

doi:10.3969/j.issn.1671-7627.2011.06.018

基于混合滤波的可展天线多节点状态估计

郑慧^{1,2}, 李平¹, 任沁源¹, 关富玲³

(1. 浙江大学 控制科学与工程学系,浙江 杭州 310027; 2. 浙江科技学院,
浙江 杭州 310023; 3. 浙江大学 空间结构研究中心,浙江 杭州 310058)

摘要:为保证卫星可展天线精确和可靠地展开,提出一种基于混合滤波的可展天线多节点估计方法。该方法通过核粒子滤波器实现多模态概率密度的递推估计,滤波过程中采用分量迭代寻优模式使粒子向各自分量最大概率密度方向移动;并对混合参数重更新,以适应粒子寻优过程中的位置和权值变化。进一步结合可展天线模型建立自校正重要性函数,提高估计的准确性。实验表明该方法适用于天线在展开过程中的多节点状态估计。

关键词:可展天线;多节点状态估计;混合滤波;核粒子滤波;自校正重要性函数

中图分类号: V556 文献标志码: A 文章编号: 1671-7627(2011)06-0087-06

Mixture filter based state estimation of deployable antenna joints

ZHENG Hui^{1,2}, LI Ping¹, REN Qinyuan¹, GUAN Fuling³

(1. Department of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China;
3. Space Structures Research Center, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: For reliable and precise deployment of deployable antenna, a mixture filter based approach of state estimation of multiple antenna joints was presented. The approach estimated multi-modal probability density by kernel particle filter recursively. It moved the particles to the high probability areas of component probability density by iterative optimization, and then updated the component weights again to adapt to the change of positions and weights of particles. Furthermore, a self-correction important function relied on the dynamic model of antenna was built. Physical experiments showed that the approach was suitable to the state estimation of the deployable antenna joints.

Key words: deployable antenna; state estimation of multiple joints; mixture filter; kernel particle filter; self-correction important function

卫星天线由于受到航天运载工具运载空间的限制,向可展方向发展。当卫星处于发射阶段时将其折叠收藏在整流罩内,待航天器进入空间轨道后,再将其展开至工作状态^[1]。作为一种刚柔耦合的多体系统,可展天线具有结构复杂、阻尼低等特点,展

开过程中易出现网面缠绕等故障,通过视觉测量技术对天线在展开过程中的多个节点状态进行分析,有助于分析故障发生的原因^[2],保证天线精确和可靠的展开,并且为进一步的可展天线动态特性研究提供参考依据。然而可展天线的多节点状态估计有

收稿日期:2011-05-10

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2006AA10Z204)

作者简介:郑慧(1981—),女,山东莱芜人,博士,主要研究方向为卫星可展天线展开过程测量及控制技术;李平(联系人),男,教授,

E-mail: pli@iipc.zju.edu.cn.

诸多难点。①节点众多,节点相对较小,目标检测困难,若采用与背景区分明显颜色特征,当节点大于一定数目,颜色相近的节点易于混淆。②扭簧驱动类可展天线,展开过程极其迅速,通常在1 s内即可完成整个展开过程,节点状态在相邻时刻差别较大,在递归估计过程中目标易于丢失。③可展天线具有高度非线性特征,针对天线节点状态估计问题,卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)不适用,而扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)或unscented卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)应用效果较差。针对非线性、非高斯多目标状态估计问题,文献[3]提出了粒子滤波数据关联算法(Monte Carlo joint probabilistic data association filter, MC-JPDAF)该方法将关联假设嵌入到似然函数中,通过计算边缘关联概率获得多目标状态。

文献[4-5]提出了核粒子滤波算法(kernel particle filter, KPF),将关联假设嵌入到后验概率密度函数中,数据关联转化为求极值问题。以上算法都需要将目标所有关联假设列出,计算量随目标数量呈指数增长。文献[6]提出了蒙特卡罗概率假设密度滤波算法(particle-probability hypothesis density filter, P-PHDF),避免了数据关联计算,采用期望最大算法对概率假设密度(probability hypothesis density, PHD)进行高斯和函数的曲线逼近,以提取峰值位置作为各个目标的状态值。但是提取峰值的误差较大,影响了估计精度。文献[7]提出了一种混合粒子滤波算法(mixture particle filter, MPF),将多模态简化为单模态估计问题,计算量随目标数量的增加仅呈线性增长,通过调整粒子数目可保证估计精度,解决了多目标状态估计问题。然而粒子在采样过程中易出现重叠、扩散等现象,需要通过K均值聚类维持多目标概率密度的多模态,影响了算法的执行效率。

为保证卫星可展天线精确和可靠地展开,提出了一种基于混合滤波的可展天线多节点估计方法。为提高算法的执行效率,该方法在混合滤波的框架下,采用核粒子滤波器实现多模态概率密度的递推估计,简称为混合核粒子滤波器(mixture of kernel particle filter, MKPF)。MKPF采用分量迭代寻优模式使粒子向各自分量最大概率密度方向移动,避免K均值聚类过程;并对混合参数重更新,以适应粒子寻优过程中的位置和权值变化。滤波过程中,进一步结合可展天线模型建立自校正重要性函数,提高估计的准确性。

1 混合滤波方法

考虑非线性多目标离散系统

$$\begin{cases} \mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{v}_{t-1}) \\ \mathbf{z}_t = g(\mathbf{x}_t, \mathbf{w}_t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_t = (x_t^1, \dots, x_t^M)^T$ 为t时刻的状态向量,M为目标数量; \mathbf{z}_t 为观测向量; $f(\cdot, \cdot)$ 和 $g(\cdot, \cdot)$ 分别描述了状态向量转移过程和在给定状态下的观测值; \mathbf{v}_{t-1} 和 \mathbf{w}_t 分别为系统噪声和观测噪声。令 $\mathbf{z}^t = (z_1, \dots, z_t)^T$,表示至t时刻的观测值序列。假设先验概率密度 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}^{t-1})$ 已知,需要估计后验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t)$,可根据贝叶斯预测和更新得到。

但是当使用同一观测似然函数测量多个特征相近的目标时,每个目标在后验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t)$ 中产生一个模态,多目标产生多模态,若直接采用传统的贝叶斯滤波方法^[8],容易丢失目标。为此每个模态采用一个分量概率密度逼近,将多模态后验概率密度表示为有限个分量概率密度的混合^[7,9]。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t) = \sum_{m=1}^M \pi_{m,t} p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t) \quad (2)$$

式中: $p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t)$ 为模态m的概率密度; $\sum_{m=1}^M \pi_{m,t} = 1$ 为混合参数。通过式(2),多模态状态估计简化为单模态的预测更新,最终仅需通过估算混合参数,即可得到多模态后验概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t)$ ^[7]。首先,根据模态m的先验概率密度 $p_m(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}^{t-1})$ 和状态转移概率密度 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ 估计模态m的预测分布。

$$p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^{t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p_m(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}^{t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (3)$$

获得观测数据 \mathbf{z}_t 后,再根据贝叶斯公式获得混合后验概率密度

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t) = \sum_{m=1}^M \pi_{m,t} p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t) = \sum_{m=1}^M \pi_{m,t} \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^{t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^{t-1}) d\mathbf{x}_t} \quad (4)$$

式中: $p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}^t)$ 为模态m的后验概率密度; $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$ 为观测似然函数。混合参数更新为

$$\pi_{m,t} = \frac{\pi_{m,t-1} p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}^t)}{\sum_{j=1}^M \pi_{j,t-1} p_j(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}^t)} \quad (5)$$

针对可展天线多节点状态估计问题,混合滤波方法采用分量概率密度估计每个节点的状态。当系

统动态转移方程为线性、观测似然函数为高斯密度时,可采用卡尔曼滤波器实现混合概率密度的递推估计;然而可展天线为高度非线性和非高斯系统,需要非线性滤波器实现混合滤波。

2 混合核粒子滤波器(MKPF)

当系统动态转移方程为高度非线性,观测似然函数为非高斯密度时,粒子滤波器能够通过上述混合滤波方法实现多目标状态估计^[7]。但是粒子在采样过程中如出现重叠、扩散等现象,需要重新聚类,以形成新的分量粒子集合,影响了算法的执行效率。相对于粒子滤波方法采用离散采样估计,核粒子滤波方法采用了核密度估计近似表示目标状态的后验概率密度^[5]。由于核密度估计为连续估计,能够有效地计算后验概率密度的梯度,通过迭代寻优模式使粒子向目标状态最大核密度估计方向移动,有利于提高运算效率。为此,在混合滤波框架下,建立混合核粒子滤波器(MKPF),采用核粒子滤波实现多模态混合概率密度的递推估计。

MKPF 通过一组具有权重的粒子集合 $\{S_t^{(n)}, \omega_t^{(n)}\}_{n=1}^{N_t}$ 近似表示多目标后验概率密度^[5]

$$p(x_t | z^t) \approx \sum_{m=1}^M \pi_{m,t} \sum_{n \in \psi_m} \omega_{m,t}^{(n)} K_\lambda(x_t - S_t^{(n)}) \quad (6)$$

式中: $S_t^{(n)}$ 表示 t 时刻第 n 个粒子的状态; $\omega_t^{(n)}$ 表示第 n 个粒子的权重; $\psi_m = \{n \in \{1, \dots, N_t\} : c_t^{(n)} = m\}$ 表示从属于第 m 个分量的粒子范围,而 $c_t^{(n)} = m$ 表示第 n 个粒子从属于第 m 个模态; $K_\lambda(\cdot)$ 为核函数。由于分量概率密度的递归估计是独立的,为此在每个模态中构造有效的重要性函数 $q_m(x_t | S_{t-1}^{(n)}, z_t)$,从中随机采样得到新的分量粒子集合 $\{S_t^{(n)}, \omega_t^{(n)}\}_{n \in \psi_m}$ ^[8]。进而根据分量粒子集合,实现混合概率密度的估计。估计过程中,关键需要解决 2 个问题:一是分量迭代寻优;二是寻优结束后混合参数的重更新。

2.1 分量迭代寻优

在 MKPF 中,如果采用全局寻优模式,粒子将向混合概率密度最大的方向移动,将致使多数粒子集中于峰值较大的模态,而摒弃峰值较小的模态,导致丢失目标。因此采用分量寻优模式,对各个分量粒子集合进行优化。由于每个分量概率密度是独立传播和更新的,因此可以分别对各个分量估计出梯度方向,使粒子沿着梯度方向移动,移动后的粒子总是指向自身分量概率密度增加最大的方向。寻优过程采用均

值漂移算法实现。对分量粒子集合 $\{S_{t,0}^{(n)} = S_t^{(n)}, \omega_{t,0}^{(n)} = \omega_t^{(n)}\}_{n \in \psi_m}$ 中的每个粒子按照式(7)移动。

$$S_{t,l}^{(n)} = \frac{\sum_{j \in \psi_m} H_\lambda(S_{t,l-1}^{(n)} - S_{t,l-1}^{(j)}) \omega_{t,l-1}^{(j)} S_{t,l-1}^{(j)}}{\sum_{j \in \psi_m} H_\lambda(S_{t,l-1}^{(n)} - S_{t,l-1}^{(j)}) \omega_{t,l-1}^{(j)}} + \alpha_t^{(n)} \quad (7)$$

式中: l 为寻优迭代次数, $l = 1, \dots, l_{\max}$ 。噪声 $\alpha_t^{(n)}$ 防止粒子在寻优过程中过度集中。当核函数 H_λ 和 K_λ 的轮廓函数 h 和 k 满足 $h(x) = -k'(x)$ 时,粒子移动的方向与式(6)的分量概率密度梯度方向一致。粒子移动后,其相应的权重更新为

$$\omega_{t,l}^{(n)} = \frac{p(z_t | S_{t,l}^{(n)}) \sum_{j \in \psi_m} p(S_{t,l}^{(n)} | S_{t-1}^{(j)}) \omega_{t-1}^{(j)}}{\sum_{j \in \psi_m} K_\lambda(S_{t,l}^{(n)} - S_{t,l}^{(j)})} \quad (8)$$

2.2 混合参数重更新

分量粒子集合经过优化,位置与权值均发生了变化,混合参数应根据式(5)更新,首先需要计算

$$p_m(z_t | z^t) = \iint p(z_t | x_t) p(x_t | x_{t-1}) p_m(x_{t-1} | z^t) dx_{t-1} dx_t \quad (9)$$

对式(9)采用蒙特卡罗方法近似

$$p_m(z_t | z^t) \approx \sum_{n \in \psi_m} \{p(z_t | S_{t,l}^{(n)}) \sum_{j \in \psi_m} p(S_{t,l}^{(n)} | S_{t-1}^{(j)}) \omega_{t-1}^{(j)}\} \quad (10)$$

根据式(8)和式(10)可以得到

$$p_m(z_t | z^t) \approx \sum_{n \in \psi_m} \omega_{t,l}^{(n)} \sum_{j \in \psi_m} K_\lambda(S_{t,l}^{(n)} - S_{t,l}^{(j)}) \quad (11)$$

将式(11)代入式(5)可得

$$\pi_{m,t-1} \sum_{n \in \psi_m} \omega_{t,l}^{(n)} \sum_{j \in \psi_m} K_\lambda(S_{t,l}^{(n)} - S_{t,l}^{(j)}) \quad (12)$$

$$\pi_{m,t} = \frac{\sum_{i=1}^M \pi_{i,t-1} \sum_{n \in \psi_i} \omega_{t,l}^{(n)} \sum_{j \in \psi_i} K_\lambda(S_{t,l}^{(n)} - S_{t,l}^{(j)})}{\sum_{i=1}^M \pi_{i,t-1} \sum_{n \in \psi_i} \omega_{t,l}^{(n)} \sum_{j \in \psi_i} K_\lambda(S_{t,l}^{(n)} - S_{t,l}^{(j)})}$$

至此,得到了优化后的分量粒子集合与混合参数,再根据式(6)即可得到状态目标的混合后验概率密度。

3 自校正重要性函数

对于扭簧驱动类可展天线,展开极其迅速,节点状态在相邻时刻差别较大,目标易于混淆或丢失。在滤波过程中,重要性函数越接近真实的后验概率密度函数,从中随机抽取的预测粒子位于似然性较大的状态空间的数量越多,目标状态估计值越接近真值。为此通过分析可展天线的动力学过程,预测节点的状态,根据预测值建立自校正重要性函数,不仅有效减少粒子匮乏现象,而且提高估计的准确性。

假设目标状态真值为 \mathbf{x}_t , 则运动向量 $\Delta\mathbf{x}_t$ 为

$$\Delta\mathbf{x}_t = \mathbf{x}_t - \hat{\mathbf{x}}_{t-1} \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻的状态估计值。由于状态模型不精确, 在对运动向量的预测过程中会出现误差, 需要对误差进行自校正。设 $\boldsymbol{\beta}_t$ 为 t 时刻运动向量的预测误差, 则运动向量修正为

$$\bar{\Delta\mathbf{x}}_t = \hat{\Delta\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\beta}_t \quad (14)$$

式中: $\hat{\Delta\mathbf{x}}_t$ 为运动向量预测值; $\bar{\Delta\mathbf{x}}_t$ 为运动向量修正值。令 $\Delta\mathbf{x}_t \approx \bar{\Delta\mathbf{x}}_t$, 根据式(13)、式(14), 得到状态真值近似为

$$\mathbf{x}_t \approx \hat{\mathbf{x}}_{t-1} + \hat{\Delta\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\beta}_t \quad (15)$$

根据式(15), 建立自校正重要性函数

$$q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_t) = N\left\{\hat{\mathbf{x}}_{t-1} + \hat{\Delta\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\beta}_t, \sum_{\boldsymbol{\beta}_t}\right\} \quad (16)$$

3.1 运动向量预测值 $\hat{\Delta\mathbf{x}}_t$

运动向量预测值 $\hat{\Delta\mathbf{x}}_t$ 通过对可展天线进行动力学分析获得。以笛卡尔坐标系下 N 个节点的自然坐标为未知量, 建立可展结构系的动力学基本方程, 利用约束雅可比矩阵的零空间正交基引入一组准速率, 得到独立动力学微分方程^[1]

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{\rho}} = -(\mathbf{H}'\mathbf{M}\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}'(\mathbf{C} - \mathbf{M}\mathbf{A}^+\dot{\mathbf{A}})\mathbf{H}\boldsymbol{\rho} + (\mathbf{H}'\mathbf{M}\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}'\mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{H}\boldsymbol{\rho} \end{cases} \quad (17)$$

式中: \mathbf{x} 为天线节点在笛卡尔坐标系下的自然坐标, $\mathbf{x} = (x^1, \dots, x^N)^T$; $\dot{\mathbf{x}}$ 为节点的速度; \mathbf{M} 和 \mathbf{C} 分别为可展天线的等效质量矩阵和等效阻尼矩阵; \mathbf{q} 为扣除黏性阻尼力的广义力; \mathbf{A} 为可展天线约束方程 $\phi(\mathbf{x})$ 的雅可比矩阵, 秩为 r_A ; \mathbf{A}^+ 为 Moore-Penrose 广义逆矩阵; $\dot{\mathbf{A}}$ 为 \mathbf{A} 的一阶微分; \mathbf{H} 为 \mathbf{A} 的零空间正交基矩阵; \mathbf{H}' 为 \mathbf{H} 的转置矩阵; $\boldsymbol{\rho}$ 为 \mathbf{H} 的组合系数向量。值得注意的是, \mathbf{M} 、 \mathbf{A} 和 \mathbf{H} 都是时变参数, 与 \mathbf{x} 有关。在初始时刻已知天线位形、位置矢量和节点速度, 采用数值积分方法逐步迭代即可求出天线展开过程中的各个节点的加速度、速度和位置矢量。将力学方程(17)离散化, 得到节点的中心坐标随时间变化过程为

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\rho}_t \\ \dot{\mathbf{x}} \\ \hat{\mathbf{x}}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta t(\mathbf{H}'\mathbf{M}\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}'\mathbf{q} - \mathbf{B} + \boldsymbol{\rho}_{t-1} \\ \mathbf{H}\boldsymbol{\rho}_t \\ \Delta t\dot{\mathbf{x}}_t + \hat{\mathbf{x}}_{t-1} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{B} = \Delta t(\mathbf{H}'\mathbf{M}\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}'(\mathbf{C} - \mathbf{M}\mathbf{A}^+\dot{\mathbf{A}})\mathbf{H}\boldsymbol{\rho}_{t-1}$; $\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ 为节点 $t-1$ 时刻的状态估计值; $\hat{\mathbf{x}}_t$ 为节点 t 时刻的预测值; $\dot{\mathbf{x}}_t$ 为节点 t 时刻状态预测值的一阶导数; $\boldsymbol{\rho}_t$ 为 t 时刻 \mathbf{H} 的组合系数向量; Δt 为时间间隔。根据式

(18) 得到运动向量预测值 $\hat{\Delta\mathbf{x}}_t$ 为

$$\hat{\Delta\mathbf{x}}_t = \hat{\mathbf{x}}_t - \hat{\mathbf{x}}_{t-1} = \Delta t \dot{\hat{\mathbf{x}}}_t = \Delta t \mathbf{H}\boldsymbol{\rho}_t \quad (19)$$

3.2 运动向量预测误差 $\boldsymbol{\beta}_t$

由于可展天线动力学模型在数值分析过程中, 运动向量预测会出现误差, 需要估算运动向量预测误差^[1]。根据式(15)、式(19)得到

$$\mathbf{x}_t = \hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\beta}_t \quad (20)$$

将 $\phi(\mathbf{x}_t)$ 约束方程利用泰勒级数展开为

$$\begin{aligned} \phi(\mathbf{x}_t) &= \phi(\hat{\mathbf{x}}_t - \boldsymbol{\beta}_t) = \\ \phi(\hat{\mathbf{x}}_t) - \boldsymbol{\beta}_t \frac{\partial \phi(\hat{\mathbf{x}}_t)}{\partial \hat{\mathbf{x}}_t} + o[\boldsymbol{\beta}_t^2] \end{aligned} \quad (21)$$

令 $\phi(\mathbf{x}_t) = 0$, 并忽略高阶小量, 令 $A(\hat{\mathbf{x}}_t) = \left(\frac{\partial \phi(\hat{\mathbf{x}}_t)}{\partial \hat{\mathbf{x}}_t}\right)$, 推导可得运动向量预测误差

$$\boldsymbol{\beta}_t \approx \phi(\hat{\mathbf{x}}_t) \left(\frac{\partial \phi(\hat{\mathbf{x}}_t)}{\partial \hat{\mathbf{x}}_t}\right)^+ \approx \phi(\hat{\mathbf{x}}_t) A(\hat{\mathbf{x}}_t)^+ \quad (22)$$

4 实验

4.1 实验平台

卫星可展天线模型选为扭簧驱动的两圈四面体单元桁架式可展结构, 如图 1 所示^[10], 反射面形式为标准抛物面, 展开口径为 2170 mm, 高度 579 mm。通过双目视觉测量系统对可展天线在展开过程中的多个节点状态进行估计。可展天线悬挂方案及双目视觉安装布置如图 2 所示。图 2 中, 由中心轴对天线反射面中心节点进行悬挂支撑, 此外, 从中心轴伸出 3 根支柱对天线第一圈上的 3 个节点进行悬挂支撑。第 1 台摄像机安装于天线顶部, 第 2 台摄像机安装于天线侧边, 均固定于中心轴伸出的横梁。世界坐标系 O_{xyz} 建立在中心轴底部端点, z 轴沿着中心轴远离反射面方向。



图 1 四面体单元桁架式可展天线模型

Fig. 1 Deployable truss antenna model

4.2 算法比较

为验证 MKPF 的多目标状态估计性能, 通过可

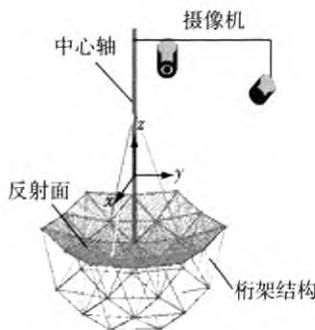


图2 桁架可展天线悬挂方案及双目视觉测量系统

Fig. 2 Suspension of truss antenna and binocular vision

展天线3个特征相近的节点状态估计,对MKPF与文献[7]提出MPF进行比较。由于可展天线的边缘节点在展开过程中加速度最大,将其采用彩色标志,作为目标节点。通过双目视觉测量系统获取展开过程序列图像,共60帧,每帧图像大小为 320×240 像素。系统状态向量设置为目标节点的空间位移 $\mathbf{x}_t = (x_t^1, \dots, x_t^M)^T$, M 为节点个数, $M = 3$ 。重要性函数与状态向量转移过程均采用式(16)所示自校正形式。节点 \mathbf{x}_t 通过视觉投影到图像平面,得到像素坐标 $(u_{t,s}, v_{t,s})$,对于双目系统, $s = 1, 2$ 。选取颜色核直方图为特征,建立观测似然函数

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \prod_{s=1}^2 p\left(z_t | (u_{t,s}, v_{t,s})\right) \propto \prod_{s=1}^2 \exp[-\lambda_s(1 - \rho_s)] \quad (23)$$

式中: ρ_s 为相似性度量,根据Bhattacharyya系数计算; λ_s 为系数,设定为15。分量寻优迭代次数 l_{\max} 设定为2。寻优后第 m 个目标节点的空间位移估计值为

$$\tilde{\mathbf{x}}_m = \sum_{n \in \psi_m} \omega_{(m,t)}^{(n)} S_t^{(n)}$$

采用Wasserstein距离描述多节点状态估计误差。由于节点的真实空间位置未知,因此将Wasserstein距离中的节点状态 \mathbf{x}_t 以投影像素坐标 (u_t, v_t) 代替。2种算法都具有一定随机性,Wasserstein距离采用10次实验获取的数据均值表示。图3表示2种算法在不同粒子数目下估计的Wasserstein距离。当满足估计精度要求时,Wasserstein距离小于5个像素,为此MPF至少需要4500个粒子,而MKPF仅需要2400个粒子。对于计算耗时,当满足估计精度要求时,MPF至少需要750.7 ms/帧,而MKPF仅为380.6 ms/帧。图4为粒子数目为5000时2种算法在不同时刻下的Wasserstein距离,即使多目标状

态估计精度满足要求,MKPF的Wasserstein距离也略小于MPF。表1总结了2种算法的估计性能,结果表明:MKPF的多目标状态估计性能好于MPF方法, N_e 为粒子数目。图5为2种算法分别在粒子数目为3000时的第3、第10、第15帧跟踪序列图像;图5(a)、图5(b)、图5(c)为MPF,图5(d)、图5(e)、图5(f)为MKPF。MPF在跟踪过程中第2节点与第1节点发生重叠现象,而MKPF能够始终估计出多节点的位置。

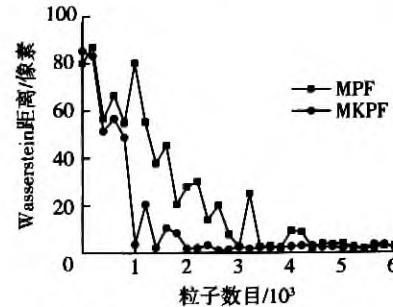


图3 2种算法在不同粒子数目时的Wasserstein距离

Fig. 3 Wasserstein distance vs. particle number of two algorithms

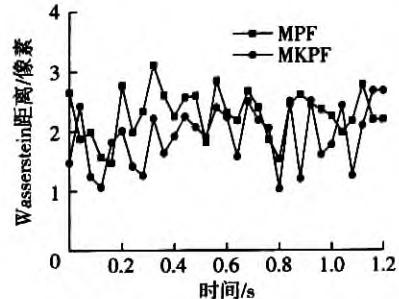


图4 2种算法在不同时刻的Wasserstein距离

Fig. 4 Wasserstein distance vs. time of two algorithms

表1 MPF和MKPF性能比较

Table 1 Performance comparison of MPF and MKPF

算法	粒子数目	耗时/ms	Wasserstein 距离/像素 ($N_e = 5000$)
MPF	4 500	750.7	2.28
MKPF	2 400	380.6	1.88

为验证自校正重要性函数的有效性,在MKPF算法框架下进行实验。Wasserstein距离采用10次实验获取的数据均值表示。第1组重要性函数采用式(16)所示自校正形式;第2组重要性函数采用一阶自回归形式 $q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_t) = N\left\{\tilde{\mathbf{x}}_{t-1}, \sum \beta_i\right\}$ 。图6为MKPF在2种不同重要性函数下的Wasserstein距离。一阶自回归重要性函数的Wasserstein距离

的均值为6.6327,而自校正重要性函数的Wasserstein距离均值为2.3346,两者相比,自校正重要性函数通过预测节点状态,有效减少了粒子匮乏现象,提高了估计的准确性。

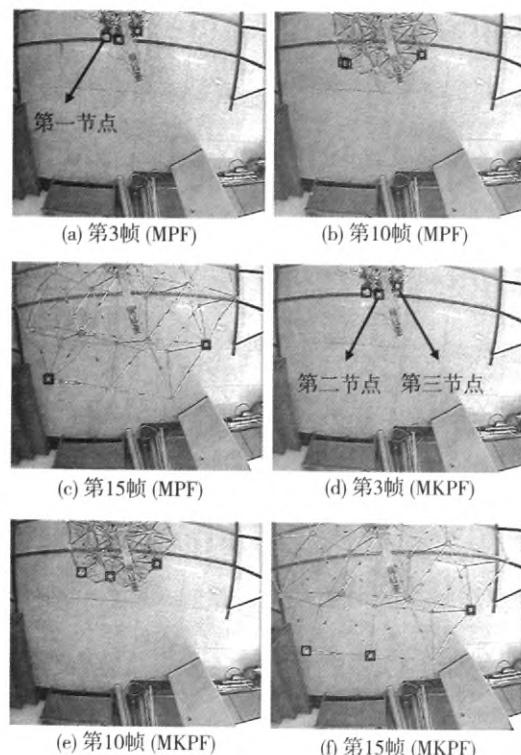


图5 MKPF 和 MPF 算法跟踪效果

Fig. 5 Tracking results of two algorithms

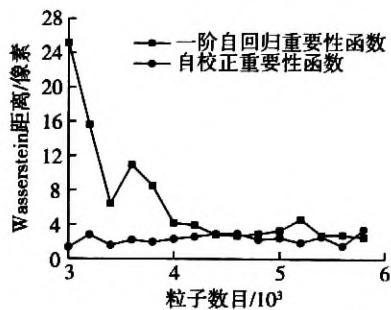


图6 2种重要性函数的 Wasserstein 距离

Fig. 6 Wasserstein distance of two important functions

4.3 可展天线节点空间轨迹分析

通过以上分析,经过摄像机标定,得出了可展天线3个边缘节点的空间位移,如图7所示。由图7可以看出:展开过程分为3个阶段:第1阶段结构几乎在平面内运动;在第2阶段,结构在竖直方向起伏较大,以形成抛物面;展开过程的第3阶段,节点运动突然受限,导致整个结构中节点出现剧烈振荡现象。

采用广义逆方法对可展天线模型进行仿真分

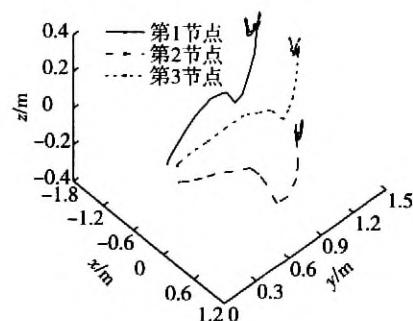


图7 可展天线多节点空间轨迹

Fig. 7 3D trajectories of antenna joints

析,将仿真分析结果与实验数据进行对比。图8为第1节点分别在xyz方向的位移变化曲线。由图8可以看出:实测值与仿真值的变化趋势基本一致,说明了MKPF方法的有效性。

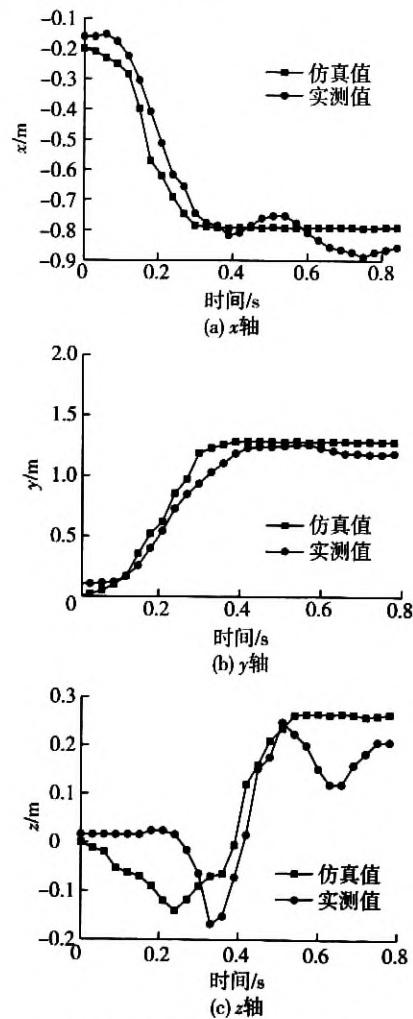


图8 天线节点位移变化曲线

Fig. 8 Displacement curves of antenna joint

(下转第97页)

RTIFP 算法的时间耗费略高于 InPA-SQP 算法。InPA-SQP 算法的运行时间集中在区间 0.25~0.30 s 上, RTIFP 算法的运行时间集中在区间 0.30~0.35 s 上, 两者相差不大。综合来看, RTIFP 算法要优于 InPA-SQP 算法。

3 结论

- 1) 通过扰动分析保证了算法具有较高的计算效率和较强的收敛能力。
- 2) 可行扰动策略的引入使得算法具有提前终止能力。
- 3) 对运动小车以及连续搅拌反应釜进行了仿真研究, 结果表明该算法具有较好的实用性。

参考文献:

- [1] 陈虹, 刘志远, 解小华. 非线性模型预测控制的现状与问题 [J]. 控制与决策, 2001, 16(4): 385~391.
- [2] Mayne D Q, Jawliw J B, Rao C V, et al. Constrained model predictive control: stability and optimality [J]. Automatica, 2000, 36(6): 789~814.
- [3] 麻裕庚, 李德伟. 预测控制定性综合理论的基本思路和研究

(上接第 92 页)

进一步根据位移值得到节点的速度和加速度, 整个展开过程中, 节点的最大速度超过 7 m/s, 最大加速度超过 100 m/s²。

5 结论

1) 针对卫星可展天线在展开过程中多节点状态估计问题, 在混合滤波基础上, 采用核粒子滤波方法对混合概率密度递推估计, 解决了分量迭代寻优和混合参数重更新两个关键问题。实验证明, MKPF 的估计性能优于 MPF, 适用于天线在展开过程中的多节点状态估计。

2) 根据可展天线动力学模型建立自校正重要性函数, 与一阶自回归重要性函数相比, 提高了估计的准确性。

参考文献:

- [1] 赵孟良, 吴开成, 关富玲. 空间可展桁架结构动力学分析 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2005, 39(11): 1669~1674.
- [2] Kimura S, Takeuchi K, Harima Y, et al. Visual analysis in a deployable antenna experiment [J]. IEEE Transactions on Aero-

现状 [J]. 自动化学报, 2008, 34(10): 1235~1242.

- [4] Cannon M. Efficient nonlinear model predictive control algorithms [J]. Annual Reviews in Control, 2004, 28(2): 229~237.
- [5] Biegler L T, Grossmann I E, Westberg A W. Systematic methods of chemical process design [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1997.
- [6] Cervantes A M, Wächter A, Tütüncü R H, et al. A reduced space interior-point strategy for optimization of differential algebraic systems [J]. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24: 983~990.
- [7] Cervantes A M, Biegler L T. A stable elemental decomposition for dynamic process optimization [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2000, 120: 41~57.
- [8] Ghaemi R, Sun J, Kolmanovsky I V. Integrated perturbation analysis and sequential quadratic programming approach for model predictive control [J]. Automatica, 2009, 45: 2412~2418.
- [9] Tenny M J, Wright S J, Rawlings J B. Nonlinear model predictive control via feasibility-perturbed sequential quadratic programming [J]. Computational Optimization and Applications, 2004, 28: 87~121.
- [10] Magni L, Nicolao G D, Scattolini R, et al. Robust model predictive control for nonlinear discrete-time systems [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2003, 13: 229~246.

space and Electronic System, 2004, 40(1): 247~258.

- [3] Vermaak J, Godsill S J, Perez P. Monte Carlo filtering for multi-target tracking and data association [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(1): 309~332.
- [4] Chang C, Ansari R, Khokhar A. Multiple object tracking with kernel particle filter [C] // Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE Comp Soc, 2004: 566~573.
- [5] Chang C, Ansari R. Kernel Particle Filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 242~245.
- [6] Tobias M, Lanterman A D. Techniques for birth-particle placement in the probability hypothesis density particle filter applied to passive radar [J]. Iet Radar Sonar and Navigation, 2008, 2(5): 351~365.
- [7] Vermaak J, Doucet A, Perez P. Maintaining multi-modality through mixture tracking [C] // 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice France: IEEE Comp Soc, 2003: 1110~1116.
- [8] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 50(2): 174~188.
- [9] 李少军, 朱振福. 基于混合粒子滤波的多目标跟踪 [J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(8): 1795~1800.
- [10] 程亮, 关富玲, 张惠峰. 构架式可展天线的展开试验研究 [J]. 空间科学学报, 2010, 30(1): 79~84.

如何学习天线设计

天线设计理论晦涩高深，让许多工程师望而却步，然而实际工程或实际工作中在设计天线时却很少用到这些高深晦涩的理论。实际上，我们只需要懂得最基本的天线和射频基础知识，借助于 HFSS、CST 软件或者测试仪器就可以设计出工作性能良好的各类天线。

易迪拓培训(www.edatop.com)专注于微波射频和天线设计人才的培养，推出了一系列天线设计培训视频课程。我们的视频培训课程，化繁为简，直观易学，可以帮助您快速学习掌握天线设计的真谛，让天线设计不再难…



HFSS 天线设计培训课程套装

套装包含 6 门视频课程和 1 本图书，课程从基础讲起，内容由浅入深，理论介绍和实际操作讲解相结合，全面系统的讲解了 HFSS 天线设计的全过程。是国内最全面、最专业的 HFSS 天线设计课程，可以帮助你快速学习掌握如何使用 HFSS 软件进行天线设计，让天线设计不再难…

课程网址: <http://www.edatop.com/peixun/hfss/122.html>

CST 天线设计视频培训课程套装

套装包含 5 门视频培训课程，由经验丰富的专家授课，旨在帮助您从零开始，全面系统地学习掌握 CST 微波工作室的功能应用和使用 CST 微波工作室进行天线设计实际过程和具体操作。视频课程，边操作边讲解，直观易学；购买套装同时赠送 3 个月在线答疑，帮您解答学习中遇到的问题，让您学习无忧。

详情浏览: <http://www.edatop.com/peixun/cst/127.html>



13.56MHz NFC/RFID 线圈天线设计培训课程套装

套装包含 4 门视频培训课程，培训将 13.56MHz 线圈天线设计原理和仿真设计实践相结合，全面系统地讲解了 13.56MHz 线圈天线的工作原理、设计方法、设计考量以及使用 HFSS 和 CST 仿真分析线圈天线的具体操作，同时还介绍了 13.56MHz 线圈天线匹配电路的设计和调试。通过该套课程的学习，可以帮助您快速学习掌握 13.56MHz 线圈天线及其匹配电路的原理、设计和调试…

详情浏览: <http://www.edatop.com/peixun/antenna/116.html>



关于易迪拓培训:

易迪拓培训(www.edatop.com)由数名来自于研发第一线的资深工程师发起成立，一直致力于专注于微波、射频、天线设计研发人才的培养；后于 2006 年整合合并微波 EDA 网(www.mweda.com)，现已发展成为国内最大的微波射频和天线设计人才培养基地，成功推出多套微波射频以及天线设计经典培训课程和 **ADS**、**HFSS** 等专业软件使用培训课程，广受客户好评；并先后与人民邮电出版社、电子工业出版社合作出版了多本专业图书，帮助数万名工程师提升了专业技术能力。客户遍布中兴通讯、研通高频、埃威航电、国人通信等多家国内知名公司，以及台湾工业技术研究院、永业科技、全一电子等多家台湾地区企业。

我们的课程优势:

- ※ 成立于 2004 年，10 多年丰富的行业经验
- ※ 一直专注于微波射频和天线设计工程师的培养，更了解该行业对人才的要求
- ※ 视频课程、既能达到了现场培训的效果，又能免除您舟车劳顿的辛苦，学习工作两不误
- ※ 经验丰富的一线资深工程师主讲，结合实际工程案例，直观、实用、易学

联系我们:

- ※ 易迪拓培训官网: <http://www.edatop.com>
- ※ 微波 EDA 网: <http://www.mweda.com>
- ※ 官方淘宝店: <http://shop36920890.taobao.com>