

强跟踪平方根 UKFNN 的铝电解槽工耗动态演化模型

李太福¹ 姚立忠² 易军¹ 胡文金¹ 苏盈盈¹ 贾威²

摘要 铝电解过程具有多变量、强耦合、强干扰、参数时变等特征, 故其模型开发是一个技术难点. 根据该过程的特点, 本文提出强跟踪平方根无迹 Kalman 神经网络 (Strong tracking square root unscented Kalman filter neural network, STR-UKFNN), 并用其建立铝电解槽工艺能耗的动态演化模型. 该方法利用误差协方差矩阵的平方根代替 UKFNN 算法中的协方差阵, 避免误差协方差矩阵可能出现负定而导致滤波发散, 并在 UKFNN 算法中引入渐消因子和弱化因子, 实时调整滤波增益, 提高模型收敛速度和其对突变状态的跟踪能力. 通过某铝厂 170 kA 预焙槽的日报样本验证表明, 该方法提高了能耗模型的精度和对电解槽突变状态的实时跟踪能力, 有助于指导铝电解过程操作参数的优化.

关键词 铝电解, 无迹卡尔曼滤波, 神经网络, 强跟踪滤波, 动态演化建模

引用格式 李太福, 姚立忠, 易军, 胡文金, 苏盈盈, 贾威. 强跟踪平方根 UKFNN 的铝电解槽工耗动态演化模型. 自动化学报, 2014, 40(3): 522–530

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.00522

An Improved UKFNN Based on Square Root Filter and Strong Tracking Filter for Dynamic Evolutionary Modeling of Aluminum Reduction Cell

LI Tai-Fu¹ YAO Li-Zhong² YI Jun¹ HU Wen-Jin¹ SU Ying-Ying¹ JIA Wei²

Abstract The aluminum electrolysis process has multiple characteristics including multivariate, strong coupling, strong interference and time-varying parameters. Therefore, its model development is technically difficult. According to the characteristics of the process, an improved unscented Kalman filter neural network based on strong tracking filter and square root filter (STR-UKFNN) is proposed in this paper. Then, the STR-UKFNN is used to create the dynamic evolutionary model for energy consumption of aluminum reduction cell. Firstly, the state covariance matrix of the UKFNN algorithm is replaced by its square root to participate in recursive operations; Secondly, the filter gain matrix in the algorithm of UKFNN is adjusted by introducing the time-varying fading factor and the diminishing factor. A series of experiments have been conducted by using the daily samples from the 170 kA new pre-baked cell. The experimental results show that the method improves the precision of the energy model and the real-time tracking ability for the abrupt state change of the aluminum reduction cell. So the method is helpful to guide the optimization of operating parameters in the aluminum electrolysis process.

Key words Aluminum electrolysis, unscented Kalman filter (UKF), neural network, strong tracking filter, dynamic evolutionary modeling

Citation Li Tai-Fu, Yao Li-Zhong, Yi Jun, Hu Wen-Jin, Su Ying-Ying, Jia Wei. An improved UKFNN based on square root filter and strong tracking filter for dynamic evolutionary modeling of aluminum reduction cell. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(3): 522–530

收稿日期 2012-07-18 录用日期 2013-02-22
Manuscript received July 18, 2012; accepted February 22, 2013
国家自然科学基金 (51075418, 51374268, 61174015), 重庆市自然科学基金 (CSTC2012JJA1475), 重庆市教委科学技术研究项目 (KJ121410), 重庆科技学院校内科研基金 (CK2011B04, CK2011Z01) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (51075418, 51374268, 61174015), Natural Science Foundation of Chongqing (CSTC2012JJA1475), Science Technology Research Project of CQJW (KJ121410), and Campus Research Foundation of Chongqing University of Science and Technology (CK2011B04, CK2011Z01)

本文责任编辑 钟麦英

Recommended by Associate Editor ZHONG Mai-Ying

1. 重庆科技学院电气与信息工程学院 重庆 401331 2. 西安石油大学电子工程学院 西安 710065

1. Department of Electrical and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

我国铝电解行业生产耗能巨大^[1]. 业界公认的节能增效途径有两类: 1) 采用新型槽结构以改变槽内物理场分布. 如冯乃祥发明的异型阴极结构^[2]; 田应甫发明的穿孔阳极^[3]等, 已取得了显著的节能效果. 2) 采用高新技术改造和提升现有铝电解生产技术, 提升工业装置生产能级. 如采用优化操作技术等, 可以在不改变现有铝电解生产装备的前提下, 确定出铝电解过程的最佳操作参数, 来维持其最优槽况. 但前提是必须建立精确可靠的过程优化模型.

机理模型能够描述铝电解过程中重要变量的变化趋势, 反映铝电解过程的基本机理知识. 然而铝电

401331 2. School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University, Xi'an 710065

解过程具有多变量、强耦合、动态时变和强干扰等复杂特征^[4], 要建立准确可靠的工艺能耗机理模型十分困难, 并且机理建模是在一定的简化和假设条件下进行的. 基于数据的统计建模方法根据对象的输入输出数据直接建模, 对过程先验知识和假设条件要求较低. 其中, 神经网络建模方法因其具有强大的非线性逼近能力, 适合于大规模、并行方式以及复杂或未知机理问题的处理^[5-7], 在铝电解过程的建模与优化中得到了广泛的应用. 如文献 [4] 为实现铝电解低耗高效, 研究了基于神经网络和遗传算法的铝电解工艺参数量化方案; 文献 [8] 利用神经网络建立了电解槽槽况诊断系统; 文献 [9] 建立了基于小波神经网络的氧化铝浓度预测模型; 文献 [10-11] 利用神经网络对电解槽内部状态的一些关键参数进行了预测.

然而, 利用传统神经网络建模时, 通常假设系统的环境噪声和内部状态变量是稳定的, 模型中的参数如权值和阈值都是固定不变的, 导致其没有自适应能力, 是一种静态建模方法, 其效果仅限于相对稳定的工业过程^[12]. 在实际的铝电解过程中, 要求铝电解槽的操作不仅要在生产装置频繁波动 (如换阳极、出铝、打壳下料等) 的情况下使一切槽参数 (如氧化铝浓度、槽温和槽压等) 满足给定的约束条件, 而且要按照实时的生产数据, 求解铝电解操作参数的最佳匹配, 进而随时实施优化控制. 另外, 电解槽随着电解原料成分的变动、槽底沉淀、设备老化和环境扰动等影响, 也都需要适时优化电解工艺条件, 以满足新的工况. 当铝电解过程慢慢发生演变时, 基于早期数据的模型精度和泛化能力都无法保证, 导致静态神经网络模型无法满足以上铝电解工艺条件实时优化的需求. 因此, 研究如何建立高精度和对电解槽突变状态能有效跟踪的能耗模型, 对铝电解过程优化工艺操作、实现节能减排具有重要意义.

本文提出强跟踪平方根无迹 Kalman 神经网络 (Strong tracking square root unscented Kalman filter neural network, STR-UKFNN), 用来建立铝电解槽工艺能耗的动态演化模型. 该模型能够满足铝电解槽的上述要求, 可作为铝电解槽优化控制的基础模型.

1 强跟踪平方根无迹 Kalman 神经网络

1.1 UKFNN 算法问题描述

在工业过程统计建模中, 通常缺乏对环境扰动变量以及系统状态变量的有效监控, 往往只对输入变量进行实时监控. 因此, 通常我们只能将动态系统模型转换为在输入变量子空间的近似逼近模型. 采用传统神经网络方法建模时, 简单地将环境扰动变量和内部状态变量看成相对稳定的, 仅仅建立输出

变量关于输入变量的模型, 这种建模属于子空间逼近. 在实际的工业过程中, 由于“人、机、料、法、环、测”等诸多不确定因素的存在, 由原来数据获得的静态神经网络模型就难以适应. 因此, 急需一种行之有效的自适应调整算法被用于对神经网络模型进行实时更新, 保证神经网络模型始终能够反映系统的动态特性.

近年来, 结合卡尔曼滤波理论和神经网络算法发展起来的扩展卡尔曼神经网络 (Extended Kalman filter neural network, EKFN) 和无迹卡尔曼神经网络 (UKFNN)^[13-14], 分别利用 EKF 和 UKF 对神经网络的权值和阈值进行动态调整, 能够建立起随生产条件实时变化的动态演化模型, 有望实现铝电解工艺条件的优化要求. 相比 EKFN 而言, UKFNN 不需要计算 Jacobi 矩阵和对模型进行线性化处理, 且很容易实现对非线性系统的最优估计^[15]. 文献 [13] 利用 UKFNN 进行了时间序列预测. 文献 [16] 研究了基于 UKFNN 的非线性状态估计. UKFNN 利用 UKF 对神经网络权值、阈值进行估计, 将神经网络权值、阈值作为 UKF 的状态变量, 神经网络的输出作为 UKF 的测量变量^[13], 具有能随环境扰动、设备老化和工况变化动态调整系统模型的能力.

设有一 N 层前馈 BP (Back propagation neural network, BPNN) 神经网络, 记每层神经元数为 S_k ($k = 0, 1, \dots, N$), S_0 为输入层神经元, S_N 为输出层神经元. 第 k 层神经元的连接权值为

$$w_{ij}^k, \quad i = 0, 1, \dots, S_{k-1}; j = 0, 1, \dots, S_k \quad (1)$$

阈值为 b_j^k ($j = 0, 1, \dots, S_k$), 则 UKFNN 中所有权值和阈值组成的状态变量为

$$W = [w_{11}^1 \cdots w_{S_0 S_1}^1 b_1^1 \cdots b_{S_1}^1 \cdots w_{11}^{N-i} \cdots w_{S_{N-i-1} S_{N-1}}^{N-i} b_1^{N-i} \cdots b_{S_{N-i}}^{N-i} \cdots w_{11}^N \cdots w_{S_{N-1} S_N}^N b_1^N \cdots b_{S_N}^N]^T \quad (2)$$

系统的状态方程和观测方程如下:

$$\begin{cases} W_{k+1} = W_k + \omega_k \\ Y_{ek} = f(W_k, X_k) + \nu_k = \\ \quad F^N(W_k^N, F^{N-1}(W_k^{N-1} \cdots \\ \quad F^2(W_k^2, X_k)) + \nu_k \end{cases} \quad (3)$$

其中, F^N 为神经网络第 N 层传递函数, Y_{ek} 为期望输出, X_k 为输入矢量, Y_k 为输出矢量. ω_k, ν_k 分别为系统噪声和观测噪声, 它们是随机高斯白噪声信号, 满足 $\omega_k \sim N(0, Q_k), \nu_k \sim N(0, R_k)$. 假设 UKFNN 中状态变量 W 初始状态取值为 x_0 , 具体无迹卡尔曼神经网络算法可参考文献 [14-16].

根据上述分析,无迹卡尔曼神经网络(UKFNN)算法的优劣主要依赖于无迹卡尔曼滤波器(UKF),故UKFNN无法规避无迹卡尔曼滤波器自身固有的缺陷,致使UKFNN算法仍存在以下两个问题:1)无迹卡尔曼神经网络在进行协方差矩阵 $P_{x_{k,k-1}}$, P_{y_k} 和 $P_{x_k y_k}$ 的传递过程中,由于舍入误差和噪声的影响很容易引起数值计算不稳定,导致状态协方差矩阵失去对称性和正定性,从而使无迹卡尔曼神经网络算法失效;针对无迹卡尔曼滤波器(UKF),Kaminski等曾提出平方根滤波^[17]的思想,平方根UKF^[18-19]能保证协方差矩阵的正定性.为此,本文将平方根滤波思想融入到UKFNN算法中.2)无迹卡尔曼神经网络的滤波增益 K_k 无法在线调整,缺乏自适应能力.当系统发生异常时,算法收敛速度慢,不能对电解槽突变状态(如因换阳极、出铝、打壳下料等作业,致使电解槽内部状态发生的非自然转移或突然改变)进行有效跟踪.周东华等提出的强跟踪滤波器^[20-22],可以在线优化滤波增益,具有独特的强跟踪能力.于是,本文亦将该思想应用到UKFNN算法中.

为此,本文在UKFNN算法的基础上,研究了强跟踪平方根无迹卡尔曼神经网络(STR-UKFNN)算法,该方法结合了平方根滤波的数值计算稳定及强跟踪滤波对系统突变状态具有强跟踪能力的优点.将该方法应用于铝电解槽工艺能耗的动态演化建模.最后通过对某铝厂170kA新型预焙槽的日报样本检验,比较了STR-UKFNN、UKFNN、EKFN和BPNN方法的性能,验证了STR-UKFNN应用于铝电解过程建立能耗模型的先进性和有效性.

1.2 改进UKFNN算法设计与分析

1.2.1 平方根滤波算法描述

针对无迹卡尔曼滤波器(UKF),平方根UKF用平方根取代误差协方差阵在滤波方程中进行递推运算,能确保协方差阵的非负定性和滤波算法的数值稳定性.且更新Sigma点时需要大量计算,采用协方差阵平方根 $S \times S^T = P, P \in \mathbf{R}^{M \times N}$,使用Cholesky分解只需 $O(M^3/6)$ 的计算量^[23].因此,针对UKFNN算法的问题1)借助平方根滤波思想进行解决,具体利用了以下3种方法,分别是^[18]:

1) QR分解

S 可利用QR分解代替Cholesky分解得到.对于矩阵 $A \in \mathbf{R}^{M \times N}(M \geq N)$,求一个正交矩阵 $Q \in \mathbf{R}^{M \times N}(M \geq N)$ 和一个上三角阵 $R \in \mathbf{R}^{M \times N}$,使得 $A^T = QR$.用 $qr\{\cdot\}$ 表示QR分解中 R 的返回值.根据矩阵分析理论得, R 中的上三角阵 \tilde{R} ,满足 $\tilde{R} = S^T, S = chol(P), P = A \times A^T$.

2) Cholesky因子更新

若 $S = chol(P)$,即 S 是矩阵 $P = A \times A^T$ 的

Cholesky分解.那么矩阵 $P \pm \sqrt{v}uu^T$ 的Cholesky分解的依次更新记为 $S = cholupdate\{S, u, \pm v\}$,其中 u 通常是一列向量.

3) 最小二乘法

在UKFNN算法中 $K_k = P_{x_k y_k} P_{y_k}^{-1}$ 需要求逆,采用非负定的上三角阵 S 求解上式,可有效避免求逆运算.

1.2.2 强跟踪滤波算法描述

定义非线性系统:

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k) + \omega_k \\ y_k = h(x_k, u_k) + \nu_k \end{cases} \quad (4)$$

其中, ω_k, ν_k 均为高斯白噪声.

周东华等提出了强跟踪滤波器^[20-21],解决了上式的非线性滤波问题.且使UKF滤波成为强跟踪滤波的充分条件是必须满足正交性原理^[20],在线自适应调整滤波增益矩阵 K_k 时,满足以下2个条件:

$$E[x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}][x_{k+1} - \hat{x}_{k+1}]^T = \min \quad (5)$$

$$E[y_{k+1} - \hat{y}_{k+1}][x_{k+1+j} - \hat{y}_{k+1+j}]^T = 0 \quad (6)$$

其中, $k = 0, 1, 2, \dots; j = 1, 2, \dots$.

式(6)要求不同时刻的残差序列保持相互正交,根据正交性原理,其实质上是在状态变量残差估计最小方差性能指标的前提下,又附加一个输出残差序列.当滤波器的状态估计发生异常时,便能通过输出残差序列的均值和幅值来表现出来.强跟踪UKF通过增加渐消因子 s 来实时调整预测误差协方差阵,实现在线调整滤波增益,迫使式(6)成立,保持残差序列的正交性,达到对实际系统状态强跟踪的目的.因此,针对UKFNN算法的问题2),在UKFNN算法中引入强跟踪滤波器进行有效解决.

1.2.3 STR-UKFNN算法设计与分析

根据无迹卡尔曼滤波器理论可知,式(5)已满足,并且文献[24]已经推导了式(6)满足时如何选择增益矩阵.本文在UKFNN算法的基础上,融合平方根滤波和强跟踪滤波,得到改进的无迹卡尔曼神经网络即STR-UKFNN算法,具体如下:

1) 初始化估计值

$$\hat{x}_0 = E[x_0], \quad S_0 = chol\{E[x_0 - \hat{x}_0][x_0 - \hat{x}_0]^T\} \quad (7)$$

2) 计算Sigma点 χ_{k-1}

$$\chi_{k-1} = |\bar{x}_{k-1} \bar{x}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} S_{k-1} \bar{x}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} S_{k-1}| \quad (8)$$

3) 时间更新

$$\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} = \boldsymbol{\chi}_{i,k-1} \quad (9)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1} \quad (10)$$

$$\hat{S}_k = qr \left(\left[\sqrt{W_1^c} (\boldsymbol{\chi}_{1:2n,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k,k-1}) \quad \sqrt{Q} \right]^T \right) \quad (11)$$

$$\hat{S}_k = s_k \times cholupdate \left(\hat{S}_k, \boldsymbol{\chi}_{0,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{x}}_{k,k-1}, W_0^c \right) \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} = f \left(\boldsymbol{\chi}_{i,k|k-1}, \boldsymbol{x}_k \right) \quad (13)$$

$$\hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} \quad (14)$$

4) 测量更新

$$\hat{S}_{yk} = qr \left(\left[\sqrt{W_1^c} (\boldsymbol{\gamma}_{1:2n,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1}) \quad \sqrt{R} \right]^T \right) \quad (15)$$

$$\hat{S}_{yk} = s_k \times cholupdate \left(\hat{S}_{yk}, \boldsymbol{\gamma}_{0,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1}, W_0^c \right) \quad (16)$$

$$P_{x_k y_k} = s_k \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1}] \times [\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1}]^T \quad (17)$$

$$K_k = \frac{\left(\frac{P_{x_k y_k}}{\hat{S}_{yk}^T} \right)}{\hat{S}_{yk}} \quad (18)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_k = \hat{\boldsymbol{x}}_{k,k-1} + K_k (\boldsymbol{y}_k - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1}) \quad (19)$$

$$U = K_k \hat{S}_{yk} \quad (20)$$

$$S_k = cholupdate(\hat{S}_k, U, -1) \quad (21)$$

上式中

$$s_k = \begin{cases} \lambda_0, & \lambda_0 \geq 1 \\ 1, & \lambda_0 < 1 \end{cases} \quad (22)$$

$$\lambda_0 = \frac{\text{tr}\{\eta V_{k-1} + \varepsilon R_k\}}{\text{tr}\left\{\sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1})(\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1})^T\right\}} \quad (23)$$

$$\boldsymbol{\nu}_k = \boldsymbol{y}_k - \hat{\boldsymbol{y}}_{k,k-1} \quad (24)$$

$$V_k = \begin{cases} \boldsymbol{\nu}_1 \times \boldsymbol{\nu}_1^T, & k = 1 \\ \frac{\rho V_{k-1} + \boldsymbol{\nu}_k \times \boldsymbol{\nu}_k^T}{(1 + \rho)}, & k \geq 2 \end{cases} \quad (25)$$

其中, s_k 为滤波渐消因子, $0 < \rho \leq 1$ 为遗忘因子, 其值越大, 则越突出当前残差向量的影响; $\boldsymbol{\nu}_k$ 为残差序列, $0 < \eta \leq 1$ 为系数, $1 < \varepsilon \leq 5$ 为软化因子.

从式 (7)~(25) 知, 本文提出的 STR-UKFNN 算法与标准的 UKFNN 算法的主要区别在于, 引入了平方根滤波理论, 采用 Cholesky 和 QR 分解, 以平方根形式代替误差协方差阵参与递推运算, 避免了误差协方差阵易陷入负定而导致滤波发散的缺陷, 保证了数值计算的稳定性, 同时降低了计算复杂度. 根据强跟踪滤波理论引入渐消因子和弱化因子, 对滤波增益矩阵和误差协方差阵的平方根进行实时调整, 保证残差序列正交, 有较好的模型失配鲁棒性和优良的强跟踪能力.

2 新型铝电解槽工艺能耗动态演化建模应用实验

2.1 实验对象

本文对采用穿孔阳极和异型阴极技术的新型铝电解槽进行工业实验, 如图 1 所示. 铝电解生产中工艺单位能耗 (吨铝直流电耗) 的计算公式为^[3]

$$W = 2980 \frac{V}{\eta} \quad (26)$$

其中, W 为吨铝直流电耗 (kWh/t - Al), V 为槽工作电压, η 为电流效率.

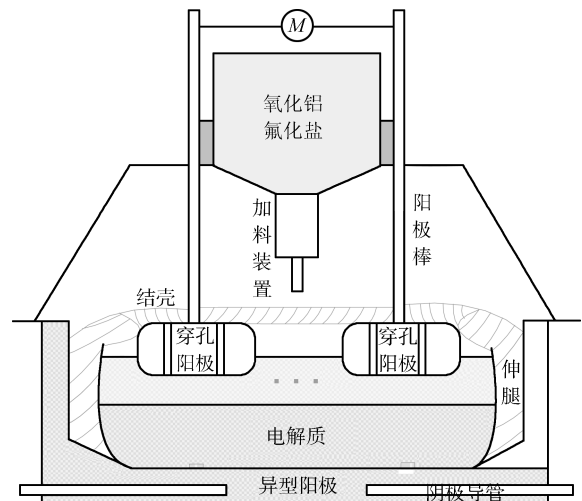


图 1 新型铝电解槽结构示意图

Fig. 1 The structure diagram of new aluminum reduction cell

电流效率的高低往往受生产过程多参数的综合影响. 而铝电解工艺过程复杂, 具有非线性、多参数、

强耦合、时变时滞和高噪声等特征,且伴有换阳极、抬母线、打壳下料和出铝等多项作业环节.利用传统建模方法很难得到精准的工艺优化能耗模型.而改进的无迹卡尔曼神经网络,可以实时更新工艺能耗预测模型,并且具有对电解槽实际状态的强跟踪能力,能够有效保证模型的精度和可靠性.

通过对铝电解槽单位能耗的影响因素分析,结合专家经验和综合考虑现场采集数据的实际难度,筛选出的有效决策参数为系列电流(A),分子比(1),铝水平(cm),电解质水平(cm),槽温($^{\circ}\text{C}$),出铝量(kg),氟化盐日用量(kg),下料间隔(s),槽电压(mV).对某铝厂170kA系列铝电解槽中的225号槽进行采样,获得9种决策参数日报数据130组,如表1所示.

表1 225号电解槽数据样本

Table 1 The sample data of aluminum reduction cell from No. 225

参数	样本			
	1	2	...	130
系列电流(A)	1 752	1 752	...	1 680
分子比	2.55	2.55	...	2.45
铝水平(cm)	16.5	16.5	...	17
电解质水平(cm)	16	16	...	13
槽温($^{\circ}\text{C}$)	943	943	...	950
出铝量(kg)	1 234.6	1 234.6	...	1 237.5
氟化盐日用量(kg)	18	21.6	...	14.4
下料间隔(s)	140	140	...	145
槽电压(mV)	3 569	3 596	...	3 633
吨铝直流电耗(kWh/t-Al)	1 2246.2	1 2319.1	...	11 907.8

2.2 基于STR-UKFNN的工艺能耗动态演化建模及结果分析

2.2.1 工艺能耗动态演化建模

将130组电解槽日报样本分为训练集样本100组和检验集样本30组.采用本文提出的STR-UKFNN神经网络构建3层前馈网络,输入为筛选出的9种决策参数,输出为单位能耗.其中,隐层传递函数为Sigmoid函数,输出层传递函数为Purelin函数.采用式(27)试凑法来确定神经网络隐层节点.网络初始权值和阈值设置为(-1, 1)之间的随机数.

$$h = \sqrt{(n + m)} + k \quad (27)$$

其中, h 为隐层神经元数, n 为输入层神经元数, m 为输出层神经元数, k 为1~10之间的常数.

经验证,本文选取隐层节点12个.由此得出SRT-UKFNN算法中的状态变量维数为 $12 \times 9 + 12 + 1 \times 12 + 1 = 133$,该算法中其他参数设置为 $k = 0, \alpha = 0.06, \beta = 4, \rho = 0.95, \eta = 0.3, \varepsilon = 0$.为了验证该方法的精确性,在相同实验条件下,再分别利用BPNN、EKFNN和UKFNN对工艺能耗进行相同的仿真实验.

2.2.2 实验结果分析和讨论

以下分别是采用BPNN、EKFNN、UKFNN和本文提出的STR-UKFNN对铝电解槽工艺能耗进行建模的实验结果.所有实验均采用相同的日报样本数据和以Matlab 9.0为仿真平台进行.

图2~5分别来自BPNN、EKFNN、UKFNN和STR-UKFNN建立的工艺能耗动态演化模型.由于各模型训练样本的拟合效果相近,从图形不易区分,故未列出.就检验样本的拟合效果而言,如图2~5,工艺能耗动态模型拟合效果从高到低依次为UKFNN、EKFNN、BPNN,并且拟合效果都远远优于BPNN静态模型.整体来看,动态能耗模型性能优于静态模型,与铝电解槽的实际特征更吻合.UKFNN由于克服了EKFNN有截断误差项的缺陷,取得了比EKFNN更好的模型性能.

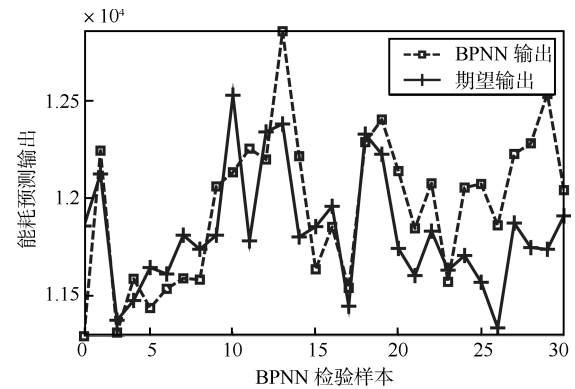


图2 BPNN拟合效果

Fig. 2 Fitting results from BPNN

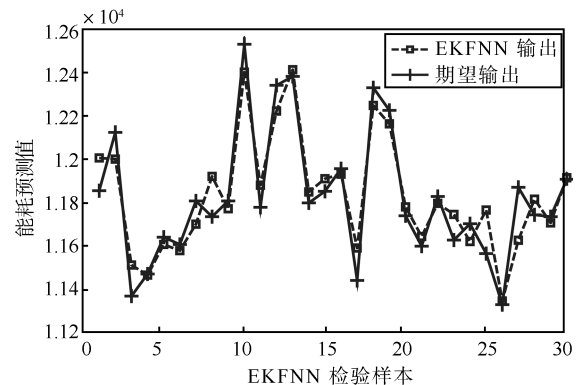


图3 EKFNN拟合效果

Fig. 3 Fitting results from EKFNN

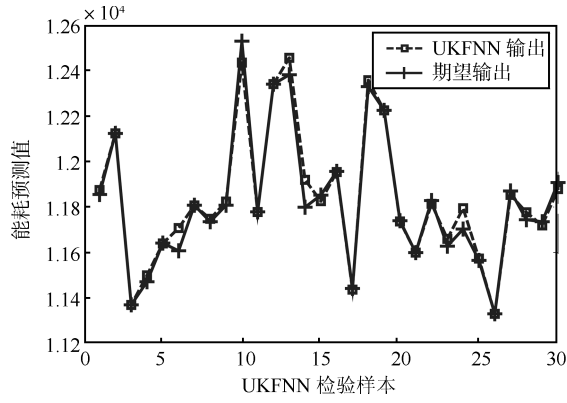


图4 UKFNN 拟合效果
Fig.4 Fitting results from UKFNN

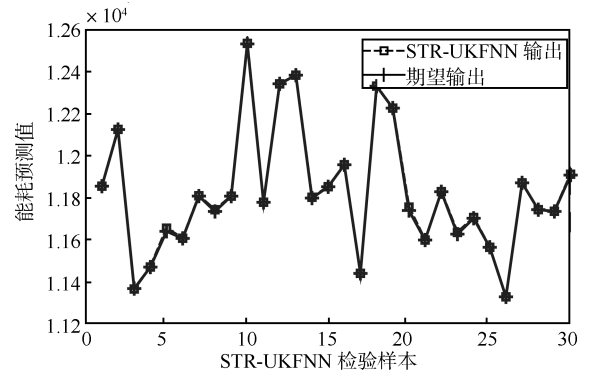
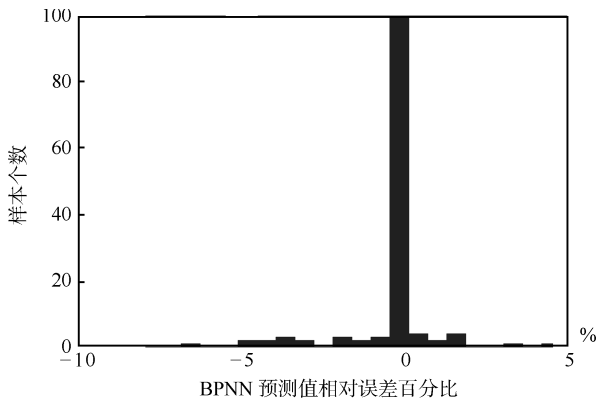
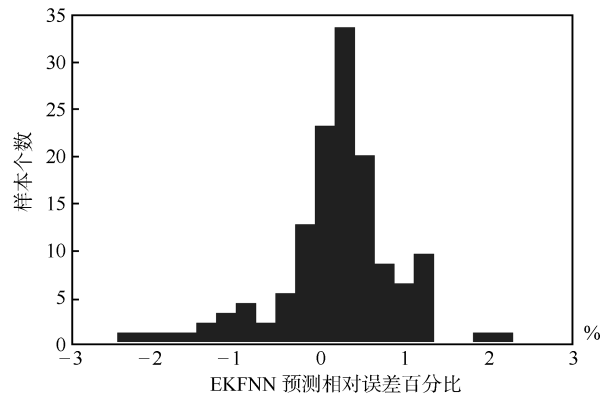


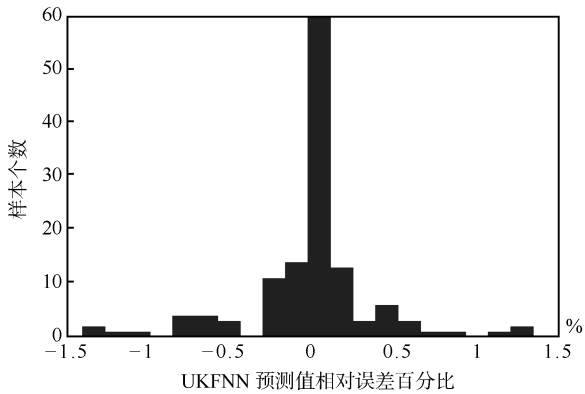
图5 STR-UKFNN 拟合效果
Fig.5 Fitting results from STR-UKFNN



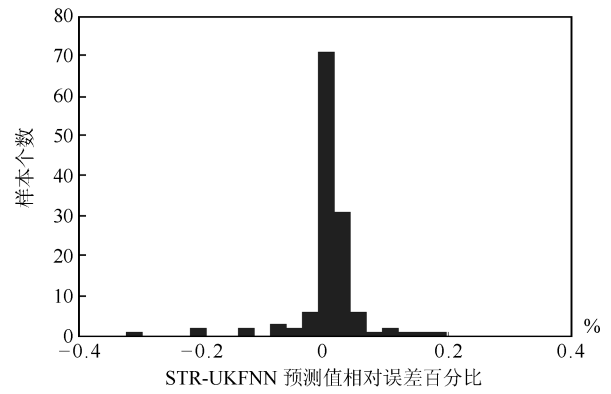
(a) BPNN 模型
(a) BPNN model



(b) EKFNN 模型
(b) EKFNN model



(c) UKFNN 模型
(c) UKFNN model



(d) STR-UKFNN 模型
(d) STR-UKFNN model

图6 不同模型的相对误差百分比直方图

Fig.6 The histogram of relative error percentage from different models

表2 不同模型相关性指标比较

Table 2 The comparison of related performance indicators from different models

模型类别	检验集绝对误差指标统计					模型平均 运行时间 (s)
	Max	Min	Average	SSE	MSE	
BPNN	1324.1	-432.772	138.731	4.816×10^5	1.605×10^5	2.520
EKFNN	244.19	-201.261	-7.909	3.213×10^5	1.071×10^4	0.050
UKFNN	94.629	-108.400	-7.782	2.790×10^5	2.146×10^3	0.295
STR-UKFNN	1.912	-16.225	-2.222	6.837×10^2	2.279×10^1	0.217

然而 STR-UKFNN 采用了平方根代替误差协方差阵进行迭代运算, 保证了数值计算的稳定性; 引入渐消因子和弱化因子, 提高了能耗模型对槽况的实时跟踪能力. 根据能耗预测值的相对误差百分比统计直方图, 如图 6(a)~6(d), 可以很明显看出, STR-UKFNN 最大的相对误差百分比也仅有 -0.3% , 取得了比 EKFNN、UKFNN 和 BPNN 更优的性能指标.

表 2 是各模型建立工艺能耗模型的指标数据对比. 从模型平均运行时间来看, 由于 BPNN 是静态模型, 缺乏调整能力, 花费了最多的时间; UKFNN 由于要产生大量 Sigma 点, 所以比 EKFNN 耗费时间多一点; 而 STR-UKFNN 由于采用平方根代替协方差参与运算, 所以运行时间比 UKFNN 稍低. 从误差估计精度来看, 很明显 STR-UKFNN 的各项绝对误差指标都低于 BPNN、EKFNN 和 UKFNN. 特别是, STR-UKFNN 模型的绝对误差平方和 (Sum of squares for error, SSE) 和均方误差 (Mean square error, MSE) 的数量级明显低于其他三种方法, 进而验证了 STR-UKFNN 方法的有效性.

电解过程复杂, 槽况信息具有动态时变特征. 为了进一步验证 STR-UKFNN 对电解槽突变状态的有效跟踪能力, 人为对各模型分别施加不同干扰, $X = X + K \times \text{rands}(m, n) \times X$, X 是 $m \times n$ 维的矩阵, K 是扰动因子分别取 1% , 5% , 10% 和 15% , 以验证其可靠性及跟踪性. BPNN、EKFNN、UKFNN 和 STR-UKFNN 跟踪效果如图 7(a)~7(d).

从图 7 中可以很明显看出, 在人为施加不同强度干扰的情况下, STR-UKFNN 工艺能耗模型仍然能实时保持对电解槽突变信息的强跟踪效果, 验证了该方法的先进性和有效性.

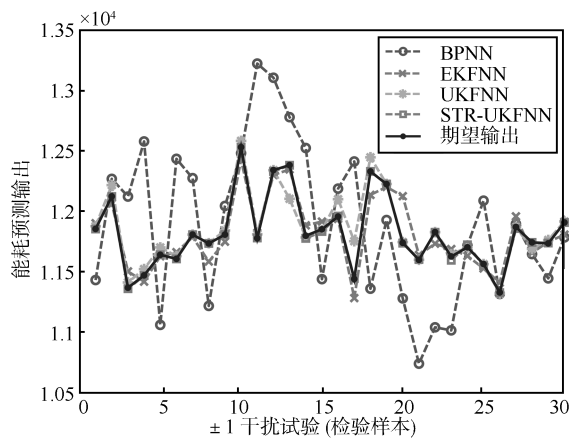
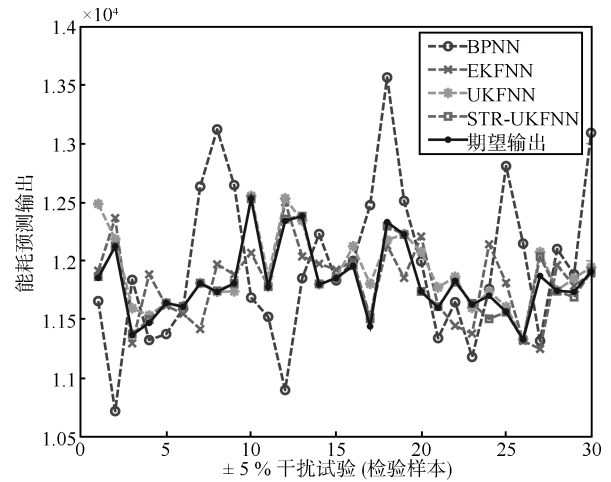
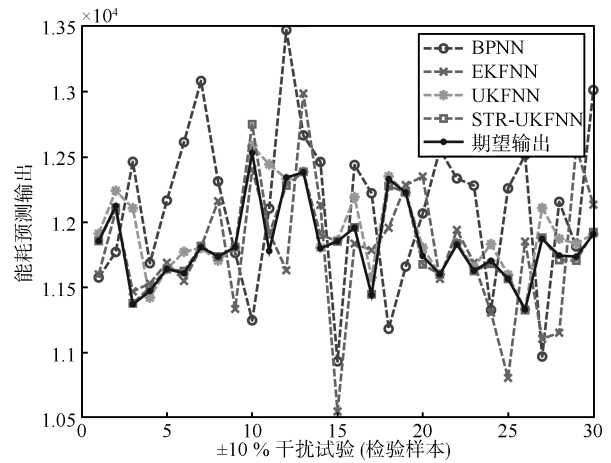
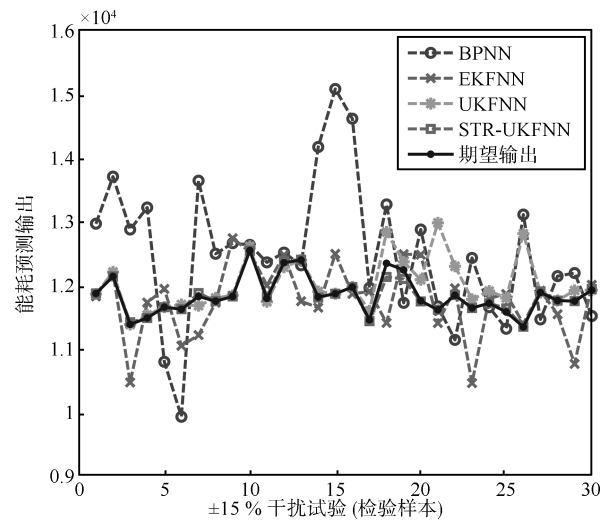
(a) 干扰试验 ($K = \pm 1\%$)(a) The interference test ($K = \pm 1\%$)(b) 干扰试验 ($K = \pm 5\%$)(b) The interference test ($K = \pm 5\%$)(c) 干扰试验 ($K = \pm 10\%$)(c) The interference test ($K = \pm 10\%$)(d) 干扰试验 ($K = \pm 15\%$)(d) The interference test ($K = \pm 15\%$)

图 7 不同干扰试验的跟踪效果

Fig. 7 Tracking performance of different interference tests

3 结论

本文改进了无迹卡尔曼神经网络 (UKFNN) 算法, 利用误差协方差平方根代替协方差阵参与递推运算, 有效地保证了 UKFNN 算法的数值稳定性, 且降低了计算量; 根据强跟踪滤波理论引入渐消因子, 实时调整滤波增益. 然后利用提出的 STR-UKFNN 算法, 建立了新型铝电解槽工艺能耗的动态演化模型. 通过对 STR-UKFNN、UKFNN、EKFNN 和 BPNN 的性能比较以及对 STR-UKFNN 进行干扰试验表明, 利用 STR-UKFNN 所建工艺能耗模型精度高, 且对槽况突变状态具有很强的跟踪能力, 极大的提高了动态模型的强跟踪效果. 为建立精确可靠的混合模型奠定了关键的一步, 并为进一步优化铝电解操作参数, 实现低耗高效, 提供了技术支撑. 如何将该算法在铝电解槽的操控箱上进行实现将是下一步的研究内容.

References

- Wu Juan-Ni, Wan Hong-Yan, Chen Wei-Qiang, Shi Lei. Quantifying energy consumption and greenhouse gas emissions of the primary aluminum industry in China. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2010, **50**(3): 407–410
(武娟妮, 万红艳, 陈伟强, 石磊. 中国原生铝工业的能耗与温室气体排放核算. 清华大学学报 (自然科学版), 2010, **50**(3): 407–410)
- Feng Nai-Xiang. A new cathode structure of aluminum reduction cell with the vertical and horizontal reduction wave function, China Patent 200820218402.9, September 2009
(冯乃祥. 一种具有纵向和横向减波功能的新型阴极结构铝电解槽, 中国专利 200820218402.9, 2009-09)
- Tian Ying-Fu. A method for producing perforated anode, China Patent 201010617877.7, May 2011
(田应甫. 一种制作穿孔阳极的方法, 中国专利 201010617877.7, 2011-05)
- Tang Chan-Yi. Research of Relevance Quantification of Process Parameters in Aluminum Electrolytic Based on Data Mining [Master dissertation], North China University of Technology, China, 2009
- Hu Bao-Gang, Wang Yong, Yang Shuang-Hong, Qu Han-Bing. How to add transparency to artificial neural networks? *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2007, **20**(1): 72–83
(胡包钢, 王泳, 杨双红, 曲寒冰. 如何增加人工神经网络的透明度? 模式识别与人工智能, 2007, **20**(1): 72–83)
- Li Yong, Wu Min, Cao Wei-Hua, Lai Xu-Zhi, Wang Chun-Sheng. PSO-BP control algorithm of granulation process based on evaluation and optimization of granularity distribution. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 1007–1016
(李勇, 吴敏, 曹卫华, 赖旭芝, 王春生. 基于粒度分布评估与优化的制粒过程 PSO-BP 控制算法. 自动化学报, 2012, **38**(6): 1007–1016)
- Zhang Li-Jun, Yang Li-Xin, Guo Li-Dong, Sun Li-Ning. Adaptive output feedback control for piezoactuator-driven stage. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(9): 1550–1556
(张利军, 杨立新, 郭立东, 孙立宁. 压电陶瓷驱动平台自适应输出反馈控制. 自动化学报, 2012, **38**(9): 1550–1556)
- Li He-Song, Yin Xiao-Bao, Huang Yong-Bo, Ding Li-Wei, Jiang Chang-Wei. Diagnosis system of different status of aluminum reduction cells based on anode current fluctuation. *CIESC Journal*, 2011, **62**(6): 1770–1777
(李贺松, 殷小宝, 黄涌波, 丁立伟, 姜昌伟. 基于阳极电流波动的铝电解槽槽况诊断系统. 化工学报, 2011, **62**(6): 1770–1777)
- Li Jie-Jia, Wu Cheng-Dong, Li Ying. Application research on neural network predictive control technology in aluminum electrolysis process. *Instrument Technique and Sensor*, 2011, (8): 91–93
(李界家, 吴成东, 李颖. 铝电解过程神经网络预测控制技术应用研究. 仪表技术与传感器, 2011, (8): 91–93)
- Soares F M, Oliveira R C L. Modelling of temperature in the aluminium smelting process using neural networks. In: Proceedings of the 2010 International Joint Conference on Neural Networks. Barcelona: IEEE, 2010. 1–7
- Meghlaoui A, Thibault J, Bui R T, Tikasz L, Santerre R. Neural networks for the identification of the aluminium electrolysis process. *Computers & Chemical Engineering*, 1998, **22**(10): 1419–1428
- Wu Jian-Feng, He Xiao-Rong, Chen Bing-Zhen. Modeling nonlinear dynamic chemical process base on artificial neural networks. *Computers and Applied Chemistry*, 2001, **18**(2): 105–110
(吴建锋, 何小荣, 陈丙珍. 基于反馈神经网络的动态化工过程建模. 计算机与应用化学, 2001, **18**(2): 105–110)
- Salahshoor K, Hajisalehi M H, Sefat M H. Nonlinear model identification and adaptive control of CO₂ sequestration process in saline aquifers using artificial neural networks. *Applied Soft Computing*, 2012, **12**(11): 3379–3389
- Wu X D, Wang Y N. Extended and unscented Kalman filtering based feedforward neural networks for time series prediction. *Applied Mathematical Modelling*, 2012, **36**(3): 1123–1131
- Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation. *Proceedings of the IEEE*, 2004, **92**(3): 401–422
- Zhan Rong-Hui, Wan Jian-Wei. Neural network-aided adaptive unscented Kalman filter for nonlinear state estimation. *IEEE Signal Processing Letters*, 2006, **13**(7): 445–448
- Kaminski P, Bryson A J, Schmidt S. Discrete square root filtering: a survey of current techniques. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1971, **16**(6): 727–736
- Van der Merwe R, Wan E A. The square-root unscented kalman filter for state and parameter-estimation. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Salt Lake City, USA: IEEE, 2001. 3461–3464
- Zhang Shu-Chun, Hu Guang-Da. Square-root filtering and its applications in target tracking. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2008, **40**(5): 700–704
(张树春, 胡广大. 平方根滤波及其在目标跟踪方面的应用. 哈尔滨工业大学学报, 2008, **40**(5): 700–704)
- Zhou Dong-Hua, Xi Yu-Geng, Zhang Zhong-Jun. Suboptimal fading extended Kalman filtering for nonlinear systems. *Control and Decision*, 1990, **5**(5): 1–6
(周东华, 席裕庚, 张钟俊. 非线性系统次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波. 控制与决策, 1990, **5**(5): 1–6)

- 21 Zhou Dong-Hua, Xi Yu-Geng, Zhang Zhong-Jun. A suboptimal multiple fading extended Kalman filter. *Acta Automatica Sinica*, 1991, **17**(6): 689–695
(周东华, 席裕庚, 张钟俊. 一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器. *自动化学报*, 1991, **17**(6): 689–695)
- 22 Hu Wen-Jin, Zhou Dong-Hua. Adaptive control of DC-DC converters based on a strong tracking filter. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2008, **48**(S2): 1712–1717
(胡文金, 周东华. 基于强跟踪滤波器的 DC-DC 变换器自适应控制. *清华大学学报 (自然科学版)*, 2008, **48**(S2): 1712–1717)
- 23 Press W H, Teukolsky S A, Vetterling W T, Flannery B P. *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing* (2nd edition). England: Cambridge University Press, 1992. 323–327
- 24 Xu Bo, Zhu Huang-Qiu, Ji Wei, Pan Wei, Sun Xiao-Dong. Modified squareroot unscented Kalman filter and its application to speed sensorless control of bearingless permanent magnet synchronous motor. *Control Theory & Applications*, 2012, **29**(1): 53–58
(许波, 朱焜秋, 姬伟, 潘伟, 孙晓东. 改进型平方根无迹卡尔曼滤波器及其在无轴承永磁同步电机无速度传感器运行中的应用. *控制理论与应用*, 2012, **29**(1): 53–58)



李太福 重庆科技学院电气与信息工程学院教授. 2004 年获得重庆大学博士学位. 主要研究方向为智能控制和软测量.
E-mail: litaifuemail@qq.com
(**LI Tai-Fun** Professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology. He received

his Ph. D. degree from Chongqing University in 2004. His research interest covers intelligent control and soft-sensing.)



姚立忠 西安石油大学电子工程学院硕士研究生. 主要研究方向为复杂系统建模与优化. 本文通信作者.
E-mail: yaolizhong225@163.com

(**YAO Li-Zhong** Master student at the School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University. His research interest covers modeling and optimization of complex systems. Corresponding author of this paper.)

of complex systems. Corresponding author of this paper.)



易 军 重庆科技学院电气与信息工程学院教授. 2010 年于重庆大学获得博士学位. 主要研究方向为智能控制, 无线传感器网络.

E-mail: laoyifrcq@163.com

(**YI Jun** Professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology. He received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2010. His research covers intelligent control and wireless sensor network.)

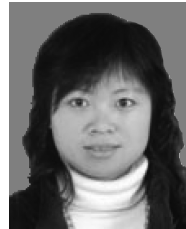


胡文金 重庆科技学院电气与信息工程学院教授. 主要研究方向为软测量工业过程建模, 非线性系统自适应控制.

E-mail: hwjok@126.com

(**HU Wen-Jin** Professor in the Department of Electrical and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology. His research

interest covers soft sensor, modeling on industrial process, and adaptive control of nonlinear systems.)



苏盈盈 重庆科技学院电气与信息工程学院讲师. 主要研究方向为计算智能及其应用.

E-mail: yy_su2000@yahoo.com.cn

(**SU Ying-Ying** Lecturer in the Department of Electrical and Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology. Her research

interest is computational intelligence.)



贾 威 西安石油大学电子工程学院硕士研究生. 主要研究方向为复杂系统建模与优化. E-mail: jiaweifire@163.com

(**JIA Wei** Master student at the School of Electronic Engineering, Xi'an Shiyou University. His research interest covers modeling and optimization of complex systems.)