

文章编号 1004-924X(2012)08-1824-07

粒子滤波算法在 ECT 图像重建中的应用

吴新杰*, 黄国兴, 王静文
(辽宁大学 物理学院, 辽宁 沈阳 110036)

摘要:针对电容层析成像技术(ECT)的图像重建质量精度较低的问题,提出了一种基于粒子滤波的 ECT 图像重建方法。首先,分析了 ECT 图像重建基本原理,以系统状态估计的方式描述了 ECT 图像重建最优解的搜索过程,并建立了状态空间模型。然后,以线性反投影(LBP)算法的图像重建结果作为初始状态,利用测量信息对从状态空间中获取的随机样本进行最优加权,以获得重建图像的最小方差估计。最后,对 5 种不同的流型进行了仿真实验。实验结果表明,利用本文方法获得的重建图像误差平均值为 42.93%,相关系数平均值为 0.813 9,比 LBP 算法、Landweber 迭代算法和 IMN-SNOF 算法得到的相应指标要好。本文方法是一种有效、精度较高的 ECT 图像重建方法,为 ECT 图像重建技术提供了新的途径和手段。

关键词:电容层析成像;粒子滤波;图像重建;图像误差;相关系数

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122008.1824

Application of particle filtering algorithm to image reconstruction of ECT

WU Xin-jie*, HUANG Guo-xing, WANG Jing-wen

(College of Physics, Liaoning University, Shenyang 110036, China)

* Corresponding author, E-mail: wuxinjie@lnu.edu.cn

Abstract: For the low accuracy of image reconstruction in Electrical Capacitance Tomography (ECT), a image reconstruction method for the ECT was proposed based on the particle filter algorithm. Firstly, the principle of image reconstruction of the ECT was analyzed. Then, the search process of the optimal solution for image reconstruction of the ECT was described as a system state estimation process, and a state space model was established. Furthermore, to obtain the minimum variance estimation of image reconstruction, the image reconstruction result of Linear Back Projection (LBP) algorithm was taken as the initial state, and the optimal weights of random samples obtained from the state space were calculated by the measured information. Finally, the simulation experiments with five different flow regimes were performed. The experiment results show that the average image error of reconstruction results by proposed method is 42.93%, and the average correlation coefficient with the original image is 0.813 9, which is much better than corresponding indicators obtained by LBP algorithm, Landweber iterative algorithm and IMNSNOF algorithm. In conclusion, the image recon-

收稿日期:2012-05-29;修订日期:2012-07-06.

基金项目:辽宁省自然科学基金资助项目(No. 20102082)

struction method with high efficiency and accuracy can provide a new way for ECT research.

Key words: electrical capacitance tomography; particle filter; image reconstruction; image error; correlation coefficient

1 引 言

电容层析成像技术(Electrical Capacitance Tomography, ECT)是 20 世纪 80 年代中后期形成和发展起来的一种用于多相流参数检测的过程成像技术,由于其具有非侵入、响应快、低成本等优点,现已在国内外成为人们关注的焦点^[1]。ECT 的基本思想是通过测量围绕被测区域的所有极板组合间的电容值,采用某种图像重建算法反演出管道内部介质分布。ECT 图像重建算法的优劣直接影响到了传感器内部介电常数分布的成像和可视化效果^[2]。现有的 ECT 图像重建算法主要有线性反投影(LBP)算法、Landweber 迭代算法和 Tikhonov 正则化算法等。LBP 算法结构简单、成像速度快,但其重建的图像精度较低;Landweber 迭代算法成像质量较好,然而该算法是沿最速下降方向搜索最优解的,该方向并不是理想的搜索方向,因而该算法收敛速度较慢,耗时较长,且成像质量有待提高;Tikhonov 正则化算法虽然能够得到近似稳定的图像重建效果,但是该算法对介质边缘重建效果并不理想。

非线性、非高斯系统的滤波问题广泛存在于图像处理、自动控制、故障诊断等领域,粒子滤波是一种基于贝叶斯估计思想的非线性滤波方法。早在 20 世纪 50 年代末,Hammersley 等人就提出了基于贝叶斯估计的序列重要抽样(SIS)滤波思想,但受限于当时的计算能力和粒子退化问题,未能得到研究人员的重视。直到 1993 年,Gordon 等人在 SIS 方法的基础上提出了 Bootstrap 非线性滤波方法,从此对粒子滤波算法的研究才真正开展起来^[3]。粒子滤波算法的主要任务就是根据系统的状态空间模型,利用可获得的观测信息去递推估计不可测量的系统状态。由于该算法对系统模型的非线性没有限制,且不要求系统状态变量的概率分布满足高斯分布,因此是目前较适合于非线性、非高斯系统估计问题的滤波方法。随着现代计算机计算效率的提高,在近几年间,粒

子滤波已经在定位导航与跟踪^[4-5]、金融领域风险估值问题^[6]和状态监视与故障诊断^[7]等许多方面取得了成功的应用。

本文用非线性系统的状态估计过程来描述 ECT 系统图像重建最优解的搜索过程,并建立了相应的状态空间模型。即利用粒子滤波思想从状态空间中抽取一组随机样本来近似后验概率密度函数,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最小方差估计,也就是估计出 ECT 系统管道内的介质分布,最后达到图像重建的目的。

2 ECT 图像重建基本原理

电容层析成像技术的基本原理是运用 ECT 系统获取被测管道内介电常数分布的“投影”信息(即电容),随后将这些数据输入图像重建单元,运用图像重建算法实时地重建出被测管道内介电常数分布图像。

典型的 ECT 系统结构如图 1 所示,它由 3 部分组成:电容传感器阵列、数据采集系统、成像计算机。电容传感器阵列由管道周围排列的若干电容极板(通常为 8 极板或 12 极板)组成,任意两个极板间组成二端子电容,其作用是将被测管道中介质的相分布转化为电极间的电容;数据采集系统将电容传感器阵列所测得的电容通过电容/电压转换电路转换为直流电压信号,再将此信号经 A/D 转换变为数字量,并传输给成像计算机;成像计算机主要用于将数据采集系统采集到的信号

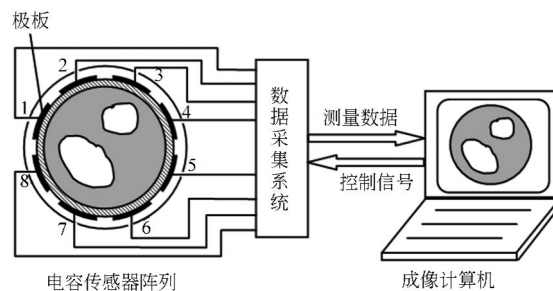


图 1 ECT 系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of ECT system

处理后转换为投影数据,然后通过某种图像重建算法重建出图像并显示出来,通常成像计算机还用于控制数据采集过程。

在 ECT 系统中,电容传感器阵列不同极板组合的电容值 C_i 与管道内介电常数分布 $\epsilon(x, y)$ 间的关系可以表示为:

$$C_i = \iint_D S_i(x, y) \epsilon(x, y) dx dy, \quad (1)$$

其中: D 表示被测管道截面, $S_i(x, y)$ 为极板间电容 C_i 对应的灵敏度分布函数, $\epsilon(x, y)$ 为被测管道截面的介电常数分布。

对式(1)进行离散化和线性化,同时为了适应不同的管道,也需要进行归一化处理,这样可以得到矩阵表示的 ECT 系统数学模型:

$$\lambda = \mathbf{S} \mathbf{g}, \quad (2)$$

其中: λ 为归一化的电容向量, \mathbf{S} 为归一化的敏感场矩阵, \mathbf{g} 为归一化的像素灰度值,对应管道内的介电常数分布。图像重建算法的目的就是由已知的电容值求解介电常数分布从而得到介质分布,也就是求解式(2)中 \mathbf{g} 的过程。

3 基于粒子滤波的 ECT 图像重建算法

3.1 粒子滤波的基本原理

所谓粒子滤波是指通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本,对其概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态的最小方差估计的过程^[8]。假定动态时变系统的数学模型可以由式(3)和(4)来描述:

系统状态 x_k 的更新方程为:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, w_{k-1}), \quad (3)$$

其中: f_k 是系统状态 x_{k-1} 的非线性函数, w_{k-1} 是平稳的噪声序列,称为过程噪声。

系统的测量方程为:

$$z_k = h_k(x_k, v_k), \quad (4)$$

其中: h_k 是系统状态 x_k 的非线性函数, v_k 是平稳的噪声序列,称为测量噪声。系统状态估计的目的就是利用含有噪声的测量信息 z_k 来估计系统的状态 x_k 。

粒子滤波算法的实现过程如图 2 所示。

粒子滤波算法的基本思想是:对于平稳的随机过程,假定 $k-1$ 时刻系统的先验概率密度为 $p(x_{k-1} | z_{k-1})$,通过重要性采样从中抽取 N 个随

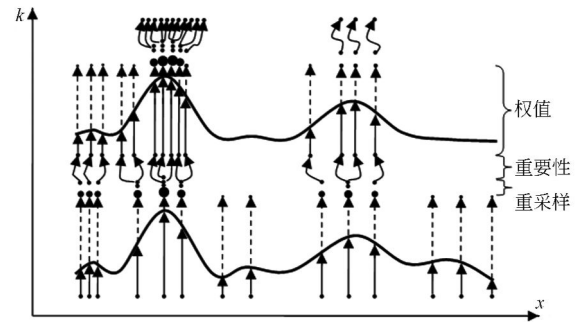


图 2 粒子滤波算法示意图

Fig. 2 Sketch map of particle filter algorithm

机样本点;在获取 k 时刻测量信息 z_k 的基础上,经过权值更新和重采样过程调节各粒子权值的大小和样本的位置,得到粒子集 $\{x_k^i, w_k^i, i=1, 2, 3, \dots, N\}$ (其中 x_k^i 是 k 时刻第 i 个粒子的状态,其相应的权值为 w_k^i);则系统的后验概率密度 $p(x_k | z_k)$ 可通过式(5)来近似:

$$p(x_k | z_k) = \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i). \quad (5)$$

随着粒子数目的增加,粒子的概率密度函数逐渐逼近真实状态的概率密度函数;最后按照公式(6)根据蒙特卡罗思想以样本的均值作为系统状态的估计值。

$$\hat{x}_k = \int x_k p(x_k | z_k) dx_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i. \quad (6)$$

3.2 基于粒子滤波的 ECT 图像重建算法

ECT 系统图像重建过程就是利用测量电容值 λ ,采用一定的算法反演出被测管道截面介质分布 \mathbf{g} 的过程。如果采用迭代的方式递推估计介质分布 \mathbf{g} ,那么该最优解 $\hat{\mathbf{g}}$ 的整个搜索过程可以看成是一个动态时变系统;迭代次数 k 代表离散的时间量,自变量 \mathbf{g} 代表系统的状态量,最优解 $\hat{\mathbf{g}}$ 代表对该动态系统状态的估计;那么状态量 \mathbf{g} 随迭代次数的变化即可作为系统的运动模型,含有观测噪声的测量电容向量 λ 与系统状态量 \mathbf{g} 之间的关系方程作为该系统的观测模型。

这个系统的数学模型可以由式(7)和(8)来描述:

系统状态 \mathbf{g} 的更新方程:

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{g}_{k-1} + w_{k-1}, \quad (7)$$

其中: k 为离散的时间量,在这里表示迭代次数; \mathbf{g}_k 和 \mathbf{g}_{k-1} 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的归一化介电常数的向量,即对应灰度值; w_{k-1} 为过程噪声。

系统的观测方程:

$$\lambda_k = \mathbf{S}\mathbf{g}_k + v_k, \quad (8)$$

其中: \mathbf{S} 为归一化灵敏度矩阵, λ_k 为 k 时刻的归一化电容向量, v_k 为测量噪声。要使计算所得电容值 $\mathbf{S}\mathbf{g}_k$ 与测量电容值 λ_k 之间尽量匹配, 根据最小二乘法^[9], 需要使方程(8)表示电容层析成像系统的数学模型误差平方和最小, 数学模型如式(9)所示:

$$\min f(\mathbf{g}_k) = (\lambda_k - \mathbf{S}\mathbf{g}_k)^T (\lambda_k - \mathbf{S}\mathbf{g}_k). \quad (9)$$

$f(\mathbf{g}_k)$ 的梯度为该式的导数, 即函数 $f(\mathbf{g}_k)$ 对于自变量 \mathbf{g}_k 求导, 可用式(10)表示:

$$\nabla f(\mathbf{g}_k) = \mathbf{S}^T \mathbf{S}\mathbf{g}_k - \mathbf{S}^T \lambda_k = \mathbf{S}^T (\mathbf{S}\mathbf{g}_k - \lambda_k). \quad (10)$$

由最速下降法可知, 如果实值函数 $f(\mathbf{g}_k)$ 在点 \mathbf{g}_{k-1} 处可微且有定义, 那么函数 $f(\mathbf{g}_k)$ 在 \mathbf{g}_{k-1} 点沿着梯度相反的方向 $-\nabla f(\mathbf{g}_{k-1})$ 下降最快^[10]。然而该方向并不是理想的搜索方向, 只有最初几步收敛较快, 靠近极小值时速度减慢。

这里对该动态时变系统的运动模型做以下假设: 系统在 k 时刻的状态 \mathbf{g}_k 是由在 $k-1$ 时刻的状态 \mathbf{g}_{k-1} 按照一定的方式搜索得到, 其搜索空间是由过程噪声 \mathbf{w}_{k-1} 决定的。这里可以假设过程噪声 \mathbf{w}_{k-1} 属于高斯噪声, 其均值为最速下降方向即 $E(\mathbf{w}_{k-1}) = -\gamma \nabla f(\mathbf{g}_{k-1})$ (这里 γ 为迭代步长, 是一个比较小的正数), 方差没有先验知识, 可简单的设定方差为 1, 即 $D(\mathbf{w}_{k-1}) = 1$ 。这样, 过程噪声 \mathbf{w}_{k-1} 的概率分布为 $\mathbf{w}_{k-1} \sim N(-\gamma \nabla f(\mathbf{g}_{k-1}), 1)$ 。

粒子滤波所要解决的是已知系统的状态更新方程, 观测方程和初始状态 \mathbf{g}_0 的情况下, 获得状态量 \mathbf{g} 的最优估计问题。而对于 ECT 系统, 可以把像素灰度值 \mathbf{g} 看作状态量, 测量电容值 λ 看作观测量, 从而得到系统的状态更新方程和观测方程, 再根据式(11)把由线性反投影(LBP)算法得到的像素灰度值作为初始状态 \mathbf{g}_0 , 这样就可以利用粒子滤波思想根据 $k-1$ 时刻的观测值 λ_{k-1} 递推计算出 k 时刻的状态估计值 $\hat{\mathbf{g}}_k$,

$$\mathbf{g}_0 = \mathbf{S}^T \lambda. \quad (11)$$

3.3 算法的实现步骤

针对基于粒子滤波的 ECT 图像重建算法具体实现步骤如下:

Step 1 初始化: 参数初始化, 设定粒子滤波所用粒子数为 N , 总迭代次数为 tf ; 系统状态初始化, 根据式(11)生成初始状态 \mathbf{g}_0 。

Step 2 重要性采样: 对于 $i=1, 2 \cdots N$, 根据概

率分布 $\mathbf{g}_k^i \sim q(\mathbf{g}_k^i | \mathbf{g}_{k-1}^i, \lambda_k)$ 采集新粒子 \mathbf{g}_k^i , k 为迭代次数。这里概率分布 $q(\mathbf{g}_k | \mathbf{g}_{k-1}, \lambda_k)$ 可以用正态分布 $N(\mathbf{g}_{k-1} - \gamma \nabla f(\mathbf{g}_{k-1}), 1)$ 来近似, 其中参数 γ 是一个较小的正数, $\nabla f(\mathbf{g}_{k-1})$ 为梯度函数, 可由式(10)得到。

Step 3 更新权值: 根据当前观测即测量电容值 λ_k , 与当前预测即计算所得电容值 $\mathbf{S}\mathbf{g}_k^i$, 计算每个粒子 \mathbf{g}_k^i 的权值 w_k^i 。粒子权值的评价方法如下: 粒子的适应度值由式(9)来计算, 若粒子的适应度值 $f(\mathbf{g}_k^i)$ 比 $k-1$ 时刻系统状态的适应度值 $f(\mathbf{g}_{k-1})$ 差, 则权值置零; 若粒子的适应度值 $f(\mathbf{g}_k^i)$ 比 $k-1$ 时刻系统状态的适应度值 $f(\mathbf{g}_{k-1})$ 好, 则衡量粒子适应度值与当前观测值之间的距离, 距离小的粒子获得较小的权值, 距离大的粒子获得较大的权值。具体做法是: 把粒子群体 $f(\mathbf{g}_k^1), f(\mathbf{g}_k^2) \cdots f(\mathbf{g}_k^N)$ 看作是服从正态分布 $N(f(\mathbf{g}_k), s^2)$, 其中 s^2 为样本方差, 那么每个粒子的权值可以通过式(12)和(13)来计算:

$$q_k^i = \frac{1}{s\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(f(\mathbf{g}_k^i) - f(\mathbf{g}_k))^2}{2s^2}\right], \quad (12)$$

$$w_k^i = \begin{cases} 0 & f(\mathbf{g}_k^i) > f(\mathbf{g}_k) \\ 1/q_k^i & f(\mathbf{g}_k^i) \leq f(\mathbf{g}_k) \end{cases}. \quad (13)$$

Step 4 归一化粒子权值:

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{j=1}^N w_k^j}. \quad (14)$$

Step 5 重采样: 该过程是一种降低粒子匮乏现象, 丰富粒子多样性的方法, 其思想是对粒子和相应的权值表示的概率密度函数重新抽样, 减小权值小的粒子数, 增大权值大的粒子数。先设定阈值为 $N_{th} = 2N/3$, N 为样本数。有效粒子数定义为:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}. \quad (15)$$

如果 $N_{eff} < N_{th}$, 则启动重抽样过程^[11], 这里通过轮盘赌^[12]方法来进行重采样。

Step 6 状态估计:

$$\hat{\mathbf{g}}_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \mathbf{g}_k^i. \quad (16)$$

Step 7 判断迭代结束条件, 如未满足, 则返回 Step 2。

Step 8 算法结束, 输出系统当前状态估计值 $\hat{\mathbf{g}}_k$ 。

4 仿真实验与结果

为了验证利用本文方法进行 ECT 图像重建的有效性,选取了 5 种常见的介电常数分布进行测试。ECT 系统选为 8 电极传感器系统,被测管道为圆形管道,密相介质和稀相介质的介电常数分别为 3 和 1,成像时将管道截面采用 40×40 网格剖分。

表 1 给出了各流型的原始图像与利用 LBP 算法、Landweber 迭代算法、IMNSNOF 算法^[13]和本文方法的图像重建结果。

表 1 原始设定与各算法的图像重建结果

Tab.1 Original setting and image reconstruction with different algorithms

序号	原始图像	LBP	Landweber	IMNSNOF	本文方法
1					
2					
3					
4					
5					

从表 1 可以看出,对于 5 种不同的设定流型,采用本文方法获得的重建图像边缘清晰,与原始图像的差距较小,图像重建质量明显优于 LBP 算法、Landweber 迭代算法和 IMNSNOF 算法的图像重建效果。

为了定量地评价算法的性能,还须以图像误差和相关系数作为算法图像重建优劣的评价指标^[14]。图像误差是指重建图像和原始图像之间的差异程度,其计算方法如式(17)所示。相关系

数是衡量变量之间线性相关程度的指标,其计算方法如式(18)所示。

$$error = \frac{\| \mathbf{g} - \hat{\mathbf{g}} \|^2}{\| \mathbf{g} \|^2}, \quad (17)$$

$$\rho_{\hat{\mathbf{g}}\mathbf{g}} = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{g}}_i - \bar{\hat{\mathbf{g}}})(\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{g}}_i - \bar{\hat{\mathbf{g}}})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}})^2}}, \quad (18)$$

式中: \mathbf{g} 为原始设定的介电常数分布灰度向量, $\hat{\mathbf{g}}$ 为图像重建结果的灰度图像向量, $\bar{\mathbf{g}}$ 和 $\bar{\hat{\mathbf{g}}}$ 分别为 \mathbf{g} 和 $\hat{\mathbf{g}}$ 的平均值。

表 2 和表 3 分别给出了针对 5 种不同流型,利用 LBP 算法、Landweber 迭代算法、IMNSNOF 算法和本文方法得到的图像重建结果的误差和相关系数。

表 2 各种算法重建图像的误差

Tab.2 Image errors of different algorithms (%)

序号	LBP	Landweber	IMNSNOF	本文方法
1	33.66	31.35	27.84	25.31
2	70.69	53.33	54.75	33.87
3	58.69	46.51	44.91	26.75
4	95.20	76.76	72.76	57.39
5	93.75	87.40	85.76	71.33
平均值	70.40	59.07	57.20	42.93

表 3 各种算法重建图像的相关系数

Tab.3 Correlation coefficients of different algorithms

序号	LBP	Landweber	IMNSNOF	本文方法
1	0.882 8	0.897 8	0.917 8	0.931 0
2	0.623 6	0.767 0	0.765 7	0.909 5
3	0.782 4	0.851 8	0.855 1	0.952 7
4	0.406 5	0.543 1	0.544 1	0.741 5
5	0.368 2	0.424 1	0.433 9	0.534 8
平均值	0.612 7	0.696 8	0.703 3	0.813 9

从表 2 数据可以看出,对于 5 种不同的介电常数分布,利用本文算法图像重建结果的图像误差都要小于 LBP 算法、Landweber 迭代算法和 IMNSNOF 算法。

从表 3 可以看出,对于几种分布情况,本文算法得到的图像重建结果与原始设定图像间的相关系数都是最大的,即线性相关程度最高。

5 结 论

本文在分析 ECT 系统图像重建基本原理的基础上,结合粒子滤波的滤波机制,提出一种基于粒子滤波的 ECT 图像重建方法。首先用系统状态估计的方式来描述 ECT 系统图像重建最优解的搜索过程,把算法的迭代次数看作离散的时间量,并建立了状态空间模型。然后通过重要性采

样获取大量在状态空间中传播的随机样本来近似后验概率密度,以样本均值代替积分运算,从而获得重建图像的最小方差估计,达到图像重建的目的。最后针对 5 种不同流型进行了仿真实验,实验结果表明,利用本文方法获得的 5 种流型重建图像的误差平均值为 42.93%,相关系数平均值为 0.813 9,该算法明显优于 LBP 算法、Landweber 迭代算法和 IMNSNOF 算法获得的图像重建结果。

参考文献:

- [1] 陈宇,高宝庆,张立新,等.基于加权奇异值分解截断共轭梯度的电容层析图像重建[J].光学精密工程,2010,18(3):701-707.
CHEN Y, GAO B Q, ZHANG L X, *et al.*. Image reconstruction based on weighted SVD truncation conjugate gradient algorithm for electrical capacitance tomography [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3):701-707. (in Chinese)
- [2] LEI J, LIU S, LI Z H, *et al.*. A multi-scale image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2011, 35(6):2585-2606.
- [3] 胡士强,敬忠良.粒子滤波算法综述[J].控制与决策,2005,20(4):361-365.
HU S Q, JING Z L. Overview of particle filter algorithm [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(4):361-365. (in Chinese)
- [4] 王国良,刘全国.基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪[J].光学精密工程,2011,19(4):864-869.
WANG G L, LIU J G. Moving object tracking with multi-degree-of-freedom based on particle filters [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4):864-869. (in Chinese)
- [5] 龚俊亮,何昕,魏仲慧,等.采用改进辅助粒子滤波的红外多目标跟踪[J].光学精密工程,2012,20(2):413-421.
GONG J L, HE X, WEI Z H, *et al.*. Multiple infrared target tracking using improved auxiliary particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):413-421. (in Chinese)
- [6] LOPES H F, TSAY R S. Particle filters and Bayesian inference in financial econometrics [J]. *Journal of Forecasting*, 2011, 30(1):168-209.
- [7] DUAN Z H, FU M, CAI Z X, *et al.*. An adaptive particle filter for mobile robot fault diagnosis [J]. *Journal of Central South University of Technology*, 2006, 13(6):688-693.
- [8] 肖延国,魏建明,邢涛.分布式 Unscented 粒子滤波跟踪[J].光学精密工程,2009,17(7):1707-1713.
XIAO Y G, WEI J M, XING T, *et al.*. Target tracking using distributed Unscented particle filter in sensor network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7):1707-1713. (in Chinese)
- [9] 肖宿,韩国强.基于变量分离和加权最小二乘法的图像复原[J].计算机应用研究,2012,29(4):1584-1587.
XIAO S, HAN G Q. Image restoration based on variable splitting and weighted least squares [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(4):1584-1587. (in Chinese)
- [10] SAEIDI S. Modified hybrid steepest-descent methods for variational inequalities and fixed points [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2010, 52(1):134-142.
- [11] WU L, LU F X. Dynamic resampling particle filter adaptive to changes in system model [J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2011, 9(4):584-588.
- [12] 夏桂梅,曾建潮.一种基于轮盘赌选择遗传算法的随机微粒群算法[J].计算机工程与科学,2007,29(6):51-54.
XIA G M, ZENG J C. A stochastic particle swarm optimization algorithm based on the genetic algorithm of roulette wheel selection [J]. *Computer Engineering & Science*, 2007, 29(6):51-54. (in Chinese)
- [13] 刘靖,徐文忠,姜凡,等.一种测量多相流流型的 ECT 图像重建算法[J].工程热物理论,2011,32(4):602-604.
LIU J, XU W Z, JIANG F, *et al.*. An image re-

construction algorithm to testing flow patterns of multiphase flow for electrical capacitance tomography [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2011, 32(4):602-604. (in Chinese)

- [14] 彭黎辉, 陆耿, 杨五强. 电容成像图像重建算法原理及评价[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44

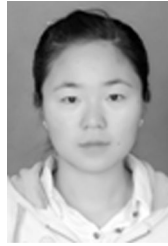
(4):478-483.

PENG L H, LU G, YANG W Q. Image reconstruction algorithms for electrical capacitance tomography: state of the art [J]. *Journal of Tsinghua University: Science and Technology*, 2004, 44(4):478-483. (in Chinese)

作者简介:



吴新杰(1964—),男,辽宁沈阳人,博士,教授,1986年和1989年于哈尔滨工业大学分别获得学士和硕士学位,2001年于东北大学获得博士学位,主要从事层析成像技术、信号处理方法及其应用等方面的研究。E-mail: wuxinjie@lnu.edu.cn



王静文(1988—),女,辽宁锦州人,硕士研究生,2011年于牡丹江师范学院获得学士学位,主要从事层析成像技术、群智能算法等方面的研究。E-mail: wangjingwenhappy@126.com



黄国兴(1986—),男,江西上高人,硕士研究生,2010年于北京科技大学获得学士学位,主要从事层析成像技术、信号处理方法及其应用等方面的研究。E-mail: lnuhgx@163.com

● 下期预告

积分反馈自抗扰控制力矩陀螺框架伺服系统设计

陈茂胜^{1,2}, 金光¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

为了实时跟踪控制力矩陀螺(CMG)操纵律输出的框架角速度指令,设计了永磁同步电机直驱的CMG框架伺服系统,提出积分反馈自抗扰控制(ADRC)伺服跟踪算法。首先,建立CMG框架伺服系统的数学模型,采用 $i_d=0$ 矢量控制策略;然后,分析摩擦力矩、齿槽力矩对CMG框架伺服系统性能的影响,并在Matlab中搭建速度环,采用ADRC的框架伺服仿真系统;最后,对框架伺服系统的速度环分别采用模糊PI、ADRC、积分反馈ADRC算法进行实验。实验结果表明:采用积分反馈ADRC算法跟踪 $0.1\sim 2.0$ rad/s时,稳态精度为 $0.005\sim 0.012$ rad/s;跟踪 $0.0\sim 0.1$ rad/s时,稳态精度为 $0.001\sim 0.005$ rad/s,临界爬行速度为 0.003 rad/s;跟踪 $2\sin(t)$ rad/s速度曲线时,幅值误差为 0.55% ,相位滞后 0.09978 rad。满足CMG框架伺服系统精度高、鲁棒性强的要求。