



SS-DEWMA图多目标优化及在输出传感器故障检测中的应用

方一鸣, 阎淑雅, 李建雄, 赵晓东

引用本文:

方一鸣, 阎淑雅, 李建雄, 赵晓东. SS-DEWMA图多目标优化及在输出传感器故障检测中的应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1656–1664.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1462>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

事件触发机制下分布时滞网络化控制系统 H_∞ 故障检测

Event-triggered H_∞ fault detection for networked control systems with distributed delays

控制与决策. 2020, 35(12): 3059–3065 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0456>

基于动态观测器零极点优化的网络控制系统故障检测

Pole-zero optimization design of dynamic observer for fault detection of networked control systems

控制与决策. 2021, 36(6): 1351–1360 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1107>

基于超级节点的分布式传感器节点定位算法

A distributed sensor nodes localization algorithm based on super nodes

控制与决策. 2020, 35(12): 2898–2906 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0219>

基于操作风险的双模式传感器管理方法

A dual-mode sensor management method based on operational risk

控制与决策. 2020, 35(12): 2993–2998 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1541>

基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

控制与决策. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

SS-DEWMA 图多目标优化及在输出传感器故障检测中的应用

方一鸣^{1,2}, 阎淑雅¹, 李建雄^{1,2†}, 赵晓东¹

(1. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;
2. 智能控制系统与智能装备教育部工程研究中心, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对平方和双指数加权移动平均(SS-DEWMA)图难以选取合适参数同时满足数据监控的多个指标最优的问题,提出一种SS-DEWMA图的多目标优化(MO-SS-DEWMA)图数据监控方法,并将该方法用于非线性系统传感器的故障检测. 首先,采用复合嵌入式均方根容积卡尔曼滤波器(CESCKF)对系统状态进行估计,并产生残差;其次,构造残差评价(数据监控)指标漏报率(MDR)和误报率(FAR)与SS-DEWMA图的两个参数的函数,并以MDR和FAR同时最小为优化目标,利用多目标粒子群优化(MO-PSO)算法对两个参数进行离线优化,将优化后的SS-DEWMA图的输出值与阈值比较,在线检测故障,其中,采用小波分析算法削弱噪声对SS-DEWMA图的影响;最后,将所提出算法用于伺服电机驱动的连铸结晶器振动系统位移传感器故障检测中,仿真和实验结果表明,该方法能有效降低故障检测的漏报率和误报率.

关键词: 传感器故障检测; 平方和双指数加权移动平均图; 多目标优化; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1462

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 方一鸣, 阎淑雅, 李建雄, 等. SS-DEWMA 图多目标优化及在输出传感器故障检测中的应用[J]. 控制与决策, 2022, 37(6): 1656-1664.

Multi-objective optimization of sum of squares double exponentially weighted moving average chart and its application in output sensor fault detection

FANG Yi-ming^{1,2}, YAN Shu-ya¹, LI Jian-xiong^{1,2†}, ZHAO Xiao-dong¹

(1. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Research Center of the Ministry of Education for Intelligent Control System and Intelligent Equipment, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In view of the problem that it's difficult for the sum of squares double exponentially weighted moving average (SS-DEWMA) chart to select appropriate parameters, which satisfy multiple optimal indexes of data monitoring, a multi-objective optimization of SS-DEWMA (MO-SS-DEWMA) chart data monitoring method is proposed and applied to sensor fault detection of nonlinear systems. Firstly, a composite embedded square-root cubature Kalman filter (CESCKF) is used to estimate the states of systems and generate residuals. Then, by constructing the function between missed detection rate (MDR) and false alarm rate (FAR) of the residual assessment (data monitoring) index and parameters of the SS-DEWMA chart, and taking the MDR and FAR as the minimum cost objective functions, a multi-objective particle swarm optimization (MO-PSO) algorithm is employed to offline optimize the control width and smoothing parameter, and the output results of the optimized SS-DEWMA chart are compared with the threshold value to detect the faults online, in which, a wavelet analysis algorithm is used in order to reduce the influence of noise on SS-DEWMA chart. Finally, the proposed algorithm is applied to the fault detection of the displacement sensor of the continuous casting mold system driven by servo motors. Simulated and experimental results show that the proposed method can effectively reduce the MDR and FAR.

Keywords: sensor fault detection; sum of squares double exponentially weighted moving average chart; multi-objective optimization; Kalman filter

收稿日期: 2020-10-24; 录用日期: 2021-03-03.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61873226, 61803327); 河北省自然科学基金项目(F2017203304, F2019203090).

†通讯作者. E-mail: jxli@ysu.edu.cn.

0 引言

故障诊断与检测技术的研究对于安全性和可靠性要求较高的控制系统具有重要的作用^[1]. 作为监测设备运行的重要组成部分,传感器的可靠性是系统正常工作的重要保证^[2],因此,进行传感器故障诊断研究是非常必要的. 本文针对一类非线性系统的输出传感器故障检测问题,采用基于模型的故障检测方法进行研究. 具体可分为两个步骤:一是根据系统的数学模型构造估计器,利用测量值与估计器的估计值产生残差;二是选用适当统计决策方法对得到的残差进行故障检测^[3-5].

在估计器选取方面,卡尔曼滤波器(KF)因其简便实用而被广泛应用于线性系统的状态估计. 针对非线性系统,在传统KF的框架下,基于文献[6-7]提出的复合嵌入式容积卡尔曼滤波器(CECKF)和均方根容积卡尔曼滤波器(SCKF),文献[8]提出了一种复合嵌入式均方根容积卡尔曼滤波器(CESCKF). 本文采用CESCKF算法来估计状态,产生残差. 在统计决策方法方面,指数加权移动平均(EWMA)^[9-10]图不仅参考当前观测值,而且对最近的过去观测值赋予了更多的权重,具有较好的检测效果. 为得到更准确的过程结论,通常使用两个EWMA同时监控过程均值和方差. 文献[11]提出的最大指数加权移动平均(M-EWMA)图实现了在同一图中检测过程均值和方差的变化. 文献[12]将M-EWMA图扩展为最大双EWMA(M-DEWMA)图,并证明了在检测均值和方差中、小变化方面,M-DEWMA图比M-EWMA图具有更好的检测性能. 文献[13]提出的平方和双指数加权移动平均(SS-DEWMA)图可以检测均值和方差中所有大小的变化. 然而,SS-DEWMA图检测精度有赖于平滑参数和控制宽度的选择. 其中:平滑参数表征最新数据对检测结果的影响,而控制宽度的选取会影响阈值的大小. 通过建立SS-DEWMA图参数与残差评价指标漏报率(missed detection rate, MDR)和误报率(false alarm rate, FAR)的函数,分析发现很难选取适当的参数值使MDR和FAR同时达到最小.

为了解决上述问题,本文以MDR和FAR为目标函数,首先利用多目标粒子群优化(multi-objective particle swarm optimization, MO-PSO)算法对两个参数进行离线优化;然后,将优化后的SS-DEWMA图的输出结果与阈值进行比较,在线检测故障,从而提出一种基于SS-DEWMA图的多目标优化(multi-objective optimized based on SS-DEWMA chart, MO-SS-DEWMA chart)数据监控方法;最后,将所提出算

法用于伺服电机驱动的连铸结晶器振动系统位移传感器故障检测中,并与现有方法进行仿真对比. 此外,在基于西门子高性能运动控制器SIMOTION D425的连铸结晶器模拟振动台对该方法进行了实验验证.

1 基于CESCKF的状态估计

本节主要针对一类带有白噪声的非线性系统采用CESCKF进行状态估计.

考虑如下非线性系统:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + \nu_{k-1}, \\ y_k = h(x_k, u_k) + g_k + \omega_k. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x_k \in \mathcal{R}^{n_x}$ 为第 k 次采样的系统状态向量, $f: \mathcal{R}^{n_x} \times \mathcal{R}^{n_u} \rightarrow \mathcal{R}^{n_x}$ 和 $h: \mathcal{R}^{n_x} \times \mathcal{R}^{n_u} \rightarrow \mathcal{R}^{n_y}$ 为已知非线性函数, $u_k \in \mathcal{R}^{n_u}$ 为控制输入, $y_k \in \mathcal{R}^{n_y}$ 为测量输出, 过程高斯噪声序列 $\{\nu_k\}$ 和测量高斯噪声序列 $\{\omega_k\}$ 是分别具有零均值与协方差 $\Xi_{\nu,k}$ 和 $\Xi_{\omega,k}$ 的独立序列, g_k 为系统的输出传感器故障.

CESCKF算法^[6,8]如下:

step 1: 初始化

$$x_0 \sim N(\hat{x}_0, P_0), \hat{x}_0 = E[x_0], S_0 = \text{chol}(P_0). \quad (2)$$

其中: x_0 服从均值为 $\hat{x}_0$ 、方差为 P_0 的正态分布, E 为数学期望, $\text{chol}(\star)$ 表示对矩阵 $\star$ 进行Cholesky分解得到的上三角矩阵.

step 2: 先验状态估计. 估计第 k 次先验状态估计 $\hat{x}_{k|k-1}$, 即

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2^{n+1}+1} w_i x_{i,k|k-1}^*, \quad i = 1, 2, \dots, 2^{n+1} + 1. \quad (3)$$

其中: w_i 为权值, 取值为

$$w_i = \begin{cases} \frac{(2\delta_1^2 - 1)(2\delta_1^2 + 3)}{8\delta_1^4}, & i = 1; \\ \frac{(2\delta_1^2 - 1)^2}{2^{n+3}\delta_1^4}, & i = 2, 3, \dots, 2^n + 1; \\ \frac{1}{2^{n+2}\delta_1^4}, & i = 2^n + 2, \dots, 2^{n+1} + 1. \end{cases}$$

δ_1 为可调参数, 且满足 $\delta_1^2 > 1/2$, $\delta_2 = \delta_1 \sqrt{4\delta_1^2 - 2}/(2\delta_1^2 - 1)$. $x_{i,k|k-1}^*$ 为传播嵌入式容积点, 由下式得出:

$$x_{i,k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} \varepsilon_i + \hat{x}_{k-1|k-1}, \quad (4)$$

$$x_{i,k|k-1}^* = f(x_{i,k-1|k-1}, u_{k-1}). \quad (5)$$

$x_{i,k-1|k-1}$ 为嵌入式容积点, $S_{k-1|k-1}$ 和 $\hat{x}_{k-1|k-1}$ 分别为 $k-1$ 时刻误差协方差均方根和后验状态估计值. ε_i 为容积点, 取值为

$$\varepsilon_i = \begin{cases} [0]_i^C, & i = 1; \\ \sqrt{2}[\delta_2]_i^{\text{CE}}, & i = 2, 3, \dots, 2^n + 1; \\ \sqrt{2}[\delta_1]_i^{\text{CE}}, & i = 2^n + 2, \dots, 2^{n+1} + 1. \end{cases}$$

上角标C和CE分别表示CKF算法与CECKF算法, $[0]_i^C$ 表示CKF的零点, $[\delta_1]_i^{\text{CE}}$ 和 $[\delta_2]_i^{\text{CE}}$ 为CECKF的两种采样点.

估计第 k 次先验测量估计值 $\hat{y}_{k|k-1}$ 及残差 r_k 为

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2^{n+1}+n} w_i y_{i,k|k-1}^*, \quad i = 1, 2, \dots, 2^{n+1} + 1; \quad (6)$$

$$r_k = y_k - \hat{y}_{k|k-1}. \quad (7)$$

其中: y_k 为传感器 k 时刻的测量实际值; $y_{i,k|k-1}^*$ 为传播嵌入式容积点, 可表示为

$$x_{i,k|k-1} = S_{xx,k|k-1} \varepsilon_i + \hat{x}_{k|k-1}, \quad (8)$$

$$y_{i,k|k-1}^* = h(x_{i,k|k-1}, u_k). \quad (9)$$

这里先验误差协方差均方根 $S_{xx,k|k-1}$ 为

$$S_{xx,k|k-1} = \text{qr}([M_{k|k-1} \quad S_{\nu,k-1}]). \quad (10)$$

$\text{qr}(\star)$ 表示对矩阵 $\star$ 进行三角分解得到的下三角矩阵; $S_{\nu,k-1}$ 为过程高斯噪声协方差 $\Xi_{\nu,k-1}$ 的平方根矩阵, 即 $\Xi_{\nu,k-1} = S_{\nu,k-1} S_{\nu,k-1}^T$; 矩阵 $M_{k|k-1}$ 为

$$M_{k|k-1} = [\sqrt{w_1}(x_{1,k|k-1}^* - \hat{x}_{k|k-1}), \dots, \sqrt{w_{2^{n+1}+1}}(x_{(2^{n+1}+1),k|k-1}^* - \hat{x}_{k|k-1})]. \quad (11)$$

step 3: 后验测量更新. 估计第 k 次后验状态估计 $\hat{x}_{k|k}$, 有

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_{c,k}(y_k - \hat{y}_{k|k-1}), \quad (12)$$

其中 $K_{c,k}$ 为卡尔曼增益, 由下式计算:

$$K_{c,k} = (P_{xy,k|k-1}/S_{yy,k|k-1}^T)/S_{yy,k|k-1}. \quad (13)$$

这里: 交叉协方差矩阵 $P_{xy,k|k-1}$ 和下三角矩阵 $S_{yy,k|k-1}$ 分别为

$$P_{xy,k|k-1} = R_{k|k-1} N_{k|k-1}^T, \quad (14)$$

$$S_{yy,k|k-1} = \text{qr}([N_{k|k-1} \quad S_{\omega,k}]). \quad (15)$$

$S_{\omega,k}$ 为测量高斯噪声协方差 $\Xi_{\omega,k}$ 的平方根矩阵, 即 $\Xi_{\omega,k} = S_{\omega,k} S_{\omega,k}^T$. 矩阵 $R_{k|k-1}$ 和 $N_{k|k-1}$ 分别为

$$R_{k|k-1} = [\sqrt{w_1}(x_{1,k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1}), \dots, \sqrt{w_{2^{n+1}+1}}(x_{(2^{n+1}+1),k|k-1} - \hat{x}_{k|k-1})], \quad (16)$$

$$N_{k|k-1} = [\sqrt{w_1}(y_{1,k|k-1}^* - \hat{y}_{k|k-1}), \dots, \sqrt{w_{2^{n+1}+1}}(y_{(2^{n+1}+1),k|k-1}^* - \hat{y}_{k|k-1})]. \quad (17)$$

误差协方差的均方根为

$$S_{k|k} = \text{qr}([R_{k|k-1} - K_{c,k} N_{k|k-1}^T K_{c,k} S_{\omega,k}]). \quad (18)$$

跳转到step 2, 开始下一次滤波, 直到滤波周期结束.

2 SS-DEWMA图的多目标优化(MO-SS-DEWMA图)及故障检测

本节首先介绍SS-DEWMA图; 然后, 构造残差评价指标MDR和FAR与SS-DEWMA图控制宽度和平滑参数的函数, 通过分析两个参数对MDR和FAR的影响, 得出SS-DEWMA图难以选取合适的参数使得MDR和FAR同时达到最小. 为了解决上述问题, 在SS-DEWMA图中引入MO-PSO算法, 以MDR和FAR为两个目标函数, 得到离线优化的参数, 从而得到MO-SS-DEWMA图, 进而对故障进行在线检测. 其中, 采用小波分析算法对SS-DEWMA图进行多尺度分解、阈值去噪和重构, 减弱噪声对系统的影响.

2.1 SS-DEWMA图

SS-DEWMA图采用平方统计量之和, 可同时检测数据的过程均值与方差的变化. 由式(7)得到的第 k 个残差向量 $r_k = [r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,n_y}]^T$, n_y 表示样本向量维数, r_k 向量服从正态分布, 即 $r_k \sim N(\mu + a\sigma, b^2\sigma^2)$. 其中: μ 和 σ 分别为无故障数据样本的均值和标准差; a 和 b 分别表征数据样本的均值故障和方差故障参数, $a = 0, b = 1$ 即为无故障, $a \neq 0$ 表示存在均值故障(如位移偏移、漂移故障等), $b > 1$ 表示存在方差故障; $k = 1, 2, \dots, N_r, N_r$ 为样本的大小. 于是, n_y 维向量 $[r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,n_y}]^T$ 组成样本向量为

$$\{[r_{1,1}, r_{1,2}, \dots, r_{1,n_y}]^T, [r_{2,1}, r_{2,2}, \dots, r_{2,n_y}]^T, \dots, [r_{N_r,1}, r_{N_r,2}, \dots, r_{N_r,n_y}]^T\}.$$

SS-DEWMA图算法^[13]如下:

step 1: 根据向量 $[r_{k,1}, r_{k,2}, \dots, r_{k,n_y}]^T$ 定义如下两个独立统计量 U_k 和 V_k :

$$U_k = \frac{\bar{r}_k - \mu}{\sigma/\sqrt{n_y}}, \quad (19)$$

$$V_k = \Phi^{-1}\left\{H\left(\frac{(n_y - 1)S_k^2}{\sigma^2}; n_y - 1\right)\right\}. \quad (20)$$

其中: $\bar{r}_k = (r_{k,1} + \dots + r_{k,n_y})/n_y$ 表示第 k 个样本向量均值; $S_k^2 = \sum_{j=1}^{n_y} (r_{k,j} - \bar{r}_k)^2 / (n_y - 1)$, $j = 1, 2, \dots, n_y$, 表示第 k 个样本向量方差; Φ^{-1} 表示标准正态分布函数的逆函数; $\left(\frac{(n_y - 1)S_k^2}{\sigma^2}; n_y - 1\right)$ 表示具有 $(n_y - 1)$ 自由度的卡方分布函数, $\frac{(n_y - 1)S_k^2}{\sigma^2}$ 是独立卡方随机变量.

step 2: 基于 U_k 和 V_k 定义两个EWMA统计量如

下:

$$Y_k = (1 - \lambda)Y_{k-1} + \lambda U_k, \quad (21)$$

$$Z_k = (1 - \lambda)Z_{k-1} + \lambda V_k. \quad (22)$$

其中: λ 为平滑参数, $0 < \lambda < 1$. Y_k 和 Z_k 的初值设置为 $Y_0 = Z_0 = 0$.

step 3: 基于 Y_k 和 Z_k 定义两个 DEWMA 统计量如下:

$$W_k = (1 - \lambda)W_{k-1} + \lambda Y_k, \quad (23)$$

$$Q_k = (1 - \lambda)Q_{k-1} + \lambda Z_k, \quad (24)$$

其中 W_k 和 Q_k 的初值设置为 $W_0 = Q_0 = 0$.

step 4: SS-DEWMA 图定义如下:

$$L_k = W_k^2 + Q_k^2. \quad (25)$$

step 5: SS-DEWMA 图的上界 UCL 定义为

$$\text{UCL} = E(\{L_k\}) + K_{\text{SD}} \sqrt{\sigma_{L_k}^2}. \quad (26)$$

其中: K_{SD} 为 UCL 的控制宽度, $K_{\text{SD}} > 0$; $E(\{L_k\})$ 和 $\sigma_{L_k}^2$ 分别为序列 $\{L_k\}$ 的均值和方差.

为减少噪声对实际数据的影响, 利用小波分析方法^[14]对 SS-DEWMA 输出序列 $\{L_k\}$ 进行多尺度分解、去噪和重构, 得到新的序列 $\{l_k\}$ (参见 3.2 节). 相应地, 式 (26) 重写为

$$\text{UCL} = E(\{l_k\}) + K_{\text{SD}} \sqrt{\sigma_{l_k}^2}. \quad (27)$$

在上述 SS-DEWMA 图算法中, U_k 和 V_k 是两个分别表征过程均值和方差的独立统计量, 当 $a = 0$, $b = 1$ 时, μ 和 σ^2 分别为样本的均值和方差. 由式 (19) 和 (20) 可知, U_k 和 V_k 都服从标准正态分布, 即 $U_k \sim N(0, 1)$, $V_k \sim N(0, 1)$, 并且, 其分布都不依赖于样本序列维数 n_y , 此时, 该过程在统计上处于可控状态; 而 $a \neq 0$ 或 $b \neq 1$ 的情况分别表示样本的均值或方差发生改变. 这样, U_k 和 V_k 构造成一个单一统计图来监控过程均值和方差的变化.

对式 (21) 进行递归, 并考虑到 $Y_0 = 0$, 可得

$$Y_k = \lambda \sum_{j=1}^k (1 - \lambda)^{k-j} U_j. \quad (28)$$

由于 $U_k \sim N(0, 1)$, 有 $Y_k \sim N(0, \sigma_{Y_k}^2)$, 其中, 方差为

$$\sigma_{Y_k}^2 = \lambda(1 - (1 - \lambda)^{2k})/(2 - \lambda). \quad (29)$$

同理可得 $Z_k \sim N(0, \sigma_{Z_k}^2)$, $\sigma_{Z_k}^2 = \sigma_{Y_k}^2$. 同样, 对式 (23) 进行递归, 并考虑到 $W_0 = 0$, 可得

$$W_k = \lambda^2 \sum_{j=1}^k (k - j + 1)(1 - \lambda)^{k-j} U_j. \quad (30)$$

因此有 $W_k \sim N(0, \sigma_{W_k}^2)$, 其中, 方差为

$$\sigma_{W_k}^2 = \lambda^4 \sum_{j=1}^k (k - j + 1)^2 (1 - \lambda)^{2(k-j)}. \quad (31)$$

同理可得 $Q_k \sim N(0, \sigma_{Q_k}^2)$, $\sigma_{Q_k}^2 = \sigma_{W_k}^2$.

2.2 SS-DEWMA图的多目标优化

2.2.1 构造 FAR 和 MDR 函数并分析其影响规律

分别建立 MDR 和 FAR 与 SS-DEWMA 图的两个参数的计算公式, 如下:

$$\text{FAR} = \text{prob}\{l_k > \text{UCL} | g_k = 0\}, \quad (32)$$

$$\text{MDR} = 1 - \text{FDR} = 1 - \text{prob}\{l_k > \text{UCL} | g_k \neq 0\}, \quad (33)$$

$$\text{FDR} = \text{prob}\{l_k > \text{UCL} | g_k \neq 0\}. \quad (34)$$

其中: FDR 是故障检测率; $g_k = 0$ 表示传感器无故障, $g_k \neq 0$ 表示传感器出现故障; $\text{prob}\{*\}$ 表示序列 $\{l_k\}$ 中符合条件 * 的样本个数占序列 $\{l_k\}$ 总样本个数的百分比. 由式 (32) ~ (34) 可知, MDR 和 FAR 值的大小由序列 $\{l_k\}$ 和 UCL 共同决定.

由式 (26) 可知, UCL 的值与序列 $\{L_k\}$ 的均值 $E(\{L_k\})$ 、方差 $\sigma_{L_k}^2$ 以及控制宽度 K_{SD} 有关. 根据式 (25), 并考虑 $\sigma_{Q_k}^2 = \sigma_{W_k}^2$, 有 $\frac{L_k}{\sigma_{W_k}^2} = \frac{W_k^2}{\sigma_{W_k}^2} + \frac{Q_k^2}{\sigma_{Q_k}^2}$, 则 $\frac{L_k}{\sigma_{W_k}^2}$ 服从自由度为 2 的卡方分布, 即 $\frac{L_k}{\sigma_{W_k}^2} \sim \chi_2^2$. 进而有 $E(\{L_k\}) = 2\sigma_{W_k}^2$, $\sigma_{L_k}^2 = 4\sigma_{W_k}^4$. 因此, 式 (26) 可写为

$$\text{UCL} = 2\sigma_{W_k}^2(1 + K_{\text{SD}}). \quad (35)$$

当 λ 增大时, 由式 (21) ~ (25) 可知序列 $\{L_k\}$ 实时性变强, 但同时受随机干扰程度也会增大, 平稳性下降. 由式 (31) 可知, 当 $\sigma_{W_k}^2$ 增大时, 在控制宽度 K_{SD} 不变的情况下, 由式 (35) 可知 UCL 将会增大; 相反, 当 λ 减小时, 不能及时反映当前数据信息, 但平稳性增加, $\sigma_{W_k}^2$ 减小, 上界 UCL 将会减小, 但并不能直接分析出对故障检测误报率 FAR 和漏报率 MDR 的影响. 当平滑参数 λ 不变时, 若增大控制宽度 K_{SD} , 则上界 UCL 将会增大, 对故障检测的 FAR 将会降低, 但可能增大 MDR; 相反, 若减小控制宽度 K_{SD} , 则会导致上界 UCL 减小, 将会减小 MDR, 但 FAR 可能增大.

为更直观地说明 SS-DEWMA 图的两个参数对 MDR 和 FAR 的影响, 将 $K_{\text{SD}} \in (0, 10)$ 和 $\lambda \in (0, 1)$ 都分为 20 等分进行仿真. 在每组 (λ, K_{SD}) 参数下, 采用 SS-DEWMA 图方法对存在输出传感器偏移故障的数据样本进行故障检测, 并逐一计算出各组参数取值情况下的 MDR 和 FAR, 绘制成三维曲面图, 如图 1 所示.

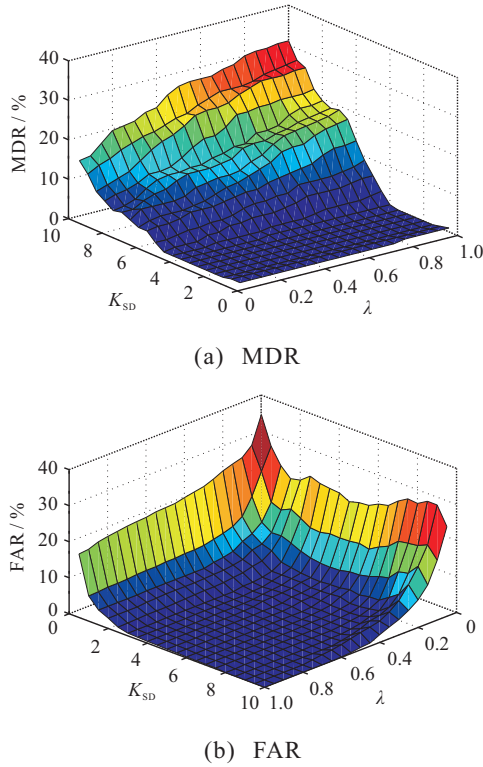


图1 不同参数下的MDR和FAR三维图

由图1可见, λ 和 K_{SD} 的选取影响 MDR 和 FAR 的大小, 并且其影响规律较为复杂, 很难确定选取参数 λ 和 K_{SD} 的值可使 MDR 和 FAR 同时达到最小。

2.2.2 SS-DEWMA 图参数的离线优化

本节利用多目标算法可以得到一组帕累托 (Pareto) 最优解使得多个目标函数同时满足要求的特性, 在 SS-DEWMA 图中引入 MO-PSO^[15] 算法, 并以 MDR 和 FAR 为两个目标函数, 用来解决 MDR 和 FAR 难以同时达到最小的问题。

SS-DEWMA 图通过 MO-PSO 算法在 (λ, K_{SD}) 的取值范围内随机生成的粒子位置信息表示参数的不同取值。再使用帕累托支配原则对当前粒子的 MDR 和 FAR 进行评价, 将粒子中的非劣解拷贝到 Archive 集中。然后, 对 Archive 集不断进行更新, 直至 Archive 集已满或 MO-PSO 算法达到最大迭代次数, 再从最终输出的 Archive 集中选出在 MDR 与 FAR 之间进行权衡的一组解 $(\hat{\lambda}, \hat{K}_{SD})$, 从而避免仅凭经验选取参数使 MDR/FAR 较大的问题, 即

$$(\hat{\lambda}, \hat{K}_{SD}) = \arg \min_{(\lambda, K_{SD}) \in R^n} \{FAR(\lambda, K_{SD}), MDR(\lambda, K_{SD})\}. \quad (36)$$

MO-PSO 算法对 SS-DEWMA 图参数进行优化的具体步骤如下:

step 1: 初始化粒子。在参数 (λ, K_{SD}) 的取值范围内随机生成每个粒子的位置 Pop_0^z , 令速度 $v_0^z = 0$ 。其

中: 粒子数 $z = 1, 2, \dots, N$, N 为粒子总数; 下角标 0 表示初值。令个体极值 $Pbest_0^z = Pop_0^z$ 。

step 2: 计算 FAR_p^z 和 MDR_p^z 。将 Pop_p^z 代入 SS-DEWMA 图求得 $\{l_k^z\}$ 和 UCL^z , 并据式 (32) 和 (33) 计算 FAR_p^z 和 MDR_p^z 。下角标 p 表示第 p 次迭代。

step 3: 生成/更新 Archive 集。根据帕累托支配原则对每个粒子所对应的 FAR_p^z 和 MDR_p^z 进行评价, 若 Archive 集为空集, 则将非劣解拷贝到 Archive 集中; 若 Archive 集非空集, 只要该粒子优于或独立于原 Archive 集中的某个粒子, 则将该粒子插入 Archive 集。

step 4: 判断 Archive 集。如果 Archive 集中的粒子数超出了规定的大小, 即 Archive 集已满, 则对 Archive 集进行如下截断操作:

$$PN = \text{Int} \left(\frac{|A_p| - Z_{ar}}{|A_p|} \times \text{Grid}[q, 2] + 0.5 \right). \quad (37)$$

其中: $|A_p|$ 代表 Archive 集包含的粒子数, Z_{ar} 为 Archive 集大小, $\text{Grid}[q, 2]$ 表示 2 维网格 q 中包含的粒子数。

若 Archive 集未满, 则执行 step 5; 否则跳至 step 7。

step 5: 计算全局极值 $Gbest_i^z$ 。运用网格法计算 Archive 集的拥挤度, 在 Archive 集中选取拥挤度低的粒子 Z 作为 $Gbest_i^z$ 。

step 6: 更新粒子位置和速度。有

$$Pop_{p+1}^z = Pop_p^z + v_p^z, \quad (38)$$

$$v_{p+1}^z = w \times v_p^z + c_1 \times r_1 (Pbest_p^z - Pop_p^z) + c_2 \times r_2 (Gbest_p^z - Pop_p^z). \quad (39)$$

其中: $w = \frac{2}{\phi - 2 + \sqrt{\phi^2 - 4\phi}}$ 为惯性权重, $\phi = \phi_1 + \phi_2$, $\phi > 4$, 通常取 $\phi = 4.1$, $\phi_1 = \phi_2 = 2.05$, $c_1 = w\phi_1$, $c_2 = w\phi_2$, r_1 和 r_2 是 $0 \sim 1$ 之间的随机数。

令 $p = p + 1$, 若 $i < M$, 则跳至 step 2, 其中 M 为最大迭代次数; 否则跳至 step 7。

step 7: 输出 Archive 集, 并在 Archive 集中选出同时使 MDR 和 FAR 最小的一组参数作为最优参数 $(\hat{\lambda}, \hat{K}_{SD})$ 。

上述算法中, 式 (39) 借鉴了文献 [16] 提出的带收缩因子的 PSO, 以避免陷入局部最优问题。另外, 如果 Pop_{p+1}^z 越过了边界范围, 即 λ^z 和/或 K_{SD}^z 超出了其取值范围, 则选取其相应的边界值, 再将 v_{p+1}^z 符号取反, 重新计算式 (38)。

2.3 基于 MO-SS-DEWMA 图的在线故障检测

在利用 CESCKF 得到残差序列的基础上, 使用 MO-SS-DEWMA 图实现传感器故障在线检测的流程如图 2 所示。

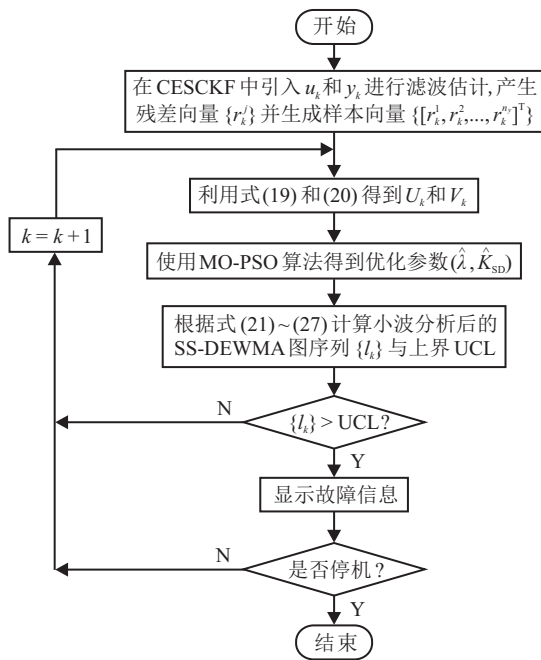


图2 基于MO-SS-DEWMA图的在线故障检测流程

仍使用图1仿真中的数据样本,采用MO-SS-DEWMA图算法进行仿真,得到的参数优化后的MDR和FAR三维图类似于图1,但平滑参数和控制宽度的坐标取值范围变小,分别为[0.25, 0.45]和[3.5, 5],此时MDR和FAR在0附近,小于1%。因此,在此范围内取值可以较精确地检测出系统是否存在故障。该算法并不仅限于用在输出传感器故障检测,还适用于其他类型的故障检测。本文仅对其在输出传感器故障检测方面的应用进行研究。

3 基于CESCKF的MO-SS-DEWMA图方法在传感器故障检测中的应用

本节以伺服电机驱动的连铸结晶器振动系统为对象进行故障检测仿真和实验研究。在仿真中考虑了位移传感器发生偏移故障和方差故障的情况。同时,在连铸结晶器模拟振动台上,对容易发生偏移故障的位移传感器进行实验验证。

3.1 系统模型及滤波估计

基于文献[17]给出的伺服电机驱动的连铸结晶器振动位移跟踪系统为对象进行仿真。其数学模型如下:

$$\begin{aligned}\dot{x}_p &= 3\left(\frac{2\pi}{60i_f}n\right)\cos\theta, \\ \dot{\theta} &= \frac{2\pi}{60i_f}n, \\ \dot{n} &= \frac{1.5p\psi_f}{J}\frac{60}{2\pi}i_q - \frac{B}{J}n - \frac{60}{2\pi}\frac{T_L}{J},\end{aligned}$$

$$\dot{i}_q = -\frac{2\pi}{60}pni_d - \frac{R_s}{L}i_q - \frac{p\psi_f}{L}\frac{2\pi}{60}n + \frac{u_q}{L},$$

$$\dot{i}_d = -\frac{R_s}{L}i_d + \frac{2\pi}{60}pni_q + \frac{u_d}{L}. \quad (40)$$

其中: x_p 为结晶器的振动位移; θ 为偏心轴转角; n 为伺服电机的转速; i 为减速器的减速比;伺服电机为永磁同步电动机,采用磁场定向矢量控制策略, u_d 、 u_q 分别为定子电压 d 、 q 轴分量; i_d 、 i_q 为定子电流 d 、 q 轴分量; L 为定子绕组等效电感; R_s 为定子等效电阻; p 为磁极对数; ψ_f 为转子永磁体磁链; J 为转子转动惯量; B 为粘性摩擦系数; T_L 为负载转矩。在仿真中,控制器设计采用文献[17]的控制方法,系统参数如表1所示。

表1 连铸结晶器振动系统参数

参数名称/单位	取值	参数名称/单位	取值
额定功率 P_N /kW	20.4	额定转速 n_N /(r/min)	1 500
额定电流 I_N /A	45	定子电阻 R_s / Ω	0.14
定子等效电感 L /mH	4.6	转子转动惯量 J /(kg·m ²)	0.054 7
转子永磁体磁链 ψ_f /Wb	0.96	磁极对数 p	3
粘性摩擦系数 B	0.004	减速器减速比 i_r	5.1
振动频率 f /min	120	采样周期 T /s	0.001

将 i_q 作为控制输入, x_p 、 θ 和 n 作为测量输出。对式(40)的前3个状态方程,利用欧拉离散化方法进行处理,得到如下方程,用于CESCKF状态估计:

$$\begin{cases} x_{p,k} = x_{p,k-1} + T\left(3\left(\frac{2\pi}{60i_r}n_{k-1}\right)\cos(\theta_{k-1})\right), \\ \theta_k = \theta_{k-1} + T\left(\frac{2\pi}{60i_r}n_{k-1}\right), \\ n_k = n_{k-1} + T\left(\frac{1.5p\psi_f}{J}\frac{60}{2\pi}(i_{q,k-1}) - \frac{B}{J}n_{k-1} - \frac{60}{2\pi}\frac{T_L}{J}\right), \\ y_k = [x_{p,k} \quad \theta_k \quad n_k]^T. \end{cases} \quad (41)$$

其中: k 为采样步数, T 为采样周期, y_k 为传感器测量输出,令状态 $x_k = [x_{p,k} \quad \theta_k \quad n_k]^T$ 。初始化参数:采样周期 $T = 0.001$ s,过程白噪声 v_{k-1} 满足 $v_k \sim N(0, \Xi_{v,k-1})$, $\Xi_{v,k-1} = \text{diag}[0.01 \quad 0.01 \quad 0.01]$,测量白噪声 ω_k 满足 $\omega_k \sim N(0, \Xi_{\omega,k})$, $\Xi_{\omega,k} = \text{diag}[0.01, 0.01, 0.01]$ 。状态初始值 $x_0 = [0 \quad 0 \quad 0]^T$,状态初始估计 $\hat{x}_0 = [0 \quad 0 \quad 0]^T$,状态协方差矩阵 $P_0 = \text{diag}[1 \quad 1 \quad 1]$ 。

3.2 小波分解与多目标优化参数设置

采用小波分析方法对SS-DEWMA输出序列的多尺度分解过程为:将SS-DEWMA输出序列 $\{L_k\}$ 作为小波分析的原始信号,通过一个低通滤波器卷积原始信号可以得到一个近似信号,原始信号与近似信号

之间的差值称为细节信号,可以通过高通滤波器对原始信号进行卷积得到,原始信号可以表示为最后一个近似信号与所有细节信号之和.

用 Matlab 实现过程为:首先,利用 $[C, L] = \text{wavedec}(\{L_k\}, 3, 'db3')$ 函数对 $\{L_k\}$ 进行 3 尺度分解. 其中: C 由近似小波系数和各个尺度下的细节小波系数组成, L 为各小波系数的长度, $db3$ 表示对 $\{L_k\}$ 分解所使用的小波. 其次,分别利用 $A = \text{appcoef}(C, L, 'db3')$ 和 $D = \text{appcoef}(C, L)$ 提取近似小波系数和细节小波系数. 再次,使用 $\text{thr} = \text{thselect}(D, 'rigrsure')$ 函数利用 Stein 的无偏风险估计原理得到阈值. 最后,使用 wdencmp 函数进行去噪和重构得到 $\{l_k\}$.

仿真中,MO-PSO算法的参数选取如表2所示.

表2 MO-PSO参数设置

名称	取值	名称	取值
粒子总数 N	100	迭代次数 M	100
Archive 集大小 Z_{ar}/A	100	惯性权重 w	0.729 8
个体学习系数 c_1	1.496 2	全局学习系数 c_2	1.496 2
λ 的取值范围	(0, 1)	K_{SD} 的取值范围	(0, 5)

表3 传感器故障下的残差评价结果

残差评价方法	偏移量为 2σ , 即 0.08 mm				均方差为 2σ				偏移量为 2σ , 均方差为 2σ			
	MDR / %	FAR / %	λ	K_{SD}	MDR / %	FAR / %	λ	K_{SD}	MDR / %	FAR / %	λ	K_{SD}
M-DEWMA 图	1.4	0	0.4	1.5	15	18.4	0.3	0.2	17	17.2	0.3	0.3
MS-OEWMA 图	0	2.2	0.338 8	4.862 1	19.8	0	0.338 8	4.862 1	15.2	6.2	0.338 8	4.862 1
SS-DEWMA 图	1.2	0	0.4	3	14	9.6	0.3	0.15	14.8	8.8	0.3	0.2
MO-SS-DEWMA 图	0	0.2	0.324 7	3.470 3	8.4	5.2	0.321 4	0.141 5	7.8	6.2	0.303 0	0.215 8

由表3可见,当故障的偏移量为0.08 mm时,相比于现有方法,本文所提出的MO-SS-DEWMA图方法都能准确地检测出故障信息,其MDR为0,FAR值为0.2%.若以(1-FAR-MDR)为检测精度,则对于偏移量为2倍及以上样本均方差的偏移故障,MO-SS-DEWMA图方法的检测精度为99.8%,说明本文所提出方法能够有效检测传感器偏移故障.

2) 方差故障的情况.

由于存在噪声干扰和电磁干扰等,使得输出位移传感器测量值包含较大干扰信号,从而导致测量不准确,即发生位移传感器方差故障.

仿真中,样本均方差仍为 $\sigma = 0.04$,假设发生故障时的测量输出均方差为无故障时均方差的2倍(2σ),即 $a = 0, b = 2$,其仿真对比结果如表3中间部分

3.3 传感器故障检测与对比仿真

MO-SS-DEWMA图监测数据时需要已知过程的均值和方差,通常需要利用大量的数据样本得到均值和方差的近似值,样本量越大,越接近真实值;同时,数据监测需要满足及时性,当监测的数据量较少时,能够提高实际应用中的灵活性和多样性.兼顾上述两方面要求,本文选取1 000个残差向量样本数据作为MO-SS-DEWMA图要监控的数据量,并假设故障发生在样本的[501,1 000]采样处.

下面分别对位移传感器偏移故障、方差故障以及同时存在两种故障的情况进行仿真,并与M-DEWMA图^[12]、多尺度优化指数加权移动平均(MS-OEWMA)图^[5]和SS-DEWMA图^[13]进行比较,验证MO-SS-DEWMA图能否提高故障的检测精度.仿真中,4种检测方法的样本大小取值与故障参数均相同.

1) 偏移故障的情况.

由于连铸结晶器振动系统工作环境恶劣,存在高温高粉尘等影响,位移传感器容易发生偏移故障.

仿真中,样本均方差 $\sigma = 0.04$,首先,假设偏移故障的偏移量为0.08 mm,即 $a = 2, b = 1$,仿真对比结果如表3所示.

所示.

由表3可见,相比于偏移故障,对方差故障的准确检测相对较难,漏报率都偏高.相对而言,MO-SS-DEWMA图算法的检测精度为86.4%,其他方法的漏报率均超过10%,难以在实际中应用.

3) 偏移故障与方差故障同时出现的情况.

上述两组仿真是针对位移传感器偏移故障和方差故障单独进行的,在本组仿真中,考虑发生 2σ 的偏移故障和均方差为 2σ 的方差故障,即 $a = 2, b = 2$,其仿真对比结果如表3右侧部分所示.

由表3可见,相对而言,MO-SS-DEWMA图算法的检测精度为86%,其他方法的检测精度均低于80%.

由于在实际应用中无法预判发生偏移故障或方

差故障,采用同时存在偏移和方差故障的数据进行参数优化,得到 MO-SS-DEWMA 图;然后,分别检测只有偏移故障、只有方差故障以及偏移故障和方差故障同时存在的情况. 仿真结果如表4所示.

表4 MO-SS-DEWMA 图对不同故障的评价结果

故障类型	参数值 (0.303 0, 0.215 8)	
	MDR / %	FAR / %
只有偏移故障 ($a = 2, b = 1$)	0	1.4
只有方差故障 ($a = 0, b = 2$)	8.8	5.4
偏移故障和方差故障 ($a = 2, b = 2$)	7.8	6.2

从表4可以看出,利用同时存在偏移和方差故障的数据得到的 MO-SS-DEWMA 图对于只有偏移故障的检测精度为98.6%,对于只有方差故障的检测精度为85.8%,与表3中的检测精度相近.

综上所述,结晶器振动位移系统实际应用中,可采用同时存在偏移和方差故障数据进行参数优化,将得到的 MO-SS-DEWMA 图用来检测输出位移传感器是否存在故障.

3.4 传感器故障检测与对比实验

本节所采用的实验装置是基于西门子高性能运动控制器 SIMOTION D425 的连铸结晶器模拟振动台.在输出位移传感器数据 [501,1 000] 中加入 0.08 mm 模拟传感器偏移故障.通过采集各 1 000 组的系统输出和控制输入数据,采用 CESCKF 获得残差数据,之后,使用与 3.3 节中的 3) 相同参数的 MO-SS-DEWMA 图和与上述相同的对比方法对残差数据进行检测,结果如表5所示.

表5 传感器偏移故障残差在模拟振动台上的评价结果

残差评价方法	MDR / %	FAR / %	λ	K_{SD}
M-DEWMA 图	0.4	2.2	0.3	0.3
MS-OEWMA 图	0	1	0.338 8	4.862 1
SS-DEWMA 图	0.6	0	0.3	0.2
MO-SS-DEWMA 图	0.2	0.6	0.303 0	0.215 8

由表5可见,当在模拟平台上对位移传感器偏移故障进行检测时,相较于其他评价方法,在优先考虑 MDR 的情况下,采用同时存在偏移和方差故障数据得到的 MO-SS-DEWMA 图方法的检测精度最高,该方法适用于对实际系统传感器的故障检测.

4 结 论

本文针对 SS-DEWMA 图参数选取难以满足故障检测指标 MDR 和 FAR 同时最小的问题进行研究,

提出了一种 MO-SS-DEWMA 图方法. 首先,构造了残差评价指标 MDR 和 FAR 与 SS-DEWMA 图控制宽度和平滑参数的函数,分析了 SS-DEWMA 图中两个参数对故障检测结果的影响. 然后,以 MDR 和 FAR 同时最小为优化目标,采用多目标粒子群优化算法对 SS-DEWMA 图中控制宽度和平滑参数进行离线优化,再将优化后的 SS-DEWMA 图输出值与阈值进行比较,在线判断输出传感器是否存在故障. 最后,通过对伺服电机驱动的连铸结晶器振动系统进行仿真,并与现有方法相比较,所得结果表明,本文所提出的 MO-SS-DEWMA 图有效降低了偏移、方差以及同时存在偏移和方差故障检测的漏报率和误报率,提高了故障检测精度. 用同时存在偏移和方差故障的数据进行参数优化得到的 MO-SS-DEWMA 图,可以对偏移、方差或偏移和方差同时存在的 3 种故障情况进行有效检测,并在模拟振动台上得到了实验验证.

参考文献(References)

[1] Ding S X. Model-based fault diagnosis techniques: Design schemes, algorithms, and tools[M]. Berlin: Springer, 2008: 3-10.

[2] Petersen D R, Link R E, Wang J, et al. The reliability and self-diagnosis of sensors in a multisensor data fusion diagnostic system[J]. Journal of Testing and Evaluation, 2003, 31(5): 10862.

[3] 沈艳霞, 尹天骄. 一种基于凸多面体的集员滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 150-156.
(Shen Y X, Yin T J. A fault diagnosis method of set membership filter based on convex ploytope[J]. Control and Decision, 2018, 33(1): 150-156.)

[4] Baklouti I, Mansouri M, Hamida A B, et al. Monitoring of wastewater treatment plants using improved univariate statistical technique[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2018, 116: 287-300.

[5] Amri O, Mansouri M, Al-Khazraji A, et al. Improved model based fault detection technique and application to humanoid robots[J]. Mechatronics, 2018, 53: 140-151.

[6] Meng D, Miao L J, Shao H J. Composite embedded cubature Kalman filter[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2017, 31(12): 1743-1753.

[7] 张鑫春, 郭承军. 均方根嵌入式容积卡尔曼滤波[J]. 控制理论与应用, 2013, 30(9): 1116-1121.
(Zhang X C, Guo C J. Square-root imbedded cubature Kalman filtering[J]. Control Theory & Applications, 2013, 30(9): 1116-1121.)

[8] 吴瑕. 连铸结晶器振动系统位移传感器故障诊断及容

- 错控制研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2019: 25-28.
(Wu X. Research on fault diagnosis and fault tolerant control of displacement sensor in continuous casting mold vibration system[D]. Qinhuangdao: School of Electrical Engineering, Yanshan University, 2019: 25-28.)
- [9] Hunter J S. The exponentially weighted moving average[J]. Journal of Quality Technology, 1986, 18(4): 203-210.
- [10] Perry M B. The exponentially weighted moving average[C]. Wiley Encyclopedia of Operations Research and Management Science. New York: John Wiley & Sons Inc, 2011, <https://doi.org/10.1002/9780470400531.eorms0314>.
- [11] Chen G M, Cheng S W, Xie H S. Monitoring process mean and variability with one EWMA chart[J]. Journal of Quality Technology, 2001, 33(2): 223-233.
- [12] Khoo M B C, Teh S Y, Wu Z. Monitoring process mean and variability with one double EWMA chart[J]. Communications in Statistics—Theory and Methods, 2010, 39(20): 3678-3694.
- [13] Teh S Y, Khoo M B C, Wu Z. A sum of squares double exponentially weighted moving average chart[J]. Computers & Industrial Engineering, 2011, 61(4): 1173-1188.
- [14] Mansouri M, Nounou M N, Nounou H N. Multiscale kernel PLS-based exponentially weighted-GLRT and its application to fault detection[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2019, 3(1): 49-58.
- [15] Coello C A C, Pulido G T, Lechuga M S. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256-279.
- [16] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [17] 李建雄, 张文博, 章启宇, 等. 基于扩张状态观测器的连铸结晶器振动位移系统自适应滑模控制[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(1): 120-128.
(Li J X, Zhang W B, Zhang Q Y, et al. Adaptive sliding mode control for the oscillation displacement system of continuous casting mold based on extended state observer[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(1): 120-128.)

作者简介

方一鸣(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模仿真与控制优化、智能优化算法及应用、故障诊断与容错控制、冶金自动化等研究, E-mail: fyiming@ysu.edu.cn;

阎淑雅(1993—), 女, 硕士生, 从事故障诊断的研究, E-mail: 3166203554@qq.com;

李建雄(1980—), 男, 副教授, 博士, 从事多智能体协同控制、网络化系统控制、复杂机电系统分析、控制及应用、故障诊断与容错控制等研究, E-mail: jxli@ysu.edu.cn;

赵晓东(1989—), 男, 博士生, 从事群智能优化算法及应用、故障诊断的研究, E-mail: xiaodongzhaos@163.com.

(责任编辑: 李君玲)

下 期 要 目

- 书法机器人研究综述..... 郭冬梅, 等
- 基于深度强化学习的微电网在线优化调度..... 季 颖, 等
- 考虑邻域结构动态调整的多星应急调度算法..... 伍国华, 等
- 基于 APSODE-MS 算法的无人机航迹规划..... 鲁亮亮, 等
- 基于偏差的图注意力神经网络推荐算法..... 王建芳, 等
- 基于 ResNet34_D 改进 YOLOv3 模型的行人检测算法..... 钱惠敏, 等
- 融合注意力机制的域泛化行人再识别..... 于 明, 等
- 贝叶斯框架下基于曲波特征加权的 SAR 影像分割..... 王 玉, 等
- 基于自适应多尺度图卷积网络的多标签图像识别..... 王雪松, 等
- 基于特征共享双头 Cascade R-CNN 的混凝土细观损伤特征检测..... 赵 亮, 等
- 特征响应权重自适应的 IoU 网络跟踪算法改进..... 陈志旺, 等