (11)$$

式中:  $K$  是通过提取  $(H_l^T H_l + \lambda I)^{-1} H_l^T P_r$  的前  $m$  行得到的  $m \cdot n$  维矩阵;  $H_e$  是通过提取  $(H_l^T H_l + \lambda I)^{-1} \cdot H_l^T H_{COR}$  的前  $m$  行得到的  $m \cdot n$  维矩阵;  $P_r$  是通过提取矩阵  $(H_l^T H_l + \lambda I)^{-1} H_l^T$  的前  $m$  行得到的  $m \cdot pn_y$  维矩阵,  $p$  是对象输出的维度。

### 1.1.2 基于 MPC 的容错原理推导

在 MPC 控制器的基础上, 推导了传感器容错原理。

当传感器发生故障时, 式(6)和式(11)中的  $e(k)$  变为  $e_f(k)$

$$\begin{aligned} e_f(k) = & y(k) + f(k) - \hat{y}(k) = \\ & y(k) - \hat{y}(k) + f(k) = e(k) + f(k) \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $f(k)$  表示传感器故障。

式(11)变为

$$u_f(k) = Kx_a + H_e (e(k) + f(k)) - P_r Y_r(k) \quad (13)$$

本文方法是通过修正当前时刻的预测输出达到故障补偿的目的。经过容错后的  $e(k)$  变为

$$\begin{aligned} e(k) = & (y(k) + f(k)) - (\hat{y}(k) + f(k)) = \\ & y(k) - \hat{y}(k) \end{aligned} \quad (14)$$

经过容错后的式(11)变为

$$\begin{aligned} u(k) = & Kx_a + H_e ((y(k) + f(k)) - (\hat{y}(k) + f(k))) - \\ & P_r Y_r(k) = Kx_a + H_e (y(k) - \hat{y}(k)) - P_r Y_r(k) \end{aligned} \quad (15)$$

## 1.2 容错结构设计

### 1.2.1 预测模型库

本文以 NASA 的 COMPASS-40K<sup>[12]</sup> 为被控对象, 采用通过小偏离线性化拟合法得到的稳态工作点处的增量状态空间方程作为正常模态下的预测模型, 限于篇幅, 仅考虑 3 种传感器 0.5%, 1%, 5% 硬故障作为系统的故障模型。

### 1.2.2 监控决策机制

监控决策机制在每一个采样时刻获得发动机实时的传感器输出测量值以及模型库中每一个模型的当前时刻预测值。决策指标为

$$J_i(k) = \alpha e_i^2(k) + \beta \sum_{j=1}^N e_i^2(k-j) \quad (16)$$

式中:  $J_i(k)$  表示当前时刻第  $i$  个子模型与测量值的模型匹配度;  $e_i(k) = y(k) - \hat{y}_i(k)$  表示当前时刻测量值与第  $i$  个子模型的误差;  $e_i(k-j) = y(k-j) - \hat{y}_i(k-j)$  表示当前时刻之前第  $j$  步测量值与第  $i$  个子模型的误差;  $\alpha$  和  $\beta$  分别表示当前时刻的权重和过去时刻的权重;  $N$  表示  $j$  的上限, 代表当前时刻的前  $N$  步可用于决策。  $\beta$  和  $N$  越大,  $\alpha$  越小,  $J_i$  越精准, 但切换越延迟, 否则, 反之。

令  $s(k) = \arg_{\min}(J_i(k))$  作为切换指标, 切换到最匹

配的模型上,将模型输出投入到闭环系统中,与带有未知故障的测量值相减,进行故障相消,从而实现容错。

1.2.3 切换机制

本文采用指数的方式进行切换,如果最佳模型为正常模型,切换到 1,如果为 0.5% 的故障模型,切换到 2,诸如此类,本文称之为故障模型指数(Fault model Index, FI),具体如表 1 所示。

表 1 故障模型指数  
Table 1 Fault model index

模型	硬故障	软故障	FI
正常模式	0	0	1
0.5% 硬故障	0.5%	0	2
1% 硬故障	1%	0	3
⋮	⋮	⋮	⋮

2 仿真

2.1 模型参数

基于 Matlab/Simulink 平台,搭建仿真系统进行验证,并以 NASA 的 CAMPSS-40K 发动机模型作为发动机仿真器<sup>[12 13]</sup>,即

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du + Ef \end{cases} \quad (17)$$

其中,输入输出以及状态量表示偏离稳态点的增量,即状态向量  $x = (\Delta N_f \quad \Delta N_c)^T$ ,控制输入  $u = (\Delta W_f \quad \Delta V_{VSV} \quad \Delta V_{VBV})^T$ ,输出  $y = (\Delta N_f \quad \Delta T_{48} \quad \Delta S_{smHPC})^T$ , $f$  为传感器故障, $E$  为传感器故障分布矩阵。 $\Delta N_f$  为风扇转速增量; $\Delta N_c$  为高压涡轮转速增量; $\Delta W_f$  为燃油增量<sup>[14]</sup>; $\Delta V_{VSV}$  为可变量子叶片增量; $\Delta V_{VBV}$  为可变放气活门增量; $\Delta T_{48}$  为高压涡轮出口总温的增量; $\Delta S_{smHPC}$  为高压压气机失速裕度增量。

在仿真中,采用 3 个作动器控制单个输出风扇转速  $\Delta N_f$ ,而另外两个变量  $\Delta T_{48}$  和  $\Delta S_{smHPC}$  作为限制输出量。

其中,以地面慢车为例,线性模型的矩阵<sup>[12]</sup>为

$$\begin{aligned} A &= \begin{pmatrix} -3.3808 & 1.2954 \\ 0.444 & -3.0501 \end{pmatrix}; \\ B &= \begin{pmatrix} 667.8408 & -39.2134 & -14.2485 \\ 133.9594 & 117.2730 & -26.8107 \end{pmatrix}; \\ C_i &= (1 \ 0); D_i = (0 \ 0 \ 0); \\ C_t &= \begin{pmatrix} -0.0191 & -0.1178 \\ 0.0158 & -0.0037 \end{pmatrix}; D_t = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

根据式(3)和式(4)得到状态增广后的系数矩阵为

$$A_{da} = \begin{pmatrix} 0.9506 & 0.0185 & 9.7870 & -0.5570 & -0.2122 \\ 0.0063 & 0.9553 & 1.9965 & 1.7176 & -0.3938 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix};$$

$$B_{da} = \begin{pmatrix} 9.7870 & -0.5570 & -0.2122 \\ 1.9965 & 1.7176 & -0.3938 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix};$$

$$C_{ida} = (1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0); D_{ida} = (0 \ 0 \ 0);$$

$$C_{tda} = \begin{pmatrix} -0.0191 & 0.0158 \\ -0.1178 & -0.0037 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}^T; D_{tda} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

2.2 仿真参数

仿真以 COMPASS-40K 地面慢车(高度为 1000 ft,马赫数为 0.1,油门杆角度为 40°)工况为例,其稳态点的值为  $N_f = 3109 \text{ r/min}$ , $T_{48} = 1544 \text{ }^\circ\text{R}$ , $S_{smHPC} = 29.6573\%$ 。

设定点  $\Delta N_f = 100 \text{ r/min}$ ,即  $N_f = 3209 \text{ r/min}$ ,同时保证各限制量在约束范围。在文献[12]的研究基础上,经过不断的调试,得到了一组控制效果相对较好的参数,如表 2 和表 3 所示。

表 2 MPC 控制器参数

Table 2 The parameters of MPC controller

参数	数值
预测时域	$n_y = 7$
控制时域	$n_u = 3$
权重	$\lambda = 10^5$
输入变量约束	$0.05 \text{ 磅/s} \leq W_f \leq 5 \text{ 磅/s}$ $-50^\circ \leq V_{VSV} \leq -6^\circ$ $0.01 \leq V_{VBV} \leq 1$
输出增量约束	$-150 \text{ }^\circ\text{R} \leq \Delta T_{48} \leq 300 \text{ }^\circ\text{R}$ $-10\% \leq \Delta S_{smHPC} \leq 20\%$

表 3 监控决策机制参数

Table 3 The parameters of monitoring and decision-making mechanism

参数	数值
$\alpha$	10
$\beta$	1
$N$	10

2.3 仿真分析

2.3.1 已知故障容错仿真

假设发动机传感器分别在 2 s 时发生 0.5% 的硬故障,5 s 时发生 1% 的硬故障,8 s 时发生 5% 的硬故障,具体见图 2 与式(18)。

$$f_1(t) = \begin{cases} 15 & 2 \leq t \leq 4 \\ 30 & 5 \leq t \leq 7 \\ 150 & 8 \leq t \leq 10 \end{cases}. \quad (18)$$

由图 3 和图 4 可知:1) MPC 控制器可以将输入量和输出量控制在约束范围内;2) 从容错和未容错的变



化曲线上可知,未经容错的曲线更接近约束,而且随着故障的增大,距离约束边界越近,这说明随着故障的增加,如果不进行容错,变量有可能超过边界,即发动机可能出现超温以及失速等现象,这便与 MPC 的设计背道而驰,这是发动机禁止的以及需要避免的,也是容错控制的意义所在。

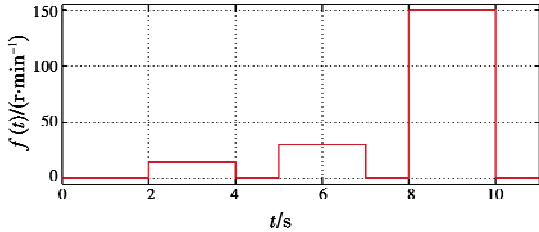


图2 传感器故障  
Fig.2 Sensor fault

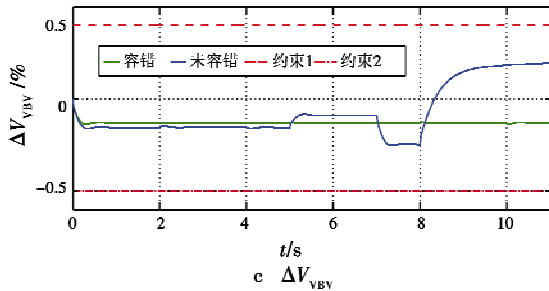
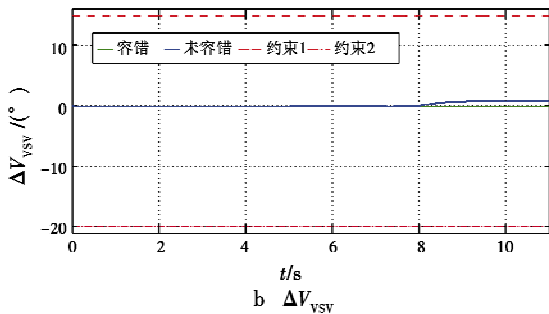
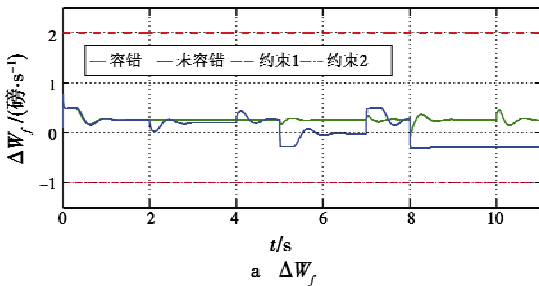


图3 输入量容错与未容错对比  
Fig.3 Comparison of input between fault tolerance and non-tolerance

从图 5 可知:1) 随着故障的增大,未经容错的曲线离参考指令越远;2) 经过容错的曲线分别在第 5 s,7 s,8 s,10 s 处出现了类似于超调的波动,这是由模型切换导致的。除了以上所说的波动,其他时刻经过容错的曲线基本上可无误差地跟踪参考指令,验证了本文方法的正确性。

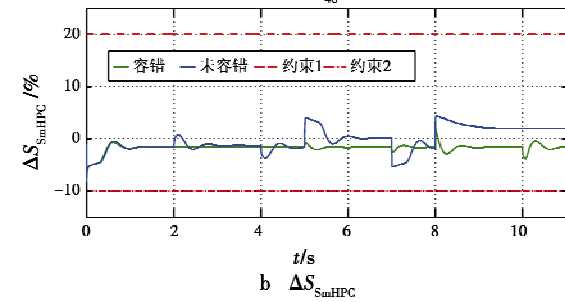
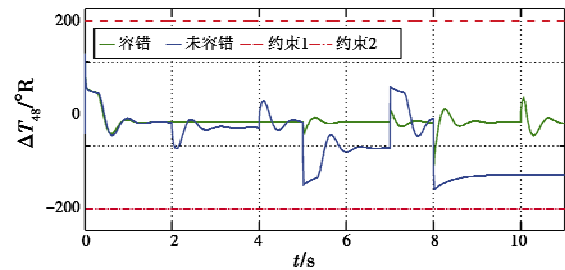


图4 输出量容错与未容错对比  
Fig.4 Comparison of output between fault tolerance and non-tolerance

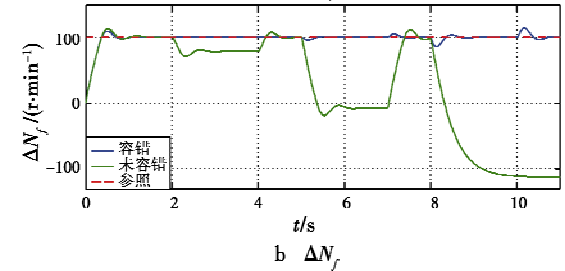
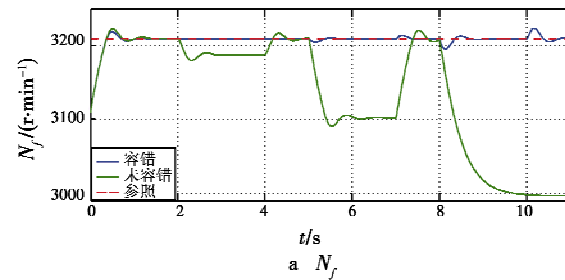


图5 输出跟踪量容错与未容错对比(已知故障)  
Fig.5 Comparison of output tracking volume between fault tolerance and non-tolerance to known fault

图 6 是故障模型指数图。

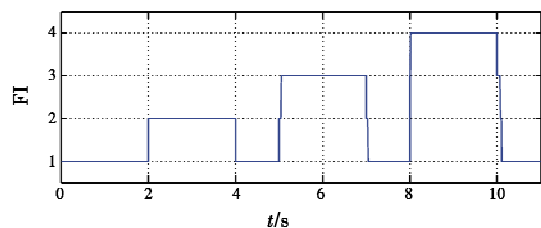


图6 已知故障模型指数  
Fig.6 Known fault model index

从图 6 可知,2~4 s,预测模型 1 被激活;5~7 s,预测模型 2 被激活;8~10 s,预测模型 3 被激活。在 5 s,

7 s, 10 s 时出现了明显的延迟现象, 由于延迟时间非常短, 对容错效果几乎无影响, 因此, 认为这是正常现象。

### 2.3.2 未知故障容错仿真

假设发动机传感器分别在 2 s 时发生 0.7% 的硬故障, 5 s 时发生 0.8% 的硬故障, 7 s 时发生 3% 的故障, 10 s 恢复正常, 具体见式(19), 仿真结果如图 7、图 8 所示。

$$f_i(t) = \begin{cases} 20 & 2 \leq t \leq 4 \\ 25 & 5 \leq t \leq 7 \\ 100 & 8 \leq t \leq 10 \end{cases} \quad (19)$$

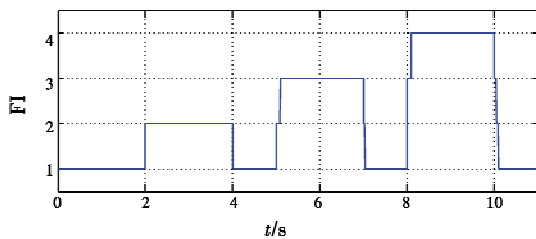


图 7 未知故障模型指数

Fig. 7 Unknown fault model index

由图 7 可知, 当故障发生后, 监控决策机制将预测模型切换到了与发动机输出最接近的预测模型上, 即第 2 s 时切换到了预测模型 2 上, 第 5 s 时切换到了预测模型 3 上, 第 7 s 时切换到预测模型 4 上。

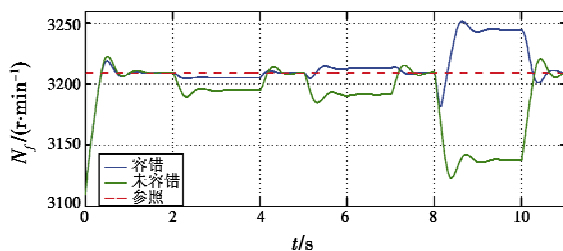


图 8 输出跟踪量容错与未容错对比(未知故障)

Fig. 8 Comparison of output tracking volume between fault tolerance and non-tolerance to unknown fault

由图 8 可知, 经过容错的稳态误差较小, 具体见表 4。

表 4 稳态误差和控制精度

Table 4 Steady state error and control accuracy

时间/s	故障/%	预测模型 故障/%	稳态误差/ (r·min <sup>-1</sup> )	控制精度/%
2~4	0.7	模型 2/0.5	3	0.096
5~7	0.8	模型 3/1	3	0.096
8~10	3	模型 4/5	35	1.126

发动机地面慢车处要求风扇转速  $N_f$  的控制精度在  $\pm 0.25\%$  [13-14] 范围内, 从表 4 可知, 未知故障 1 和未知故障 2 的控制精度在约束范围内, 所以认为容错成功。对于未知故障 3, 出现了控制精度超标的情况, 是本文模型库中预测模型个数有限造成的。

通过上述分析可知: 1) 如果未知故障在一定范围内, 本文方法依旧能够实现容错; 2) 在离线设计预测模型库时, 可以将控制精度纳为设计指标, 从而对更多

未知故障进行容错。

## 3 结论

通过本文的仿真与分析, 可以得到以下结论: 1) 本文推导出了基于 MMPC 的传感器容错原理, 并仿真验证了所提方法的有效性; 2) 本文提出的监控决策机制能够在较短的时间内切换到与发动机测量值最接近的预测模型上, 实现了“隐性”判断传感器故障的目的; 3) 该方法不仅实现了对已知传感器故障的容错控制, 还实现了对未知传感器故障的容错控制。

## 参考文献

- [1] MACIEJOWSKI J M, JONES C N. MPC fault tolerant flight control case study: flight1862[C]//IFAC Safeprocess Conference, 2003:119-124.
- [2] SALURU D C, YEDAVALLI R K. Fault tolerant model predictive control of a turbofan engine using CMAPSS-40K [C]//The 51st AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition, Grapevine, 2013; AIAA2013-0128.
- [3] KORTELA J. Fault tolerant model predictive control (FT-MPC) of the BioGrate boiler[D]. Helsinki: Aalto University, 2015.
- [4] XU F, OLARU S, PUIG V, et al. Sensor-fault tolerance using robust MPC with set-based state estimation and active fault isolation [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2017, 27(8):1260-1283.
- [5] KANTHALAKSHMI S, MANIKANDAN V, RAMAKRISHNAN K, et al. Fault tolerant control design for simultaneous actuator and sensor faults using multiple MPCs[C]//TENCON 2011-2011 IEEE Region 10 Conference, IEEE, 2012:247-257.
- [6] CHABANE S B, MANIU C S, CAMACHO E F, et al. Fault tolerant control approach based on multiple models and set membership state estimation [C]//European Control Conference, IEEE, 2016:1105-1110.
- [7] SUN S Q, DONG L, LI L, et al. Fault-tolerant control for constrained linear systems based on MPC and FDI[J]. International Journal of Information and Systems Sciences Computing and Information, 2008, 4(4):512-523.
- [8] BAVILI R E, KHOSROWJERDI M J, VATANKHAH R. Active fault tolerant controller design using model predictive control[J]. Control Engineering & Applied Informatics, 2015, 17(3):68-76.

(下转第 40 页)

使回波信号被雷达检测出来,抗干扰效果十分明显。

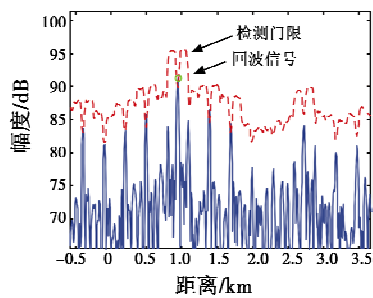


图 6 叠加后的干扰信号和回波信号的  
CFAR 检测结果(进行增益控制)

Fig. 6 The CFAR detection result of jamming signal and  
echo signal after superposition( with gain control)

#### 4 结束语

相参压制干扰方法是一种技术先进的现代压制干扰方法,在突防干扰设备上得到了广泛的应用,但由于其基于收发分时体制的特点,干扰持续期间始终存在短暂停止干扰的间歇,因此在雷达上可以采用增益控制方法,起到抑制相参压制干扰信号有效功率的作用。通过机理分析和数学仿真可知,在雷达上采用增益控制方法进行抗相参压制干扰的方法是有效可行的。在雷达设计中进行综合考虑后,可以采用 AGC 系统自动实现抗相参压制干扰增益调整。

该 AGC 系统要求实时性更强。在实际应用中,对于没有 AGC 系统的雷达,可考虑在其接收通道中放的末级、甚至相邻的前几级改造加装抗相参压制干扰 AGC 系统。对于已有 AGC 系统的雷达,若 AGC 系统具备瞬时自动增益控制能力,则只需将该 AGC 系统门

限电压设置为该级中放的最大线性放大值,即可实现抗相参压制干扰功能;否则,需另增加抗相参压制干扰 AGC 系统。

#### 参考文献

- [1] 王雪松,刘建成,张文明,等. 间歇采样转发干扰的数学原理[J]. 中国科学 E 辑:信息科学,2006,36(8): 891-901.
- [2] 刘佳琪,刘进,丹梅,等. 对导弹防御制导雷达的多假目标干扰仿真研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(3): 557-561.
- [3] 刘巧玲,李文成,张文明,等. 间歇采样移频转发干扰效果仿真分析[J]. 电子信息对抗技术,2009,24(1): 48-50.
- [4] 李宏,牟能文,郭雷. 相参干扰的压制距离[J]. 电子信息对抗技术,2015,30(4): 33-36.
- [5] 刘忠. 基于 DRFM 的线性调频脉冲压缩雷达干扰新技术[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.
- [6] 李宏,郑光勇,郭雷,等. 雷达相参压制干扰信号分析[J]. 电子信息对抗技术,2013,28(3): 36-40.
- [7] 张立晔. 数字自动增益控制与灵敏度时间控制的实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2011.
- [8] 张志刚. 90 dB 大动态范围可控 AGC 系统及其在雷达远程测量平台中的应用[D]. 上海:上海交通大学,2009.
- [9] 丁鹭飞,耿富录. 雷达原理[M]. 北京:电子工业出版社,2015.
- [10] 韩培尧. 雷达抗干扰技术[M]. 北京:国防工业出版社,1980.
- [11] 杜宪,郭迎清,陈小磊. 基于 MPC 的民用涡扇发动机主动容错控制研究[J]. 推进技术,2015,36(8): 1242-1247.
- [12] RICHTER H. Advanced control of turbofan engines[M]. New York:Springer, 2012.
- [13] 白杰,王倩,王伟. 基于模型预测控制的航空发动机传感器容错控制[J]. 科学技术与工程,2019,19(6): 278-284.
- [14] 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.

(上接第 36 页)

- [9] MANI G, SIVARAMAN N. Integrating fuzzy based fault diagnosis with constrained model predictive control for industrial applications[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2017, 12(2): 886-889.
- [10] 杜宪,郭迎清,陈小磊. 基于 MPC 的民用涡扇发动机主动容错控制研究[J]. 推进技术,2015,36(8): 1242-1247.
- [11] 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.