

State Bounding 跟踪机动目标研究

赵兴录

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要: 提出一种用 State Bounding 估计跟踪机动目标的算法。用预测集、观测集中心距检测目标机动,修正系统噪声集尺寸适应目标机动,很好地解决了用 state Bounding 估计跟踪机动目标问题。模拟结果表明本算法与相应的 kalman 滤波器的性能相比,有较好地机动目标跟踪能力。

关键词: 目标跟踪; Bounding 估计; 滤波算法

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2000)02-0040-04

自从 1968 年 Schweppe^[1]第一次提出 Bounding 方法以来, Bounding 方法在参数估计中得到了非常广泛的应用^[2~4],但在状态或波形估计中的应用却进展缓慢。参考文献[5]首次将状态 Bounding 估计应用于目标跟踪。本文在此基础上提出一种用 State Bounding 估计跟踪机动目标的算法,模拟结果表明了本算法跟踪机动目标的优越性能。

1 系统模型及 Bounding 方法

1.1 系统模型

所考虑的动态系统由如下线性离散时间方程描述。

$$X(k) = F(k-1)X(k-1) + W(k-1) \quad (1)$$

$X(k)$ 为 k 时刻的状态矢量, $F(k-1)$ 是一个已知的矩阵, $W(k-1)$ 为过程噪声。观察方程为:

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (2)$$

式中: $Z(k)$ 为观测矢量, $H(k)$ 为一已知矩阵, $V(k)$ 为观测噪声。

设观测和过程噪声被限定在下述椭圆界内。

$$Q(k) \triangleq \{W(k) : W^T(k)Q^{-1}(k)W(k) \leq 1\} \quad (3)$$

$$R(k) \triangleq \{V(k) : V^T(k)R^{-1}(k)V(k) \leq 1\} \quad (4)$$

除此之外,无其它关于噪声的信息。

1.2 状态 Bounding 算法

令 $E(A, P)$ 代表一椭圆, A 为中心, P 为正定矩阵。

$$E(A, P) \triangleq \{X : (X - A)^T P^{-1} (X - A)\} \quad (5)$$

从几何角度上状态 Bounding 算法可以描述为两步:

第一步,在时刻 k 的时间更新。

变换含有时刻 $k-1$ 的状态矢量可实现集的椭圆, $E(\hat{X}(k-1), P(k-1))$ 为:

$$E(F(k-1)\hat{X}(k-1), F(k-1)P(k-1)F^T(k-1)) \quad (6)$$

在此基础上寻求一最佳椭圆, $E(\hat{X}(k-1), P(k-1))$, 此椭圆是椭圆(6)与过程噪声界椭圆 $E(0, Q(k-1))$ 的矢量和。

第二步,观测更新。

通过测量得到新的观测椭圆, 寻求一最佳椭圆 $E(\hat{x}(k), p(k))$, 它包含了观测椭圆((4)式)与第一步求得的预测椭圆, 在时刻 k 的交集。并用此椭圆 $E(\hat{x}(k), p(k))$ 做为下时刻 $(k+1)$ 的起始椭圆。

从数学的角度上, 状态 Bounding 方法可以描述如下。

在时刻 $k-1$, 包含状态可实现集的椭圆为

$$E(x(k-1), P(k-1)) = \{X(k-1) : (X(k-1) - \hat{X}(k-1))^T P^{-1}(k-1)(X(k-1) - \hat{X}(k-1)) \leq 1\} \quad (7)$$

在时刻 k 的时间更新: 预测椭圆能够被表示为 $E(\hat{X}(k-1), P(k-1))$,

$$\hat{X}(k/k-1) = F(k-1)\hat{X}(k-1) \quad (8)$$

$$P(k/k-1) = (P_k^{-1} + 1)F(k-1)P(k-1)F^T(k-1) + (P_k + 1)Q(k-1) \quad (9)$$

等式(8)(9)被 chernous'ko^[6]推导出。式中标量参数 P_k , $(0 < P_k < \infty)$ 被选择以便最小椭圆 $E(\hat{X}(k-1), P(k-1))$ 的尺寸。观测更新:

在时刻 k 得到的观测量为 $z(k)$, 其界为椭圆, 用 $R(k)$ 表示(称为观测或测量椭圆)

$$R(k) = \{x(k) : (z(k) - H(k)x(k))^T R(k)^{-1}(z(k) - H(k)x(k)) \leq 1\}$$

更新的结果为 $E[\hat{x}(k), P(k)]$, 它是预测椭圆 $E(\hat{X}(k-1), P(k-1))$ 与上式观测椭圆的交集, 它的中心为 $\hat{X}(k)$ 。

$$\hat{X}(k) = \hat{X}(k/k-1) + L(k)e(k) \quad (10)$$

$$L(k) = P(k/k-1)H^T(k)[H(k)P(k/k-1)H^T(k) + q_k^{-1}R(k)]^{-1} \quad (11)$$

$e(k)$ 为新息。

$$e(k) = Z(k) - H(k)\hat{X}(k/k-1) \quad (12)$$

定义椭圆形状的矩阵 $P(k)$ 为:

$$P(k) = \beta_k [I - L(k)H(k)P(k/k-1)(I - L(k)H(k))]^T + q_k^{-1}L(k)R(k)L^T(k) \quad (13)$$

标量 β_k 由下式给出:

$$\beta_k = 1 + q_k - e^T(k)[q_k^{-1}R(k) + H(k)P(k/k-1)H^T(k)]^{-1}e(k) \quad (14)$$

式中标量参数 q_k $(0 < q_k < \infty)$ 被选择用以最小化椭圆 $E(\hat{x}(k), P(k))$ (可称之为滤波椭圆) 的尺寸。

2 机动目标检测

我们定义在每个滤波时刻 $t=1, 2, \dots, k$, 预测集、观测集中心距为:

$$\{\tilde{Z}(1), \tilde{Z}(2), \dots, \tilde{Z}(k)\}$$

式中 $\tilde{Z}(k) = Z(k) - H\hat{X}(k/k-1)$

$\tilde{Z}(k)$ 为观测集中心, $H\hat{X}(k/k-1)$ 预测集中心。

假设目标以匀速直线运动, 则由于状态 bounding 估计为无偏估计, 因而预测集、观测集应有交集, 且两集的中心距应越来越小, 逐渐趋于零, 即有

$$E[\tilde{Z}(k)] = 0$$

当目标机动时, $E[\tilde{Z}(k)]$ 不再为 0, 甚至预测集、观测集无交集, 因而它反映了目标的机动。由此我们用如下函数作为机动检测:

$$D_L(k) = \sum_{i=k-L+1}^k \tilde{Z}(i) \quad (15)$$

式中 L 为积累长度。设目标匀速直线运动为假设 H_0 , 机动为假设 H_1 。

$$E[D_L(k)/H_1] = \sum_{i=k-L+1}^k \Delta\tilde{Z}(i) \quad (16)$$

$$E[D_L(k)/H_0] = 0$$

于是机动检测成为二择假设检验问题, 有

$$D_L(k) \begin{matrix} > \\ < \end{matrix} \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix} \quad \gamma$$

即当 $D_L(k) > \gamma$ 时判为机动假设 H_1 , 反之判为匀速直线运动假设 H_0 。

3 机动目标跟踪

当检测出目标机动后, 如何修正跟踪算法, 在采用 Kalman 滤波器的跟踪算法中, 有多种方法, 因而导出多种机动目标跟踪算法。采取改变系统噪声集尺寸的方法来修正前述 bounding 算法, 在本文提出的算法中, 把目标机动等效为系统机动模型的变化, 目标匀速直线运动时系统噪声集的尺寸 $Q(k)$ 处于较小的状态, 目标机动时系统噪声集的尺寸 $Q(k)$ 处于较大的状态。故当检测出目标机动时增大(3)式中 $Q(k)$, 当目标匀速直线运动时 $Q(k)$ 取较小的值。

在本算法中, 要决定的关键参数为(15)式中的 L 和目标机动 $Q(k)$ 的取值, L 太小时机动检测虚警率太大, L 太大, 则对机动检测灵敏度太低, 甚至不能检测机动。 $Q(k)$ 的取值, 本算法采用自适应的方法, 取在 L 时间内的 $Q(k)$ 的均值。

4 仿真结果

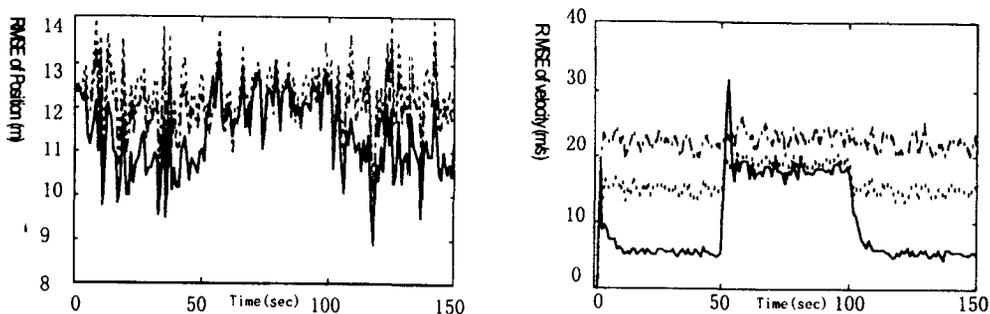
假定数据周期 $T=1s$, 初始速度 $\dot{x}=400m/s, y=0m/s$, 起始位置 $x(0)=-20000m, y(0)=10000m$ 。50s 后开始机动, $\dot{x}=-5m/s^2$ and $\dot{y}=-20m/s^2$, 机动持续 50s, 而后目标保持当时的速度做匀速直线运动。起始状态设为

$$\hat{X}(0/-1) = [-20150, 411, 10000, -15]^T$$

$$P(0/-1) = I \cdot 10^5$$

式中 I 为单位矩阵(下同), 假定系统噪声为正态分布, 取三倍均方值为界, $Q=2 \cdot I$, 观测噪声也为正态分布 $R=900 \cdot I$ 。若不采用本算法, 则在机动段无法跟踪目标(发散), 采用本法, $L=4$, 检测虚警 10^{-4} , 100 次 Monte Carlo 模拟结果如图 1 所示。

由仿真结果可见, 本算法有较好的机动目标跟踪能力。



(实线为本算法, 点线为大界 bounding $Q=2500 \cdot I$, 虚线为 Kalman 滤波算法 $Q=2500 \cdot I$)

图 1 位置、速度的均方根误差(RMSE)

参 考 文 献

- [1] Sxhweppe, f. C. Recursive State estimation: Unknown but bounded errors and system inputs[J]. IEEE Trans. Automatic Control, 1986, 13(1): 22-28.

- [2] Belforte, G. Bona B. and Cerone, V. Parameter estimation algorithms for a setmembership description of uncertainty[J]. *Automatica* 1990, 26(1): 887~898.
- [3] Walter, E. Parameter identification with error bound[J]. *Special Issue of Mathematics and Computers in Simulation*, 1990, 32(2): 447~607
- [4] Pronzato, L. and Walter, E. Minimal Volume ellipsoids, int[J]. *Journal of Adaptive control and Signal processing*, 1994, 8: 15~30.
- [5] 赵兴录, 魏麦成. State Bounding 用于目标跟踪研究[J]. *现代雷达*, 1999, (6): 15~30.
- [6] Chernous'ko, F. L. Optimal guaranteed estimates of indeterminacies with the aid of ellipsoids[J]. *Engineering Cybernetics*. 1981, 18(3): 1~9. 18(4): 3~11.

Study on Maneuvering Target Tracking for State Bounding

ZHAO Xing-luo

(The Missile Institute, AFEU. , Sanyuan 713800, China)

Abstract: This paper presents a new methodology for the tracking maneuvering targets by the means of bounding approach. A detection scheme based on the distance between the centers of the feasible prediction set and observation sequence is employed for a prompt detection of target maneuvers. A modified process noise bound is used to match target maneuvering. The algorithm effectively resolved the maneuvering target tracking with state bounding approach. Simulation results show the performance comparison between Kalman filter and this algorithm.

Key words: Target tracking; bounding estimation; Filter algorithm