



基于卡尔曼滤波的 区间式铝电解槽似在电阻采集算法

邓联文¹, 刘国涛¹, 赵 岩¹, 蒋海斌¹, 陈鸿飞², 黄生祥¹

- (1. 中南大学 物理与电子学院, 长沙 410083;
2. 湖南力得尔智能科技有限公司, 长沙 410006)

摘 要: 针对目前铝电解行业对于槽似在电阻的采集不够准确并且延时较高的问题, 本文提出一种基于卡尔曼滤波的区间式槽似在电阻采集算法。该算法以卡尔曼滤波为基础, 用预测值与采样值的均方差表征它们的高斯白噪声功率, 使其能够在电阻平稳的状态下有着较强的跟踪性能; 再结合一阶惯性滤波的强滤波特性和卡尔曼滤波的强跟踪优势, 设置适用的滤波区间, 确保组合算法在槽似在电阻波动较大的情况下能够滤除掉噪声的影响, 并在电解槽稳定后能对槽似在电阻进行快速收敛跟踪。结果表明: 与一阶惯性滤波相比, 改进后的卡尔曼滤波在电阻平稳的状态下其均方根误差减少 50%, 在电解槽反生针振和摆动情况之后的收敛时间减少 90%。

关键词: 铝电解; 电阻采集; 卡尔曼滤波算法; 一阶惯性滤波

文章编号: 1004-0609(2021)-01-0125-07

中图分类号: TF821

文献标志码: A

引文格式: 邓联文, 刘国涛, 赵 岩, 等. 基于卡尔曼滤波的区间式铝电解槽似在电阻采集算法[J]. 中国有色金属学报, 2021, 31(1): 125-131. DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-36534

DENG Lian-wen, LIU Guo-tao, ZHAO Yan, et al. Kalman filter-based segmented aluminum electrolytic cell slot-like resistance acquisition algorithm[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2021, 31(1): 125-131.

DOI: 10.11817/j.ysxb.1004.0609.2021-36534

铝电解的电解行为控制主要依靠电解槽智能控制系统, 涉及电解槽生产参数的采集和分析等重要工作。对电解槽实施控制的主要内容是极距控制、热平衡控制和下料控制, 用以实现这类控制的主要控制信号是铝电解槽的槽似在电阻^[1]。因此, 电解槽的槽似在电阻采集算法的优化具有重要现实意义。

目前, 槽控机对电解槽的控制主要依赖于传感器及采集电路采集的数据, 通过对采集的数据进行分析, 研究电解槽的状态, 进而改进制备工艺。唐蹇等^[2]对 320 KA 电解槽的槽电压进行了频谱分析, 发现正常槽只有一个特征峰, 而故障槽有两个特征谱峰。李劫等^[3]还将槽似在电阻信号的针振强度作为阳极效应智能预报的辅助判据。采用良好滤波性

能的滤波器可以提高用槽似在电阻判断物料平衡(Al_2O_3 浓度)状态和预报阳极效应的可靠性。现阶段工业生产主要采用的是一阶惯性滤波算法, 槽似在电阻采集的跟踪性差。卡尔曼滤波算法具有跟踪性强、速度快等优势, 但标准的卡尔曼滤波算法只能用于线性系统中, 且在实际应用过程中, 很难有准确的系统模型, 容易导致滤波发散^[4-7]。如果为非线性系统, 则主要使用扩展卡尔曼滤波^[8-10]或是基于 UT 变换的卡尔曼滤波^[11-12]; 但这两种滤波算法也需要明确的系统计算模型和噪声统计特性, 在槽似在电阻采集中并不适用。本文对传统卡尔曼滤波方法进行优化, 因采样数据的间隔时间短, 将预测值作为系统观测值; 用卡尔曼方法进行滤波, 并且设置幅值变化阈值, 在电解槽发生针摆和效应时使

用一阶滤波。仿真结果表明,改进后的滤波算法在电解槽平稳状态下具备较强的跟踪性,而且能够滤除掉针振和摆动的干扰,可以更好地提取槽似在电阻和表征 Al_2O_3 浓度变化的信息。

1 区间式卡尔曼电阻采集算法

1.1 槽似在电阻与正常化槽电压的关系

在工程上,槽电压可近似视为由阳极电压降、阴极电压降、槽母线电压降以及极间电压降组成,其中极间电压降可分为理论分解电压、阳极电化过电压、阳极浓差过电压、阴极浓差过电压以及电解质电压降五项。在实际的电解生产过程中,系列电流达不到始终恒定的状态,总是会有些许波动,不仅会影响到电解质压降的变化,也会使槽电压中的欧姆电压发生变化。但若计算成电阻,这些产生欧姆电压的电阻是不变的,所以槽电压中的阳极电压降、阴极电压降和槽母线电压降并不影响通过电阻控制氧化铝浓度。此外,为了使用槽似在电阻控制氧化铝浓度,需要在计算槽似在电阻时剔除不受系列电流影响的“常量”,其中就包含理论分解电压、阳极电化过电压、阳极浓差过电压以及阴极浓差过电压。这些电压可通过电解质组成和温度等参数直接计算,因此工程上提出使用槽似在电阻控制氧化铝浓度。由于计算出来的槽似在电阻值很小,为直观起见,可将槽似在电阻线性变换为“正常化槽电压”,使其具有与槽似在电阻相同的内涵^[13],即:

$$V_o(n) = R_0(n) \cdot I_b + B = \frac{V(n) - B}{I(n)} \cdot I_b + B \quad (1)$$

式中: $V_o(n)$ 为在 n 时刻的正常化槽电压(原始值); I_b 为基准电流; B 为表观反电动势,代表槽电压中不随系列电流的变化而改变的部分。

1.2 槽似在电阻滤波的基本原理

通常所说的铝电解槽“槽似在电阻滤波”是指对“正常化槽电压”进行低通数字滤波,去除其中频率较高的成分,以避免其对极距和 Al_2O_3 浓度这两个相对而言为慢时变的状态参数的判断和控制产生干扰,为达到这一目的,一般采用具有惯性滤波性能的一阶递归式低通数字滤波器,其时域表达式为:

$$y(k) = (1 - \varphi)y(k-1) + \varphi x(k) \quad (2)$$

式中: $y(k)$ 为滤波器的输出(即滤波值); $x(k)$ 为滤波器的输入(即采样值); k 代表个数; φ 为滤波系数 ($0 < \varphi < 1$)。由于正常化槽电压的波动频率在 0.002~0.04 Hz 之间,而铝液的波动频率处于 0.03 Hz 左右^[14],所以为了获得足够窄的滤波带宽,在铝电解行业中普遍采用 $\varphi=1/32$ 的滤波系数。这就造成了即使是在没有噪声的情况下计算出的电阻值也具有很大的滞后性,对生产控制造成了不良影响。

1.3 卡尔曼滤波的基本方程

设线性系统的离散状态方程和观测方程为:

$$\mathbf{X}(k) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (3)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{S}(k) \quad (4)$$

式中: $\mathbf{X}(k)$ 是 k 时刻的系统状态; $\mathbf{U}(k)$ 是 k 时刻对系统的控制量。 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是系统参数,对于多模型系统,它们为矩阵。 $\mathbf{Z}(k)$ 是 k 时刻的测量值; \mathbf{H} 是测量系统的参数,对于多测量系统, \mathbf{H} 为矩阵。 $\mathbf{W}(k)$ 和 $\mathbf{S}(k)$ 分别表示过程噪声和测量噪声。

假设以上系统的过程噪声和测量噪声都为高斯白噪声,它们的协方差矩阵分别用 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 表示,那么卡尔曼滤波器对于以上系统是最优的信息处理器。可得出卡尔曼滤波的递推方程为:

$$\mathbf{X}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{X}(k-1|k-1) + \mathbf{B}\mathbf{U}(k) \quad (5)$$

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{A}\mathbf{P}(k-1|k-1)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (6)$$

$$K_g(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{X}(k|k) = \mathbf{X}(k|k-1) + K_g(k)[\mathbf{Z}(k) - \mathbf{H}\mathbf{X}(k|k-1)] \quad (8)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = [1 - K_g(k)]\mathbf{P}(k|k-1) \quad (9)$$

式中: $\mathbf{X}(k|k-1)$ 是 $k-1$ 时刻的基础上对 k 时刻的状态估计; $\mathbf{P}(k|k-1)$ 表示从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的单步预测协方差阵; $K_g(k)$ 为卡尔曼增益; $\mathbf{X}(k|k)$ 为 k 时刻的系统状态最优估计; $\mathbf{P}(k|k)$ 为更新后的估计协方差矩阵。

1.4 区间式卡尔曼滤波算法实现

卡尔曼滤波器是一种高效的递推滤波器,使用卡尔曼滤波器需要建立状态方程和观测方程,但是铝电解槽似在电阻并没有明确的状态转移计算方

程, 工业生产中也无法直接测量其阻值。本文通过滤波得到的电阻信息用以反映阳极极距和 Al_2O_3 浓度(质量分数)这两个慢时变的状态变量, 在现行生产技术条件下, Al_2O_3 的溶解时间常数为 10 min, 溶解滞后时间为 2 min 左右, 电解槽内 Al_2O_3 浓度保持在 1.5%~2.5%之间, Al_2O_3 浓度和阳极极距的变化都较为缓慢, 而数据的采样频率为 1 Hz, 所以在使用卡尔曼滤波时, 可判定为本次的电阻预测值为上一次的滤波电阻值。由于采用的滤波方法最终将收敛于测量电压电流计算后的阻值, 所以可以将预测值的初值设为任意值。但是为了加快滤波算法的收敛, 本文将初值设为 4000(为了曲线表现得更加直观, 计算的“正常化槽电压”会乘以 1000)。

为了进行卡尔曼滤波预测值的计算, 首先需要计算卡尔曼增益, 其计算方程为:

$$K_g(k) = \frac{P(k-1)}{P(k-1) + E_{\text{MS}}(k)} \quad (10)$$

式中: $K_g(k)$ 为第 k 次的卡尔曼增益; $P(k-1)$ 为第 $k-1$ 次预测值的偏差; $E_{\text{MS}}(k)$ 为前 10 次采集值的均方差, 这里用于表征测量方程中的高斯白噪声的功率, 其计算公式为:

$$E_{\text{MS}}(k) = 10^{-1} \left\{ \sum_{k=10}^{k-1} [R_{\text{cs}}(k) - A]^2 \right\} \quad (11)$$

式中: A 为前十次采集值的平均值。

接着计算第 k 次的卡尔曼预测值, 其公式如下:

$$V_m(k) = V_m(k-1) + K_g(k) \cdot [R_{\text{cs}}(k) - V_m(k-1)] \quad (12)$$

式中: $V_m(k)$ 为第 k 次的卡尔曼预测值; $V_m(k-1)$ 为第 $k-1$ 次卡尔曼预测值; $R_{\text{cs}}(k)$ 为采集系统测量并计算的表征槽似在电阻, 由于卡尔曼滤波系统最终将会收敛于真实值, 这里给卡尔曼增益的初值赋 0。

为了能让卡尔曼滤波算法自行循环计算, 预测出新的值, 还需要计算第 k 次卡尔曼预测值的偏差, 其公式如下:

$$R(k) = [1 - K_g(k)] \cdot R(k-1) \quad (13)$$

$$P(k) = \sqrt{[R^2(k) + E_{\text{MSt}}^2(k)]} \quad (14)$$

式中: $R(k)$ 为第 k 次卡尔曼滤波预测的协方差; 而 $P(k)$ 为第 k 次卡尔曼滤波预测的偏差值; $E_{\text{MSt}}(k)$

为前 10 次卡尔曼预测值的均方差, 这里用于表征系统高斯白噪声的功率。

1.5 卡尔曼滤波算法的误差积累分析

本文使用上一次的滤波电阻值代替本次卡尔曼滤波的状态值, 所以滤波结果会因预测不准确而有误差。其中因预测不准确带来误差的时域表达式为:

$$e(k) = [1 - K_g(k)] \varepsilon(k) \quad (15)$$

式中: $\varepsilon(k)$ 为第 k 次的预测误差; $e(k)$ 为第 k 次滤波结果中因预测不准确造成的误差。

通过式(15)可知, 若在预测误差 $\varepsilon(k)$ 随时间增大或者不变的情况下, 卡尔曼滤波增益随时间在减小, 那么就会导致误差的积累, 即若系统由平稳状态变成线性单调递增(递减), 那么将会导致误差的积累。

本文使用滤波值及采集值的均方差分别表征了预测方程与测量方程的高斯白噪声功率, 在系统由平稳状态变成线性单调递增(递减)时, 滤波增益无法根据斜率的变化而变化, 就会引入较大的误差并积累。若是计算出的“正常化槽电压”发生突变, 由于状态值为上一次滤波的电阻值, 此时也会引入较大的预测误差。由于在铝电解过程中, 电压的突变是由于电解过程的不稳定因素(如气泡、铝液波动)造成的, 根据针振产生的原因不同, 针振的持续时间及针振的幅度会有所差别, 而工艺控制中需要滤除这部分干扰, 从而通过电阻变化判断电解槽内的氧化铝浓度变化, 最终对电解槽进行控制, 所以可以在采集到的电阻突变时采用强滤波对其进行处理, 并在电阻稳定时重新使用卡尔曼滤波, 而且对增益进行重新计算, 就能防止误差的积累。

1.6 算法适用区间的确定

由于铝电解工艺的问题, 槽似在电阻并不是平缓而稳定的, 氧化铝浓度变化导致的电阻变化在短时间内可看作是线性的, 但是在电解过程中会时常出现类似阳极气体排出、炉底沉淀增多等现象, 这些现象会导致计算出的正常化槽电压呈现非线性, 也会影响到通过表观槽电压判断电解槽的氧化铝浓度。传统的控制算法在针振幅度超过 100 mV 时才会对电解槽进行异常处理, 现代化的槽控系统多

是对针振幅度划分多个等级,对不同等级的幅度进行不同的控制。本文使用了均方差代替系统的高斯白噪声功率,可在一定程度上抑制阳极气体的生成、聚合和溢出等物理现象所造成波动较小的非线性干扰。为了能反应真实的槽似在电阻变化,并且能保持滤波效果在波动结束后也能快速收敛,根据工艺需求划分算法的适用区间,阈值设为70 mV,回差区间设置为[40 mV, 100 mV]。在正常化槽电压变化超过设定的回差区间上限时,将采用一阶滤波,随着电阻变化逐渐平稳至达到回差区间下限时,将转换成卡尔曼滤波。一阶滤波的时域表达式如下:

$$V_m(k) = \frac{31}{32}V_{me}(k-1) + \frac{1}{32}R_{es}(k) \quad (16)$$

式中: $V_{me}(k-1)$ 为第 $k-1$ 次一阶滤波的值; $R_{es}(k)$ 为第 k 次电阻采集系统得到的值。为了让槽似在电阻波动稳定之后能够继续以卡尔曼滤波算法计算下去,并且消除在针振摆动或者异常阶跃发生之前的误差累积,在使用一阶惯性滤波后还需要对稳定的槽似在电阻重新计算滤波增益,所以需要加上条件:

$$R(k) = R(k-1) \quad (17)$$

$$P(k) = P(k-1) \quad (18)$$

式(17)和(18)使得在电解槽槽似在电阻波动之后能够对稳定的电阻进行滤波,并且能够在槽似在电阻波动结束后快速地跟踪到稳定后的波形。

2 实验结果与分析

实验采用的数据来源于青海某铝厂采集到的铝电解槽似在电阻值,数据总共有 8053 个,采样频率为 1 Hz。本实验将会对数据分别采用经典卡尔曼滤波、一阶滤波及区间式卡尔曼滤波进行实验分析比较,观察滤波结果的跟踪性。

对铝厂采集到的电压电流信号计算得到与槽似在电阻具有相同内涵的“正常化槽电压”后,为了方便进行数据观测,将数据保留到小数点后三位并乘以 1000,再进行滤波,对电解槽的几种状态进行滤波效果的对比。

图 1 所示为平稳状态下的滤波跟踪轨迹,表 1 所列平稳状态下三种滤波的均方根误差比较。对

比图 1 中的 80 个采集数据可以看出,在电解槽比较稳定的情况下,一阶惯性滤波只能勉强反映因 Al_2O_3 浓度变化而导致的槽似在电阻变化趋势;从表 1 计算的均方根误差也可看出,一阶惯性滤波的均方根误差要比经典卡尔曼滤波高 30%,是区间式卡尔曼滤波的两倍。所以一阶惯性滤波即使在电解槽比较稳定的情况下也无法很好地跟踪槽似在电阻的值,而区间式卡尔曼及经典卡尔曼在槽似在电阻稳定的情况下有很强的跟踪性能,除了能比较好地反映槽似在电阻变化趋势,也能很好地跟踪槽似在电阻的真实值,这样就能更加准确地通过电阻变化判断电解槽的 Al_2O_3 浓度变化。

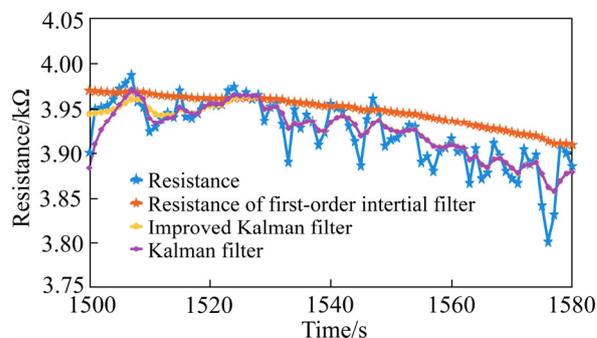


图 1 平稳状态下的滤波图形跟踪轨迹

Fig. 1 Filtered graphics tracking trajectory in steady state

表 1 平稳状态下三种滤波算法的均方根误差对比

Table 1 Comparison of root mean square errors of three filtering algorithms in stationary state

Algorithm	Root mean square error/mV
First-order inertial filtering	38.9263
Interval Kalman filter	20.7225
Classical Kalman filter	28.4299

图 2(a)所示为电阻的采样值变化曲线,图 2(b)所示为对应的滤波增益变化曲线。在卡尔曼滤波算法中,滤波增益越大,表示当前的采样值可信度越高;滤波增益越小,则表示当前的预测值可信度越高,一阶惯性滤波的增益系数同理。在铝电解过程中,电解槽的电解处于平稳状态时,滤波结果倾向于采集值,用以反映 Al_2O_3 浓度的变化信息;但是当电解槽发生针振和摆动时,由于此时已经无法根据电阻变化判断电解槽内的 Al_2O_3 浓度信息,所以滤波结果需要倾向于预测值。从图 2 中的电阻变化

及其所对应的的滤波增益变化来看, 区间式卡尔曼滤波和经典卡尔曼滤波的增益系数会随着铝电解槽的状态而变化, 铝电解槽越平稳, 增益系数越大, 而普通的一阶惯性滤波的增益只是一个常数, 所以普通的一阶无法判断出当前电解槽的电解状况而改变其滤波增益。

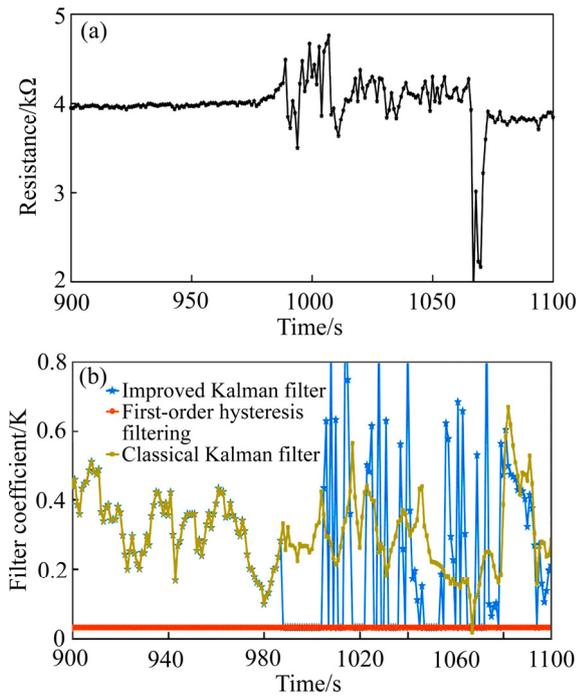


图 2 采样电阻与滤波增益变化曲线
Fig. 2 Change curves of sampling resistance and filtering gain

从图 2 可以看出, 经典卡尔曼滤波的增益系数虽然能够跟随着电阻变化状态而改变, 但是由于其在针振和摆动时增益系数也比较大, 造成了无法滤除针振和摆动的结果。而区间式卡尔曼滤波在电解槽似在电阻发生摆动或者针振时, 使用一阶惯性滤波进行处理。但是当电解槽的电解状况稳定之后, 区间式卡尔曼滤波会对滤波增益进行重新计算, 滤波增益会增大。

图 3 所示为针振槽似在电阻的采样值, 图 4 所示为在采样电阻基础上使用三种滤波算法的图形比较, 表 2 所列为在图 3 的基础上使用滤波算法的收敛时间对比。从针振收敛速度来看, 经典卡尔曼滤波的收敛时间比一阶惯性滤波快, 但是比区间式卡尔曼滤波慢, 原因是经典卡尔曼在电解槽发生针振和摆动时也保留有很强的跟踪特性, 而且在针振

和摆动发生之后没有将滤波增益进行重置; 区间式卡尔曼滤波在滤除掉针振和摆动之后, 会对滤波增益进行重新计算, 在波形重新稳定之后进行快速收敛, 所以在铝电解槽发生针振和摆动之后改良卡尔曼滤波的收敛时间最短; 并且在槽况比较稳定时, 改良后的卡尔曼滤波和经典卡尔曼滤波一样保持着较强的跟踪性, 这对于铝电解槽的控制能提供更准确的信息, 使其能更好地控制下料量, 提高生产效率。

图 5 所示为三种滤波算法在异常阶跃发生时的滤波效果图。异常阶跃是由料面塌陷、阳极掉块或人工操作等原因引起的。由图 5 的滤波效果图可知,

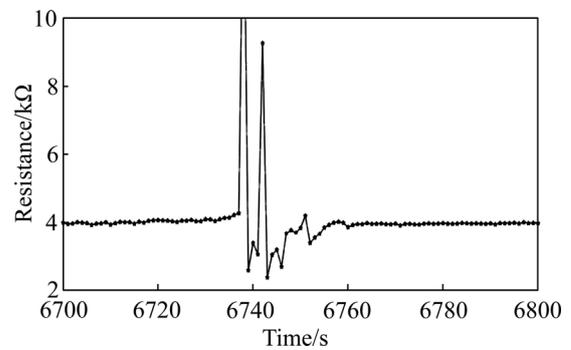


图 3 针振电阻的采样值
Fig. 3 Sampling value of pin vibration resistance

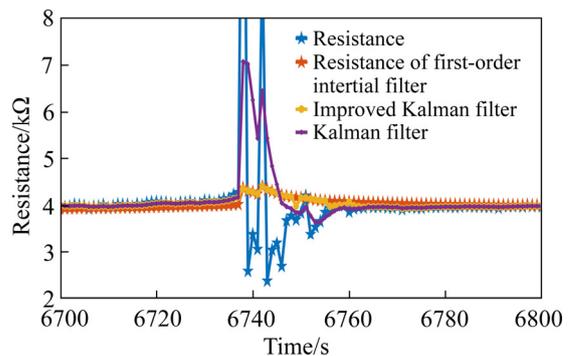


图 4 针振后的收敛性比较
Fig. 4 Convergence comparison after needle vibration

表 2 三种滤波算法的收敛时间对比

Table 2 Convergence time comparison of three filtering algorithms

Filter algorithm	Convergence time /s
First-order-inertial filtering	30
Interval Kalman filter	5
Classical Kalman filter	2

窄带宽的一阶惯性滤波在电解过程中的异常阶跃会有很大的滞后, 这样就会影响到人为监控下的极距和氧化铝浓度的跟踪控制, 也不利于计算机对采集数据进行判断处理。而经典卡尔曼滤波相比于一阶惯性滤波具有更快的跟踪性, 但是略慢于区间式卡尔曼滤波, 原因如前面针振收敛性分析所述。

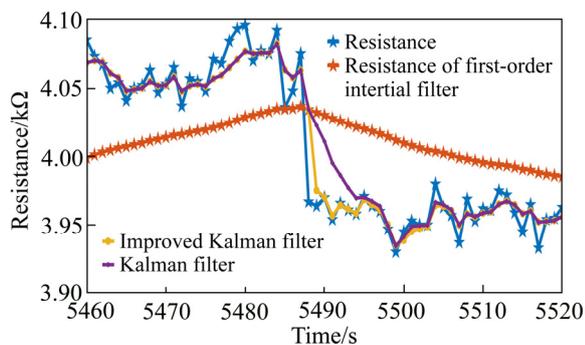


图5 异常阶跃发生时的收敛性比较

Fig. 5 Convergence comparison with abnormal step occurring

3 结论

1) 基于目前铝电解行业普遍应用的一阶惯性滤波方法, 提出了区间式卡尔曼滤波方法, 能应用于铝电解槽槽似在电阻的采集; 改进的算法是把前一次的滤波值作为下一次计算的状态值, 并设置适用的滤波区间, 在电解槽发生针振和摆动时采用一阶惯性滤波。

2) 仿真结果表明, 该算法的滤波效果和跟踪性优于一阶滤波方法, 且相比经典卡尔曼滤波, 在电解槽发生针振和摆动时受到的影响较小, 其滤波效果更好。

3) 氧化铝浓度变化引起的电阻变化短时间内可视为是线性的, 但其他因素引起非线性变化的数值随机性以及差异性很大, 在电解槽的控制过程中, 可结合针振幅度和持续时间判断电解槽的状态, 这也是今后的研究重点。

REFERENCES

[1] 李 劫, 刘业翔, 黄永忠, 等. 铝电解过程控制信号的滤波与噪声解析模型的研究[J]. 中南矿业学院学报, 1993, 24(3): 318-325.
LI Jie, LIU Ye-xiang, HUANG Yong-zhong, et al. Research

on filtering and noise analytical model of control signal in aluminum electrolysis process[J]. Journal of Central-South Institute of Mining and Metallurgy, 1993, 24(3): 318-325.
[2] 唐 骞, 周子民, 单 峰, 等. 320 kA 系列预焙铝电解槽槽电压波动的频谱解析[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(2): 299-304.
TANG Yi, ZHOU Yi-min, SHAN Feng, et al. Spectrum analysis of voltage fluctuations of 320 kA series prebaked aluminum electrolytic cells[J]. Journal of Central South University (Natural Science), 2009, 40(2): 299-304.
[3] 李 劫, 丁凤其, 李民军. 预焙铝电解槽阳极效应的智能预报方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2001, 32(1): 32-35.
LI Yi, DING Feng-qi, LI Min-jun. Intelligent prediction method for anode effect of prebaked aluminum electrolyzer[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2001, 32(1): 32-35.
[4] 郑 巍, 张贵宾. 自适应卡尔曼滤波在航空重力异常解算的应用研究[J]. 地球物理学报, 2016, 59(4): 1275-1283.
ZHENG Zheng, ZHANG Gui-bin. Application of adaptive Kalman filter in solving aviation gravity anomaly[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2016, 59(4): 1275-1283.
[5] 郭士萃, 吴 苗, 许江宁, 等. 自适应渐消卡尔曼滤波及其在 SINS 初始对准中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(11): 1667-1672, 1680.
GUO Shi-zhang, WU Miao, XU Jiang-ning, et al. Adaptive fading Kalman filter and its application in SINS initial alignment[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(11): 1667-1672, 1680.
[6] ZHAO Jun-bo. Dynamic state estimation with model uncertainties using H-infinity extended Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(1): 1099-1100.
[7] SUN X, YAN G. Multi-sensor optimal weighted fusion incremental Kalman smoother[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics (IEEE), 2018, 29(2): 262-268.
[8] JOHN L, TORBEN K. A new continuous discrete unscented Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2019, 64(5): 2198-2205.
[9] ARASARATNAM I, HAYKIN S, HURD T R. Cubature Kalman filtering for continuous-discrete systems: Theory and simulations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 4977-4993.
[10] 徐国文, 何 川, 王均勇, 等. 基于实测松动圈的扩展卡尔曼滤波位移反分析方法[J]. 中南大学学报(自然科学版),

- 2016, 47(5): 1722–1729.
- XU Guo-wen, HE Chuan, WANG Jun-yon, et al. Inverse analysis method of extended Kalman filter displacement based on measured loosened loops[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2016, 47(5): 1722–1729.
- [11] 马 艳, 刘小东. 状态自适应无迹卡尔曼滤波算法及其在水下机动目标跟踪中的应用[J]. 兵工学报, 2019, 40(2): 361–368.
- MA Yan, LIU Xiao-dong. State adaptive unscented Kalman filtering algorithm and its application in underwater maneuvering target tracking[J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(2): 361–368.
- [12] 曲正伟, 董一兵, 王云静, 等. 用于电力系统动态状态估计的改进鲁棒无迹卡尔曼滤波算法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(10): 87–92.
- QU Zheng-wei, DONG Yi-bing, WANG Yun-jin, et al. Improved robust unscented Kalman filter algorithm for dynamic state estimation of power systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 87–92.
- [13] 刘业翔. 现代铝电解[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2008: 427.
- LIU Ye-xiang. Modern aluminum electrolysis[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2008: 427.
- [14] 丁 蕾, 曾水平, 曾 铮. 350 kA 铝电解槽槽电阻信号的频谱分析[J]. 自动化技术与应用, 2005, 24(12): 68–70.
- DING Lei, ZENG Wei-ping, ZENG Yan. Spectrum analysis of resistance signal of 350 kA aluminum electrolyzer[J]. Automation Technology and Applications, 2005, 24(12): 68–70.

Kalman filter-based segmented aluminum electrolytic cell slot-like resistance acquisition algorithm

DENG Lian-wen¹, LIU Guo-tao¹, ZHAO Yan¹, JANG Hai-bing¹, CHEN Hong-fei², HANG Sheng-xiang¹

(1. School of Physics and Electronics, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Hunan Leader Intelligent Technology Co., Ltd., Changsha 410083, China)

Abstract: Aiming at the current problems of the aluminum electrolytic cell's inaccurate collection of slot-like resistance and high delay, this paper proposed an interval slot-like resistance acquisition algorithm based on Kalman filtering. This algorithm is based on Kalman filtering and uses the mean squared error of predicted and sampled values to characterize their Gaussian white noise power, enabling it to have strong tracking performance in the state of stable cell resistance. Combined with the strength of first-order inertial filtering characteristics and the strong tracking advantage of Kalman filtering, an applicable filtering interval is set to ensure that the combined algorithm can filter out the influence of noise when the slot-like resistance fluctuates greatly, and can quickly converge the slot-like resistance after the electrolytic cell is on stable track. The simulation results show that compared with the first-order inertial filter, the improved Kalman filter reduces the root mean square error by 50% when the cell resistance is stable, and reduces the convergence time by 90% after the electrolytic cell regenerates needle vibration and swing.

Key words: aluminum electrolysis; resistance acquisition; Kalman filter algorithm; first-order inertial filtering

Received date: 2020-02-25; **Accepted date:** 2020-06-26

Corresponding author: ZHAO Yan; Tel: +86-13520255191; E-mail: zhaoy_ee@csu.edu.cn

(编辑 何学锋)