

基于S-D分配的集中式多传感器不敏滤波算法

管旭军^{1,2}, 芮国胜¹, 周旭¹, 张玉玲²

(1. 海军航空工程学院电子信息工程系 山东 烟台 264001; 2. 海军湛江保障基地通信雷达声纳修理厂 广东 湛江 524009)

【摘要】研究了非线性环境中的集中式多传感器多目标跟踪问题, 提出了一种基于S-D分配的集中式多传感器不敏滤波算法。算法通过广义S-D分配技术实现每个传感器中的量测与目标的数据关联, 求得所有可能互联中的最佳划分, 然后按照顺序多传感器联合概率数据互联算法, 依次处理最佳划分中各传感器源于同一目标的量测, 在此基础上通过不敏卡尔曼滤波(UKF)解决非线性系统中的目标跟踪问题。最后给出了该算法与MSJPDA/EKF算法的仿真比较, 结果表明该算法具有更高的稳定性和跟踪精度。

关键词 多传感器多目标跟踪; 非线性; S-D分配; 不敏卡尔曼滤波

中图分类号 TN95

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.04.014

Centralized Multisensor Unscented Filter Algorithm Based on S-D Assignment

GUAN Xu-jun^{1,2}, RUI Guo-sheng¹, Zhou Xu¹, and ZHANG Yu-ling²

(1. Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautics and Astronautics University Yantai Shandong 264001;

2. Communication Radar and Sonar Maintenance Depot, Naval Zhanjiang Base Zhanjiang Guangdong 524009)

Abstract For the problem of multisensor-multitarget tracking in nonlinear system, a novel centralized multisensor unscented filter algorithm based on S-D assignment, SD-CMSUKF, is proposed. In the new algorithm, the association of measurements from each sensor to targets is first implemented according to the generalized S-D assignment technique and the optimal partition can be achieved. Then in the optimal partition, the measurements from the same target are dealt with sequentially in terms of the principle of sequential multisensor joint probabilistic data association algorithm (MSJPDA). Based on these, UKF is used for the propagation of state distribution in nonlinear system and the SD-CMSUKF algorithm is derived. Compared with the MSJPDA/EKF, the accuracy and robustness of the proposed algorithm are improved. Simulation results show the superiority of the new algorithm.

Key words multisensor multitarget tracking; nonlinearity; S-D assignment; UKF

随着传感器技术的发展, 多传感器多目标跟踪技术受到国内外学者越来越多的关注。作为其中的关键问题, 数据关联技术一直是该领域研究的重点, 近30年来, 提出了多种解决方法^[1-4], 其中联合概率数据互联(JPDA)算法^[3-7]是目前公认的解决杂波环境下多目标跟踪问题的一种经典、有效的数据关联算法。在JPDA算法基础上, 文献[5]提出了并行和顺序两种处理结构的集中式MSJPDA算法, 以解决多个传感器系统中的多目标跟踪问题, 并指出顺序结构MSJPDA算法性能更优^[2,8-9]。

已有文献对于顺序MSJPDA算法的研究大都基于线性系统, 对于非线性系统中的多传感器多目标跟踪问题, 主要通过线性化方法, 采用基于EKF思想的MSJPDA算法(MSJPDA/EKF)来解决^[1,10-11]。但

是, 由于EKF在估计中对非线性模型进行了一阶线性化, 不可避免地引入了较大的线性化误差, 导致滤波性能不稳定, 且不宜调节。当系统非线性较强时, 线性化误差将影响MSJPDA算法中互联概率的计算及基于各个量测的目标状态估计, 导致算法跟踪性能下降或目标错误关联。另外, JPDA算法的本质是对所有确认量测进行概率加权以获得等效量测, 并通过等效量测进行航迹更新, 因此, 得到的航迹可能有偏差, 并且在多个目标交接处会产生较大误差^[1]。

本文提出了一种基于S-D分配的集中式多传感器不敏滤波算法。算法通过广义S-D分配技术^[12-13]实现每个传感器中的量测与目标的数据关联, 求得所有可能互联中的最佳划分, 然后按照顺序

收稿日期: 2009-02-13; 修回日期: 2009-07-13

基金项目: 国家自然科学基金(60572161)

作者简介: 管旭军(1979-), 男, 博士生, 主要从事多目标跟踪、多传感器信息融合和自适应信号处理方面的研究。

MSJPDA实现思想依次处理最佳划分中各传感器源于同一目标的量测,在此基础上通过不敏卡尔曼滤波^[14-18](UKF)解决非线性系统中的目标跟踪问题。

1 问题描述

假设在杂波环境中,用 N_s 部传感器跟踪 N_t 个目标,目标的状态方程为:

$$\mathbf{X}^t(k+1) = f^t[k, \mathbf{X}^t(k)] + \mathbf{V}^t(k) \quad t=1,2,\dots,N_t \quad (1)$$

式中 $\mathbf{X}^t(k+1) \in \mathbf{R}^{n_x}$ 为第 $k+1$ 个测量时刻目标 t 的状态向量; n_x 为目标 t 状态向量的维数;

$f^t(\cdot): \mathbf{R}^{n_x} \rightarrow \mathbf{R}^{n_x}$ 为目标 t 的非线性状态转移函数; $\mathbf{V}^t(k)$ 为过程噪声,具有零均值和正定协方差矩阵 $\mathbf{Q}^t(k)$ 的高斯白噪声向量,并且各个目标间的过程噪声相互独立。

在多传感器环境下,传感器 i 的量测方程可描述为:

$$\mathbf{Z}^{t,i}(k) = h^i[k, \mathbf{X}^t(k)] + \mathbf{W}^i(k) \quad (2)$$

式中 $\mathbf{Z}^{t,i}(k) \in \mathbf{R}^{n_z}$ 为 k 时刻传感器 i 中源于目标 t 的量测向量; $h^i(\cdot): \mathbf{R}^{n_x} \rightarrow \mathbf{R}^{n_z}$ 为 k 时刻传感器 i 的非线性量测函数; n_z 为第 i 部传感器的量测向量的维数; $\mathbf{W}^i(k)$ 为传感器 i 在 k 时刻产生的具有已知协方差 $\mathbf{R}^i(k)$ 且与所有其他噪声向量都统计独立的零均值高斯量测噪声向量。

2 SD-CMSUKF算法

假定 k 时刻 N_s 部传感器送来的量测数据为 $\mathbf{Z}(k) = \{\mathbf{Z}_s(k)\}_{s=1}^{N_s}$ 。在广义S-D分配算法中,首先对 $\mathbf{Z}(k)$ 进行可行性划分,该划分的可行性有如下要求: (1) 每个传感器的量测都属于一个目标或虚警; (2) 每个传感器的量测只属于一个目标。根据以上划

$$\mathbf{z}'_{i-1,i-1}(k|k) = \left[\hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k) \hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k) + \sqrt{(L+\lambda)\hat{\mathbf{P}}^t_{i-1}(k|k)\hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k) - \sqrt{(L+\lambda)\hat{\mathbf{P}}^t_{i-1}(k|k)}} \right] \quad (5)$$

$$\mathbf{z}'_{i-1}(k|k) = \mathbf{z}'_{i-1,i-1}(k|k) \quad (6)$$

由此可计算出状态预测及协方差预测矩阵为:

$$\hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \mathbf{z}'_{i-1}(k|k) \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{P}}^t_{i-1}(k|k) = \hat{\mathbf{P}}^t_{i-1}(k|k) \quad (8)$$

量测预测为:

$$\mathbf{Z}^t_{i-1}(k|k) = h^t[k, \mathbf{z}'_{i-1}(k|k)] \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}^t_{i-1}(k|k) = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(m)} \mathbf{Z}^t_{j,i-1}(k|k) \quad (10)$$

相应的量测预测协方差及滤波增益为:

分要求,对 N_s 部传感器送来的所有量测进行组合,并通过求解最大联合似然函数比的方法在所有可能组合中寻求最佳划分 γ^* ^[2,12-13]。然后采用顺序多传感器实现的思想,依次处理 γ^* 中每个传感器的量测,将之转化为处理多个非线性单传感器多目标跟踪问题。与顺序MSJPDA算法不同,此时SD-CMSUKF算法已实现数据关联,只需考虑每个目标在最佳划分 γ^* 中有唯一量测数据对应的情况。此时 $\gamma^* = \bigcup_{i=1}^{N_t} \mathbf{Z}_i^*$ (本文中没特别指出时,所有量测表示 k 时刻的量测)。 γ^* 中属于目标 t 的量测集合为 $\mathbf{Z}_t^* = (\mathbf{z}_1^{t,1}, \mathbf{z}_2^{t,2}, \dots, \mathbf{z}_{N_{st}}^{t,N_{st}})$, 其中 $\mathbf{z}_i^{t,i}$ 表示第 i 部传感器中第 i 个量测源于目标 t 。首先用第一个传感器的量测 $\mathbf{z}_1^{t,1}$ 为目标计算第一个中间的状态估计,下一个传感器的量测用进一步改进中间状态的估计,最终的状态估计与协方差估计由第 N_s 个传感器量测得到。第 i 个传感器量测所对应的中间状态估计与协方差估计计算公式为:

$$\hat{\mathbf{X}}^t_i(k|k) = \hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k) + \mathbf{K}_i^t(k)[\mathbf{Z}_i^{t,i}(k) - \hat{\mathbf{Z}}^t_{i-1}(k|k)] \quad (3)$$

$$\hat{\mathbf{P}}^t_i(k|k) = \hat{\mathbf{P}}^t_{i-1}(k|k) - \mathbf{K}_i^t(k)\mathbf{S}_i^t(k)\mathbf{K}_i^{t'}(k) \quad (4)$$

式中 $\hat{\mathbf{X}}^t_0(k|k) = \hat{\mathbf{X}}^t(k|k-1)$; $\hat{\mathbf{P}}^t_0(k|k) = \hat{\mathbf{P}}^t(k|k-1)$; $\mathbf{Z}_i^{t,i}$ 为第 i 个确认量测。

对式(3)和式(4)描述的无杂波条件下的非线性单传感器多目标跟踪问题,采用精度更高的UKF解决,即各传感器中每个目标状态估计与协方差估计的递推通过UKF实现,算法实现如下($i > 1$ 时)。

获取西格马点:

$$\mathbf{S}_i^t(k) = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(c)} [\mathbf{Z}^t_{i/i-1,j}(k|k) - \hat{\mathbf{Z}}^t_{i/i-1}(k|k)] \times [\mathbf{Z}^t_{i/i-1,j}(k|k) - \hat{\mathbf{Z}}^t_{i/i-1}(k|k)]^T + \mathbf{R}(k) \quad (11)$$

$$\mathbf{K}_i^t(k) = \mathbf{P}^t_{i,X_k Y_k} (\mathbf{S}_i^t(k))^{-1} \quad (12)$$

其中:

$$\mathbf{P}^t_{i,X_k Y_k} = \sum_{j=0}^{2L} W_j^{(c)} [\mathbf{z}'_{j,i-1}(k|k) - \hat{\mathbf{X}}^t_{i-1}(k|k)] \times [\mathbf{Z}^t_{j,i-1}(k|k) - \hat{\mathbf{Z}}^t_{i-1}(k|k)]^T \quad (13)$$

$i > 1$ 时,表示目标状态及协方差估计在传感器间的更新,其结果可由式(5)~式(13)计算得到。当 $i = 1$

时, 此时对应目标状态及协方差估计在时间上的更新($k-1 \rightarrow k$)在第一个传感器中实现。此时,

$$\chi^i(k-1|k-1) = \left[\hat{X}^i(k-1|k-1), \hat{X}^i(k-1|k-1) + \sqrt{(L+\lambda)\hat{P}^i(k-1|k-1)}, \hat{X}^i(k-1|k-1) - \sqrt{(L+\lambda)\hat{P}^i(k-1|k-1)} \right] \quad (14)$$

$$\chi^i(k|k-1) = f^i(\chi^i(k-1|k-1), k-1) \quad (15)$$

$$\hat{P}^i(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_i^i(k|k-1) - \hat{X}^i(k|k-1)] \times [\chi_i^i(k|k-1) - \hat{X}^i(k|k-1)]^T + Q^i(k) \quad (16)$$

$$\hat{X}^i(k|k-1) = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi^i(k|k-1) \quad (17)$$

分别用式(14)~(17)代替式(5)~(8)就可以求得 $\hat{X}_1^i(k|k)$ 与 $\hat{P}_1^i(k|k)$ 。

3 仿真分析

考虑3个二维传感器对 $x-y$ 平面内作匀速运动目标进行跟踪的情形^[2,19], 目标运动方程为:

$$X(k+1) = F(k)X(k) + G(k)V(k) \quad (18)$$

传感器的量测方程为:

$$Z^i(k) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x(k) - x_{p_i})^2 + (y(k) - y_{p_i})^2} \\ \tan^{-1} \left[\frac{y(k) - y_{p_i}}{x(k) - x_{p_i}} \right] \end{bmatrix} + W^i(k) \quad (19)$$

式中 (x_{p_i}, y_{p_i}) 为传感器 i 在融合中心中的坐标, $i=1,2,3$ 。在仿真中, 3个传感器相对于融合中心的坐标分别为 $(0 \text{ m}, 0 \text{ m})$ 、 $(-500 \text{ m}, -500 \text{ m})$ 、 $(-500 \text{ m}, 500 \text{ m})$, 各传感器的性能参数分别为测距误差 $\sigma_{r_1} = 100 \text{ m}$, $\sigma_{r_2} = 200 \text{ m}$, $\sigma_{r_3} = 300 \text{ m}$; 测角误差 $\sigma_{\theta_1} = 0.06 \text{ rad}$, $\sigma_{\theta_2} = 0.05 \text{ rad}$, $\sigma_{\theta_3} = 0.04 \text{ rad}$; 采样时间间隔 $T = 1 \text{ s}$ 。

仿真中两目标作交叉运动, 目标的起始状态分别为:

$$X^1 = [-375 \text{ 00 m}, 400 \text{ m/s}, 425 \text{ 00 m}, -400 \text{ m/s}]'$$

$$X^2 = [-322 \text{ 50 m}, 296 \text{ m/s}, 425 \text{ 00 m}, -400 \text{ m/s}]'$$

两个目标大约在51 s时交叉, 整个仿真过程目标运动100 s, 仿真次数50次。仿真中杂波通过非参数泊松分布模型产生, 并设定波门内虚假量测的期望数 $m=2$, 门概率 $P_G=0.9997$, 探测概率 $P_D=0.8$ 。另外, 在仿真中由于滤波初始误差较大, 为了更清楚地比较算法性能的差异, 仿真从 $t=10 \text{ s}$ 开始。

仿真中发现, MSJPDA/EKF与SD-CMSUKF两种算法在单次仿真中通常都能较好地两交叉目标

进行跟踪。但是, 利用算法均方根误差指标考察两种算法性能时发现, 在多次Monte Carlo仿真中, MSJPDA/EKF算法常出现发散或目标错误关联现象。从位置均方根误差与速度均方根误差两方面对50次Monte Carlo中两种算法在两个目标 x 方向上的跟踪性能进行比较的结果如图1和图2所示。从图中可以看出, MSJPDA/EKF算法在对目标2的跟踪过程中出现了发散现象, 无法保持有效跟踪, 而SD-CMSUKF算法在整个仿真过程中能对两个目标进行高精度的跟踪。其原因主要在于: (1) UKF更好地逼近系统的非线性特性, 具有更高的估计精度, 能减少EKF中线性化误差对互联概率及状态估计的影响; (2) S-D分配算法基于最大似然准则, 给出了目标与量测互联的最优解, 目标跟踪性能更精确。因此, SD-CMSUKF算法跟踪性能明显好于MSJPDA/EKF。

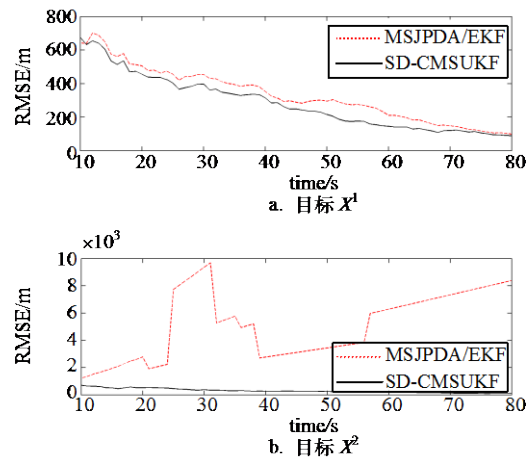


图1 位置均方根误差比较图(未剔除发散现象)

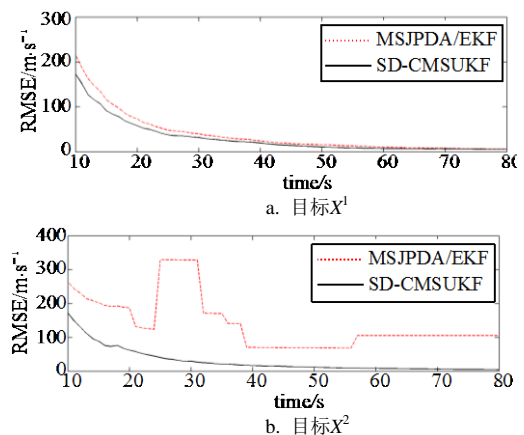


图2 速度均方根误差比较图(未剔除发散现象)

为了进一步对两种算法的稳定性进行分析, 对两种算法50次Monte Carlo仿真中平均发散或错误关联的次数进行了比较, 其数据来源于20组(每组50次, 共1 000次)Monte Carlo仿真中的平均值。表1为

50次仿真中两种算法平均发散次数的比较,可以看出,SD-CMSUKF算法具有更高的稳定性,其平均发散次数为0.4,约为MSJPDA/EKF算法的22%,与本文分析是一致的。

为了对两种算法的跟踪精度进行比较,考察在不考虑发散或错误关联时,50次 Monte Carlo 仿真中两种算法得到的 x 方向位置均方根误差与速度均方根。图3和图4中给出了其性能比较图。由图可以看出,此时两种算法都能有效地对目标进行跟踪,其中SD-CMSUKF算法跟踪精度要高于MSJPDA/EKF算法。

表1 50次仿真中两种算法平均发散次数

算法	算法发散平均次数
MSJPDA/EKF	1.85
SD-CMSUKF	0.4

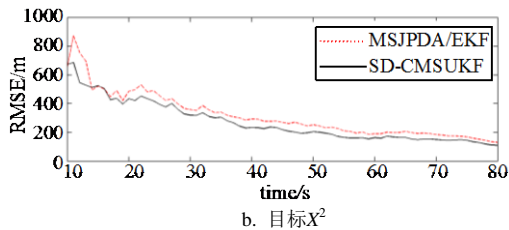
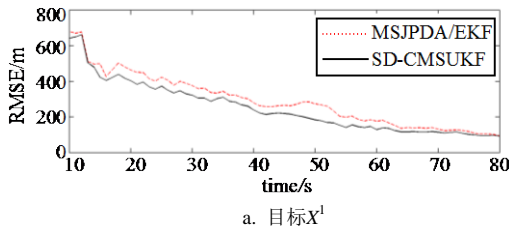


图3 位置均方根误差比较图(剔除发散现象)

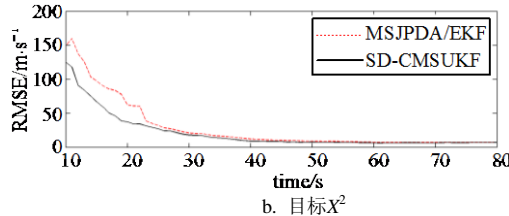
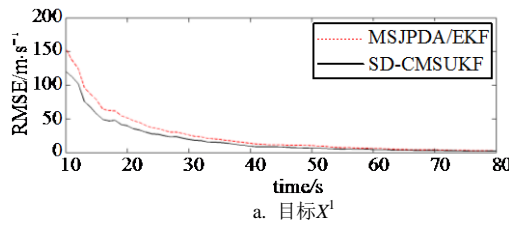


图4 速度均方根误差比较图(剔除发散现象)

由于篇幅所限,文中仅给出了两种算法在 x 轴方向的位置及速度跟踪性能比较图,两种算法在 y 轴方向的位置及速度跟踪性能比较结果与 x 轴相

似。由分析与仿真结果可知,从跟踪精度及稳定性上来看,SD-CMSUKF算法综合性能要明显好于MSJPDA/EKF算法。

4 结论和展望

为解决非线性系统中杂波环境下的多传感器多目标跟踪问题,本文提出一种基于S-D分配的集中式多传感器不敏滤波算法,相比于传统的MSJPDA/EKF算法,该算法具有更高的跟踪精度和更好的稳定性,仿真结果也验证了所提出算法的优越性。

新算法通过S-D分配方法求取最佳划分时会产生较大的计算量,并且随着传感器和目标数的增加,算法计算量会迅速增大。如何有效提高新算法的实时性,将是下一阶段的主要研究任务。

参 考 文 献

- [1] BAR S Y. Multitarget-multisensor tracking: advanced applications[M]. Norwood MA: Artech House, 1990.
- [2] 何友, 王国宏, 陆大雄, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
HE You, WANG Guo-hong, LU Da-jing. Multisensor information fusion with application[M]. Beijing: Publication House of Electronics Industry, 2000.
- [3] 周宏仁, 敬忠良, 王培得. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
ZHOU Hong-ren, JING Zhong-liang WANG Pei-de. Maneuvering target tracking[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.
- [4] BLACKMAN S S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2004, 19(1): 5-18.
- [5] 耿文东, 刘红娅, 王元钦, 等. 基于群目标的多目标关联算法研究[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(15): 3510-3512.
GENG Wen-dong, LIU Hong-ya, WANG Yuan-qin. Study of association algorithm based on group-target for multi-targets[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(15): 3510-3512.
- [6] BAR-SHALOM Y, FORTMANN T E. Tracking and data association [M]. New York: Academic Press, 1988.
- [7] 熊伟, 张晶炜, 何友. 修正的概率数据互联算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2004, 19(3): 309-311.
XIONG Wei, ZHANG Jing-wei, HE You. A modified probabilistic data association algorithm[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2004, 19(3): 309-311.
- [8] PAO L Y, FREI C W. A comparison of parallel and sequential implementation of a multisensor multitarget tracking algorithm[C]//Proc 1995 American Control Conf. Seattle: IEEE, 1995.

- [5] WONG P L, WU Q, XU P, et al. Investigating coupling inductors in the interleaving QSW VRM[C]//Proceedings of the Power Electronics Specialist Conference (PESC) IEEE PESC01. New Orleans, Louisiana: IEEE, 2000: 1172-1181.
- [6] SERA D, KERKES T, TEODORESCU R, et al. Improved MPPT algorithms for rapidly changing environmental conditions[C]//Power Electronics and Motion Control Conference, EPE-PEMC. Portoro, Slovenia: [s.n.], 2006.
- [7] CHAN C H, PONG M H. Interleaved BOOST power factor corrector operating in discontinuous-inductor-current mode[C]//Power Conversion Conference, IEEE PCCON. Nagaoka, Japan: IEEE, 1997: 1405-1410.
- [8] CHENG D K W, LIU X C, LEE Y S. A new modified boost converter with ripple free input current by using coupled inductors[C]//Conf Power Electronics and Variable Speed Drives. London, U K: [s.n.], 1998: 592-599.
- [9] LIU F, DUAN S, LIU F, et al. A variable step size INC MPPT method for PV systems[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2008, 55(7): 2622-2628.
- [10] LEE P W, LEE Y S, LIU X C. Steady-state analysis of an interleaved boost converter with coupled inductors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2000, 4(47): 787-795.
- [11] GIRAL R, MARTINEZ-SALAMERO L, LEYVA R, et al. Sliding-mode control of Interleave boost converters[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems, 2000, 47(9): 1330-1339.
- [12] FERMIAN, GRANOZIO D, PETRONE G, et al. Predictive & adaptive MPPT perturb and observe method[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(3): 934-950.

编辑 漆蓉

 (上接第545页)

- [9] O'NEIL S D, PAO L Y. Multisensor fusion algorithm for tracking[C]//Proc 1993 American Control Conf. San Francisco: IEEE, 1993.
- [10] BAR-SHALOM Y. Multitarget multisensor tracking: Principles and techniques[M]. Storrs C T: YBS Publishing, 1995.
- [11] BAR-SHALOM Y. Multitarget multisensor tracking: applications and advances[M]. Boston: Artech House, 1992.
- [12] DEB S, YEDDANAPUDI M, PATTIPATI K, et al. An generalized S-D assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation[J]. IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 523-527.
- [13] DEB S, PATTIPATI K, BAR-SHALOM Y. A multisensor-multitarget data association algorithm for heterogeneous sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 560-568.
- [14] JULIER S J, UHLMANN J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]//Proceedings of Aero Sense: the 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls. Orlando: SPIE, 1997.
- [15] JULIER S J. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [16] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE 2004, 92(3): 401-422.
- [17] 易旭, 李立萍. 一种新的单站被动跟踪方案[J]. 电子科技大学学报, 2005, 34(3): 304-307.
YI Xu, LI Li-ping. A new method for single observer passive tracking[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2005, 34(3): 304-307.
- [18] LI Wang-chun, WEI Ping, XIAO Xian-ci. Novel simplex unscented transform and filter[J]. Journal of Electronic Science and Technology of China, 2008, 6(1): 61-65.
- [19] 张晶炜, 熊伟, 何友. 几种简化联合概率数据互联算法性能分析[J]. 系统工程与电子技术, 2005, 27(10): 1807-1810.
ZHANG Jing-wei, XIONG Wei, He You. Analysis to a few simplified algorithms based on joint probabilistic data association[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2005, 27(10): 1807-1810.

编辑 税红