

基于似然函数的自适应 Singer 模型滤波算法^①

蒋冬婷¹, 宁 静², 万洪容²

1. 海军装备部驻重庆地区军事代表局, 重庆 404100;

2. 中国电子科技集团公司第十研究所, 成都 610036

摘要: Singer 模型滤波算法可以对机动目标进行有效跟踪, 但其模型参数的确定依赖于先验知识, 且一旦确定, 将在滤波过程中不再变化. 因此, 当事先确定的参数与目标机动不匹配时, 跟踪精度会变得比较差. 针对模型参数失配时, 传统 Singer 模型不能有效跟踪机动目标的问题, 提出一种自适应 Singer 模型滤波算法. 在滤波过程中, 构造多模型的模型似然函数, 并随着滤波过程实时计算模型似然函数, 根据似然函数的变化, 自适应调整 Singer 模型加速度参数. 仿真表明, 该算法能够有效跟踪目标不同的机动情况, 滤波效果较固定参数的 Singer 模型算法和离散自适应 Singer 模型算法更优.

关键词: 机动目标跟踪; Singer 模型滤波; 似然函数; 跟踪精度

中图分类号: TN953

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2019)01-0089-06

对机动目标进行有效跟踪是工程上比较难解决的一个问题, 主要体现在保证算法对机动目标的跟踪效果的同时, 还要求有较高的实时性和稳定性. 针对稳定性的问题, 文献[1]提出一种自适应的卡尔曼滤波方法, 有效解决了算法容易发散的问题. Singer 模型将目标加速度视为时间相关的随机过程, 并通过设置机动时间常数和目标加速度方差等先验参数, 可以适用于各种机动类型的目标跟踪, 具有计算量小、环境适应性强、实时性高等优点, 是工程上常用的滤波算法之一.

Singer 模型是一种全局统计模型, 其模型参数反映的是目标运动过程的统计特性^[2]. 然而, 目标的机动往往具有局部性, 不同时间段内其机动强弱可能不同. 在多目标跟踪时, 同一时间不同目标的机动强弱也可能不同. 用同样参数的 Singer 模型跟踪不同类型的机动模式, 可能在某一段时间某个目标的跟踪效果好, 而在另外一段时间其跟踪效果很差. 在多目标跟踪时, 可能某个时刻某几个目标的跟踪效果好, 而其他目标的跟踪效果很差. 鉴于此, 文献[3]提出了用交互式多模型算法(IMM)跟踪目标, 模型集中包含以典型参数建立的 3 种 Singer 模型. 交互式多模型算法通过实时更新模型概率来自适应调整滤波模型^[4-5], 因此对机动目标有较好的跟踪效果. 但由于多个模型参与滤波, 增加了跟踪的计算量, 从而降低了算法的时效性. 文献[6]的改进算法先依据目标机动的可能等级, 设定多组相应的参数, 并根据滤波中加速度的滤波值变化, 来确定当前时刻的机动等级, 同时设置 Singer 模型在当前时刻对应的参数 α 和 σ^2 , 然后用新的状态方程滤波. 这个改进算法的运算量与 Singer 模型相同, 跟踪效果也有较大提升. 但是, 这种离散调整参数及加速度方差的方法可能会因为隶属度等级发生变化而造成对系统过程噪声估计的突变, 导致跟踪精度的损失, 从而造成较大的误差. 此外, 隶属度参数的设定有较大的主观性及场景依赖性, 不能适应复杂的场景.

基于以上两种改进算法, 深入分析交互式多模型算法中的模型似然函数及 Singer 模型滤波中几个参数对滤波效果的影响, 本研究提出一种基于模型似然函数的加速度自适应算法. 通过模型似然函数自适应调

① 收稿日期: 2018-01-06

作者简介: 蒋冬婷(1980-), 女, 工程师, 主要从事信息处理研究.

整加速度, 不会造成调整的突变, 且这个算法的计算量与 Singer 模型相当, 能够同时满足对弱机动及强机动目标准备跟踪的要求.

1 Singer 模型

Singer 模型认为, 机动模型是相关噪声模型, 而不是通常假定的白噪声模型. 对目标加速度 $a(t)$ 作为具有指数自相关的零均值随机过程建模^[7], 即:

$$R(\tau) = E[a(t)a(t+\tau)] = \sigma_m^2 e^{-\alpha|\tau|} \quad (1)$$

其中 σ_m^2 和 α 是在区间 $[t, t+\tau]$ 内决定目标机动特性的待定参数: σ_m^2 是目标的加速度方差, α 是机动时间常数的倒数, 即机动频率.

对于机动加速度方差 σ_m^2 , 通常假设机动加速度的分布为:

- (1) 机动加速度等于极大值 $a_{\max}$ 的概率为 p_M , 等于 $-a_{\max}$ 的概率也为 p_M ;
- (2) 机动加速度等于极大值 0 的概率为 p_0 (非机动概率);
- (3) 机动加速度在区间 $[-a_{\max}, a_{\max}]$ 上近似服从均匀分布.

由此假定, 可得概率密度函数为

$$p(a) = [\delta(a - a_{\max}) + \delta(a + a_{\max})] p_M + \delta(a) p_0 + [1(a + a_{\max}) - 1(a - a_{\max})] \frac{1 - p_0 - 2p_M}{2a_{\max}} \quad (2)$$

式中: $1(\cdot)$ 是单位阶跃函数; $\delta(\cdot)$ 是狄拉克脉冲函数. 由 (2) 式可得噪声方差为

$$\sigma_m^2 = \frac{a_{\max}^2}{3} (1 + 4p_M - p_0) \quad (3)$$

则 Singer 模型的状态方程可以表示为

$$x(k+1) = \mathbf{F}(k) * x(k) + \mathbf{G} * w(k) \quad (4)$$

其中:

$$\mathbf{F}(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & (\alpha T - 1 + e^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - e^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} T^2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

噪声协方差为:

$$\mathbf{Q} = 2\alpha\sigma_m^2 \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{cases} q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5} \left[1 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T e^{-\alpha T} \right] \\ q_{12} = \frac{1}{2\alpha^4} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T} + 2\alpha T e^{-\alpha T} - 2\alpha T + \alpha^2 T^2] \\ q_{13} = \frac{1}{2\alpha^3} [1 - e^{-2\alpha T} - 2\alpha T e^{-\alpha T}] \\ q_{22} = \frac{1}{2\alpha^3} [4e^{-\alpha T} - 3 - e^{-2\alpha T} + 2\alpha T] \\ q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2} [e^{-2\alpha T} + 1 - 2e^{-\alpha T}] \\ q_{33} = \frac{1}{2\alpha} [1 - e^{-2\alpha T}] \end{cases} \quad (8)$$

2 离散自适应 Singer 模型算法

Singer 模型中参数 α 和 σ_m^2 的确定依赖于先验知识, 且一旦确定, 在滤波过程中不再变化. 因此, 当事先确定的参数 α 和 σ_m^2 与实际情况有较大差别时, 滤波精度会变得较低. 为了弥补 Singer 模型这一缺点, 文献 [2] 提出了一种参数自适应调整的 Singer 模型滤波算法. 它依据目标机动的可能等级, 设定多组相应的参数 α 和 σ_m^2 ; 在滤波过程中依据加速度的滤波值, 确定目标在当前时刻的机动等级, 并设置 Singer 模型在当前时刻对应的参数 α 和 σ_m^2 , 从而在之后的跟踪过程中使用新的状态方程滤波.

具体过程为:

1) 依据机动等级, 事先设定 N 组参数 α 和 σ_m^2 . 可以计算出相应的状态矩阵 $F(k, \alpha)$ 和过程噪声协方差 $Q(\alpha, \sigma_m^2)$.

2) 依据当前时刻卡尔曼滤波器输出的加速度估计值 $\hat{a}(k | k)$, 选择合适的参数 α 和 σ_m^2 :

① 若 $a_{i-1, \max} < \hat{a}(k | k) < a_{i, \max}$, 则选择 $\alpha = \alpha_i$, $\sigma_m^2 = \sigma_{m,i}^2$;

② 若 $\hat{a}(k | k) < a_{1, \max}$, 则选择 $\alpha = \alpha_1$, $\sigma_m^2 = \sigma_{m,1}^2$;

③ 若 $\hat{a}(k | k) > a_{N, \max}$, 则选择 $\alpha = \alpha_N$, $\sigma_m^2 = \sigma_{m,N}^2$.

3) 计算 $F(k, \alpha)$ 和 $Q(\alpha, \sigma_m^2)$, 并进行滤波.

这种参数自适应调整的 Singer 模型算法, 所需的运算量与原 Singer 模型相同, 但跟踪效果大大提升. 然而, 这种自适应调整算法是依赖于事先设定的 N 组机动参数, 参数的设定有较大的主观性. 此外, 这种参数调整方法是离散的, 当隶属度发生变化时, 会造成参数调整的突变, 从而可能会带来较大的误差. 因此, 本研究试图找到一种连续调整 Singer 模型参数的方法.

3 基于模型似然函数的自适应 Singer 模型算法

3.1 Singer 模型参数分析

α 是 Singer 模型的机动频率参数, 一般认为大气扰动时机动频率参数 $\alpha = 1$, 机动频率参数 $\alpha = 1/60$, 表示慢速转弯机动; 机动频率参数 $\alpha = 1/20$, 表示逃避机动^[8]. 机动频率参数 α 取值越大, 过程噪声协方差 Q 越大.

由 Singer 模型状态方程可知, 加速度方差与过程噪声协方差阵成正比. 而 Singer 模型的最大加速度 $a_{\max}$ 与加速度方差也是正相关. 因此, 当 $a_{\max}$ 越大, 则过程噪声协方差 Q 越大, 而当 $a_{\max}$ 越小, 则过程噪声协方差 Q 越小. 因此, 当目标发生强机动时, 最大加速度 $a_{\max}$ 取较大的值, 滤波误差较小, 效果较好. 当目标弱机动时, 最大加速度 $a_{\max}$ 取较小的值, 滤波平滑的效果比较好.

增加过程噪声协方差阵 Q , 相应的滤波增益矩阵也会增大, 进而加大了系统的校正权值, 越能适应强机动; 减小过程噪声协方差阵 Q , 相应的滤波增益矩阵也会减小, 进而减小了系统的校正权值, 此时对弱机动目标的跟踪效果更好. 因此, 可以通过实时改变 $a_{\max}$, 达到调整滤波效果的目的.

3.2 基于模型似然函数的自适应 Singer 模型方法

IMM 算法^[9] 滤波过程中, 每个时刻所有模型并行地进行滤波. 模型的似然函数用来表示当前滤波模型的可能性:

$$\Lambda_k^i = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_k^i|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(v_k^i)'(S_k^i)^{-1}v_k^i\right] \quad (9)$$

式中: v_k^i 为第 i 个模型在 k 时刻滤波的残差, S_k^i 为第 i 个模型在 k 时刻滤波的残差协方差. 其中, 归一化的新息平方 $\epsilon_k = (v_k^i)'(S_k^i)^{-1}v_k^i$ 作为目标机动检测的变量被广泛使用.

由 (9) 式可以看出, 似然函数是新息的函数, 且新息越大, 似然函数取值越小, 表明模型可能性越小. 因此, 考虑用模型的似然函数作为目标机动检测的变量.

如果把 Singer 模型取不同的参数当作是不同的滤波模型, 则当时间常数及其他几个参数确定时, 可以

把 Singer 模型取不同的最大加速度 $a_{\max}$ 看作是不同的模型. 如果把最大加速度 $a_{\max}$ 与模型似然函数联系起来, 那么就找到了基于似然函数变化的自适应 Singer 模型算法.

具体地, 假设第一个时刻, 初始似然函数为:

$$\Delta_1 = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_1|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(v_1)'(S_1)^{-1}v_1\right] \quad (10)$$

假设初始时刻的最大加速度为 $a_{0, \max}$, 则第 k 个时刻对应的似然函数为:

$$\Delta_k = \frac{1}{\sqrt{|2\pi S_k|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(v_k)'(S_k)^{-1}v_k\right] \quad (11)$$

使用模型的似然函数来实时更新最大加速度 $a_{\max}$, 可以表示为:

$$a_{k, \max} = a_{0, \max} * \Delta_1 / \Delta_k \quad (12)$$

将 k 时刻的最大加速度 $a_{k, \max}$, 带入 Singer 模型滤波公式中, 求得状态转移矩阵 F 和过程噪声矩阵 Q , 通过卡尔曼滤波公式实时更新滤波状态值.

4 仿真与分析

4.1 仿真场景

假设采样周期是 $T = 1$ s, 目标的初始状态是 $X_0 = [x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y}, z, \dot{z}, \ddot{z}]^T$, 其中 $X_0 = [8\ 000, 28, 0, 8\ 000, 200, 0, 10\ 000, 0, 0]^T$, 其中位置的单位是 m, 速度单位是 m/s, 加速度单位是 m/s^2 ; 目标先做直线运动, 然后以角速度为 $15^\circ/s$ 做 2 个 S 转弯机动, 最后做直线运动. 3 个方向的量测噪声都为均值是 50 m 的高斯白噪声, 得到目标运动轨迹(图 1).

蒙特卡洛仿真 100 次, 分别计算 Singer 模型算法取不同参数及两种自适应 Singer 模型滤波算法的位置均方根误差, 分别画出算法的滤波位置均方根误差(RMSE-P)曲线(图 2).

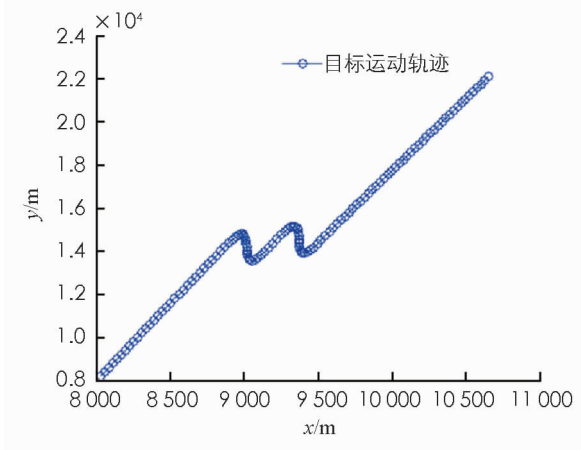


图 1 目标运动轨迹

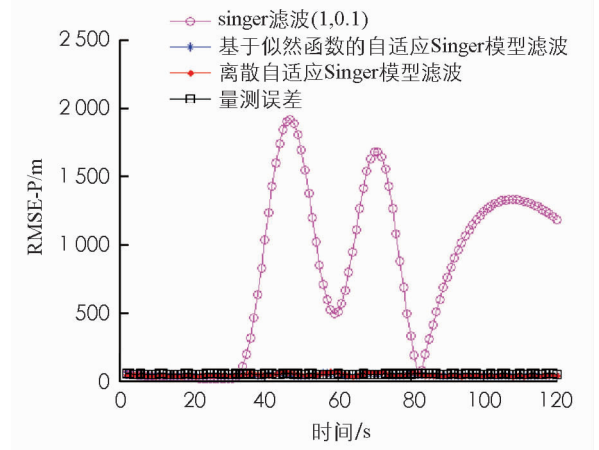


图 2 $\alpha=1$, $a_{\max}=0.1$ 时,

3 种 Singer 模型滤波算法误差对比图

由图 2 可以看出, 当 Singer 模型的参数取 $\alpha=1$, $a_{\max}=0.1$ 时, 模型参数与目标的机动不匹配, 目标发生机动时, Singer 模型的滤波误差非常大.

画出基于似然函数的自适应 Singer 模型滤波及离散自适应 Singer 模型滤波的位置均方根误差(RMSE-P)曲线(图 3). 由图 3 可以看出, 模型参数基于似然函数调整的自适应 Singer 模型滤波算法在目标机动时误差较小, 参数离散调整的 Singer 模型滤波算法在目标机动时误差比较大. 这是因为离散调整的 Singer 模型算法当模型的隶属度变化时, 会引起参数的突变, 以致带来较大的误差.

如图 4 所示, Singer 模型的参数取 $\alpha=1/60$, $a_{\max}=20$ 时, 因为 Singer 模型的参数更能适应目标机动, Singer 滤波误差小, 滤波效果较优于离散自适应 Singer 模型算法. 总体而言, 参数基于似然函数调整的 Singer 模型滤波误差最小, 滤波效果最好.

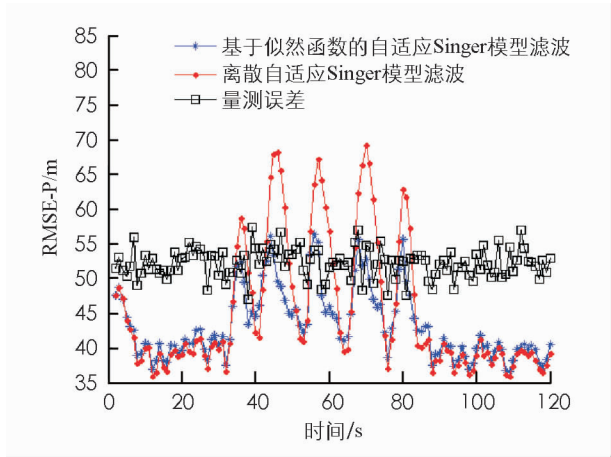


图 3 $\alpha=1, a_{\max}=0.1$ 时, 2 种自适应 Singer 模型滤波算法误差对比图

如图 5 所示, Singer 模型的参数取 $\alpha=1/20$, $a_{\max}=60$ 时, 因为 Singer 模型的参数与目标的机动匹配, 因此目标机动时滤波误差最小, 滤波效果优于两种自适应算法. 但是, 目标在直线运动阶段, Singer 模型滤波位置均方根误差(RMSE-P)最大, 效果最差.

4.2 时效性对比

对传统 Singer 模型滤波算法及本文提到的两种自适应算法进行时效性分析. 所有的结果统一在 CPU: 英特尔酷睿 I7-7500U, 内存为 4 GB 的计算机上进行 100 次蒙特卡洛仿真, 对比 3 种算法运行时间得到的结果见表 1.

表 1 算法时效性对比			
算法	传统 Singer 模型滤波算法	离散自适应 Singer 模型滤波算法	基于模型似然函数的自适应 Singer 模型滤波算法
时间/s	0.216	0.200	0.275

4.3 结果分析

通过仿真结果可以看出, Singer 模型滤波选择不同的模型参数时, 滤波效果差异较大. 本文提到的两种自适应算法由于没有改变模型的复杂度及模型个数, 因此计算量与时效性都与 Singer 模型相当. 当目标机动时, 基于似然函数调整的 Singer 模型滤波效果更好, 而离散调整的 Singer 模型算法当模型的隶属度变化时, 引起参数的突变, 会带来较大的误差. 当目标没有机动时, 两种自适应算法效果相近. 总体而言, 基于似然函数的自适应 Singer 模型算法性能最稳定, 效果最好.

5 结 论

实际中, 往往不能提前预知目标的机动情况, 而 Singer 模型的参数一旦确定, 在滤波过程中便不能更改. 因此, 单一参数的 Singer 模型难以适应不同的机动类型^[10]. 本文提出了一种基于模型似然函数的自适应 Singer 模型. 通过仿真验证, 这种基于似然函数的自适应 Singer 模型滤波算法能有效跟踪目标不同的机动段. 滤波效果比离散自适应 Singer 模型算法^[5]更好, 更能适应目标的机动.

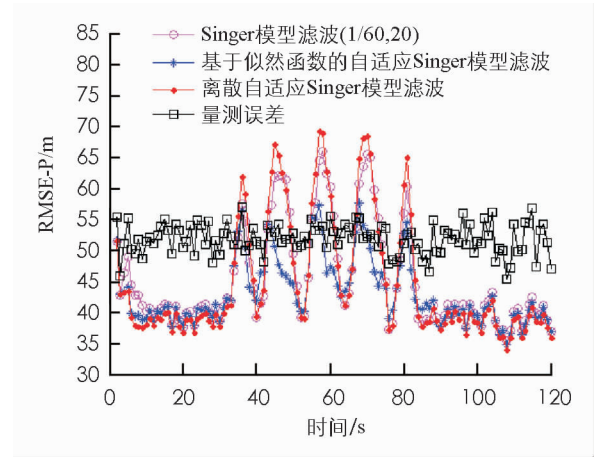


图 4 $\alpha=1/60, a_{\max}=20$ 时, 3 种 Singer 模型滤波误差对比图

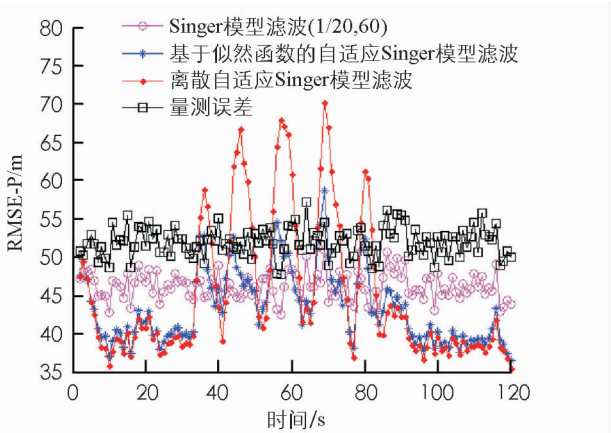


图 5 $\alpha=1/20, a_{\max}=60$ 时, 3 种 Singer 模型滤波误差对比图

参考文献:

- [1] 宁多彪. 基于信息矩阵的自适应卡尔曼目标跟踪滤波器 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2016, 38(7): 172—178.
- [2] 钱华明, 陈 亮, 满国晶, 等. 基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(10): 2154—2158.
- [3] 谭顺成, 王国宏, 王 娜. IMM-Singer 模型的机动目标跟踪算法 [J]. 火力与指挥控制, 2012, 37(2): 32—34.
- [4] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The Interacting Multiplemodel Algorithm for Systems with Markovian Switching Coefficients [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780—783.
- [5] LI X R, JILKOV V P. Survey of Maneuvering Target Tracking(Part V) Multiple Model Methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 112—115.
- [6] 邵俊伟. 一种参数自适应调整的 Singer 模型跟踪算法 [J]. 机械与电子, 2014(13): 111—112.
- [7] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合 [M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2010.
- [8] 何 友, 修建娟, 关 欣. 雷达数据处理及应用 [M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [9] 陈 亮. 机动目标跟踪关键技术研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [10] 李 菲, 潘平俊. 机动目标模型研究进展 [J]. 火力与指挥控制, 2007, 32(10): 17—21.

An Adaptive Singer Model Filter Based on Likelihood Function

JIANG Dong-ting¹, NING Jing², WAN Hong-rong²

1. Military Representative Bureau of Naval Equipment Department in Chongqing, Chongqing 404100, China;

2. No. 10 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Chengdu 610036, China

Abstract: The Singer model filter is an effective algorithm for tracking maneuvering target. Since the parameters are determined depending on prior knowledge, and they can't be changed in the filter process once determined. When the parameters determined in advance don't match with the target maneuvering, it will bring poor tracking performance. In response to these problems which were caused by model mismatching in the traditional Singer model filter, an adaptive Singer model algorithm has been posed, which is based on the model likelihood function. And the model likelihood function is calculated in all the filter process. And the Singer model acceleration parameters is adjusted adaptively according to the likelihood function's value. The simulation results show that the algorithm can track targets in different maneuvers effectively. It performances best in the comparison with traditional Singer model filter and the discrete adaptively Singer model filter.

Key words: maneuvering target tracking; singer model filter; likelihood function; tracking accuracy

责任编辑 潘春燕