一种新颖的电容层析成像数据采集滤波算法

杨 婷， 陈德运， 王莉莉
(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院，黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对电容层析成像ECT(electrical capacitance tomography)数据采集系统对采集精度和实时性要求，在分析ECT数据采集系统的滤波算法基础上，根据卡尔曼滤波和小波变换的特点，提出了一种基于小波变换和卡尔曼滤波的滤波算法。该算法首先将采集数据的信号经过多小波预处理得到平稳的观测数据，然后用噪声统计值估计器估计噪声统计值，以确保信号的稳定性和收敛性，最后经卡尔曼滤波以得到信号更加精准。仿真实验结果表明: 与卡尔曼算法相比，本算法去噪效果更佳，得到的信号更精准可靠，提高了ECT数据采集系统数据采集精度，为ECT数据采集系统提供了一种新颖的滤波方法。

关键词: 电容层析成像; 数据采集; 多小波变换; 卡尔曼滤波
DOI: 10.15938/j.jhust.2018.02.003
中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2018)02-0012-06

A Novel Filtering Algorithm of Data Acquisition for Electrical Capacitance Tomography

YANG Ting, *CHEN De-yun*, *WANG Li-li*
(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: On the basis of analyzing the filtering algorithm of ECT data acquisition system, according to the characteristics of Kalman filter and wavelet transform, a filtering algorithm based on the characteristics of Kalman filtering and wavelet transform is proposed about the acquisition accuracy and real-time requirement of electrical capacitance tomography ECT (Electrical Capacitance Tomography) data acquisition system. This algorithm first makes signal acquired data processed by multi wavelet to obtain stable observed data, then estimates the noise statistics by noise statistical estimator to ensure the stability and convergence of the signal. Finally, cexe get the signal more accurately by Kalman filtering. The simulation experiment results show that the proposed algorithm has better denoising effect compared with the Kalman filter algorithm which can obtain the signal more precisely and reliably and improve the data acquisition precision of ECT data acquisition system. It provides a novel filtering method for ECT data acquisition system.

Keywords: electrical capacitance tomography; data acquisition; multi-wavelet transform; Kalman filtering

收稿日期: 2016-04-12
基金项目: 国家自然科学基金(60572153,60972127); 高等学校博士学科点专项科研基金(200802140001); 黑龙江省自然科学基金(QC2012C059); 哈尔滨市科技创新人才研究专项资金(2014RFXXJ022); 黑龙江省教育厅科学技术研究项目(11541040, 12531094).
作者简介: 杨 婷(1990—),女,硕士研究生;
王莉莉(1980—),女,博士,副教授,硕士研究生导师.
通信作者: 陈德运(1962—),男,博士,教授,博士研究生导师,E-mail: Chendeyun@hrbust.edu.cn.

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

0　引　言

电容层析成像技术(electrical capacitance tomography,ECT)是基于医学 CT 技术形成发展起来的,是过程层析成像技术(process tomography,PT)的一种[1]。ECT 技术是通过测量物体表面周围电极之间的电容值来计算内部介电常数的空间分布,主要用于工业管道内的多相流检测,这种技术可提高常规仪器无法探测的封闭管道及容器中多相介质的浓度、分布、运动状态等可视化信息,与其他测量技术或仪表相配合还可应用于多相流总质量流量、分相质量以及流速的实时检测[2]。ECT 因具有低成本、非侵入性、非破坏性等特点使得它有非常好的发展前景[3]。目前,ECT 技术已经被应用于多个领域,包括气液两相流空隙率测量及流型识别、流化床气固两相浓度分布可视化、气力输送、火焰可视化、冻土水分迁移过程的可视化等[4]。电容层析成像系统主要由三大部分组成,分别是电容传感器、数据采集系统以及图像重建系统[5],其中数据采集为最关键的中间环节,而滤波算法在 ECT 数据采集系统中占有举足轻重的地位,它的好坏与否直接决定着 ECT 数据采集系统采集数据的精度[6]。ECT 数据采集系统通常采用 FIR 滤波器,该滤波器滤波效果要达到期望值,需在信噪谱不叠加的条件下进行,当出现叠加比较厉害时,通常取得的效果低于期望值。因此,马敏和吴海超提出采用卡尔曼滤波器代替传统的 FIR 滤波器,提高了系统的采集精度[7]。但卡尔曼算法是一种可用于在线估计噪声的算法,如果系统噪声、观测噪声都是高斯白噪声,那么,将取得非常好的滤波效果,然而,数据采集的过程中容易受到干扰,比如周围导体物质,因此,采集到的信号不仅含有高斯白噪声,还有其他噪声。

本文以卡尔曼滤波和小波变换为基础,将观测数据的信号经过 GHM 多小波基不同级数的多小波分解,通过采用自适应阈值的方法,分别用软阈值和硬阈值法,对高频系数、低频系数分别进行处理得到平稳的观测数据,然后用噪声统计估计器估计其值,之后再经过卡尔曼处理。实验所得数据表明,经多小波对作为观测数据的信号进行预处理后,所得滤波视觉效果和均方差均比卡尔曼滤波好,为 ECT 数据采集系统提供了一种新颖的滤波方法。

1　电容层析成像数据采集系统组成

一般 ECT 数据采集系统以 FPGA 为核心控制单元,FPGA 控制 DDS 信号发生器产生交流激励电压 $V_i(t)=A\sin(\omega t)$ 或者 $V_i(t)=A\cos(\omega t)$,将其加载到激励电极上,并检测电极之间的电容值,将检测到的数据传至 C/V 转换电路,转换成相应电压值,即 $V_0(t)=(C_x/C_f)A\sin(\omega t)$ 或 $V_0(t)=(C_x/C_f)A\cos(\omega t)$,利用 A/D 转换电路进行模/数转换,得到数字化的数据,接着在 FPGA 内部进行解调和滤波,滤掉不需要的高频交流分量,解调和滤波完成之后,将数据送入存储器中,最后将结果传至 PC 机进行图像重建,其 ECT 数据采集系统结构图如图 1 所示。

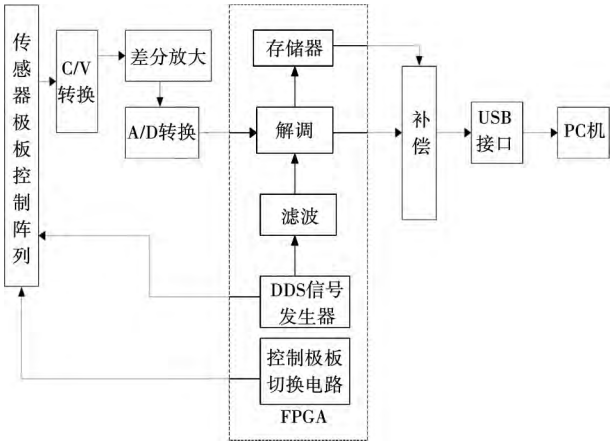

图 1　ECT 数据采集系统结构图

2　ECT 数据采集系统滤波算法

ECT 数据采集系统通常采用 FIR 滤波器,该滤波器的缺点是当信号发生改变时,其参数不会改变,并且其参数不固定,需依要求、经验而定,该方法的滤波效果要达到期望值,需在信噪谱不叠加的条件下进行,当出现叠加比较厉害时,通常取得的效果低于期望值,后使用效率更高的卡尔曼滤波器。

2.1　卡尔曼滤波

卡尔曼算法是线性最小方差估计算法,它将系统的模型误差以及测量噪声的统计特性都纳入思考范围内。Kalman 的递推滤波方程组如下所示:

状态一步预测

$$\hat{x}(k|k-1)=\boldsymbol{\Phi}\hat{x}(k-1) \tag{1}$$

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

状态估计

$$\hat{x}(k)=\hat{x}(k|k-1)+G(k)[y(k)-H\hat{x}(k|k-1)] \tag{2}$$

滤波增益

$$G(k)=P(k|k-1)H^{T}[HP(k|k-1)H^{T}+R] \tag{3}$$

一步预测均方误差

$$P(k|k-1)=\Phi P(k-1|k-1)\Phi^{T}+Q \tag{4}$$

估计均方误差

$$P(k)=[I-G(k)H]P(k|k-1) \tag{5}$$

式中，$\hat{x}(k|k-1)$ 为预测估计，$G(k)$ 为卡尔曼增益矩阵，$P(k|k-1)$ 为预测误差方差阵，$P(k)$ 为 $x(k)$ 和 $\hat{x}(k)$ 误差的协方差阵，Q 为系统噪声矩阵，R 为观测噪声矩阵。卡尔曼算法在噪声统计值已知的前提下通过上述五个方程可以得出结论，但在实际中很难确定噪声统计值，从而使卡尔曼增益受到影响。

2.2 多小波变换

多小波与单小波的相同点是它们都是建立于多分辨分析基础上，不同点是多小波有两个或两个以上尺度函数，即多小波基是由 r 个尺度函数平移 $\Phi_0(t-k)$，$\Phi_1(t-k)$，…，$\Phi_{r-1}(t-k)$ 生成的。在多分率分析 MRA$\{V_j\}$ 中，向量 $\Phi(x)=[\varphi_1(x),\varphi_2(x),\cdots,\varphi_r(x)]^{T}$ 为尺度函数，$\Psi(x)=[\psi_1(x),\psi_2(x),\cdots,\psi_r(x)]^{T}$ 为小波函数，并满足以下方程：

$$\Phi(x)=\sum_{k}H_k\Phi(2x-k) \tag{6}$$

$$\Psi(x)=\sum_{k}G_k\Psi(2x-k) \tag{7}$$

式中，系数 H_k，G_k 是 $r\times r$ 的矩阵。将 Mallat 算法依次分解、重构、推广，直至多小波，从而有：

多小波分解：

$$C_{j-1,k}=\sum_{n\in Z}H_nC_{j,2k+n} \tag{8}$$

$$D_{j-1,k}=\sum_{n\in Z}G_nC_{j,2k+n} \tag{9}$$

多小波重构公式：

$$C_{j,n}=\sum_{k}H^{T}_{n+2k}C_{j-1,k}+\sum_{k}G^{T}_{n+2k}D_{j-1,k} \tag{10}$$

式中，$C_{j-1,k}$ 为尺度系数，$D_{j-1,k}$ 为小波系数。

3 基于多小波变换和卡尔曼滤波的算法

3.1 小波卡尔曼算法

FPGA 控制 DDS 信号发生器产生交流激励电压，将其加载到激励电极上，并检测电极之间的电容值，将检测到的数据传至 C/V 转换电路，转换成相应电压值，利用 A/D 转换电路进行模/数转换，得到数字化的数据，接着在 FPGA 内部进行解调和滤波，由于获取的数据是含有噪声的信号，若直接将获取到的数据作为观测数据经卡尔曼滤波，则得到的信号势必不够精确，因此本文提出的算法的具体步骤是首先将作为观测数据的信号经过多小波初步去噪之后，获得比较平稳的观测数据，然后用噪声统计值估计器估计噪声统计值，得到噪声的方差 $Q(t)$、$R(t)$，与此同时，计算出误差，再经卡尔曼滤波，然后判断整个迭代过程是否结束，若还未结束则重复上述过程，否则将数据输出。具体过程如图 2 所示。

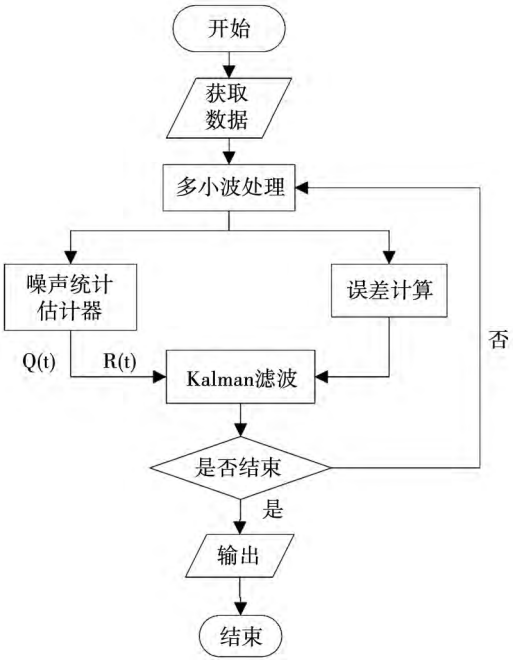

图 2 小波卡尔曼算法流程

3.2 多小波变换去除噪声

3.2.1 预处理方法的选择

多小波同单小波最明显的不同点在于单小波是处理一列数据，而多小波是处理矩阵形式数据，所以采集到的数据必须经过预处理使其转换成矩阵形式，才能依次经过多小波分解、信号重构，还必须进行与之对应的后处理。所以在经过多小波初步消噪过程中，一种适宜的预处理方式将有利于整个滤波过程。

多小波的预处理包括预滤波以及平衡处理[8]。平衡多小波无需经过预滤波以及后滤波的处理，它运用于平衡非平衡多小波，将信号分为奇偶数项，并合并。GHM 多小波预滤波主要有奇偶、GHM. init、Haar 方法等，而 GHM. init 方法对应于 GHM 多小波处理所得结果更佳。将输入信号$\{x_k\}$分裂成两行

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

一列的向量序列{ $[x_{2(n+k)} \quad x_{2(n+k)+1}]^{T}$ }，$v_{0,k}$ 满足:

$$\left.\begin{aligned} v_{0,k}^{(1)} &= \frac{-\boldsymbol{\Phi}_2(3/2)}{\boldsymbol{\Phi}_2(1)\boldsymbol{\Phi}_1(1/2)}x_{2k} + \frac{1}{\boldsymbol{\Phi}_1(1/2)}x_{2k+1} \\ &\quad - \frac{\boldsymbol{\Phi}_2(1/2)}{\boldsymbol{\Phi}_2(1)\boldsymbol{\Phi}_1(1/2)}x_{2k+2} \\ v_{0,k}^{(2)} &= \frac{1}{\boldsymbol{\Phi}_2(1)}x_{2k+2} \end{aligned}\right\} \quad (11)$$

3.2.2　阈值的选择与处理

选择阈值非常关键，一种合适的阈值将有益于整个滤波过程，得到结果更理想。阈值有许多种，例如无偏估计、启发式阈值。

无偏估计阈值:

$$\left.\begin{aligned} \lambda &= \frac{\| w_1 - w \|^2 + (n - 2n_0)\sigma^2}{n} \\ \lambda_s &= \mathrm{argmin}_{0 \leqslant r \leqslant \sqrt{2\log n}} t \end{aligned}\right\} \quad (12)$$

式中，n 为小波系数的数目，n_0 为置零的小波系数的个数，w_t 为使用 t 阈值收缩后的小波系数，w 为原小波系数，t_s 为最小无偏估计对应的阈值。

启发式阈值:

$$\lambda = \begin{cases} t_u, s < \gamma \\ \min(t_s, t_u) \quad s \geqslant \gamma \end{cases} \quad (13)$$

式中，t_u 为固定式阈值，t_s 为无偏估计阈值，$s = \sum_i (x_i^2 - 1)/N$，$\gamma = (\log N/\log 2)^{3/2}/\sqrt{N}$。

从式(12)、(13)中可以观察出，无偏估计阈值还需提前知道最小无偏估计对应的阈值，启发式阈值必须提前知道固定式阈值和无偏估计阈值，这必定使其复杂化。

本文选取的是自适应阈值，$\lambda = e\sqrt{2\mathrm{In}N}$，式中: λ 为阈值，e 为噪声标准差，N 为信号长度。

阈值处理方法常用的有两种: 硬阈值法和软阈值法[9]。

硬阈值法:

$$\hat{W}_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k}, & |W_{j,k}| \geqslant \lambda \\ 0, & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (14)$$

软阈值法:

$$W_{j,k} = \begin{cases} \mathrm{sgn}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda) & |W_{j,k}| \geqslant \lambda \\ 0 & |W_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (15)$$

式中: $W_{j,k}$ 为小波系数，λ 为阈值。

阈值处理的具体步骤: ①进行多小波分解，并计算其系数; ②确定阈值 λ; ③进行阈值处理。

3.2.3　多小波变换去除噪声流程

利用多小波对作为观测数据的信号进行初步消噪，原理是用提前选择好的预滤波 GHM. init 方法处理信号，对已经预滤波的信号经过多小波分解，按照实际情况确定分解级数，接着利用已设置好的阈值以及阈值函数进行阈值处理，之后是重构信号，即多小波逆变换过程，对重构后的信号经过后滤波(与预滤波 GHM. init 方法相对应的过程)得到初步消噪的信号，具体过程如图 3 所示。

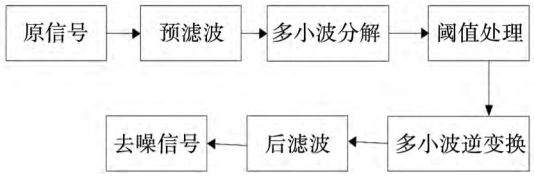

图 3　多小波变换预处理过程

采用 GHM. init 预滤波方法，假设信号 $f(n)$ 满足 $f(n) \in V_0$，那么，多小波处理的详细步骤为: 首先，采用奇偶的方式将标量信号转变为矢量信号，即 $f(n)$ 变为 $\boldsymbol{F}(n)$: $\boldsymbol{F}(n) = [f(2n), f(2n+1)]^{T}$，$f(n)$ 的长度为 N，利用奇偶的方式可将其转变为二维向量信号，其长度为 $N/2$，数据量仍不变，仍是 N 个。对采集到的信号进行预处理，得到矢量形式的尺度函数，由该尺度函数可以获得信号分解后的尺度系数以及小波系数，并且，重构之后，还需对数据做后处理，方为完成多小波去噪的整个过程。

3.3　噪声统计估计器

Sage-Husa 的次优无偏递推极大后验噪声统计估计值器[9]为

$$\hat{Q}(t) = \left(1 - \frac{1}{t}\right)\hat{Q}(t-1) + \frac{1}{t}[G(t)\boldsymbol{\varepsilon}^{T}(t)\boldsymbol{G}^{T}(t) + P_filtered(t) - \boldsymbol{\Phi}(t-1)P_filtered(t-1)\boldsymbol{\Phi}^{T}(t-1)] \quad (16)$$

$$\hat{R}(t) = \left(1 - \frac{1}{t}\right)\hat{R}(t-1) + \frac{1}{t}[\boldsymbol{\varepsilon}^{T}(t) - H(t)P_predicted(t)\boldsymbol{H}^{T}(t)] \quad (17)$$

式中: $Q(t)$，$R(t)$ 为噪声的方差; $G(t)$ 为卡尔曼增益; $\varepsilon(t)$ 为计算出的误差，$p_predicted(t)$ 为预测误差方阵; $p_filtered(t)$ 为滤波误差方阵; 矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 是状态转移矩阵; $\boldsymbol{H}$ 为测量矩阵。

4　实验结果比较

本文采用将多小波同卡尔曼算法相融合的方法，将作为观测数据的信号送入卡尔曼处理之前，经多小波处理，第一步预滤波处理，第二步利用 GHM 多小波基分析信号，选择合适的分解级数分解，依次

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

运用软、硬阈值法完成初步滤波过程。

实验采用卡尔曼算法和小波卡尔曼算法分别对信号进行消噪，小波卡尔曼算法中多小波预处理部分采用不同的分解级数和阈值函数处理并比较分析。因此对含有噪声的信号分成两组进行消噪，①采用卡尔曼算法去噪；②采用小波卡尔曼算法进行去噪，小波卡尔曼算法中多小波处理部分，依次进行多小波4级、5级分解，软、硬阈值处理。通过实验得到信噪比和均方误差作为评估标准来分析算法的优劣，实验效果如图4所示，实验数据如表1、表2所示。

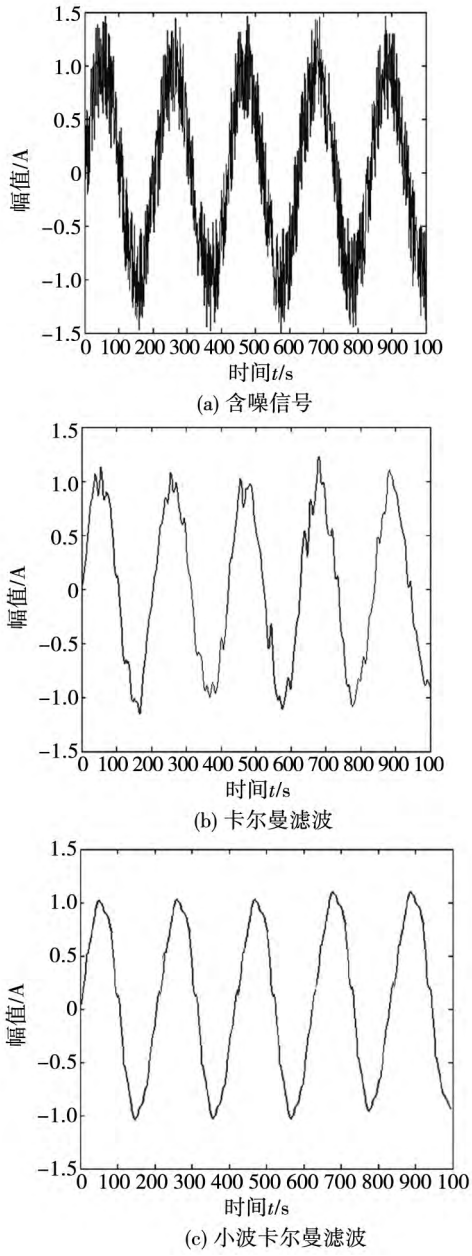

图4 去噪结果对比显示

从图4中可以看出两种算法在视觉上的差别，本文采用的小波卡尔曼算法明显优于卡尔曼算法。分析比较表1、表2中数据，即信噪比、均方误差，得到以下结论：

1) 就最终的消噪效果而言，小波卡尔曼较卡尔曼明显提高；

2) 小波卡尔曼算法中，选用多小波对作为观测数据的信号进行初步去噪，硬阈值法相对于软阈值法所取得的效果更佳；

3) 多小波进行初步去噪，多小波分解的级数要视实际情况而定。

除了主观视觉上的比较，本文使用信噪比和均方误差作为算法的评估标准。

信噪比定义为：

$$\mathrm{SNR}=10\lg\left[\frac{\sum_{n=0}^{N-1}S^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1}[S(n)-\bar{S}(n)]^2}\right] \tag{18}$$

式中，$S(n)$为原始信号的有效功率，$\bar{s}(n)$为去噪后信号的有效功率。SNR越高，则噪声越少。

均方误差定义为：

$$\mathrm{MSE}=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}(F_i-f_i)^2 \tag{19}$$

式中：F_i为原始信号，f_j为去噪后的信号，MSE越小，则去噪的效果越好。

表1 两种算法的SNR和MSE

算法	SNR	MSE
卡尔曼算法	56.698 3	0.139 0
小波卡尔曼算法	58.740 5	0.086 9

小波卡尔曼算法中多小波分别采用4级和5级分解软阈值和硬阈值进行处理。

表2 小波卡尔曼算法的SNR和MSE

分解级数	阈值方法	SNR	MSE
4级	软阈值	58.827 1	0.085 1
	硬阈值	75.156 4	0.002 0
5级	软阈值	58. 740 5	0.086 9
	硬阈值	75.003 4	0.002 1

5 结 论

本文提出将多小波和卡尔曼算法相融合的方法，GHM多小波对作为观测数据的信号进行分析，分别进行4、5级多小波分解，软、硬阈值消噪，对作

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

为观测数据的信号进行初步消噪之后，得到平稳的观测数据，紧接着噪声统计值估计器估计其值，进行卡尔曼处理。实验结果表明，小波卡尔曼算法较卡尔曼算法去噪效果更佳，精度上提高了约 37.5%，得到的信号更精准可靠，提高了 ECT 数据采集系统的采集数据的精度，为其提供了一个新的滤波算法。

参 考 文 献:

[1] 赵玉磊，郭宝龙，闫允一．电容层析成像技术的研究进展与分析［J］．仪器仪表学报，2012，33(8)：1909－1920.

[2] 陈德运，高明，李伟，等．新型 ECT 数据采集系统设计与实现［J］．电机与控制学报，2013(5)：87－92.

[3] ZHOU Y L，GAO Y P，De-Wub Y I，et al. Research on Key Issues of ECT System［J］. Control & Instruments in Chemical Industry，2011(5)：503－509.

[4] ZHANG P Y，YAO J J，LIU Q F，et al. A Wireless Data Acquisition System Design of ECT System［J］. Nuclear Electronics & Detection Technology，2013(1)：2013，33(1)：45－48.

[5] ZHANG P Y，YAO J J，LIU Q F，et al. Flexible Incentive Data Acquisition System Based on ECT［J］. Instrument Technique & Sensor，2013，33(2)：91－94

[6] GAO Y L，ZHANG Y G，NIE S G，et al. Key Issues in Designing High-speed Hardware for Electrical Capacitance Tomography System［J］. Electrical Measurement & Instrumentation，2010(1)：332－335

[7] 马敏，吴海超．基于 ECT 的高速数据采集系统设计［J］．电子技术应用，2014，40(1)：72－74.

[8] 向东阳，吴正国，侯新国，等．改进的多小波变换系数相关去噪算法［J］．高电压技术，2012，37(7)：1728－1733.

[9] 何永红，靳鹏伟．不同类型多小波在 GPS 变形数据处理中的应用［J］．湖南科技学院学报，2013(12)：20－24.

[10] XUE Z，QUAN L，WANG X F. IP Core Based on the Kalman Filter Algorithm in the FPGA Implementation［J］. Advanced Materials Research，2013，694－697：1093－1097.

[11] FORMENTIN S，BITTANTI S. An Insight into Noise Covariance Estimation for Kalman Filter Design［J］. World Congress，2014，19(1)：2358－2363.

[12] WANG J W，SHUI H T，XUN L I，et al. Robust Kalman Filter Design for Unknown Noise Covariance［J］. Control Theory & Applications，2011(10)：110－117.

[13] WEI D. Design and Realization of FIR Low-pass Filter Based on FPGA［J］. Ship Electronic Engineering，2013(10)：117－119.

[14] SHAN W J，ZHOU X C，LI Wen-Hua. Design and Implementation of FIR Digital Filter Based on FPGA［J］. Modern Electronics Technique，2013，36(14)：123－126.

[15] 孙旭霞，郭永胜．基于小波－卡尔曼滤波的基波分量提取［J］．电力系统及其自动化学报，2012，24(4)：93－98.

(编辑: 关　毅)

?1994-2018 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net