第 12 卷第 4 期　　空 军 工 程 大 学 学 报(自然科学版)　　Vol. 12　No. 4
2011 年 8 月　　JOURNAL OF AIR FORCE ENGINEERING UNIVERSITY(NATURAL SCIENCE EDITION)　　Aug. 2011

一种改进的变结构交互多模型被动跟踪算法

王占磊[1]，　张建业[2]，　张　鹏[1]，　程洪炳[1]
(1. 空军工程大学工程学院,陕西　西安　710038;　2. 空军工程大学科研部,陕西　西安　710051)

摘要　针对干扰环境下跟踪机动目标时常常无法获得距离信息的问题,提出了一种新的被动跟踪算法对目标进行精确的跟踪定位。算法针对被动跟踪中状态与量测之间存在的非线性关系,首先采用最小二乘原理对角度量测进行预处理,然后以预处理结果作为输入,进行交互多模型滤波,从而减小非线性量测方程的线性化过程带来的误差。然而,交互多模型滤波中所采用的固定结构模型集并不能保证跟踪精度,为解决这一问题,算法引入序列似然比检测对模型集进行调整,使模型对不同的目标机动模式有更强的自适应能力,从而减小模型之间的竞争,确保跟踪效果。为了验证新算法的有效性,在相同实验条件下,用 2 种算法分别对同一设定轨迹进行仿真估计,结果表明,新算法可以进一步提高跟踪精度。

关键词　被动跟踪算法;最小二乘;交互多模型;变结构;序列似然比
DOI　10. 3969/j. issn. 1009 -3516. 2011. 04. 005
中图分类号　TN957　　**文献标识码**　A　　**文章编号**　1009 -3516(2011)04 -0018 -05

在复杂环境下对机动目标进行跟踪[1],常采用多站测角被动跟踪算法,而算法中目标的状态与角度量测之间存在非线性关系。现有的方法主要是对其进行线性化,但线性化过程会带来滤波精度的下降,甚至会产生滤波发散而丢失目标。利用最小二乘原理对目标进行交叉定位,可以较好地解决非线性量测方程的线性化过程带来的误差[2]。

同时,由于单模型不能很好地描述目标的运动,人们提出了交互多模型(Interacting Multiple Model, IMM)算法,并在目标跟踪中取得了成功[3-4]。然而,IMM 算法是一种基于固定模型集的算法,需要大量的模型来保证跟踪精度,而庞大的模型集不仅会导致计算量巨大,过于细化的模型空间也可能破坏贝叶斯推理要求模型间独立的要求,不一定能改善跟踪性能[5-6]。为了解决这一问题,1992 年 X R Li 在文献[7]中提出了变结构的思想:通过对量测信息以及一些验前和验后信息的融合,任何时刻使用的模型集合通过自适应过程确定。目前已提出的模型集自适应方法主要有:模型组切换[8]、可能模型集[9]以及自适应或期望模式修正等。本文在模型组切换自适应机制中,引入了序列似然比检测(Sequential Likelihood Ratio Test, SLRT),进行标准的模型集切换,以实现自适应功能[10-11]。

综上,本文提出基于最小二乘的变结构交互多模型(Least Squares - Variable Structure Interacting Multiple Model, LS - VSIMM)被动跟踪算法,算法首先采用最小二乘法对目标位置进行粗估计,然后在自适应 IMM 的框架下进行线性卡尔曼滤波,从而得到最终估计。

1　LS - VSIMM 算法

每个观测站测得目标的俯仰角和方位角可确定一条定位线,在没有量测误差的情况下,所有定位线的公

* 收稿日期:2010 -12 -14
基金项目:国家部委基金资助项目(9140A27020308JB3201);航空科学基金资助项目(20100818017)
作者简介:王占磊(1987 -),男,河南安阳人,硕士生,主要从事多源信息融合技术研究.
E -mail:505789661@163. com

共交点即目标位置。但实际情况下存在量测误差,使这些定位线不一定交于一点。由最小二乘法原理,可以认为与每条定位线距离的和最短的点就是目标的位置估计。将 LS 得到的目标位置估计值作为卡尔曼滤波的伪量测,进行 IMM 滤波,可使目标的状态与目标的伪量测之间转化为线性关系。

模型集自适应是一个决策问题,可以根据统计学假设检验来公式化表示。在实际中,假设检验的解决方案可能是序列的或者非序列的。由于观测是序列可用的,且在相同决策错误率情况下序列检测比非序列检测快得多,同时序列检测不需要事先确定样本的大小,所以引入序列似然比进行模式检测,来实现模型集的自适应。每一时刻选定的模型集对应一组状态估计器,对每个估计器分别进行卡尔曼滤波,并对估计值进行加权组合可以得到最优的估计。

1.1　基于多站测角的 LS 法

每个观测站 $i(i=1,2,\cdots,N)$ 测得的俯仰角 α_i 和方位角 β_i 可确定一条定位线,设 L_i 表示由观测站 i 得到的定位线,$T(x_T,y_T,z_T)$ 是目标的位置,则定位线 L_i 的公式为:

$$\frac{x-x_i}{a_i}=\frac{y-y_i}{b_i}=\frac{z-z_i}{c_i} \tag{1}$$

式中:(x_i,y_i,z_i) 为观测站 i 的坐标;(a_i,b_i,c_i) 为定位线 L_i 的方向余弦,分别为:

$$a_i=\sin\alpha_i\cos\beta_i,\ b_i=\sin\alpha_i\sin\beta_i,\ c_i=\cos\alpha_i \tag{2}$$

由几何关系并经过一定的数学变换,可得到目标相对于 N 条定位线的距离的平方和 d,分别令 $\frac{\partial d}{x_T}=0$、$\frac{\partial d}{y_T}=0$、$\frac{\partial d}{z_T}=0$,可得目标位置的最小二乘估计值如下:

$$\begin{aligned} \hat{x_T}&=(EMN+FRS+TRG-GMS-TFN-R^2E)/D;\\ \hat{y_T}&=(LFN+TGS+ERS-S^2F-GRL-TEN)/D;\\ \hat{z_T}&=(LMG+TRE+TFS-SME-RFL-T^2G)/D \end{aligned} \tag{3}$$

式中 $D=LMN+2TRS-S^2M-R^2L-T^2N$,其余各参数分别为:$L=\sum_{i=1}^{N}(b_i^2+c_i^2)$;$M=\sum_{i=1}^{N}(c_i^2+a_i^2)$;$N=\sum_{i=1}^{N}(b_i^2+a_i^2)$;$R=-\sum_{i=1}^{N}b_ic_i$;$S=-\sum_{i=1}^{N}a_ic_i$;$T=-\sum_{i=1}^{N}b_ia_i$;$E=\sum_{i=1}^{N}[(b_i^2+c_i^2)x_i-b_ia_iy_i-a_ic_iz_i]$;$F=\sum_{i=1}^{N}[(a_i^2+c_i^2)y_i-b_ia_ix_i-b_ic_iz_i]$;$G=\sum_{i=1}^{N}[(b_i^2+a_i^2)z_i-c_ia_ix_i-b_ic_iy_i]$。同理,可求得目标估计位置的方差 $\sigma_{x_T}^2,\sigma_{y_T}^2$ 和 $\sigma_{z_T}^2$。

1.2　IMM 算法

假定 k 时刻目标运动模型集为 M_j,若 $\forall j\in M_j$,各模型的状态方程和观测方程可表示为:

$$\boldsymbol{X}(k+1)=\varphi_j(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{v}_j(k);\ \boldsymbol{Z}(k)=\boldsymbol{H}_j(k)\boldsymbol{X}(k)+\boldsymbol{w}_j(k) \tag{4}$$

式中:$\varphi_j(k)$ 是第 j 个模型的状态转移阵;$\boldsymbol{v}_j$ 与 $\boldsymbol{w}_j$ 为相互独立的状态噪声和观测噪声,且均值分别为 $\bar{\boldsymbol{v}_j}$ 和 $\bar{\boldsymbol{w}_j}$ 协方差矩阵为 $\boldsymbol{Q}_j$ 和 $\boldsymbol{R}_j$。各模型之间的转移概率由马尔可夫概率转移矩阵 π 确定,其中的元素 π_{ij} 表示目标由第 i 个运动模型转移到第 j 个运动模型的概率。在该算法中,需将 IMM 算法中的观测噪声方差 R 用最小二乘估计得到的估计误差的方差替代。

对于 $\forall i,j\in M$,下面给出 IMM 算法的一个递推循环:

1) 模型条件重初始化:

$$\mu_{ij}(k-1/k-1)=\pi_{ij}\mu_i(k-1)/\bar{c_j},\ \bar{c_j}=\sum_i\pi_{ij}\mu_i(k-1);$$

$$\boldsymbol{X}_{j0}(k-1/k-1)=\sum_i\boldsymbol{X}_i(k-1/k-1)\mu_{ij}(k-1/k-1);$$

$$\boldsymbol{P}_{j0}(k-1/k-1)=\sum_i\{\boldsymbol{P}_i(k-1/k-1)+[\boldsymbol{X}_i(k-1/k-1)-\boldsymbol{X}_{j0}(k-1/k-1)][\boldsymbol{X}_i(k-1/k-1)-\boldsymbol{X}_{j0}(k-1/k-1)]^{\mathrm{T}}\}\mu_{ij}(k-1/k-1)$$

式中:$\mu_{i/j}(k-1/k-1)$ 为混合概率;$\bar{c_j}$ 为规范化系数。

2) 模型条件滤波及模型概率更新:

$\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k-1)=\varphi_j(k-1)\hat{\boldsymbol{X}}_{j0}(k-1/k-1)+\bar{\boldsymbol{v}}_j(k-1)$;

$\boldsymbol{P}_j(k/k-1)=\varphi_j(k-1)\boldsymbol{P}_{j0}(k-1/k-1)\varphi_j^{\mathrm{T}}(k-1)+\boldsymbol{Q}_j(k-1)$;

$\boldsymbol{r}_j(k)=\boldsymbol{Z}(k)-\boldsymbol{H}_j(k)\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k-1)$;$\boldsymbol{S}_j(k)=\boldsymbol{H}_j\boldsymbol{P}_j(k/k-1)\boldsymbol{H}_j^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{R}_j(k)$;

$\Lambda_j(k)=|2\pi\boldsymbol{S}_j(k)|^{-1/2}\exp\left[-\frac{1}{2}\boldsymbol{r}_j(k)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{S}_j(k)^{-1}\boldsymbol{r}_j(k)\right]$;$\boldsymbol{K}_j(k)=\boldsymbol{P}_j(k/k-1)\boldsymbol{H}_j^{\mathrm{T}}(k)\boldsymbol{S}_j^{-1}(k)$;

$\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k)=\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k-1)+\boldsymbol{K}_j(k)\boldsymbol{r}_j(k)$;$\boldsymbol{P}_j(k/k)=\boldsymbol{P}_j(k/k-1)-\boldsymbol{K}_j(k)\boldsymbol{S}_j(k)\boldsymbol{K}_j^{\mathrm{T}}(k)$;

$\mu_j(k)=\Lambda_j(k)\bar{c}_j/c,\ c=\sum_j\Lambda_j(k)\bar{c}_j$

式中:$\Lambda_j(k)$ 为可能性函数;$\mu_j(k)$ 为模型更新概率;c 为归一化系数。

3) 估计融合:

$$\hat{\boldsymbol{X}}(k/k)=\sum_j\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k)\mu_j(k),\ \boldsymbol{P}(k/k)=\sum_j\{\boldsymbol{P}_j(k/k)+[\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k)-\hat{\boldsymbol{X}}(k/k)][\hat{\boldsymbol{X}}_j(k/k)-\hat{\boldsymbol{X}}(k/k)]^{\mathrm{T}}\}\mu_j(k)$$

1.3 基于 SLRT 的模型集自适应

设 M_j 为 k 时刻系统所选用的模型集,M_j 的边缘似然为集合中每个模型边缘似然和预测概率的乘积的和,即 M_j 的边缘似然为:

$$L_k^{M_j}=p[\tilde{z}_k\mid s\in M_j,z^{k-1}]=\sum_{m_j\in M_j}p[\tilde{z}_k\mid s=m_j,z^{k-1}]p[s=m_j\mid s\in M_j,z^{k-1}]=\sum_{m_j\in M_j}\Lambda_j(k)\bar{c}_j \tag{5}$$

式中:$\tilde{z}$ 为测量残差;s 是检验周期内起作用的模式。在残差序列为白色的情况下,模型集 M_i 和 M_j 的联合似然比等于模型集合边缘似然比的乘积,即模型集的联合似然比可表示为:

$$R_a^k=\frac{L_{M_i}^k}{L_{M_j}^k}=\prod_{k_0\leqslant k'\leqslant k}\frac{L_{k'}^{M_i}}{L_{k'}^{M_j}} \tag{6}$$

式中 k_0 是检测起始时间。

以 2 个模型集为例,一个周期的模型集自适应包括以下步骤:

1)根据目标的先验信息,建立模型集 M_a 和 M_b,通常 M_a 和 M_b 所包含的模型有较大差异,M_a 和 M_b 的并集记为 M';

2)运行 MM 算法得到每个模型的边缘似然和预测概率,然后由式(5)、(6)得到模型集的联合似然比 R_a^k;

3)通过模型集自适应算法的调整,并利用误差概率,给出门限值 A 和 B 如下:$A=\frac{f}{1-g}$,$B=\frac{1-f}{g}$。其中,g 为当模式属于 M_a 时选择 M_b 的先验概率的极值,f 为当模式属于时 M_b 时选择 M_a 的先验概率的极值通常 g、f 取 5% 或 10%。当 $R_a^k\geqslant B$ 时选择模型集合 M_a;当 $R_a^k\leqslant A$ 时选择模型集合 M_b;两者都不符合时选择总模型集合 M',并利用更多的观测继续检验。

1.4 LS-VSIMM 算法流程

综上,LS-VSIMM 算法的步骤可归纳如下:

步骤 1 首先基于最小二乘原理,对目标角度测量值进行融合估计,得到目标位置估计值;

步骤 2 将**步骤 1** 中估计出的目标位置作为新的量测输入,并运行 MM 估计器,求出每个模型的边缘似然和预测概率;

步骤 3 引入序列似然比进行模式检测,即通过比较这些模型集的似然来选择最优模型集,在每个时刻选出一个最适合目标运动状态的模型集;

步骤 4 利用**步骤 3** 中选择出来的模型集,运行 IMM 算法进行经典的线性卡尔曼滤波,得到最终融合估计。

2 仿真结果

在笛卡儿坐标系中,设目标的状态向量为 $\boldsymbol{X}_k=[x_k,y_k,z_k,\dot{x}_k,\dot{y}_k,\dot{z}_k]^{\mathrm{T}}$,其中$(x_k,y_k,z_k)$、$(\dot{x}_k,\dot{y}_k,\dot{z}_k)$分别表

示目标在 k 时刻的位置和速度。假定 3 个观测站的位置分别为(3 km,0,0)、(0,-4 km,0)、(0,4 km,0)。角度测量误差标准差为 0.1 mrad。

设目标在固定高度上做平行于水平面的机动飞行,运动航迹设置如下:目标起始位置为[4 km,8 km,3 km],初始速度为[160 m/s,240 m/s,0],采样间隔 $t=1$ s。(1-20)s 作匀速直飞;(21-40)s 以转弯速率为 7.46°/s 右转弯;(41-60)s 作匀速直飞;(61-80)s 以转弯速率为 7.46°/s 左转弯;(81-100)s 作匀速直飞。目标的飞行轨迹见图 1。

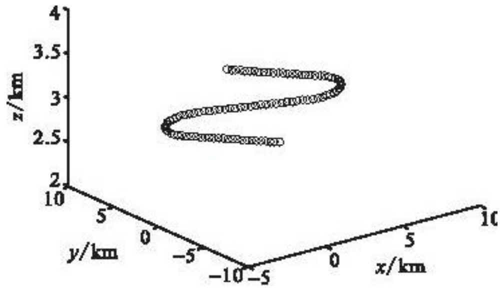

图 1　目标轨迹

Fig. 1　Target track

模型集合 M_1 包含恒速率模型,恒速率转弯模型($\omega=7.46°/s$);模型集合 M_2 包含恒速率模型,恒速率转弯模型($\omega=-7.46°/s$);模型集合 M 为 M_1 和 M_2 的并集。匀速运动模型对应的状态转移矩阵 φ、状态噪声协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}$,恒速率转弯模型对应的状态转移矩阵 φ' 分别如下:

$$\varphi=\begin{bmatrix}1&0&0&t&0&0\\0&1&0&0&t&0\\0&0&1&0&0&t\\0&0&0&1&0&0\\0&0&0&0&1&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix},\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}\frac{1}{4}t^4&0&0&\frac{1}{2}t^3&0&0\\0&\frac{1}{4}t^4&0&0&\frac{1}{2}t^3&0\\0&0&\frac{1}{4}t^4&0&0&\frac{1}{2}t^3\\\frac{1}{2}t^3&0&0&t^2&0&0\\0&\frac{1}{2}t^3&0&0&t^2&0\\0&0&\frac{1}{2}t^3&0&0&t^2\end{bmatrix}\sigma_v^2,\ \varphi'=\begin{bmatrix}1&0&0&\frac{\sin(\omega t)}{\omega}&\frac{\cos(\omega t)-1}{\omega}&0\\0&1&0&\frac{1-\cos(\omega t)}{\omega}&\frac{\sin(\omega t)}{\omega}&0\\0&0&1&0&0&1\\0&0&0&\cos(\omega t)&-\sin(\omega t)&0\\0&0&0&\sin(\omega t)&\cos(\omega t)&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix}$$

其中 σ_v 为模型状态噪声根方差;ω 为转弯速率,$\omega>0$ 表示逆时针转弯,$\omega<0$ 表示顺时针转弯。恒速率转弯模型状态噪声协方差阵与匀速模型的相同。

在 IMM 算法中,当选用模型集合 M_1 或 M_2 时,模型之间的转移概率矩阵为:$\pi=\begin{bmatrix}0.9&0.1\\0.1&0.9\end{bmatrix}$;当选用模型集合 M 时,模型之间的转移概率矩阵为:$\pi=\begin{bmatrix}0.98&0.01&0.01\\0.2&0.795&0.005\\0.2&0.005&0.795\end{bmatrix}$。

模型集合 M_1、M_2 中 2 个模型的初始概率为 $\mu_1(0)=0.98$,$\mu_2(0)=0.02$;模型集合 M 中 3 个模型的初始概率为:$\mu_1(0)=0.98$,$\mu_2(0)=0.01$,$\mu_3(0)=0.01$。初始方差矩阵 $\boldsymbol{P}(0)=\mathrm{diag}(10^{-6}\times[600\quad 600\quad 600\quad 100\quad 100\quad 100])$。每个模型的状态噪声根方差设为 20 m/s^2。

图 2、图 3 分别为在相同实验条件下,采用相同参数时,基于最小二乘交互多模型(LS-IMM)算法[12]和 LS-VSIMM 算法在 3 个方向上的位置误差。

为了更好地验证 LS-VSIMM 算法的有效性,在相同的实验条件下,采用 Monte-Carlo 方法,将该算法与 LS-IMM 算法进行比较。用 Matlab 软件进行 100 次仿真并进行统计,分别得到 2 种算法位置的均方根误差,见图 4 所示。仿真结果表明,本文提出的 LS-VSIMM 算法均方根误差小于 LS-IMM 算法,目标跟踪精度总体提高了 26.85%。

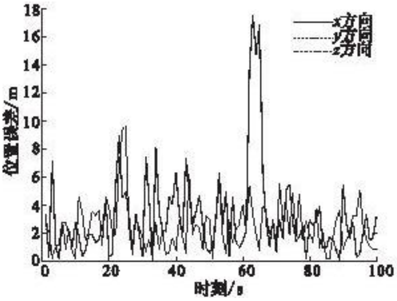

图 2 LS - IMM 位置误差

Fig. 2 Position error of LS - IMM

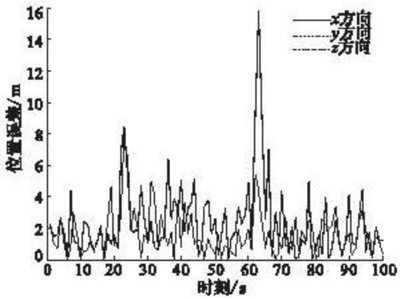

图 3 LS - VSIMM 位置误差

Fig. 3 Position error of LS - VSIMM

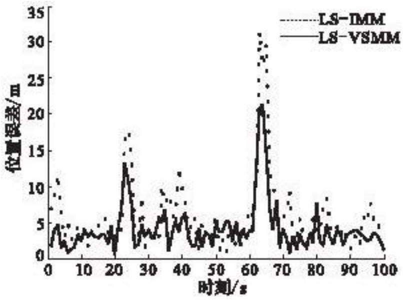

图 4 均方误差

Fig. 4 RMS errors

3 结束语

本文针对干扰环境下被动跟踪存在的一些问题,首先基于最小二乘原理对角度量测进行预处理,然后引入序列似然比检测法以进行模型集自适应,提出了一种新的被动跟踪算法。仿真结果表明,在干扰环境下对机动目标进行被动跟踪时,在不增加模型数量的情况下,新算法拥有更好的跟踪效果。

参考文献:

[1] 盛琥, 杨景曙, 曾芳玲. 一种改进的机动目标跟踪方法[J]. 数据采集与处理, 2009, 24(1):105 - 108.
SHENG Hu, YANG Jingshu, ZENG Fangling. Improved algorithm for maneuvering target tracking[J]. Journal of data acquisition & processing, 2009, 24(1):105 - 108. (in Chinese)

[2] 邱玲,沈振康. 三维纯角度被动跟踪定位的最小二乘 - 卡尔曼滤波算法[J]. 红外与激光工程,2001,30(2):83 - 86.
QIU Ling, SHEN Zhenkang. LS - Kalman algorithm for passive target location and tracking whih bearing - only measurements [J]. Infrared and laser engineering, 2001,30(2):83 - 86. (in Chinese)

[3] Mazor E, Averbuch A, BarShalom Y, et al. Interacting multiple model methodsin target tracking: a survey[J]. IEEE trans on AES,1998, 34(1): 103 - 123.

[4] Blom H A, BarShalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficient[J]. IEEE trans on AC, 1988, 33(8): 780 - 783.

[5] Qu HongQuan, Li ShaoHong. The model set multiple hypotheses IMM algorithm for maneuvering target tracking[C]//International conference on software process. Beijing: Chinese academy of sciences, 2008:2302 - 2305.

[6] 陈晓峰,嵇成新,陈阳. 机动目标跟踪中的多模型算法[J]. 舰船电子对抗, 2008,31(1):85 - 88.
CHEN Xiaofeng, JI Chengxin, CHEN Yang. Multi - model algorithm for maneuvering target tracking[J]. Shipboard electronic counter measure, 2008,31(1):85 - 88. (in Chinese)

[7] Li X R, Shalom Y Bar. Performance prediction of the IMM algorithms[J]. IEEE trans on AES, 1993, 29(3):755 - 770.

[8] Li X R,Zhang X. Multiple - model estimation with variable structure part Ⅲ: Model - group switching algorithm[J]. IEEE trans on AES, 1999, 35(1):225 - 240.

[9] Li X R, Zhang Youmin. Multiple model estimation with variable structure part Ⅴ:likely - model set algorithm[J]. IEEE trans on AES, 2001, 36(2): 448 - 466.

[10] Li X R. Multiple - model estimation with variable structure [J]. IEEE trans on AC, 1996,41(4): 478 - 493.

[11] Li X R. Multiple - model estimation with variable structure - part II: model - set adaptation[J]. IEEE trans on AC, 2000, 45(11): 2047 - 2060.

[12] 宋骊平, 姬红兵. 多站测角的最小二乘交互多模型跟踪算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2008, 35(2): 242 - 247.
SONG Liping, JI Hongbing. Least squares interacting multiple model algorithm for passive multi - sensor maneuvering target tracking[J]. Journal of xidian university:natural science edition, 2008, 35(2):242 - 247. (in Chinese)

(编辑:徐敏)

(下转第 81 页)