

多包传输机制下航空发动机分布式控制系统故障检测

翟旭升¹, 杨仕美¹, 彭靖波², 王磊², 孙银慧³

(1. 空军工程大学航空机务士官学校, 河南信阳, 464000;

2. 空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038; 3. 95261 部队, 广西柳州, 5450001)

摘要 考虑航空发动机分布式控制系统中, 传感器与控制器间采用多包传输机制, 传感器节点将测量数据封装为多个数据包发送给控制器, 在每一采样时刻, 同时产生的多个数据包只有一个能够发送, 不能发送的数据包则被数据总线丢弃, 针对这种情况, 设计了神经网络预估器, 用预估值来更新未被传输的数据包, 使多包传输分布式控制系统“变为”单包传输分布式控制系统, 建立了基于状态预估的多包传输分布式控制系统模型, 构建了相应的故障观测器, 将观测器误差系统看成一个离散周期系统, 并应用周期系统稳定性理论推导了神经网络预估器和故障观测器能够稳定工作的条件。最后, 给出了具体的故障检测步骤, 仿真结果验证了所提出的故障检测算法的有效性。

关键词 时延; 故障观测器; 多包传输; 稳定性分析

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.03.001

中图分类号 V233.7 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)03-0001-06

A Fault Detection for Aero-Engine in the Distributed Control System under Condition of Multiple-Packet Transmission

ZHAI Xusheng¹, YANG Shimei¹, PENG Jingbo², WANG Lei², SUN Yinhui³

(1. Aviation Maintenance NCO Academy, Air Force Engineering University, Xinyang 464000, Henan, China; 2. Aeronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 3. Unit 95261, Liuzhou 545000, Guangxi, China)

Abstract: Aimed at the problems that the information between the sensors and the controller is transmitted in the form of multiple-packet in aero-engine distributed control system (DCS), the sensor nodes encapsulate the data measured into several data packets to transmit to the controller, at each sampling time, and a part of the data packets could be sent while the data packets failed to send would be discarded, in view of the mentioned-above conditions, a neural network predictor is designed to update the packets failed to be transmitted by a predicted value, making the aero-engine DCS with multiple-packet transmission an aero-engine DCS with single-packet transmission. And then a multiple-packet transmission DCS model based on state estimation is established, and an observer is constructed. The observer error system could be regarded as a discrete periodic system, and the periodic system stability theory is utilized for deriving the stable working conditions of the neural network predictor and fault observer. Finally, the specific fault detection

收稿日期: 2017-11-07

基金项目: 国家自然科学基金(51506221)

作者简介: 翟旭升(1984—), 男, 河南南阳人, 讲师, 博士, 主要从事航空发动机综合控制与故障诊断研究。E-mail: zhai120120@163.com

引用格式: 翟旭升, 杨仕美, 彭靖波, 等. 多包传输机制下航空发动机分布式控制系统故障检测 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(3): 1-6. ZHAI Xusheng, YANG Shimei, PENG Jingbo, et al. A Fault Detection for Aero-Engine in the Distributed Control System under Condition of Multiple-packet Transmission [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(3): 1-6.

steps are given, and the simulation results show that the proposed fault detection method is valid.

Key words: time-delay; fault observer; multiple-packet transmission; stability analysis

美、英等国在 20 世纪 90 年代提出了航空发动机分布式控制的概念^[1-3],分布式控制已被认为是下一代的航空发动机控制系统架构。在分布式控制系统中,传感器信息、控制信息等信息以数据包的形式在总线网络中传输。数据传输分为单包和多包 2 种传输方式,由于中央控制器和各智能节点数据量比较大,受制于通讯带宽的限制,往往需要采取多包传输方式。相对于单包传输,多包传输会导致同时产生的多个数据包不能同时发送,也不能同时到达目标节点,使系统面临时延增加、数据包错乱等问题^[4],给系统建模、控制器设计和故障诊断带来了较大困难。

从公开文献来看,目前国内外航空发动机分布式控制研究主要集中于系统结构设计^[5-6]、稳定性分析^[7]、数据总线优化^[8]、控制算法设计^[9-10]等方面,很少涉及分布式控制系统的故障诊断研究。文献^[11]研究了基于 T-S 模型的航空发动机分布式控制系统故障检测方法,文献^[12~13]研究了飞行器网络控制系统的故障检测问题。但以上文献考虑的都是单包传输情形。文献^[14~15]都把多包传输网络控制系统看成是一类切换系统,在此基础上进行控制器设计。文献^[16]讨论了多包传输网络控制系统的稳定性问题,把多包传输网络控制系统建模成一个周期系统,在此基础上进行稳定性分析。从以上文献可以看出,把多包传输系统建模成切换系统或者周期系统是比较常用的处理方法。文献^[17]针对一类具有时延的网络控制系统,设计了神经网络预估器用于预测延迟传输的传感器数值,从而使得原时延网络控制系统“变为”无时延控制系统,虽然针对的是单包传输系统,但是对本文的研究起到了启发作用。

1 模型建立

本文提出的基于状态预估的多包传输分布式控制系统结构见图 1。

考虑被控对象发动机的连续状态空间的表达式如下:

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

式中: $\mathbf{x}(t)$ 、 $\mathbf{u}(t)$ 、 $\mathbf{y}(t)$ 分别为被控对象的状态向量、输入向量、输出向量; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 为具有适当维数的常数矩阵。

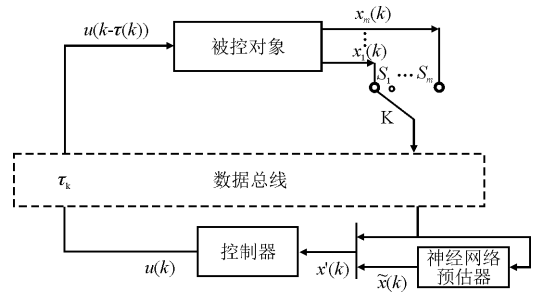


图 1 控制系统结构

Fig. 1 Structure of control system

对图 1 作以下假设和定义:

- 1) 控制器节点的工作方式为事件驱动,传感器节点和执行器节点的工作方式为时间驱动。
- 2) 传感器到控制器间采用多包传输,控制器到执行器间采用单包传输,且无数据丢包问题。
- 3) 存在控制时延 τ_k ,且小于一个采样周期 T 。
- 4) 为了简化方程的推导,设 k 时刻被控对象的传感器输出即为系统的状态向量,实际上它们之间只相差一个系数矩阵,见方程(1)。
- 5) 定义图中 k 时刻系统状态向量为 $\mathbf{x}(k)$,控制器收到的被控对象输出为 $\mathbf{x}'(k)$,控制器输出为 $\mathbf{u}(k)$, $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ 为神经网络预估值。

在图 1 中,设定 k 时刻被控对象的状态量 $\mathbf{x}(k)$ 分成 m 个数据包向控制器传输,分别是 $x_1(k)$, $x_2(k)$, \dots , $x_m(k)$,则 $\mathbf{x}(k)$ 、 $\mathbf{x}'(k)$ 可以记为:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= [\mathbf{x}_1^T(k), \mathbf{x}_2^T(k), \dots, \mathbf{x}_m^T(k)]^T; \\ \mathbf{x}'(k) &= [\mathbf{x}'_1^T(k), \mathbf{x}'_2^T(k), \dots, \mathbf{x}'_m^T(k)]^T \end{aligned}$$

假设传感器按固定顺序发送数据包,并且在运行过程中保持发送顺序不变,那么在图 1 中表现为开关 K 随着采样时刻的递增而依次打在 $S_1, S_2, S_3, \dots, S_m, S_1, S_2, \dots$ 。在 k 时刻,假若开关 K 打在 S_i ,则表示只有包含 $x_i(k)$ 的数据包被传输到控制器,为了提高控制系统的实时性,根据调度协议,将其它数据包丢弃,此时,接收端即控制器中相对应的数据包的信息只能保持为上一时刻的值,那么 $\mathbf{x}'(k)$ 可描述为:

$$\mathbf{x}'(k) = \Phi_i \mathbf{x}(k) + \hat{\Phi}_i \mathbf{x}'(k-1) \quad (2)$$

式中: $\Phi_i = \text{diag}(0, \dots, 0, \varphi_{ii}, 0, \dots, 0)$, $\varphi_{ii} = 1$,表示第 i 个数据包被传输, $\hat{\Phi}_i = I - \Phi_i$ 。

图 1 采用神经网络预估值来代替被丢弃的数据包,假定神经网络预估值 $\tilde{\mathbf{x}}(k)$ 与状态真实值 $\mathbf{x}(k)$ 的关系如下:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = (1 + \sigma(k))\mathbf{x}(k) \quad (3)$$

式中: $\sigma(k)$ 为神经网络预估值与状态真实值之间的预测误差系数。

当数据包进行传输时,未被更新的系统状态量由预估值来代替,从而使多包传输系统“变为”单包传输系统,此时式(2)可记为:

$$\mathbf{x}'(k) = \Phi \mathbf{x}(k) + \hat{\Phi} \hat{\mathbf{x}}(k) \quad (4)$$

基于上述网络参数假设,按照采样周期 T 对连续状态空间方程式(1)进行离散化,可得如下离散的分分布式控制系统模型:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}'\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}'\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{f}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{A}' = e^{\mathbf{A}T}$; $\mathbf{B}' = \int_0^T e^{\mathbf{A}s} ds \cdot \mathbf{B}$; $\mathbf{f}(k)$ 为考虑系统可能出现故障而引入的故障向量。

假若系统采用如下状态反馈控制律:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{K}\mathbf{x}'(k) \quad (6)$$

记增广向量:

$$\mathbf{z}(k) = [\mathbf{x}^T(k) \quad \mathbf{u}^T(k-1) \quad \mathbf{u}^T(k-2) \quad \mathbf{x}'^T(k)]^T$$

综合式(3)~式(6),闭环系统的状态方程可描述为如下增广形式:

$$\mathbf{z}(k+1) = \Omega \mathbf{z}(k) + \mathbf{B}_f \mathbf{f}(k) \quad (7)$$

式中:

$$\Omega = \begin{bmatrix} \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ (\mathbf{I} + \hat{\Phi} \sigma(k+1))\mathbf{A}' & (\mathbf{I} + \hat{\Phi} \sigma(k+1))\mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B}_f = [\mathbf{I} \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{I} + \hat{\Phi}^T \sigma(k+1)]^T.$$

2 故障观测器设计

本文采用状态参数估计法进行故障检测,针对增广模型(7)设计状态观测器,并通过故障残差生成系统来判别故障。

针对模型(7)构造如下状态观测器:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}(k+1) = \Omega \hat{\mathbf{z}}(k) + \mathbf{L}_i (\mathbf{x}'(k) - \hat{\mathbf{x}}'(k)) \\ \hat{\mathbf{x}}'(k) = \tilde{\mathbf{C}} \hat{\mathbf{z}}(k) \end{cases} \quad (8)$$

式中: \mathbf{L}_i 为待求的观测器增益矩阵; $\tilde{\mathbf{C}} = [\mathbf{0} \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{I}]$ 。

定义观测器状态估计误差向量:

$$\mathbf{e}(k) := \mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k) \quad (9)$$

输出残差为:

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{Q}(\mathbf{x}'(k) - \hat{\mathbf{x}}'(k)) = \mathbf{Q}\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{e}(k) \quad (10)$$

式中: \mathbf{Q} 为输出残差加权矩阵。

则观测器系统的状态估计误差迭代方程为:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}(k+1) &= \mathbf{z}(k+1) - \hat{\mathbf{z}}(k+1) = \\ &(\Omega_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})\mathbf{e}(k) + \tilde{\mathbf{B}}_f \mathbf{f}(k) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\tilde{\mathbf{B}}_f$ 为故障向量系数矩阵。

则观测器误差系统可描述为:

$$\begin{cases} \mathbf{e}(k+1) = (\Omega_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})\mathbf{e}(k) + \tilde{\mathbf{B}}_f \mathbf{f}(k) \\ \mathbf{r}(k) = \mathbf{Q}\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{e}(k) \end{cases} \quad (12)$$

令输出残差 $\mathbf{r}(k)$ 为故障检测残差,故障判断规则如下:

$$\begin{cases} \|\mathbf{r}(k)\| \leq \bar{r}, \text{正常} \\ \|\mathbf{r}(k)\| > \bar{r}, \text{故障} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\|\mathbf{r}(k)\| = \sqrt{\mathbf{r}^T(k)\mathbf{r}(k)}$ 是 $\mathbf{r}(k)$ 的欧式范数; \bar{r} 为故障阈值。

3 稳定性分析

引理 1:参数矩阵满足 $\mathbf{A}_i = \mathbf{A}_{i+m}$ (m 为周期)的线性离散周期系统 $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_i \mathbf{x}_k$ 是渐近稳定的,当且仅当存在对称正定周期矩阵 \mathbf{P}_i , 满足条件:

$$\mathbf{A}_i^T \mathbf{P}_i \mathbf{A}_i - \mathbf{P}_{i-1} < \mathbf{0} \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

当 $i=1$ 时, $\mathbf{P}_{i-1} = \mathbf{P}_m$ 。

引理 2:(Schur 补性质)对称阵:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{11} & \mathbf{S}_{12} \\ \mathbf{S}_{21} & \mathbf{S}_{22} \end{bmatrix}$$

式中: \mathbf{S}_{12} 为块阵, $\mathbf{S}_{11}, \mathbf{S}_{22}$ 为方阵,以下 3 个条件等价:① $\mathbf{S} < \mathbf{0}$; ② $\mathbf{S}_{22} < \mathbf{0}, \mathbf{S}_{11} - \mathbf{S}_{12} \mathbf{S}_{22}^{-1} \mathbf{S}_{12}^T < \mathbf{0}$; ③ $\mathbf{S}_{11} < \mathbf{0}, \mathbf{S}_{22} - \mathbf{S}_{12}^T \mathbf{S}_{11}^{-1} \mathbf{S}_{12} < \mathbf{0}$ 。

引理 3:矩阵 $\mathbf{W}, \mathbf{M}, \mathbf{N}$ 和 $\mathbf{F}(k)$, 其中 \mathbf{W} 对称, $\mathbf{F}(k)$ 满足 $\mathbf{F}^T(k)\mathbf{F}(k) \leq \mathbf{I}$, 如果:

$$\mathbf{W} + \mathbf{N}^T \mathbf{F}^T(k) \mathbf{M}^T + \mathbf{M} \mathbf{F}(k) \mathbf{N} < \mathbf{0}$$

当且仅当存在标量 $\epsilon > 0$, 使得:

$$\mathbf{W} + \epsilon^{-1} \mathbf{N}^T \mathbf{N} + \epsilon \mathbf{M} \mathbf{M}^T < \mathbf{0}$$

定理 1:针对观测器误差系统(12),若存在对称正定的周期矩阵 $\mathbf{X}_i, \mathbf{P}_i$ 和标量 $\epsilon_i > 0$, 使下式成立:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & \bar{\Omega}^T \mathbf{P}_i - \tilde{\mathbf{C}}^T \mathbf{X}_i^T & \tilde{\mathbf{E}}^T & \mathbf{0} \\ \mathbf{P}_i \bar{\Omega} - \mathbf{X}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i & \mathbf{0} & \mathbf{P}_i \tilde{\mathbf{M}}_i \\ \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} & -\epsilon_i \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i^T & \mathbf{0} & -\epsilon_i^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} < \mathbf{0} \quad (14)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$, 当 $i=1$ 时, $\mathbf{P}_{i-1} = \mathbf{P}_m, \bar{\Omega} =$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{E}} = [\mathbf{A}' \quad \mathbf{B}' \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0}], \tilde{\mathbf{M}}_i =$$

$[\mathbf{0} \quad \mathbf{0} \quad \mathbf{0} \quad \hat{\Phi}^T]^T$, 则观测器误差系统(12)是稳定的,且观测器增益矩阵为: $\mathbf{L}_i = \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{X}_i$ 。

证明:观测器误差系统(12)可以看成是一个离散周期系统,由引理 1 可知,系统(12)稳定的充分条件是存在对称正定矩阵 \mathbf{P}_i ($i = 1, 2, \dots, m$), 使得下式成立:

$$(\mathbf{\Omega}_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \mathbf{P}_i (\mathbf{\Omega}_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}}) - \mathbf{P}_{i-1} < 0$$

$$(i = 1, 2, \dots, m) \quad (15)$$

由引理 2 可得, 式(15)等价于:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\mathbf{\Omega}_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \\ \mathbf{\Omega}_i - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} \end{bmatrix} < 0 \quad (16)$$

由于:

$$\begin{aligned} \mathbf{\Omega} &= \begin{bmatrix} \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ (\mathbf{I} + \hat{\Phi}_{\sigma(k+1)})\mathbf{A}' & (\mathbf{I} + \hat{\Phi}_{\sigma(k+1)})\mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \hat{\Phi}_{\sigma(k+1)}\mathbf{A}' & \hat{\Phi}_{\sigma(k+1)}\mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \\ & \bar{\mathbf{\Omega}} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \hat{\Phi}_i^\top \end{bmatrix}^\top \sigma(k+1) \begin{bmatrix} \mathbf{A}' & \mathbf{B}' & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \\ & \bar{\mathbf{\Omega}} + \tilde{\mathbf{M}}_{i,\sigma}(k+1) \tilde{\mathbf{E}} \end{aligned} \quad (17)$$

将式(17)代入式(16), 则式(16)可以展开得到:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \\ \bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} & (\tilde{\mathbf{M}}_{i,\sigma}(k+1) \tilde{\mathbf{E}})^\top \\ \tilde{\mathbf{M}}_{i,\sigma}(k+1) \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} < 0 \quad (18)$$

进一步可展开为:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \\ \bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{M}}_i \end{bmatrix} \sigma(k+1) \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} \end{bmatrix}^\top \sigma(k+1) \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{M}}_i \end{bmatrix} < 0 \quad (19)$$

通过选择合适的神经网络可保证: $-1 \leq \sigma(k+1) \leq 1$, 结合引理 3, 存在 $\varepsilon_i > 0$, 使式(19)等价于:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \\ \bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} \end{bmatrix} + \varepsilon_i \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{M}}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{M}}_i \end{bmatrix}^\top + \varepsilon_i^{-1} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} \end{bmatrix}^\top \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} \end{bmatrix} < 0 \quad (20)$$

由引理 2 可得, 上式等价于:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top & \tilde{\mathbf{E}}^\top & \mathbf{0} \\ \bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} + \varepsilon_i \tilde{\mathbf{M}}_i \tilde{\mathbf{M}}_i^\top & \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i \\ \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} & -\varepsilon_i \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i^\top & \mathbf{0} & -\varepsilon_i^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (21)$$

再次应用引理 2, 可得:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top & \tilde{\mathbf{E}}^\top & \mathbf{0} \\ \bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}} & -\mathbf{P}_i^{-1} & \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i \\ \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} & -\varepsilon_i \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i^\top & \mathbf{0} & -\varepsilon_i^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (22)$$

矩阵不等式(22)是非线性的, 难以求解, 需要作相关变换, 这里将不等式(22)两边分别左乘、右乘对角阵 $\text{diag}[\mathbf{I} \ \mathbf{P}_i \ \mathbf{I} \ \mathbf{I}]$, 可得:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P}_{i-1} & (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}})^\top \mathbf{P}_i & \tilde{\mathbf{E}}^\top & \mathbf{0} \\ \mathbf{P}_i (\bar{\mathbf{\Omega}} - \mathbf{L}_i \tilde{\mathbf{C}}) & -\mathbf{P}_i & \mathbf{0} & \mathbf{P}_i \tilde{\mathbf{M}}_i \\ \tilde{\mathbf{E}} & \mathbf{0} & -\varepsilon_i \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \tilde{\mathbf{M}}_i^\top \mathbf{P}_i & \mathbf{0} & -\varepsilon_i^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} < 0 \quad (23)$$

再进行变量代换, 令 $\mathbf{P} \mathbf{L}_i = \mathbf{X}_i$, 即可得式(14), 此时的观测器增益矩阵为: $\mathbf{L}_i = \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{X}_i$.

证毕。

在进行故障检测时, 可以按照下述步骤进行:

Step1: 建立神经网络预估器, 完成神经网络的训练, 计算神经网络预估值与系统状态真实值之间的误差系数 $\sigma(k)$, $\sigma(k)$ 应满足条件: $-1 \leq \sigma(k) \leq 1$ 。

Step2: 使用 Matlab 中 LMI (liner matrix inequality) 工具箱中的 feasp 求解器, 求解定理 1 中式(14), 得到矩阵 \mathbf{X}_i , \mathbf{P}_i , 并根据公式 $\mathbf{L}_i = \mathbf{P}_i^{-1} \mathbf{X}_i$ 求得 \mathbf{L}_i 。有关 LMI 工具箱的使用方法可参考相关文献。

Step3: 将增益矩阵 \mathbf{L}_i 代入观测器误差系统(12)。

Step4: 根据方程(12)实时计算故障残差, 并依据故障判断规则(13)进行故障判别。

4 故障检测仿真

以模型(1)描述的某涡扇发动机状态空间模型为被控对象, 模型的具体参数是:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -3.427 & 0.684 \\ 0.342 & -3.512 \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0.507 & 0.678 \\ 0.624 & 6.596 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{x} = [\Delta n_H, \Delta n_L]^\top, \mathbf{u} = [\Delta m_f, \Delta A_8]^\top;$$

n_H, n_L, m_f, A_8 分别为发动机高压转子转速、低压转子转速、主燃烧室供油量和喷管喉部面积, 各变量均已进行了归一化处理。由于发动机转速、供油量等参数在数量级上相差很大, 会使得系数矩阵元素在数量级上相差很大, 为避免这种情况, 通常都要对相关变量进行归一化处理。

在分布式控制系统中, 系统状态 \mathbf{x} 由 2 个传感器节点分别对 n_H 和 n_L 进行采样获得, 并由每个传感器节点依次通过数据总线传输, 可以看成是系统将传感器数据分为 2 个包进行传输, 可以认为观测器误差系统是由 2 个子系统组成周期为 2 的离散周期系统。

假设系统采用如下状态反馈控制律:

$$\mathbf{u}(k) = \begin{bmatrix} -0.7814 & -0.4425 \\ 0.5451 & -0.1122 \end{bmatrix} \mathbf{x}'(k)$$

鉴于反向传播(BP)神经网络优异的非线性映射能力, 本文采用 BP 神经网络完成状态预估。BP 神经网络的结构见图 2, 由输入层、隐层和输出层组成, 本文选用 3-6-1 结构, 网络的输入向量为 $\bar{\mathbf{X}} = [\mathbf{x}(k-3), \mathbf{x}(k-2), \mathbf{x}(k-1)]^\top$, 其中 $\mathbf{x}(k-3), \mathbf{x}(k-2), \mathbf{x}(k-1)$ 为先前 3 组状态数据, 输出为当前时刻状态预估值 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 。网络的训练采用离线方式进行, 训练样本由系统模型(5)生成, 共生成数据 400 组, 其中 350 组用于训练, 50 组用于测试。通过 50

组数据的测试,得到 $|\sigma(k)| = 0.003 \sim 0.04$, 可见 $\sigma(k)$ 能满足条件: $-1 \leq \sigma(k) \leq 1$, 此条件是定理 1 推导过程中,式(19)等价于式(20)的一个充分条件。

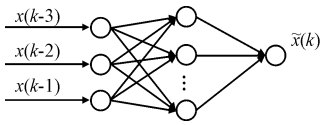


图 2 BP 神经网络结构

Fig. 2 structure of BP Neural Network

根据定理 1, 利用 Matlab 中的 LMI 工具箱求解不等式(14), 可得到 2 个周期子系统的观测器增益矩阵:

$$L_1 = \begin{bmatrix} 0.00845 & 0.02301 \\ 0.00041 & 0.49766 \\ -0.78140 & -0.44275 \\ 0.54518 & -0.11478 \\ 0.00001 & 0.00061 \\ -0.00001 & 0.00671 \\ 0.00800 & 0.02224 \\ 0.00770 & -0.41591 \end{bmatrix}, L_2 = \begin{bmatrix} 0.49386 & 0.00028 \\ 0.01912 & 0.00170 \\ -0.78159 & -0.44243 \\ 0.54474 & -0.11147 \\ 0.00048 & 0.00004 \\ 0.00036 & 0.00038 \\ 0.24395 & 0.00179 \\ 0.01833 & 0.00150 \end{bmatrix}.$$

然后, 将观测器增益矩阵 L_1 、 L_2 代入观测器误差方程(12), 实时计算故障残差。

故障检测仿真运行时间为 20 s, 在 $t=12$ s 时, 设定执行器发生幅值为 0.003 的阶跃型偏置故障, 观测器对状态量的跟踪情况见图 3~4, 可看出, 在 $t < 12$ s 时, 观测器对状态变量 Δn_H 、 Δn_L 的跟踪情况良好。在 $t \geq 12$ s 范围, 状态变量 Δn_H 、 Δn_L 的跟踪误差明显变大。

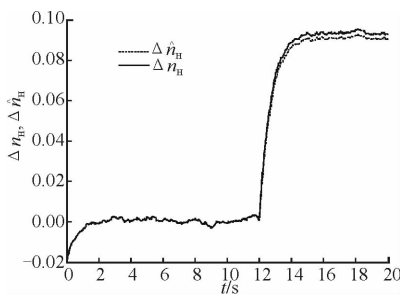


图 3 Δn_H 的跟踪情况

Fig. 3 Tracking of Δn_H

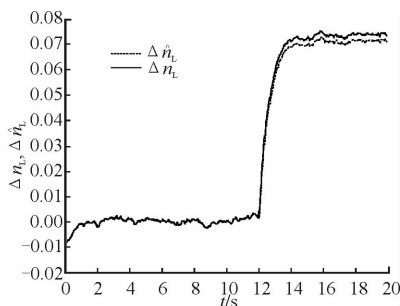


图 4 Δn_L 的跟踪情况

Fig. 4 Tracking of Δn_L

设定观测器输出权矩阵 $Q=I$, 则故障残差见图 5, 可以看出, 故障发生前残差较小, 故障发生后, 残差迅速超越阈值, 验证了本文所设计的故障检测方法是有效的。这里取故障阈值 $\bar{r}=0.0014$, 阈值大小的选取至关重要, 本文主要是根据发动机受到的干扰水平, 并考虑一定的裕度而提出的。

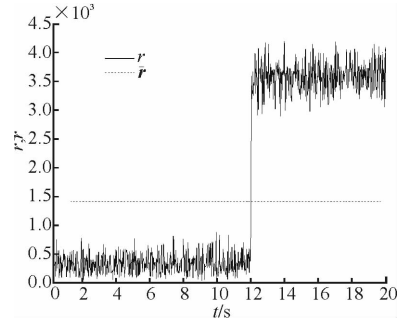


图 5 故障检测残差

Fig. 5 Fault detection residual

5 结论

1) 与常规故障检测方法不同, 本文提出了一种基于状态预估的多包传输分布式控制系统模型, 设计了神经网络预估器, 用于预估每个采样时刻实际的传感器数值, 并用预估值来更新未被传输的数据包, 使得多包传输分布式控制系统“变为”单包传输分布式控制系统, 再进行故障检测。

2) 在建立了基于状态预估的多包传输分布式控制系统模型基础上, 设计了相应的故障观测器, 将观测器误差系统看成为离散周期系统, 并应用周期系统稳定性理论推导出了神经网络预估器和观测器误差系统能够稳定工作的条件。需要指出的是: 神经网络预估值与系统状态真实值之间的预测误差系数需要满足条件: $-1 \leq \sigma(k) \leq 1$, 这需要选择合适的神经网络参数并进行充分训练予以保证。

3) 在进行故障检测时, 除了生成故障残差之外, 残差评价也是一项重要内容, 本文采用阈值的形式进行残差评价, 并根据经验直接给出了故障阈值, 那么如何更好地对残差进行评价有待于进一步研究。

参考文献 (References):

[1] BEHBAHANI A, CULLEY D, SMITH B, et al. Status, Vision, and Challenges of an Intelligent Distributed Engine Control Architecture [Z]. AFRL-RZ-WP-TP-2008-2042.

[2] BEHBAHANI A, TULPUL B. Perspective for Distributed Intelligent Engine Controls of the Future [Z]. AIAA 2010-6631.

- [3] CULLEY D. Panel Session on Transition in Gas Turbine Engine Control System Architecture: Modular, Distributed [C]. 45th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, Colorado: AIAA, 2009.
- [4] 王天宝, 吴成东, 王玉龙. 基于多包传输的网络控制系统控制器设计 [J]. 东北大学学报(自然科学版), 2013, 34(2): 157-161.
WANG T B, WU C D, WANG Y L. Multiple-Packet Transmission-Based Controller Design of Networked Control Systems [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2013, 34(2): 157-161. (in Chinese)
- [5] CULLEY D, ZINNECKER A, ARETSKIN-HARTON E, et al. Developing an Integration Infrastructure for Distributed Engine Control Technologies [C]. 50th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, Cleveland: AIAA, 2014.
- [6] 黄金泉, 徐科. 航空发动机分布式控制系统结构分析 [J]. 航空动力学报, 2003, 18(5): 698-704.
HUANG J Q, XU K. Distributed Control Systems for Aero-Engines: A Survey [J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(5): 698-704. (in Chinese)
- [7] 李睿超, 郭迎清, 姜彩虹, 等. 航空发动机分布式控制系统时延/丢包鲁棒性分析 [J]. 航空动力学报, 2017, 32(6): 1441-1446.
LI R C, GUO Y Q, JIANG C H, et al. Transmission Delay/Packet Dropout Robustness Analysis of Distributed Control System of Aero-Engine [J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(6): 1441-1446. (in Chinese)
- [8] 关越. 航空发动机分布式控制系统通信总线研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
GUAN Y. Research on Communication Bus for Aero-engine Distributed Control System [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013. (in Chinese)
- [9] 彭靖波, 王磊, 任立通, 等. 未知输入观测器组的航空发动机分布式控制系统传感器解析重构控制 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(1): 1-6.
PENG J B, WANG L, Ren L T, et al. Analytic Reconfiguration Control in Aero Engine Distributed Control System Based on UIO [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2017, 18(1): 1-6. (in Chinese)
- [10] 王磊, 谢寿生, 彭靖波, 等. 航空发动机分布式控制系统不确定性鲁棒 H_∞ 容错控制 [J]. 推进技术, 2013, 34(6): 836-842.
WANG L, XIE S S, PENG J B, et al. Uncertain Robust H_∞ Fault-tolerant Control for Aero-engine Distributed Control System [J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(6): 836-842. (in Chinese)
- [11] 翟旭升, 谢寿生, 苗卓广, 等. 基于 T-S 模糊模型的航空发动机非线性分布式控制系统故障诊断 [J]. 航空动力学报, 2013, 28(6): 1429-1435.
ZHAI X S, XIE S S, MIAO Z G, et al. Fault Detection of Aero-Engine Non-Linear Distributed Control System Based on T-S Fuzzy Model [J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(6): 1429-1435. (in Chinese)
- [12] 马奥家, 董朝阳, 王青. 飞行器网络控制系统故障检测与时域优化 [J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40(3): 407-412.
MA A J, Dong C Y, Wang Q. Fault Detection and Time Domain of Flight Networked Control System [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2014, 40(3): 407-412. (in Chinese)
- [13] 牛尔卓, 王青, 王明明. 飞行器网络控制系统的多指标鲁棒故障检测 [J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(6): 813-817.
NIU E Z, WANG Q, WANG M M. Multi-indexes Robust Fault Detection of Aircraft Networked Control Systems [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(6): 813-817. (in Chinese)
- [14] WU J L, YANG S H. Stabilizing Controller Design for Discrete-Time Networked Control Systems Under a Multiple-Packet Sequential Transmission Policy [J]. Asian Journal of Control, 2013, 15(5): 1555-1561.
- [15] YU J Y, WANG L. A New Approach to Controller Design for Networked Control Systems with Multiple-Packet Transmissions [J]. Systems, Control and Communications, 2011, 3(2): 158-177.
- [16] YU M, YUAN X D, XIAO W D. A Switched System Approach to Robust Stabilization of Networked Control Systems with Multiple-Packet Transmission [J]. Asian Journal of Control, 2015, 17(4): 1415-1423.
- [17] 张捷, 薄煜明, 吕明. 基于神经网络预测的网络控制系统故障检测 [J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2010, 34(1): 13-23.
ZHANG J, BO Y M, LYU M. Fault Detection of Networked Control Systems Based on Neural Network Prediction [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Natural Science), 2010, 34(1): 13-23. (in Chinese)