

光电跟踪系统中两步非线性滤波算法研究

王秋平^{1,3}, 陈娟^{1,2}, 王显利⁴, 王习文^{1,3}

(1.中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130022; 2.长春工业大学电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012;
3.中国科学院研究生院, 北京 10003; 4.北华大学交通建筑工程学院, 吉林 吉林 132013)



摘要: 基于非线性最小二乘准则的两步最优估计方法 (Two-step optimal estimation, TSE) 在第二步中需要计算雅克比矩阵的逆, 且其逆的计算经常是不存在的, 从而导致滤波结果发散。因此, 为改进 TSE 算法的稳定性, 在分析了 TSE 算法的原理的基础上, 提出了改进的 TSE 算法, 并确定了 TSE 算法的中间状态向量和转换矩阵的选取原则。通过非线性测量光电跟踪系统的仿真实验验证了所提出的改进的 TSE 算法可以保证算法的稳定性、中间状态向量和转换矩阵的选取原则的正确性, 同时也证明了此算法的性能优于扩展卡尔曼滤波和 U 卡尔曼滤波。

关键词: 光电跟踪; 非线性滤波; 扩展卡尔曼滤波; U 卡尔曼滤波; 两步最优估计

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2008) 13-3385-03

Research on Two-Step Nonlinear Filter for Electro-Optical Tracking System

WANG Qiu-ping^{1,3}, CHEN Juan^{1,2}, WANG Xian-li⁴, WANG Xi-wen^{1,3}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130022, China;
2. School of Electrical & Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China;
3. Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;
4. Traffic Construction Engineering College of Beihua University, Jilin 132013, China)

Abstract: The Two-step optimal estimator (TSE) is an approach based on nonlinear least-squares algorithm. Jacobian matrix inversion is often inexistent in the second step of TSE, and leads to the filter result divergence so, in order to improve the stability of TSE, an improved TSE was proposed based on the analysis of theory of TSE, and confirms the selection principle of intermediate state and transformation matrix in TSE. Simulation in nonlinear measurement electro-optical tracking system not only validates that the improved TSE can ensure the algorithm's stability and the validity of the selection principle of intermediate state and transformation matrix in TSE, but also prove the performance of this algorithm outperforms EKF and UKF.

Key words: electro-optical tracking; nonlinear filter; extended Kalman filter; unscented Kalman filter; two-step optimal estimation

引言

高精度光电目标跟踪系统中, 运动参数的滤波预测属于非线性估计^[1]。其非线性主要产生于将极坐标下的光电传感器测量的距离、方位角和俯仰角转换为直角坐标下的目标运动参数。针对此问题, 目前常用的滤波算法主要有扩展卡尔曼滤波(EKF)、去偏转换卡尔曼滤波(DCMKF)、U 卡尔曼滤波(UKF)和粒子滤波(PF)等算法^[2-5]。

目标跟踪问题具有强非线性特性, 因此实际应用中会导致 EKF 滤波精度下降。UKF 算法采用 UT 变换, 避免对非线性方程进行线性化处理, 可以有效地克服 EKF 的缺陷, 但同时也增加了计算量和存储量。粒子滤波具有可用于任意非线性非高斯随机系统的特点, 从而可有效克服 EKF 和 UKF 的缺点, 但是相对于 EKF 和 UKF, 粒子滤波的计算量更大,

很难满足目标跟踪的实时性要求。而且以上各种算法都是次优滤波算法, 在实际应用中都存在缺陷。为此, 文[6]提出一种用于光电目标跟踪的基于非线性最小二乘准则的两步最优估计 (Two-step optimal estimation, TSE) 方法。此方法首先借助选定的中间状态向量和转换矩阵将非线性测量方程变换成线性测量方程, 然后将状态估计问题分为两步: 第一步对变换后得到的线性测量方程, 在最小二乘准则下采用线性卡尔曼滤波预测中间状态; 第二步将第一步得到的估计状态作为测量量, 并在非线性最小二乘准则下采用 Gauss-Newton Iteration 方法得到望的估计状态。同时文[6]中也指出 TSE 方法相对于 EKF 算法, 可以有效的减小滤波偏差和均方根误差, 并且具有对滤波的初始值设定不敏感的特点。但是笔者发现, TSE 算法最关键的问题在于中间状态向量和转换矩阵的选取, 且中间状态向量和转换矩阵的选取也可以遵循一定的规则来选择; TSE 方法在实际执行过程中, 在第二步中由于需要计算矩阵的逆有时会不存在, 从而使得滤波发散。因此, 通过分析 TSE 算法的原理与执行过程, 本文说明了中间状态向量和转换矩阵的选取原则, 并对文[6]提出

收稿日期: 2007-04-16 修回日期: 2007-11-04

基金项目: 长春光机所三级创新项目 (20070102)

作者简介: 王秋平(1973-), 女, 吉林东辽人, 博士生, 研究方向为非线性滤波方法; 陈娟(1962-), 女, 吉林长春人, 光学工程博士, 教授, 研究方向为光电精密跟踪, 自适应控制等。

的 TSE 算法进行了改进, 同时非线性光电跟踪系统中, 采用对实际空间任意运动目标的实际测量数据, 在混合坐标系下进行了 TSE 算法的 matlab/simulink 仿真实验, 实验结果证明本文所提出的改进算法可以有效地避免 TSE 算法的问题, 保证算法的稳定性; 可减小预测位置误差, 从而有效的改善滤波性能。同时也证明了本文所确定的中间状态向量和转换矩阵的选取原则的正确性。

1 改进的 TSE 滤波算法

1.1 TSE 滤波算法原理

考虑由直角坐标系下的线性目标运动方程和极坐标系下的非线性测量方程组成的光电目标跟踪系统, 其离散数学模型通常可表示为:

$$\begin{aligned} X_k &= \Phi_{k-1} X_{k-1} + w_{k-1} \\ Z_k &= \begin{bmatrix} r_k \\ a_k \\ e_k \end{bmatrix} = h[X_k] + v_k \\ &= \begin{bmatrix} (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{1/2} \\ \tan^{-1} y_k / x_k \\ \tan^{-1} z_k / (x_k^2 + y_k^2)^{1/2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_r \\ v_a \\ v_e \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

式中 X_k 为 k 时刻系统的 n 维状态向量, w_k 为 q 维零均值过程噪声向量, Z_k 为 k 时刻系统的 m 维测量向量, v_k 为 p 维零均值测量噪声向量, v_k 与 w_k 线性无关, 且满足:

$$\begin{aligned} E\{w_k w_j^T\} &= \delta_{kj} Q_k, \forall k, j; \\ E\{v_k v_j^T\} &= \delta_{kj} R_k, \forall k, j \end{aligned} \quad (3)$$

因此, 根据最小二乘估计原理^[7], 光电跟踪系统的系统状态估计问题就是求解方程 (4), 即代价函数的最小值, 其中 N 为时间步的总数。

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (Z_k - h(X_k))^T R^{-1} (Z_k - h(X_k)) \quad (4)$$

TSE 滤波算法在第一步中首先将方程 (4) 利用 n 维中间状态向量 (假设为 Y) 改写成线性测量的代价函数形式, 则方程 (4) 变为:

$$J_Y = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (Z_k - H Y_k)^T R^{-1} (Z_k - H Y_k) \quad (5)$$

式中 $H Y_k = h(X_k)$ 。然后通过选取合适的中间状态 Y_k 和变换矩阵 H , 使得有 $Y_k = f(X_k)$ 成立后, 再利用卡尔曼滤波算法可得到式 (5) 中 Y_k 的最优线性估计值 \hat{Y}_k 。在第二步中通过对方程 (6) 采用 Gauss-Newton Iteration 方法求解其最小值后, 可得到 \hat{X}_k 的状态估计值。

$$J_X = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (\hat{Y}_k - f(X_k))^T P_Y^{-1} (\hat{Y}_k - f(X_k)) \quad (6)$$

综上所述, 非线性测量光电跟踪系统的 TSE 算法可简单总结如下:

第一步测量更新:

$$K_k = P_{Y,k|k-1} H^T [H P_{Y,k|k-1} H^T + R]^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{Y}_k = \bar{Y}_k + K_k [Z_k - H \bar{Y}_k], k=1 \cdots N \quad (8)$$

$$P_{Y,k|k} = [I - K_k H] P_{Y,k|k-1} \quad (9)$$

第一步时间更新:

$$\bar{Y}_{k+1} = (\partial f / \partial X_k) \big|_{\hat{X}_{k|k}} \quad (10)$$

$$P_{Y,k+1|k} = \Phi_k P_{Y,k|k} \Phi_k^T + Q_k \quad (11)$$

第二步测量更新:

$$\hat{X}_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} - H_{Gk}^1 Q_k^T, k=1 \cdots N \quad (12)$$

$$H_{Gk} = (\partial f / \partial X_k)^T \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} P_{Y,k|k}^{-1} (\partial f / \partial X_k) \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} \quad (13)$$

$$q_k = -(\hat{Y}_k - f(X_{k+1|k}))^T P_{Y,k|k}^{-1} (\partial f / \partial X_k) \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} \quad (14)$$

$$P_{X,k+1|k+1} = H_{Gk}^{-1} \quad (15)$$

1.2 中间状态和转换矩阵的选取原则

从 TSE 算法的原理, 可以看出其关键在于中间状态向量 Y_k 和变换矩阵 H 的选取, 使得必须有 $Y_k = f(X_k)$ 成立后, TSE 算法才可以运行。

由于对非线性测量的变换必须满足 $H Y_k = h(X_k)$, 因此最好按顺序先选定 Y_k , 然后 H 就很容易确定了。笔者通过大量的仿真试验发现, Y_k 需根据估计状态来相应选定, 具体为: $Y_k = [h(X_k), X_k^0]^T$, 其中 X_k^0 为在 X_k 中去掉 $h(X_k)$ 所包含 X_k 的元素后剩下的元素组成的向量。然后根据 $H Y_k = h(X_k)$ 有 $H = [I_{m \times m}, 0_{m \times (n-m)}]$ 。比如, 在非线性测量光电跟踪系统中, 如果目标运动模型选为直角坐标系下的常速 (CV) 运动模型, 即: $X = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z}]^T$, 则依据上述原则选择 $Y_k = [h(X_k), X_k^0]^T, X_k^0 = [\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]$, $H = [I_{3 \times 3}, 0_{3 \times (6-3)}]$, 则有 $Y_k = f(X_k) = [h(X_k), \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T$ 成立, 而且文中的仿真实验就是这样选定的, 实验结果也验证了这样选取的有效性。

1.3 TSE 滤波算法的改进

TSE 算法在第二步中需要计算 H_{Gk}^{-1} , 从式 (13) 可看出, 即等价于计算雅克比 (Jacobian) 矩阵 $\partial f / \partial X_k$ 的逆, 文 [8] 指出其计算复杂且极易出错; 且笔者通过大量仿真实验又发现, 对于非线性测量光电跟踪系统, $\partial f / \partial X_k$ 数值稳健性不好, 逆计算几乎是不存在的, 导致滤波结果发散。因此为避免直接计算 $\partial f / \partial X_k$ 的逆, 保证算法的稳定性, 本文依据文 [9] 的思想, 将非线性方程 $Y_k = f(X_k)$ 定义为:

$$Y_{k+1} = f(\Phi_k f^{-1}(Y_k) + w_k) \quad (16)$$

则 H_{Gk} 计算表达式变为:

$$\begin{aligned} H_{Gk} &= (\partial f / \partial X_k)^T \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} P_{Y,k|k}^{-1} (\partial f / \partial X_k) \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} + \\ &(\partial f / \partial X_k) \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} Q_k (\partial f / \partial X_k)^T \big|_{\hat{X}_{k+1|k}} \end{aligned} \quad (17)$$

这样既避免了直接计算 $\partial f / \partial X_k$ 的逆, 可保证算法的稳定性。笔者通过下面的仿真试验也验证了这样处理的正确性, 同时还可提高预测精度。

2 非线性测量的光电跟踪系统仿真实验

为验证本文提出的中间状态向量和转换矩阵的选取原则和对 TSE 算法改进的正确性, 在预测滤波仿真实验中, 坐标系选择混合坐标系; 目标运动模型选择考虑随机干扰的

二阶常速 (CV), 取目标的运动参数 (位置、速度、加速度) 作为系统的状态变量, 且系统噪声假设为互不相关的高斯白噪声; 测量数据取某靶场对实际空间随机运动目标进行跟踪的实测数据, 并取测量误差为, $\sigma_r = 5m, \sigma_a = \sigma_e = 3''$ 采样周期为 $T=0.00625s$; 同时在仿真实验中还采用了 EKF、UKF 预测滤波方法, 并与文中提出的算法进行性能对比。仿真实验图如图 1 所示, 仿真实验结果见表 1 和图 2~4。其中表 1 为各种滤波算法的均方根误差和均值误差统计数据, 图 2~4 分别为各种滤波算法的预测误差曲线。

这里首先要说明的是, 文[6]中提出的 TSE 算法在仿真实验中由于 $\partial f/\partial X_k$ 矩阵的病态使得其逆计算不存在, 导致滤波结果发散, 因此本文只给出了其它滤波的仿真实验的数据。

表 1 各种滤波算法估计性能比较

算法	距离	距离	方位角	方位角	俯仰角	俯仰角
	RMSE(km)	ME(km)	RMSE(°)	ME(°)	RMSE(°)	ME(°)
EKF	0.034	0.030	2.308	2.016	0.151	0.133
UKF	0.029	0.025	1.668	1.516	0.127	0.109
Improved TSE	0.027	0.022	0.252	0.221	0.117	0.100

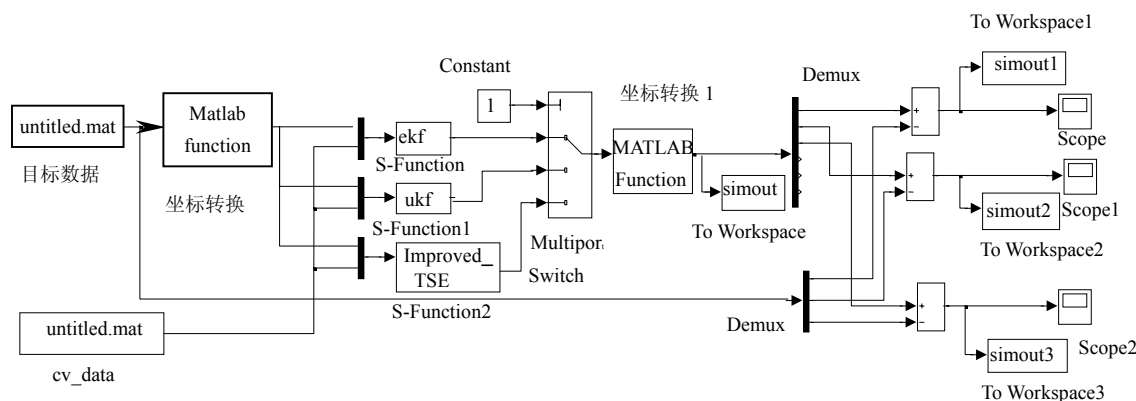


图 1 EKF、UKF 和改进的 TSE 方法仿真框图

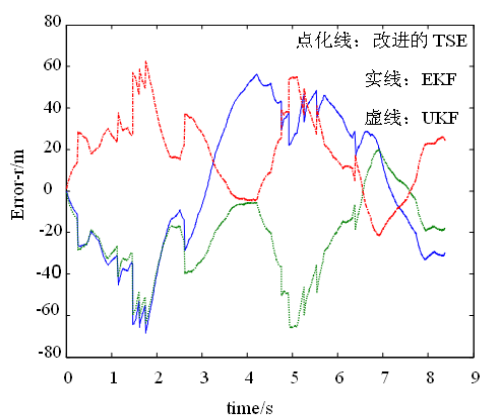


图 2 距离预测误差曲线

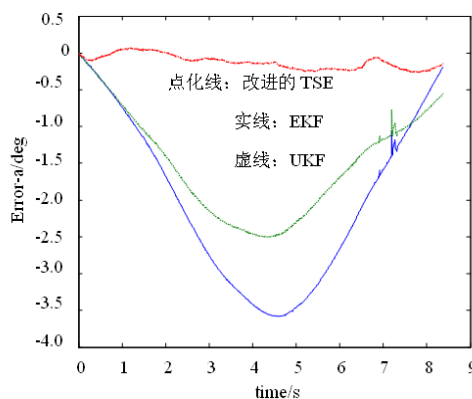


图 3 方位角预测误差曲线

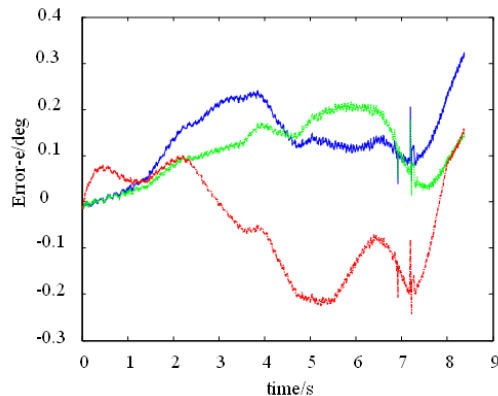


图 4 俯仰角预测误差曲线

从表格数据中可以看出: 本文提出的改进的 TSE 算法的各项均方根误差和均值误差都比 EKF 和 UKF 算法的小。

从误差曲线图形中可看出: 本文提出的改进的 TSE 算法可以大大的降低方位角误差, 有效的改善俯仰角误差, 而且距离误差与 UKF 算法的基本相当。

因此以上仿真实验结果证明了本文所提出的改进 TSE 算法可以有效地避免文[6]提出的 TSE 算法的问题, 保证算法的稳定性; 可减小预测位置误差, 其性能优于 EKF 和 UKF, 从而有效的改善滤波性能。同时也证明了本文所确定的中间状态向量和转换矩阵的选取原则的正确性。

3 结论

两步最优估计 TSE 算法实质上是一种变换状态空间的非线性滤波算法, 算法执行的关键在于中间状态向量和变换矩阵的选取以及第二步中雅克比矩阵的逆的计算。而光电跟

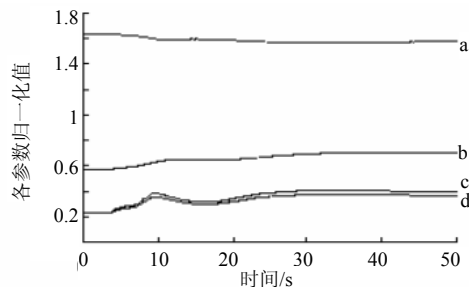


图3 加速过程汽轮机仿真曲线

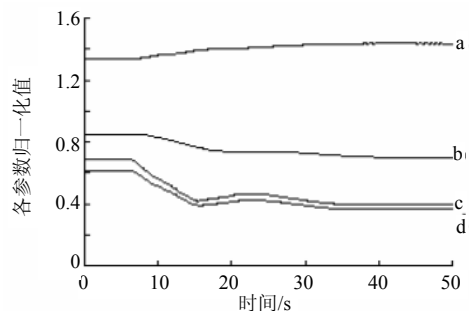


图4 减速过程汽轮机仿真曲线

进汽流量由22%增加为36.8%，受控制系统的调节特性的影响，流量曲线略有波动后很快稳定。汽机输出功率曲线变化趋势与流量曲线变化趋势基本一致，变化范围为23%至39%。由于汽机配汽机构的动作延迟，使联轴转速曲线变化稍滞后于流量曲线变化，联轴转速变化范围是57%至70%，这较好地体现了系统中各组件动态响应的先后次序。由于一回路热惯性较大，随着进汽量增大，汽机进汽压力降低，压参数变化比流量参数变化慢，扰动后压力参数稳定所需的时间较长。

根据减速需求减小汽轮机喷嘴阀开度，如图4所示，进汽量由61%降至36.8%，相应的联轴转速由85%降至70%，汽轮机功率由68.4%降至39%。

3 结论

(1) 按照分相流的处理方法建立了湿蒸汽透平中两相工质的控制方程，同时也实现了两相间的耦合；分阶段流动、

(上接第3387页)

踪系统中，雅克比矩阵的逆经常是不存在的，致使滤波结果发散。因此，本文基于文[9]的思想，提出了一种改进的TSE算法，并说明了TSE算法中的中间状态向量和转换矩阵的选取原则。非线性测量光电跟踪系统的仿真试验结果证明本文所提出的改进TSE算法可以保证算法的稳定性；且性能优于EKF和UKF算法。同时也证明了本文所确定的中间状态向量和转换矩阵的选取原则的正确性。

参考文献:

- [1] 杨秀华, 陈涛, 王延风, 等. 光电跟踪目标的非线性滤波算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(4): 810-812.
- [2] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [3] Lerro D, Bar-Shalom Y. Tracking with debiased consistent converted

将凝结冲波看作斜激波的假设条件简化了液相自发凝结率及水滴成长率的繁琐计算；时间步长修正方法使动态仿真计算成为可能。

(2) 仿真模型以最小流动单元——叶栅流动为建模对象，考虑了两相流动、液相自发凝结、叶栅的几何尺寸及叶栅流动损失等多种因素的影响，能够实时计算透平功率、效率、流量、两相流动速度及方向等多个参数，扩大了仿真范围，可以为汽轮机的设计和安全运行提供更多的参考数据。

(3) 稳态仿真算例结果符合关键性及非关键性参数的误差要求内，表明稳态工况下仿真精度较高；动态仿真算例表明，参数的变化方向与理论分析的结果是一致的；但由于没有可供对比的实验数据，不能证明参数暂态误差满足ISA77.20的 $\pm 20\%$ 的误差要求，这是比较遗憾的。

(4) 实际蒸汽透平流动过程中，凝结冲波是与气动激波、边界层、尾迹等流动现象相互作用的，加上透平级内部强烈的三元流动特性，使得两相流动现象非常复杂，本文中并没有考虑这种相互作用，会引起计算误差。

(5) 汽轮机透平中的湿蒸汽两相流是弥散流，本文出于简化目的，采用了分相流的处理方法，并且采用截面空泡率 α 作为权重因子，这种处理方法对模型在不同工况下及不同级组叶栅的适用性需要仿真实验来证明。

参考文献:

- [1] 英国中央电业研究实验室, 比利时冯·卡门流体力学研究所. 透平和分离中的双相流[M]. 北京: 机械工业出版社, 1983.
- [2] 丰镇平, 李亮, 李国君. 汽轮机湿蒸汽两相凝结流动数值研究的现状与进展[J]. 上海汽轮机, 2002, 2: 1-10.
- [3] 王精业, 张小超. 仿真器的现状与发展[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(4): 879-880, 884.
- [4] 李亮, 丰镇平, 陈红梅, 李国君. 凝结理论在汽轮机设计中应用的探讨[J]. 热力透平, 2005, 34(1): 36-40.
- [5] 田兆斐. 核动力装置二回路蒸汽系统仿真研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006.
- [6] 于瑞侠, 张志俭, 贾斗南, 张金玲. 核动力汽轮机[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 2000.

measurements versus EKF [J]. IEEE Trans AES (S0018-9251), 1993, 29(3): 1015-1022.

- [4] Julier S, Uhlmann J. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of IEEE (S0018-9219), 2004, 192(3): 401-422.
- [5] J Vermaak, N Ikoma, S J Godsill. Sequential Monte Carlo framework for extended object tracking [J]. IEEE Proc.-Radar Sonar Navig. (S1350-2395), 2005, 152(5): 353-363.
- [6] Pini Gurfil, N Jeremy Kasdin. Two-Step Optimal Estimator for Three Dimensional Target Tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems (S0018-9251), 2005, 41(3): 780-792.
- [7] Deok-Jin Lee, BS. Nonlinear Bayesian filtering with applications to estimation and navigation [D]. UMI microform: Chonbuk National University, 2005.
- [8] Nrgaard M, Poulsen N K, Ravn O. New developments in state estimation for nonlinear system [J]. Automatica (S0005-1098), 2000, 36(11): 1627-1638.
- [9] Virginie F Ruiz. An Efficient Approach to Highly Non-Linear Estimation [J]. IEEE DSP (S0-7803-7503), 2002, 3(2): 737-740.