

机动目标跟踪的修正输入估计(MIE)算法与 自适应 $\alpha-\beta$ 算法

罗鹏飞

(电子技术系)

摘要 机动目标的跟踪是雷达数据处理中的重要问题,对此进行了探讨的代表性的算法有 Singer 算法、IE 算法、VD 算法、IMM 算法等。本文提出了修正的输入估计(MIE)与自适应的 $\alpha-\beta$ 两种新算法。MIE 算法性能与 IE 算法相当,但运算量比 IE 算法小。自适应 $\alpha-\beta$ 算法的性能略低于以上几种算法,但运算量则大大低于上述几种算法,在对性能要求不很高的情况下,采用这种算法是较为合适的。

关键词 雷达, 数据处理, 卡尔曼滤波, 跟踪

分类号 TN957.52

目标跟踪问题的研究,已有二十多年的历史。如果目标的运动轨迹能够用匀速直线运动模型来描述,速度允许有微小的变化,那么卡尔曼滤波是最优滤波器。但是,一旦目标偏离匀速直线航线而作机动运动,根据匀速直线运动模型设计的卡尔曼滤波会出现发散现象。为了解决机动目标的跟踪问题,人们提出了许多机动目标跟踪算法,比较典型的算法有 Singer 算法^[1]、IE 算法^[2]、VD 算法^[3]、IMM 算法^[4]。Singer 算法一般只能是机动和非机动性能的一种折衷。IE 算法的优点是非机动段能保持良好的跟踪性能,但是未知输入量的估计要求很大的计算量与存贮量。VD 算法在非机动段与 IE 算法性能相当,而机动段 VD 算法略优于 IE 算法。VD 算法的不足之处是在机动段运算量大于非机动段的运算量。使得处理负载不连续,特别是检测到机动时,状态的修正要耗去很大的运算量,所要求的存贮量也比较大。IMM (Interaction Multiple Model) 算法是采用多模卡尔曼滤波理论构成的机动目标跟踪算法。这种算法的显著特点是机动段的性能好。

以上算法各具特点,但当应用于多目标环境时,总感运算量与存贮量都比较大,难以满足实时处理的要求,为此本文提出了修正输入估计(MIE)算法与自适应 $\alpha-\beta$ 两种新算法。MIE 算法与 IE 算法的不同之处在于机动检测方法,IE 算法是利用加速度的估计来进行检测的,而 MIE 则直接利用新息序列进行检测。这样可以省去加速度的估计时间,检测到机动后,状态修正的方法与 IE 算法相同。自适应 $\alpha-\beta$ 算法由常规的变系数 $\alpha-\beta$ 算法、机动检测与增益修正三部分组成。在非机动状态时,采用常规的变系数 $\alpha-\beta$ 算法:

* 1991年3月16日收稿 1991年6月15日收修改稿

$$\alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)}, \quad \beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)}$$

其中 k 为扫描次数, 用一机动检测器来监视机动, 一旦检测到机动, 立即修正系数 k , 也即修正 α_k 、 β_k 值。这种算法在非机动段性能与 IE、VD 算法相当, 机动段的性能略低于上述两种算法, 但运算量与存贮量大大减少, 适合于多目标环境中的实时跟踪处理。

1 修正的输入估计 (MIE) 算法

考察一个具有如下状态模型的动态系统

$$X(k+1) = \Phi X(k) + BU(k) + W(k) \quad (1)$$

式中 $X = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]^T$ 为目标的状态向量, x, y 和 \dot{x}, \dot{y} 分别代表 x 和 y 方向的位置与速度, $U = [u_x \quad u_y]^T$ 代表加速度输入向量, $W = [w_x \quad w_y]^T$ 代表均值为零、协方差矩阵为 Q 的输入噪声向量, B 为输入矩阵, Φ 为状态传递矩阵, 且

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

测量方程为

$$Z(k) = HX(k) + V(k) \quad (2)$$

其中 H 为测量矩阵, V 为零均值, 协方差矩阵为 R 的测量噪声向量, 且与 W 不相关。

1.1 经典的输入估计 (IE) 算法

文献 [2] 提出的输入估计算法假定未知输入量 (即加速度) 是在某一时刻加入的, 在此之前假定其为零, 对应的卡尔曼滤波器称为简单卡尔曼滤波器 (SKF)。

IE 算法首先用 SKF 估计目标的状态。假定目标在 kT 时刻开始机动, 在时间间隔 $[kT, \dots, (k+s)T]$ 上, 未知输入量为 $U(i) (i=k, \dots, k+s-1)$, 假定目标正确的状态估计记为 $\hat{X}(\cdot)$, SKF 的估计记为 $\hat{X}^*(\cdot)$, 那么在机动前 $\hat{X}(\cdot) = \hat{X}^*(\cdot)$, 而出现机动后, SKF 的一步预测为

$$\hat{X}^*(i+1|i) = A_i \hat{X}^*(i|i-1) + \Phi K_i Z(i) \quad (3)$$

其中 $A_i = \Phi[I - K_i H]$, K_i 为卡尔曼增益, 起始条件为

$$\hat{X}^*(k|k-1) = \hat{X}(k|k-1) \quad (4)$$

根据起始条件, (3) 式可写成

$$\hat{X}^*(i+1|i) = \left[\prod_{j=k}^i A_j \right] \hat{X}(k|k-1) + \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=j+1}^i A_m \right] \Phi K_j Z(j) \quad (5)$$

$i = k, \dots, k+s-1$

然而, 如果输入 $U(i)$ 是已知的, 则正确的一步预测应为

$$\begin{aligned} \hat{X}(i+1|i) &= A_i \hat{X}(i|i-1) + \Phi K_i Z(i) + BU(i) \\ &= \left[\prod_{j=k}^i A_j \right] \hat{X}(k|k-1) + \prod_{j=k}^i \left[\prod_{m=j+1}^i A_m \right] [\Phi K_j Z(j) + BU(j)] \\ &\quad i = k, \dots, k+s-1 \end{aligned} \quad (6)$$

对应的信息为

$$\nu(i+1) = Z(i+1) - H\hat{X}(i+1|i) \quad (7)$$

ν 是零均值白噪声序列，其协方差为 $S(i+1)$ ，而 SKF 的信息为

$$\nu^*(i+1) = Z(i+1) - H\hat{X}^*(i+1|i) \quad (8)$$

从(5)、(6)式可见

$$\nu^*(i+1) = \nu(i+1) + H \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=j+1}^i A_m \right] BU(j) \quad (9)$$

假定在 $[k, \dots, k+s]$ 上, $U(j)=U, j=k, \dots, k+s-1$, 则

$$\nu^*(i+1) = \psi(i+1)U + \nu(i+1) \quad i = k, \dots, k+s-1 \quad (10)$$

$$\psi(i+1) = H \sum_{j=k}^i \left[\prod_{m=j+1}^i A_m \right] B \quad (11)$$

从(10)式可以看出，当输入量 U 不为零时，SKF 的信息是出现在加性白噪声 ν 中的输入量 U 的线性测量， U 可用最小二乘法来估计，设

$$Y = \psi U + \epsilon \quad (12)$$

$$\text{式中} \quad Y = \begin{bmatrix} \nu^*(k+1) \\ \nu^*(k+s) \end{bmatrix} \quad \psi = \begin{bmatrix} \psi(k+1) \\ \psi(k+s) \end{bmatrix} \quad \epsilon = \begin{bmatrix} \nu(k+1) \\ \nu(k+s) \end{bmatrix}$$

Y 代表测量向量， ϵ 代表噪声， ϵ 的均值为零，并且具有分块对角协方差矩阵

$$S = \text{diag}[S(i+1)] \quad (13)$$

那么输入量 U 的估计为

$$\hat{U} = (\psi^T S^{-1} \psi)^{-1} \psi^T S^{-1} Y \quad (14)$$

估计的协方差为

$$L = (\psi^T S^{-1} \psi)^{-1} \quad (15)$$

根据(14)式估计输入量，只有当估计 \hat{U} 有统计显著性意义时，估计才被接受，否则认为是由噪声引起的微小起伏，估计没有显著性意义。因此机动检测方法为

$$d(\hat{U}) = \hat{U}^T L^{-1} \hat{U} \underset{\text{非机动}}{\overset{\text{机动}}{\geq}} c \quad (16)$$

式中 c 是检测门限，选择方法为：如果 $U=0$ ，则 $\hat{U} \sim N(0, L)$ 。 \hat{U} 为零均值，协方差矩阵为 L 的正态随机向量。那么 $d(\hat{U})$ 服从 n_u (n_u 代表输入量 U 的维数) 个自由度的 χ^2 分布，给定一定的虚警概率 α ，可从 χ^2 表查到门限 c ，即

$$P\{d(\hat{U}) \geq c\} = \alpha \quad (17)$$

如果机动被检测到，那么状态估计修正如下：

$$\hat{X}^u(k+s+1|k+s) = \hat{X}^*(k+s+1|k+s) + M\hat{U} \quad (18)$$

$$\text{式中} \quad M = \sum_{j=k}^{k+s} \left[\prod_{m=j+1}^{k+s} A_m \right] B \quad (19)$$

修正状态估计的目的是为移去 SKF 由于机动所带来的估计偏差。偏差的移去伴随着协方差的增加，相应地协方差矩阵也应修正为

$$P^u(k+s+1|k+s) = P(k+s+1|k+s) + MLM^T \quad (20)$$

估计协方差的增大，意味着卡尔曼增益提高，以适应目标机动。

IE 算法的基本原理是利用 SKF 输出的新息序列随时估计输入量 U 的大小，并以此

作为机动检测的依据。从前面的分析可以看出, IE 算法存在如下两个问题:

(1) 运算量大。采用(16)式作为机动检测方法, 必须适时地估计 \hat{U} 及协方差矩阵 L , 而 \hat{U} 及 L 的计算量都很大。因此, 即使在非机动状态下, 由于必须监视是否出现机动, 在每一次扫描周期内都必须计算 \hat{U} 及 L , 耗费了大量的运算时间。

(2) 利用 \hat{U} 进行机动检测。由于估计 U 所能利用的数据窗口长度, s 不能太大, 使得 \hat{U} 的误差较大, 检测器的性能较差。如果门限选择过低, 虚警过多, 将频繁地修正状态估计, 降低了非机动段的性能。反之, 抬高门限, 将使机动反应迟钝, 机动段的性能下降。

1.2 修正的输入估计(MIE)算法

为了克服以上两个问题, 本文提出一种修正输入估计(MIE)算法。MIE 算法与 IE 算法的主要区别在于机动检测, MIE 算法的机动检测不是根据 U 的估计, 而是直接利用 SKF 输出的新息序列 ν^* 采用衰减记忆平均检测器进行的, 设

$$\rho(k+s) = \nu^{*T}(k+s)S^{-1}(k+s)\nu^*(k+s) \quad (21)$$

$$g(k+s) = \alpha g(k+s-1)\rho(k+s) \quad 0 < \alpha < 1 \quad (22)$$

如果 $g(k+s) \geq c$, 则认为目标从 k 开始发生机动, 其中 $s=(1-\alpha)^{-1}$, 检测到机动后, 利用(14)式估计 U , 而用(18)~(20)式修正状态估计与协方差矩阵。这种方法由于直接利用新息进行机动检测, 因此在非机动段省去了大量的计算 \hat{U} 的时间。另外采用衰减记忆平均检测器进行机动检测, 检测的可靠性高, 检测性能好。

MIE 滤波器的工作原理为: 首先用 SKF 估计目标的状态, 利用 SKF 输出的新息序列及(21)、(22)式进行机动检测; 如果检测到机动, 则用(14)式估计 U , 并且用(18)~(20)式修正状态估计与协方差矩阵。否则继续用 SKF 估计目标的状态。

2 自适应 $\alpha-\beta$ 算法

在实际应用中, 特别是在多目标跟踪环境, 采用 IE 算法, VD 算法甚至 MIE 算法, 往往由于运算量大而满足不了实时处理的要求, 为此, 本文提出一种自适应 $\alpha-\beta$ 算法。

常规的变系数 $\alpha-\beta$ 算法为 ($k \geq 2$)

$$\alpha_k = \frac{2(2k+1)}{(k+1)(k+2)} \quad (23)$$

$$\beta_k = \frac{6}{(k+1)(k+2)} \quad (24)$$

实际上它是当模型(1)中 $U=0$ 、驱动噪声协方差为零且测量误差协方差矩阵 R 为对角阵时的卡尔曼滤波器。当目标航线为匀速直线运动航线时, 它是最优滤波器。但是当目标机动时, 常规的 $\alpha-\beta$ 滤波器会发散, 为此必须采用自适应的方法对 α_k 、 β_k 进行修正。

自适应 $\alpha-\beta$ 算法由常规的变系数 $\alpha-\beta$ 算法、机动检测与系数修正三部分构成。且 x 、 y 两个坐标分量采用两个独立的自适应 $\alpha-\beta$ 滤波器。在下面的分析中, 只分析其中一个分量, 且不指明是哪个分量, 另一分量的结果是完全相同的。

通常情况下, 用常规的 $\alpha-\beta$ 算法估计目标的状态, α 、 β 系数由(23)、(24)式确定。用一机动检测器监视机动, 由于在目标作匀速直线运动时, 常规 $\alpha-\beta$ 滤波器输出的新息

序列应该是零均值高斯白噪声序列。如果输出的新息不是零均值高斯白噪声，则认为目标作机动运动，比如目标作恒加速运动。因此机动检测问题等价于一个零均值高斯白噪声中直流分量的检测问题。可采用如下检测方法：

$$|\tilde{Z}(k)| \underset{\text{非机动}}{\overset{\text{机动}}{\geq}} c \sqrt{s(k)} \quad (25)$$

$$s(k) = E[\tilde{Z}^2(k)] = p_{11}(k/k-1) + \sigma^2 \quad (26)$$

其中 $\tilde{Z}(k)$ 代表新息， $s(k)$ 是 $\tilde{Z}(k)$ 的方差， σ^2 为测量误差方差。 $p_{11}(k/k-1)$ 代表位置预测方差， c 为常数，它由给定的虚警概率来确定。因为

$$\alpha_k = \frac{p_{11}(k/k-1)}{p_{11}(k/k-1) + \sigma^2} \quad (27)$$

所以

$$s(k) = \frac{\sigma^2}{(1 - \alpha_k)} = \frac{(k+1)(k+2)}{k(k-1)} \sigma^2 \quad (28)$$

因此，机动检测方法为

$$|\tilde{Z}(k)| \underset{\text{非机动}}{\overset{\text{机动}}{\geq}} c\sigma \sqrt{\frac{(k+1)(k+2)}{k(k-1)}} \quad (29)$$

系数修正方法：如果在第 kT 时刻检测到机动，那么立即修正 k 为 k^* ，使得

$$|\tilde{Z}(k)| = c\sigma \sqrt{\frac{(k^*+1)(k^*+2)}{k^*(k^*-1)}} \quad (30)$$

由此可得

$$k^* = \frac{A+3 - \sqrt{A^2+14A+1}}{2(A-1)} \quad (31)$$

其中

$$A = \frac{|\tilde{Z}(k)|}{(c\sigma)^2}$$

相应地， α_k 、 β_k 修正为 α_k^* 、 β_k^* ，在下次扫描时， α 、 β 参数仍按(23)、(24)式选择，只是 k 变为 k^*+1 ，而不是 $k+1$ 。

自适应 α - β 算法与其它几种算法相比，运算量与存贮量都大大减少。尽管机动段性能稍低于其它几种算法，但非机动段性能相当。

3 算法模拟

采用 Monte-carlo 方法来模拟算法的性能，模拟目标航线如下：

假定目标在 $t=400$ 秒前在平面上作恒速直线运动，在 $t=400$ 秒开始作 90° 的慢转弯，经过 200 秒后完成第一个转弯，然后继续作恒速运动，第二次 90° 快转弯从 $t=610$ 秒开始， $t=660$ 秒结束，之后目标作恒速运动。目标起始条件为 $x(0)=[2000 \ 0 \ 10000 \ -15]^T$ ，其中目标位置与速度的单位分别为米和米/秒。慢转弯的加速度输入为 $U_x=U_y=0.075$ 米/秒²， $400 \text{ 秒} \leq t \leq 600 \text{ 秒}$ ，快转弯加速度输入为： $U_x=U_y=0.3$ 米/秒²， $610 \text{ 秒} \leq t \leq 660 \text{ 秒}$ 。

为了便于比较，不仅模拟了 MIE，自适应 α - β 算法，而且还模拟了 IE、VD、IMM 算法。模拟时几种算法都采用相同的随机数，Monte-carlo 循环次数为 50 次。各种算法

参数的选择如下：

- (1) IE 算法； $c=0.92$ 。
- (2) MIE 算法； $c=18.3$ 。
- (3) 自适应 $\alpha-\beta$ 算法； $c=2.15$ 。
- (4) VD 算法：机动检测门限为 18.3，退出机动判决门限为 9.49。

(5) IMM 算法：假定有两个模型，第一个模型为没有驱动噪声的二阶模型 ($Q_1=0$)，第二个模型为驱动噪声强度为 $Q_2=0.0144$ 的三阶模型。模拟性能曲线如图 1~5 所示。从模拟性能曲线可见，除 IMM 算法外，其它几种算法在非机动段的跟踪性能基本相同，这是因为非机动模型都采用二阶模型，并且都采用对应于二阶模型的简单卡尔曼滤波器(变系数的 $\alpha-\beta$ 滤波器等价于简单卡尔曼滤波器)。对于机动段的性能，IE、MIE 及 VD 三种算法基本相同，自适应 $\alpha-\beta$ 算法稍差。尽管 IMM 算法的非机动段的性能不如其它几种算法，但是机动段性能明显优于其它几种算法。从所要求的运算量与存储量来看，自适应 $\alpha-\beta$ 算法运算量与存储量大大低于其它几种算法。MIE 与 VD 算法运算量相当，略低于 IE 算法，所需存储量基本相同。但是 VD 算法机动时采用三阶模型，运算量大于非机动段，使得处理负载不连续。IMM 算法运算量与存储量都较其它算法为大，但是 IMM 算法的并行性很高，便于采用并行处理机实现。

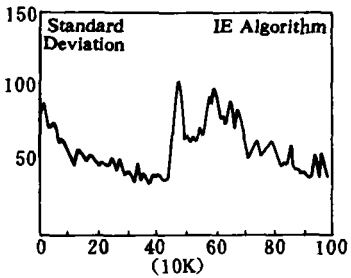


图 1

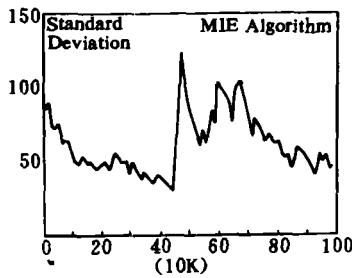


图 2

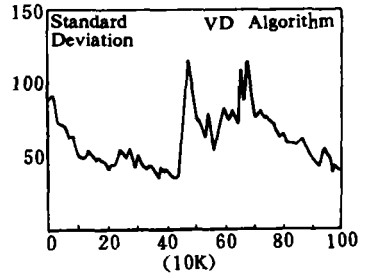


图 3

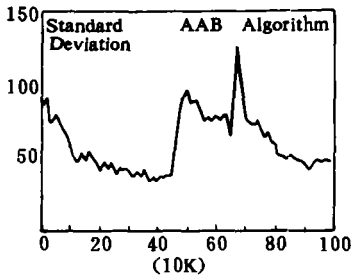


图 4

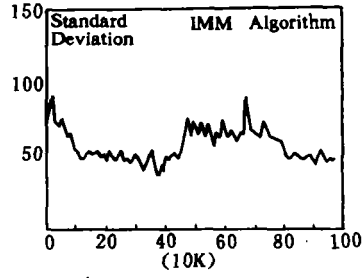


图 5

4 结束语

本文对机动目标跟踪算法进行了探讨,提出了修正的输入估计(MIE)和自适应 $\alpha-\beta$ 两种新算法,并且给出了两种算法的详细推导过程及几种典型算法的模拟分析与比较结果。作者认为,在实际应用时,由于输入估计算法、VD算法、IMM算法运算量比较大,难以满足实时处理的要求,因此采用自适应 $\alpha-\beta$ 算法较为合适,可作为多目标环境下的实时跟踪滤波器。

参 考 文 献

- 1 Singer R A. Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets. IEEE, 1970, AES-6
- 2 Chan Y T, Hu A G C and Plant J B. A Kalman Filter Based Tracking Scheme With Input Estimation. IEEE, 1979, AES-15
- 3 Bar-Shalom Y, Birmiwal K. Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking IEEE 1982, AES-18
- 4 Bar-Shalom Y, Chang K C. Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus the Interaction Multiple Model Algorithm. IEEE, 1989, AES-25
- 5 Bar-Shalom Y and Fortman T. Tracking and Data Association. New York: Academic Press, 1988

Studies of Algorithms for Maneuvering Target Tracking

Luo Pengfei

(Department of Electronic Technology)

Abstract

Maneuvering target tracking is an important problem in radar data processing. Several algorithms such as Singer, IE, VD, and IMM algorithms have been studied in the last few years and have been summerized in this paper. The real time constrains have to be considered in application. This paper presents a modified input estimstion(MIE) algorithm and an adaptive $\alpha-\beta$ algorithm. Both algorithms require a minimum amount of computation. Computer simulation studies have shown the effectiveness of the two algorithms in tracking maneuvering targets.

Key words radar, data processing, Kalman filtering, tracking