

# 基于混沌蝙蝠算法的无人机控制系统故障诊断优化

王旭<sup>1,3</sup> 路凯<sup>2</sup> 肖玲斐<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(许昌电气职业学院 河南 许昌 461000)

<sup>2</sup>(许昌学院 河南 许昌 461000)

<sup>3</sup>(南京航空航天大学能源与动力学院 江苏 南京 210016)

**摘要** 针对总线条件下具有双通道多包传输的短时变时延无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)发动机分布式控制系统,提出一种基于改进蝙蝠优化算法(Bat Algorithm, BA)的发动机故障检测观测器优化设计方法。将双通道多包传输转化为切换系统,短时变时延视为一种系统不确定性。把残差信号对噪声信号和故障信号的传递函数比值作为适应度函数,通过改进蝙蝠算法对该适应度函数进行优化得到最优观测器增益矩阵。在网络控制系统半物理平台上进行仿真,仿真结果表明,该方法能够同时抑制噪声信号和放大故障信号,从而提高故障诊断的正确率,降低虚警率。

**关键词** 无人机 分布式控制系统 蝙蝠算法 故障诊断

中图分类号 TP273

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.10.040

## UAV DISTRIBUTED CONTROL SYSTEM FAULT DIAGNOSIS OPTIMIZATION BASED ON CHAOTIC BAT ALGORITHM

Wang Xu<sup>1,3</sup> Lu Kai<sup>2</sup> Xiao Lingfei<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(Xuchang Electrical Vocational College, Xuchang 461000, Henan, China)

<sup>2</sup>(Xuchang College, Xuchang 461000, Henan, China)

<sup>3</sup>(School of Energy and Dynamics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China)

**Abstract** Aiming at the engine distributed control system of the unmanned aerial vehicle(UAV) with dual-channel and multiple packet transmission under the bus condition, we propose an optimization design method of the engine fault detection observer based on the improved bat algorithm(BA). The dual-channel multiple packet transmission was transformed into a switched system, and the short-term time-varying delay was considered as a kind of system uncertainty. The ratio of transfer function of residual signal to noise signal and fault signal was taken as fitness function, and the optimal observer gain matrix was obtained by improved bat algorithm to optimize the fitness function. The method was simulated on the semi-physical platform of NCS. The simulation results show that our method can suppress the noise signal and amplify the fault signal at the same time, thus improving the accuracy of fault diagnosis and reducing the false alarm rate.

**Keywords** Unmanned aerial vehicle Distributed control system Bat algorithm Fault diagnosis

## 0 引言

目前,由于网络技术的快速发展,分布式控制系统在大型无人机发动机控制系统上的应用也越来越受人

关注<sup>[1-2]</sup>。分布式控制系统实质上是一种网络控制系统,它与传统的点对点控制系统相比最大的不同在于其相关数据是通过总线进行传输的,这会造成诱导时延以及数据丢包等问题,故在进行故障诊断时必须将总线带来的不利因素考虑进去。王越男<sup>[3]</sup>设计了一种

针对离散时滞系统的鲁棒故障检测观测器,使得检测残差能够对噪声信号具有较好的鲁棒性能。文献[4-6]均利用  $H_\infty$  理论针对不确定系统、时延网络控制系统、非线性系统进行鲁棒故障检测,使得系统在强噪声条件下依旧能够保证良好的故障检测性能。但是上述文献均只考虑如何提高检测系统对噪声干扰信号的鲁棒性,未考虑对故障信号的影响。

为提升检测系统对噪声信号的鲁棒性以及故障信号的敏感性,本文针对双通道多包传输的短时变时延无人机发动机网络控制系统,提出一种基于改进蝙蝠的故障检测观测器优化设计方法。首先对原系统建立故障观测器,将双通道多包传输转换为切换系统,将短时变时延建模为一种系统不确定性。然后将残差信号对噪声信号和故障信号的传递函数比值作为适应度函数,使其对故障信号敏感,对噪声鲁棒,利用改进蝙蝠算法在保证观测器残差系统稳定的条件下使得目标函数最小,从而求得最优故障观测器增益矩阵。

## 1 系统建模

首先建立短时变时延无人机发动机网络控制系统,进行如下合理假设:

(1) 传感器节点为时间驱动,而控制器与执行机构节点均为事件驱动,采样周期为常数  $T$ 。(2) 传感器到控制器与控制器到执行机构之间均存在网络诱导时延,分别为  $\tau_{sc}$  和  $\tau_{ca}$ ,且满足  $\tau_{sc} + \tau_{ca} \leq T$ ,由于计算时延很小,故忽略不计。(3) 传感器到控制器与控制器到执行机构之间均为多包传输,且采用静态调度的方式。(4) 存在未知扰动,但不考虑数据丢包以及数据包时序错乱。

已知该系统的离散时间模型为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_0 \mathbf{x}(k) + (\mathbf{B}_1 + \Delta \mathbf{B}_1) \mathbf{u}(k) + \\ (\mathbf{B}_2 + \Delta \mathbf{B}_2) \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{D}_1 \boldsymbol{\omega}(k) + \mathbf{D}_2 \mathbf{f}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(k) + \mathbf{D}'_1 \boldsymbol{\omega}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{A}_0$ 、 $\mathbf{D}_1$ 、 $\mathbf{D}_2$ 、 $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{D}'_1$  代表系数矩阵;  $\mathbf{B}_1$ 、 $\mathbf{B}_2$ 、 $\mathbf{E}$ 、 $\mathbf{H}_1$  和  $\mathbf{H}_2$  均为常数矩阵;  $\mathbf{F}(\tau_k)$  为与  $\tau_k$  有关的时变矩阵,且满足  $\mathbf{F}(\tau_k)^T \mathbf{F}(\tau_k) \leq \mathbf{I}$ ,求取方法参考文献[7]。令  $\Delta \mathbf{B}_1 = \mathbf{E} \mathbf{F}(\tau_k) \mathbf{H}_1$ ,  $\Delta \mathbf{B}_2 = \mathbf{E} \mathbf{F}(\tau_k) \mathbf{H}_2$ 。

进一步建立观测器误差模型。考虑系统的双通道多包传输,假设从传感器传输到控制器的状态量  $\mathbf{x}(k)$  被封装在  $m$  个数据包中,从控制器传输到执行机构的控制量  $\mathbf{u}'(k)$  被封装在  $n$  个数据包中,令控制器与执行机构收到的状态量与控制量分别为  $\mathbf{x}'(k)$  与  $\mathbf{u}(k)$ 。

系统用静态传输方式传输状态量以及控制量的数

据包,可以将多包传输转化为一个具有两个开关的切换系统。假设在第  $k$  时刻,开关  $K_1$  与  $S_i$  ( $i=1,2,\dots,m$ ) 相连,开关  $K_2$  与  $S'_j$  ( $j=1,2,\dots,n$ ) 相连,表示在第  $k$  时刻,传输状态量的  $\mathbf{x}_i(k)$  与控制量的  $\mathbf{u}_j(k)$ ,此时,未传输的数据包被视为丢包,取第  $k-1$  时刻的数据作为第  $k$  时刻的状态。状态变量各个数据包之间有如下关系:

$$\mathbf{x}'_i(k) = \begin{cases} \mathbf{x}_i(k) & K_1 \text{ 与 } S_i \text{ 相连} \\ \mathbf{x}'_i(k-1) & K_1 \text{ 与 } S_i \text{ 不相连} \end{cases} \quad (2)$$

故

$$\mathbf{x}'(k) = \boldsymbol{\phi}_i \mathbf{x}(k) + \hat{\boldsymbol{\phi}}_i \mathbf{x}'(k-1) \quad (3)$$

式中:  $\boldsymbol{\phi}_i = \text{diag}(0, \dots, 0, \alpha_{ii}, 0, \dots, 0)$ ,  $\alpha_{ii} = 1$ ;  $\hat{\boldsymbol{\phi}}_i = \mathbf{I} - \boldsymbol{\phi}_i$ 。

同理,控制量的各个数据包之间有如下关系:

$$\mathbf{u}_j(k) = \begin{cases} \mathbf{u}'_j(k) & K_2 \text{ 与 } S'_j \text{ 相连} \\ \mathbf{u}_j(k-1) & K_2 \text{ 与 } S'_j \text{ 不相连} \end{cases} \quad (4)$$

即

$$\mathbf{u}(k) = \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{u}'(k) + \hat{\boldsymbol{\varphi}}_j \mathbf{u}(k-1) \quad (5)$$

式中:  $\boldsymbol{\varphi}_j = \text{diag}(0, \dots, 0, \beta_{jj}, 0, \dots, 0)$ ,  $\beta_{jj} = 1$ ;  $\hat{\boldsymbol{\varphi}}_j = \mathbf{I} - \boldsymbol{\varphi}_j$ 。

状态反馈控制器为:

$$\mathbf{u}'(k) = \mathbf{K} \mathbf{x}'(k) = \mathbf{K} (\boldsymbol{\phi}_i \mathbf{x}(k) + \hat{\boldsymbol{\phi}}_i \mathbf{x}'(k-1)) \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{K}$  为状态反馈控制器增益矩阵。将式(6)与式(5)和式(1)联立然后定义增广向量  $\mathbf{z}(k) = [\mathbf{x}^T(k) \mathbf{x}'^T(k-1) \mathbf{u}^T(k-1)]^T$ ,可以得到等价模型:

$$\begin{cases} \mathbf{z}(k+1) = \boldsymbol{\Omega}_{ij} \mathbf{z}(k) + \tilde{\mathbf{D}}_1 \boldsymbol{\omega}(k) + \tilde{\mathbf{D}}_2 \mathbf{f}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{z}(k) + \tilde{\mathbf{D}}'_1 \boldsymbol{\omega}(k) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\boldsymbol{\Omega}_{ij} = \begin{bmatrix} \Xi_1 & \Xi_2 & \Xi_3 \\ \boldsymbol{\phi}_i & \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & 0 \\ \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \boldsymbol{\phi}_i & \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & \hat{\boldsymbol{\varphi}}_j \end{bmatrix}$ ,  $i=1,2,\dots,m, j=1,$

$2, \dots, n, \Xi_1 = \mathbf{A}_0 + (\mathbf{B}_1 + \Delta \mathbf{B}_1) \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \boldsymbol{\phi}_i$ ,  $\Xi_2 = (\mathbf{B}_1 + \Delta \mathbf{B}_1) \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i$ ,  $\Xi_3 = (\mathbf{B}_1 + \Delta \mathbf{B}_1) \hat{\boldsymbol{\varphi}}_j + (\mathbf{B}_2 + \Delta \mathbf{B}_2)$ ;  $\tilde{\mathbf{D}}_1 = [\mathbf{D}_1 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\tilde{\mathbf{D}}'_1 = [\mathbf{D}'_1 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\tilde{\mathbf{D}}_2 = [\mathbf{D}_2 \ 0 \ 0]^T$ ;  $\tilde{\mathbf{C}} = [\mathbf{C} \ 0 \ 0]^T$ 。

## 2 改进 BA 设计

蝙蝠算法一经提出,就由于其简单性与有效性得到了广泛的关注<sup>[8-10]</sup>。具体的蝙蝠算法迭代过程为:蝙蝠的坐标为一个解,该坐标包含速度和适应度函数值,蝙蝠种群利用新发出的频率、脉冲发射速率和声波响度得到新的解集,然后依次进行迭代得到最优值<sup>[11-12]</sup>。

数学表达式如下:

$$\mathbf{F}_i = \mathbf{F}_{\min} + (\mathbf{F}_{\max} - \mathbf{F}_{\min}) \times RN \quad RN \in [0, 1] \quad (8)$$

$$\mathbf{V}_i^l = \mathbf{V}_i^{l-1} + (\mathbf{X}_i^{l-1} - \mathbf{X}_{\text{best}}) \times \mathbf{F}_i \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_i^l = \mathbf{X}_i^{l-1} + \mathbf{V}_i^l \quad (10)$$

式中: $\mathbf{F}_i$ 代表第*i*只蝙蝠发出的频率; $\mathbf{F}_{\min}$ 与 $\mathbf{F}_{\max}$ 分别代表蝙蝠种群发出的所有频率最小值与最大值; $RN$ 表示在 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的一个随机变量; $\mathbf{F}_i \in [\mathbf{F}_{\min}, \mathbf{F}_{\max}]$ ; $\mathbf{V}_i^l$ 与 $\mathbf{X}_i^l$ 分别代表在第*l*次迭代过程中,第*i*只蝙蝠的运动速度和相应的位置, $i = 1, 2, \dots, N$ ; $\mathbf{X}_{\text{best}}$ 表示当前全局位置的最优解。

为提升算法的便利性,给出相应的更新公式如下:

$$\mathbf{X}_{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{best}} + \alpha \times \mathbf{A}^l \quad (11)$$

式中: $\alpha$ 代表在 $[-1, 1]$ 区间内的随机数; $\mathbf{A}^l$ 表示第*l*代蝙蝠声波响度的平均值。

在式(11)的基础上,每一只蝙蝠的脉冲发射率 $\mathbf{R}_i$ 以及相应的脉冲声波响度 $\mathbf{A}_i$ 也会进行更新,具体的更新过程如下:

$$\mathbf{A}_i^{l+1} = \omega \times \mathbf{A}_i^l \quad (12)$$

$$\mathbf{R}_i^{l+1} = \mathbf{R}_i^0 \times (1 - \exp(-\beta t)) \quad (13)$$

式中: $\beta, \omega$ 为常数, $\beta > 0, 0 < \omega < 1$ 。

BA 具有收敛性强以及搜索范围大的优点,但是蝙蝠位置的更新效果过分依靠速度参数,使得在优化过程后期,容易陷入局部极值<sup>[13-14]</sup>。为提升其优化精度,将遗传算法中的理论与基本 BA 结合,具体步骤如下:

**Step 1** 将交叉比例和交叉方法引入蝙蝠种群的更新过程,具体的过程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(l+1) = \text{rand} \cdot \mathbf{x}_i(l) + (1 - \text{rand}) \cdot \mathbf{x}_j(l) \\ \mathbf{x}_j(l+1) = \text{rand} \cdot \mathbf{x}_j(l) + (1 - \text{rand}) \cdot \mathbf{x}_i(l) \end{cases} \quad (14)$$

**Step 2** 为使得更新后的种群 $\mathbf{x}_i(t+1)$ 发生变异,设置相应的变异激活函数如下:

$$\text{Activate}(k) = \alpha + \beta \cdot \frac{\exp[\frac{n(k-1)}{N}] - 1}{\exp^n - 1} + \text{rand} - 1 \quad (15)$$

式中: $\alpha \in [0.5, 0.6]$ ; $\beta \in [0.1, 0.3]$ ; $k$ 代表种群内第*k*只蝙蝠; $n$ 代表维度; $N$ 代表蝙蝠种群的总个数; $\text{rand}$ 是 $[0, 1]$ 的随机数。若满足 $\text{Activate}(k) < 1$ ,则使得蝙蝠发生变异。

**Step 3** 变异主要包括均匀变换以及高斯变换,均匀变换主要为了提升收敛速度,高斯变换主要提升跳出局部极值的能力,相应的均匀变换和高斯变换如下:

$$\mathbf{x}_i(l) = \begin{cases} (1 + \mu)\mathbf{x}_i(l) & \text{rand} \leq \left(1 - \frac{l}{L_{\max}}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_* - \mathbf{x}_i(l))^2}{2\sigma^2}} \mathbf{x}_i(l) & \text{rand} > \left(1 - \frac{l}{L_{\max}}\right) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\sigma$ 代表高斯分布的标准差; $L_{\max}$ 表示最大临界值; $\mu$ 表示更新参数; $x_*$ 表示目标位置。

在 BA 中,已知脉冲发射率更新迭代的初始值选则具有一定的主观性,因此该参数选择可能使得算法具有一定的人为保守性而无法达到最优。因此进一步改进脉冲发射率的迭代过程:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_i^{l+1} = \tau \cdot r_i^{2l} \times \sin(\pi \mathbf{R}_i^l) \\ \tau = 2.3 \quad R_0 = 0.7 \quad A_0 = 0.9 \end{cases} \quad (17)$$

式中: $A_0, R_0$ 分别表示为初始声波响度以及脉冲响度值; $\mathbf{R}_i^{l+1}$ 表示的是混沌脉冲发射率; $r_i^{2l}$ 表示脉冲波长。

正弦反曲映射的目的在于保证脉冲发射率既拥有初始值的敏感性,又能够得到确定的混沌变化范围,进一步地提升该算法的寻优精度与速度。 $\mathbf{R}_i^{l+1}$ 的变化范围如图 1 和图 2 所示。

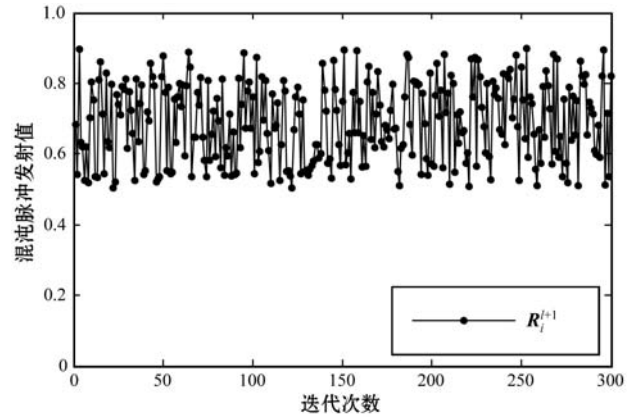


图 1 混沌 BA 脉冲发射率

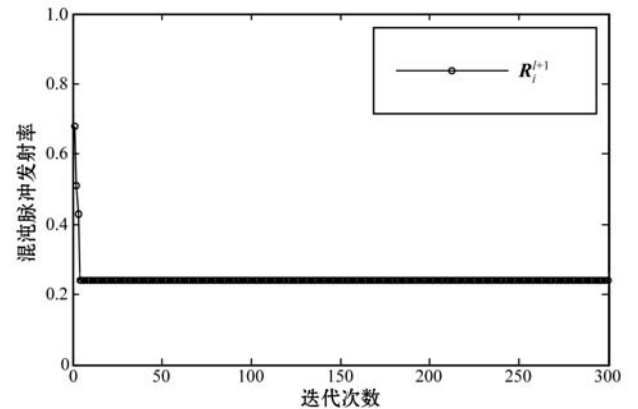


图 2 基本 BA 脉冲发射率

### 3 改进 BA 的故障检测观测器设计

设闭环观测器为:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{z}}(k+1) = \mathbf{\Omega}_y \hat{\mathbf{z}}(k) + \mathbf{L}_l (y(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)) \\ \hat{\mathbf{y}}(k) = \tilde{\mathbf{C}} \hat{\mathbf{z}}(k) \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{L}_l (l = 1, 2, \dots, m \times n)$ 是需要求的观测器增益矩阵。观测器结构如图 3 所示。

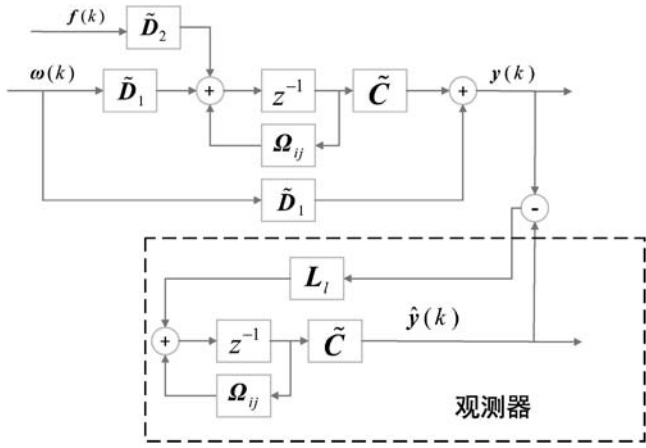


图3 观测器结构

令观测器误差为:  $\mathbf{e}(k) = \mathbf{z}(k) - \hat{\mathbf{z}}(k)$ ,  $\boldsymbol{\varepsilon}(k)$  为观测器输出, 那么观测器误差的状态方程与输出方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{e}(k+1) = (\boldsymbol{\Omega}_{ij} - L_i \tilde{\mathbf{C}}) \mathbf{e}(k) + \tilde{\mathbf{D}}_1 \boldsymbol{\omega}(k) + \tilde{\mathbf{D}}_2 \mathbf{f}(k) \\ \boldsymbol{\varepsilon}(k) = \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{e}(k) + \tilde{\mathbf{D}}_1' \boldsymbol{\omega}(k) \end{cases} \quad (19)$$

对式(19)进行 Z 变换, 则残差信号  $\boldsymbol{\varepsilon}$  分别到扰动信号  $\boldsymbol{\omega}$  和故障信号  $\mathbf{f}$  的传递函数矩阵为:

$$\begin{cases} \mathbf{G}_f = \tilde{\mathbf{C}} (z\mathbf{I} - \boldsymbol{\Omega}_{ij} + L_i \tilde{\mathbf{C}})^{-1} \tilde{\mathbf{D}}_2 \\ \mathbf{G}_\omega = \tilde{\mathbf{C}} (z\mathbf{I} - \boldsymbol{\Omega}_{ij} + L_i \tilde{\mathbf{C}})^{-1} \tilde{\mathbf{D}}_1 + \tilde{\mathbf{D}}_1' \end{cases} \quad (20)$$

式中:  $\mathbf{G}_f$  为残差信号  $\boldsymbol{\varepsilon}$  到故障信号  $\mathbf{f}$  的传递函数矩阵;  $\mathbf{G}_\omega$  为残差信号  $\boldsymbol{\varepsilon}$  到扰动信号  $\boldsymbol{\omega}$  的传递函数矩阵。

本节利用改进 BA 对故障检测观测器的增益矩阵  $L_i$  进行优化必须遵循下列几点要求:

(1) 稳定性。在系统扰动为 0 时, 残差信号能够收敛。

(2) 灵敏性。残差信号对故障信号要相当敏感, 即残差对故障的增益要大。

(3) 鲁棒性。残差信号对扰动信号的鲁棒性要强, 即残差对扰动的增益小。

首先必须要满足稳定性要求, 这是实现故障检测的基础。由文献[3]可得到稳定性的条件为:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P} & (\boldsymbol{\Omega}_{ij}^T - \tilde{\mathbf{C}}^T L_i^T) \mathbf{P}^T \\ \mathbf{P}(\boldsymbol{\Omega}_{ij} - L_i \tilde{\mathbf{C}}) & -\mathbf{P}^T \end{bmatrix} < 0 \quad (21)$$

由于  $\boldsymbol{\Omega}_{ij}$  中含有不确定矩阵  $\mathbf{F}(\tau_k)$ , 所以进行如下变换:

$$\boldsymbol{\Omega}_{ij} = \bar{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} + \tilde{\mathbf{E}} \mathbf{F}(\tau_k) \tilde{\mathbf{H}}_{ij} \quad (22)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{H}}_{ij} = [\mathbf{H}_1 \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i \quad \mathbf{H}_1 \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i \quad \mathbf{H}_1 \hat{\boldsymbol{\phi}}_j + \mathbf{H}_2]$ ;

$$\bar{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_0 + \mathbf{B}_1 \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & \mathbf{B}_1 \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & \mathbf{B}_1 \hat{\boldsymbol{\phi}}_j + \mathbf{B}_2 \\ \boldsymbol{\phi}_i & \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & 0 \\ \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & \boldsymbol{\varphi}_j \mathbf{K} \hat{\boldsymbol{\phi}}_i & \hat{\boldsymbol{\phi}}_j \end{bmatrix};$$

$$\tilde{\mathbf{E}} = [\mathbf{E} \quad 0 \quad 0]^T.$$

将式(22)代入式(21), 根据文献[6]可知该式等价于存在  $\eta_l > 0 (l=1, 2, \dots, m \times n)$ , 使得:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P} & (\bar{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} - L_i \tilde{\mathbf{C}})^T \mathbf{P}^T \\ * & -\mathbf{P} \end{bmatrix} + \eta_l^{-1} [\tilde{\mathbf{H}}_{ij} \quad 0]^T \\ [\tilde{\mathbf{H}}_{ij} \quad 0] + \eta_l \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{P} \tilde{\mathbf{E}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{P} \tilde{\mathbf{E}} \end{bmatrix}^T < 0 \quad (23)$$

式中: \* 表示对称矩阵。

由 Schur 补定理, 令  $\mathbf{Y} = L_i^T \mathbf{P}^T$ , 则式(23)等价于:

$$\begin{bmatrix} -\mathbf{P} + \eta_l^{-1} \tilde{\mathbf{H}}_{ij}^T \tilde{\mathbf{H}}_{ij} & \bar{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} \mathbf{P}^T + \tilde{\mathbf{C}}^T \mathbf{Y} & 0 \\ * & -\mathbf{P} & \mathbf{P} \tilde{\mathbf{E}} \\ * & * & -\eta_l^{-1} \end{bmatrix} < 0 \quad (24)$$

保证稳定性的条件: 所取的故障观测器增益矩阵  $L_i$  必须满足存在对称正定矩阵  $\mathbf{P}$  以及  $\eta_l > 0 (l=1, 2, \dots, m \times n)$ , 使得式(24)成立。

为了增强误差观测器的鲁棒性与灵敏性, 设适应度函数为:

$$fitness = \frac{J_2}{J_1} = \frac{\|\mathbf{G}_f(z)\|_{z=1}}{\sum_{\omega_r} \|\mathbf{G}_\omega(z)\|_{z=e^{j\omega_r}}} \quad (25)$$

式中:  $J_1$  为误差系统对噪声在整个噪声频率中的传递函数增益, 为了减小噪声对系统的影响,  $J_1$  要尽量的小;  $\omega_r$  为噪声信号的频率点;  $J_2$  为误差系统对故障在整个故障信号频率中的传递函数增益, 由于传感器或者执行机构故障信号大多集中在低频段<sup>[15]</sup>, 故令传递函数变量  $z=1$ 。为了增大系统对故障信号的敏感性, 故必须使得  $J_2$  尽可能大, 所以优化的目标为求取适应度函数  $fitness$  的最大值。

综上所述, 基于改进 BA 的故障检测问题可以归结为以下优化问题:

$$\min fitness \quad (26)$$

$$\text{s. t. } \begin{bmatrix} -\mathbf{P} + \eta_l^{-1} \tilde{\mathbf{H}}_{ij}^T \tilde{\mathbf{H}}_{ij} & \bar{\boldsymbol{\Omega}}_{ij} \mathbf{P}^T + \tilde{\mathbf{C}}^T \mathbf{Y} & 0 \\ * & -\mathbf{P} & \mathbf{P} \tilde{\mathbf{E}} \\ * & * & -\eta_l^{-1} \end{bmatrix} < 0$$

具体的优化步骤为:

**Step1** 设置算法的基本参数与初始值大小, 给定输入为观测器矩阵的元素, 并计算出初始适应度函数值。

**Step2** 对蝙蝠种群进行交叉运算, 判断蝙蝠个体是否发生变异, 若发生变异, 则按照变异过程进行

处理。

**Step3** 更新此时的蝙蝠种群位置,将此时的位置代入式(26)中的线性矩阵不等式,若存在可行解,则更新后的种群以细微扰动量在当前最优解附近重新寻优,否则重新进行位置寻找。

**Step4** 计算蝙蝠种群新位置的适应度函数值,并更新声波响度、混沌脉冲发射率以及最优值。

**Step5** 对比得到当前种群内适应度函数的最优值,并记录最优值的位置。

**Step6** 判断是否达到最大迭代次数  $Iterate\_times$ ,若满足,则停止算法并输出适应度函数的极值以及对应的最优位置,即最优的故障观测器增益矩阵  $L_l$  的各个元素,否则返回 Step2,再进行下一次迭代寻优。

## 4 仿真算例及结果分析

### 4.1 控制系统半物理仿真平台

本文的仿真验证借助航空发动机分布式控制系统半物理仿真平台来进行,系统结构如图 4 所示。由发动机模拟计算机、控制计算机、智能执行机构、智能传感器以及 CAN 总线五部分组成。发动机模拟计算机运行发动机数学模型,智能传感器通过接收模型计算机中解算出的各个传感器模拟量,进行数据转换,并通过串口上传至 CAN 总线,与发动机控制计算机进行实时通信。控制计算机中接收 CAN 总线上的数字量,运行控制算法,输出控制信号至 CAN 总线,控制面板中实时显示发动机运行数据和曲线,并能够在控制面板中进行控制器参数调整、故障模拟、通信检测等操作。智能执行机构从 CAN 总线中接收控制信号,以模拟量信号输出至发动机模拟计算机中进行发动机转速控制。具体的实物如图 5 所示。

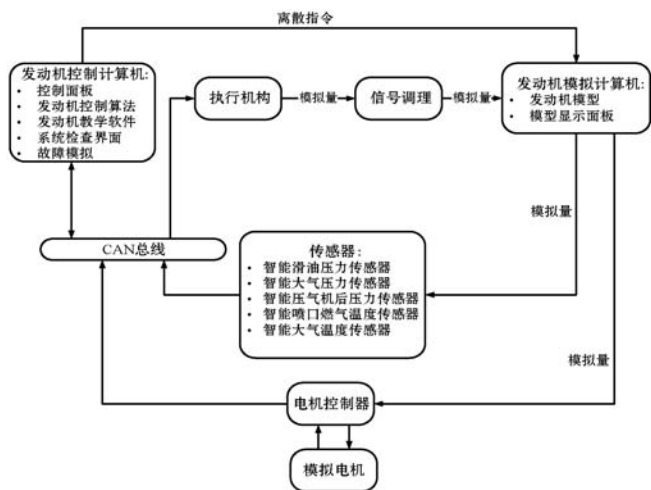


图 4 系统半物理平台结构

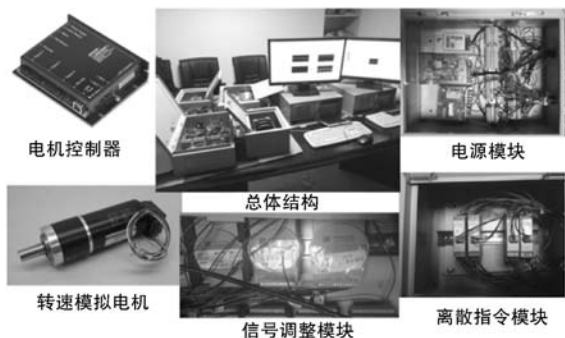


图 5 分布式控制系统仿真平台实物

### 4.2 基于半物理平台的仿真

设无人机发动机的状态方程为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} -3 & 1 \\ 1 & -3 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 0.5 \end{bmatrix} \mathbf{u}(t) + \\ \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \boldsymbol{\omega}(t) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} f(t) \\ \mathbf{y}(t) = [1 \quad 0] \mathbf{x}(t) + \boldsymbol{\omega}(t) \end{cases} \quad (27)$$

以  $T = 20 \text{ ms}$  为采样周期离散化可得:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}_0 \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_1(\tau_k) \mathbf{u}(k) + \\ \mathbf{B}_2(\tau_k) \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{D}_1 \boldsymbol{\omega}(k) + \mathbf{D}_2 f(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}_1 \mathbf{x}(k) + \mathbf{D}' \boldsymbol{\omega}(k) \end{cases} \quad (28)$$

式中:  $\mathbf{A}_0 = \begin{bmatrix} 0.942 \ 0 & 0.018 \ 8 \\ 0.018 \ 8 & 0.942 \ 0 \end{bmatrix}$ ;  $\mathbf{D}_1 = \begin{bmatrix} 0.099 \ 69 \\ -0.009 \ 05 \end{bmatrix}$ ;  
 $\mathbf{D}_2 = \begin{bmatrix} 0.099 \ 69 \\ -0.009 \ 05 \end{bmatrix}$ 。系统的状态反馈控制律为:

$$\mathbf{u}'(k) = \begin{bmatrix} -0.684 \ 1 & -0.422 \ 5 \\ 0.445 \ 1 & -0.122 \ 2 \end{bmatrix} \mathbf{x}'(k) \quad (29)$$

在求解过程中,设置寻优解空间为  $[-10, 10]^6$ , 采样步长为  $\tau = 20 \text{ ms}$ , 最大迭代次数  $g_{\max} = 1 \ 000$ , 种群规模  $sizepop = 100$ , 协同子种群  $m = 5$ ,  $\alpha_0 = \beta_0 = 0.7$ 。

分别以基本 BA 和改进 BA 对故障观测器增益矩阵  $L_l (l = 1, 2, 3, 4)$  进行优化, 其中  $L_1$  的优化结果如图 6 和表 1 所示。

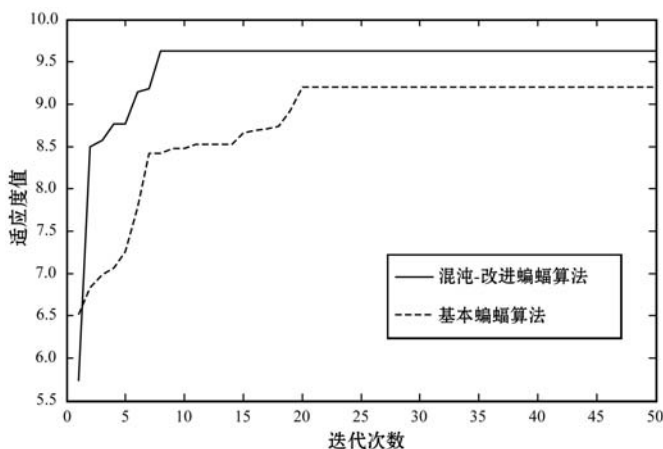


图 6 优化结果对比图

表 1 优化结果数据对比表

优化方法	极值	最优位置	迭代次数
基本 BA	9.123	(0.279 8, -0.751 2, 1.431 2, 0, -0.914 2, 0)	20
改进 BA	9.630	(0.355 2, -0.990 1, 1.302 1, 0, -0.579 7, 0)	9

从图 6 和表 1 中可以看出,改进的 BA 的极值较小,且收敛时间比基本 BA 少了 9 个迭代周期;改进的 BA 收敛曲线更加平滑,说明该方法更容易跳出局部极值,对在故障观测器矩阵优化上相对于基本 BA 在收敛速度、收敛性能以及收敛精度上具有较大的提高,验证了改进 BA 的优越性。

从表 1 中可以得到最优适应度函数所对应的故障观测器矩阵为  $L_1 = [0.355\ 2\ -0.990\ 1\ 1.302\ 1\ 0\ -0.579\ 7\ 0]^T$ ,同理可得其他三种情况的观测器增益矩阵为:

$$L_2 = [0.917\ 5\ -0.112\ 5\ 0\ -0.008\ 7\ 0.034\ 1\ 0]^T$$

$$L_3 = [1.127\ 4\ -0.367\ 8\ -0.134\ 1\ 0\ 0.112\ 4\ 0]^T$$

$$L_4 = [0.896\ 3\ -0.014\ 2\ 0\ -0.011\ 2\ 0\ 0.312\ 4]^T$$

为在半物理平台上模拟出双通道多包传输,由于系统传输数据量较小,数据包的数据区只需要三位,故将 CAN 总线中传输数据包的第四个数据位设置为数据包标志位。设置的数据包随机传输序列如图 7 所示。

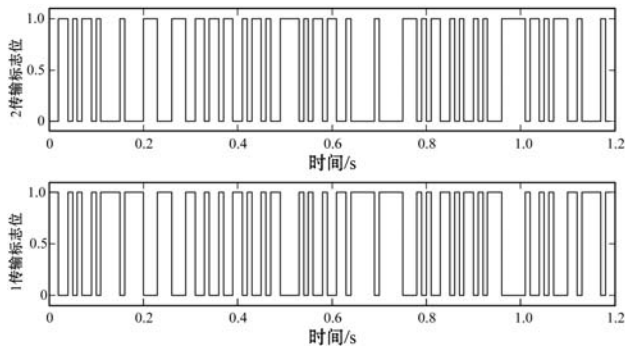


图 7 数据包随机传输序列

系统控制器根据传输的数据包来自动切换故障观测器增益矩阵,从而实现对整个系统的故障检测。为模拟系统的传感器短路故障,对系统施加一个幅值较小的阶跃型故障,同时添加一个幅值为 0.8 的噪声信号,检测结果如图 8 和图 9 所示,分别代表传统鲁棒故障观测器<sup>[3]</sup>与改进 BA 优化的故障观测器检测残差结果。可以看出传统方法的残差信号振动幅值为 0.1,而优化方法的残差振动幅值仅为 0.075,这说明噪声信号对传统检测方法的影响较大。另外,传统检测方法的残差与正常状态无法完全通过设定阈值来区分,而图 8 显示的优化故障观测器方法对故障信号有明显

的放大作用,且噪声分量明显减少,阈值设定范围从传统的 0.100 到 0.155 扩展为 0.075 到 0.193,范围扩大 2.14 倍,说明该方法更有利于区分故障状态与正常状态。

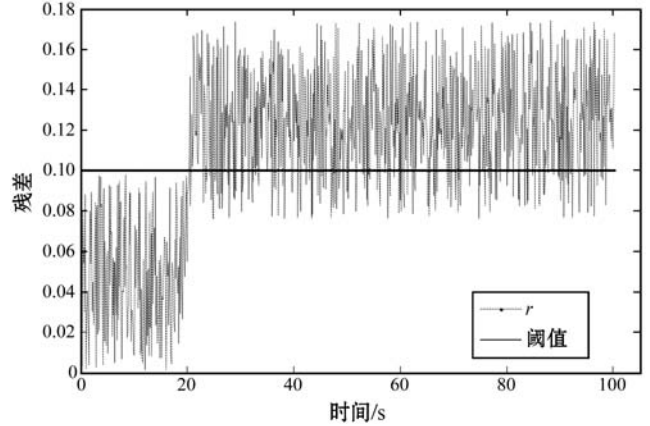


图 8 传统鲁棒观测器检测残差

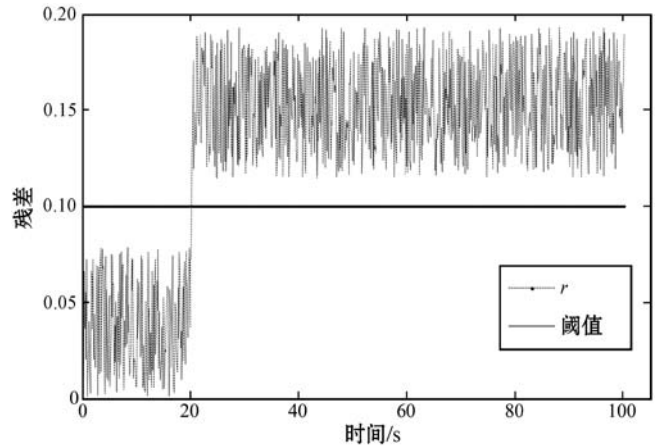


图 9 改进 BA 观测器检测残差

令传感器漂移模拟故障为  $f = 0.15 \times (t - 20) \times \delta(t - 20)$ ,给定幅值为 0.05 噪声信号,图 10 分别为利用文献[3]的故障观测器方法与改进 BA 优化方法所得到的残差变化对比图。可以看出传统的故障观测器方法噪声较大,而优化的故障观测器方法噪声分量明显减少,故障信号有明显的放大作用,残差能够更快地增大到阈值,从而更快速地检测出系统的漂移故障。

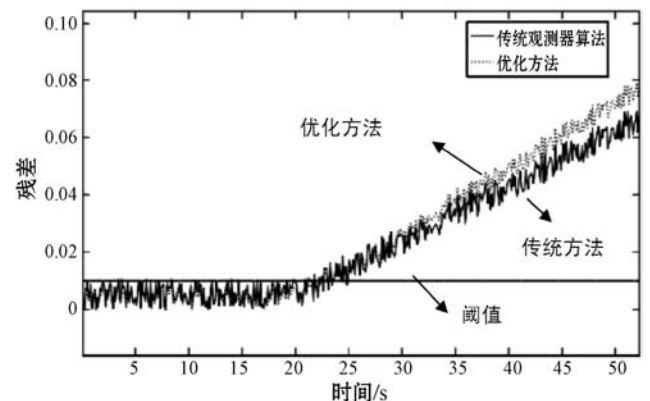


图 10 斜坡故障监测残差对比

进一步给定一个传感器的非线性故障:

$$f(t) = \begin{cases} 0 & t < 5 \\ e^{-2 \times (t-5)/100} & t \geq 5 \end{cases} \quad (30)$$

此时同样给定一个幅值为 0.05 的噪声信号,检测残差对比结果如图 11 所示。可以看出,传统方法的残差振动约为 0.003 8,而优化方法的残差幅值为 0.001 8,这说明噪声信号对传统检测方法影响更大。另外,传统方法的阈值选择范围为 0.003 8 到 0.012 0,而优化方法的阈值选择范围为 0.001 8 到 0.021 0,范围增大 2.34 倍,进一步说明该优化方法对故障状态与正常状态具有更好的区分度。

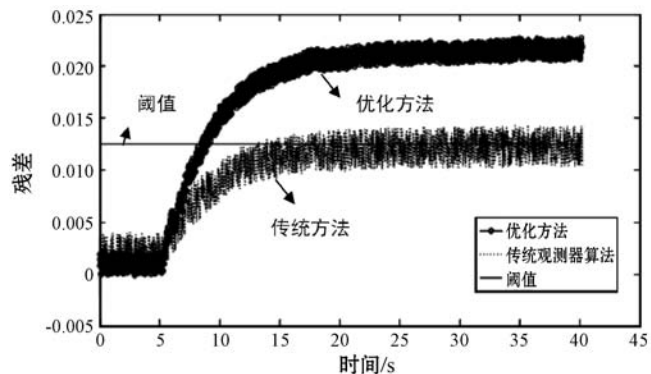


图 11 非线性故障检测残差对比图

综上所述,利用改进 BA 优化的观测器增益矩阵能够使得残差信号放大故障信号而减弱噪声的影响,有效地减少故障的漏报率,提升故障预警的准确性。

## 5 结 语

为了更加贴近实际的 UAV 网络控制系统,考虑双通道多包传输的短时变时延 UAV 发动机网络控制系统,利用改进 BA 对同时兼具故障敏感性与噪声鲁棒性的适应度函数进行优化,从而得到最优观测器增益矩阵。本文的研究结果表明:

(1) 该观测器能够保证切换条件下的残差渐进稳定。

(2) 改进 BA 在保证一定收敛速度的条件下,相对于基本 BA 而言具有更好的收敛精度。

(3) 提出的传感器故障检测优化方法不仅能够抑制噪声信号对残差幅值的影响,还能够有效提升故障状态与正常状态的区分度,进一步扩大阈值的选择范围,有效地提升传感器各类故障的检测率,减少误报率,并且能够增大人工设定阈值的容错率,进一步说明该方法的有效性。

## 参 考 文 献

[1] 徐雪松. 四旋翼无人机的多模型故障诊断[J]. 计算机工

程与应用,2016,52(21):252-257.

[2] 付国强,刘三才,刘宪飞. 无人机滑跑段抗侧滑控制策略研究[J]. 计算机应用与软件,2019,36(5):58-62,118.

[3] 王越男. 离散切换时滞系统的鲁棒故障检测方法研究[D]. 长春:长春工业大学,2017.

[4] 王伟,沈振,任章. 鲁棒故障检测和诊断方法在飞控系统中的应用[J]. 航天控制,2016,34(5):93-97.

[5] 王燕锋,王培良,蔡志端. 时延转移概率部分未知的网络控制系统鲁棒  $H_{\infty}$  故障检测[J]. 控制理论与应用,2017,34(2):273-279.

[6] 楚晓艳,年晓红,刘静静. 基于鲁棒滑模观测器的多电机卷绕系统故障检测和隔离[J]. 控制理论与应用,2018,35(6):795-804.

[7] 张燕燕. 具有时延和丢包的网络化控制系统分析和控制[D]. 浙江:浙江工业大学,2015.

[8] 曹洁,杜永红,王进花. 自适应蝙蝠算法优化 PF 的风力机桨距系统故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件,2018,35(5):78-84.

[9] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[M]// Nature Inspired Cooperation Strategies for Optimization (NIC-SO 2010). Springer, 2010:65-74.

[10] 靖婉婷,王海瑞,林雅慧. 基于 IBA-ELM 的发动机燃油系统故障诊断研究[J]. 计算机应用与软件,2018,35(11):89-93.

[11] 张瑾,毕国通,李丽丽. 一种求解 TSP 问题的离散蝙蝠算法[J]. 计算机工程与科学,2018,40(11):2085-2091.

[12] 赵峰,郭程林,司晶晶. 基于蝙蝠算法的 PSS 参数优化研究[J]. 控制工程,2018,25(12):2210-2218.

[13] Lin J H, Chou C W, Yang C H, et al. A chaotic levy flight bat algorithm for parameter estimation in nonlinear dynamic biological systems[J]. Journal of Computer and Information Technology, 2012, 2(2):56-63.

[14] Li M W, Geng J, Han D F, et al. Ship motion prediction using dynamic seasonal RvSVR with phase space reconstruction and the chaos adaptive efficient FOA[J]. Neurocomputing, 2016,174:661-680.

[15] 刘勇,沈轩帆,廖勇. 基于遗传算法的无线传感器/执行器网络故障检测滤波器设计[J]. 计算机应用,2016,16(3):616-619.

## (上接第 187 页)

[29] Wu N, Li Y, Tian Y N, et al. Trace-transform-based time-frequency filtering for seismic signal enhancement in North-east China[J]. Comptes Rendus Geoscience, 2016, 348(5):360-367.

[30] Albukhanjer W A, Jin Y C, Briffa J A. Classifier ensembles for image identification using multi-objective Pareto features[J]. Neurocomputing, 2017,238:316-327.

[31] 王圣元. 看完这篇,别说你还不不懂 Hinton 大神的胶囊网络[EB/OL]. (2018-03-28)[2018-08-24]. [http://www.sohu.com/a/226611009\\_633698](http://www.sohu.com/a/226611009_633698).