机载单站非等间隔轨迹优化滤波模型的研究

陈锦海，郭 实，刘 梅，陈佳慧

（哈尔滨工业大学 电子与信息工程学院，150001 哈尔滨，liumei@hit.edu.cn）

摘 要：针对在机载单站ESM传感器对慢速运动目标跟踪中，由侦收数据率不稳定、可观测性弱及受载机运动轨迹影响导致的定位精度低等问题，提出一种基于漂移瑞利滤波器的非等间隔轨迹优化滤波模型. 该模型通过实时更新采样间隔解决侦收数据不稳定的难题，同时基于位置协方差矩阵迹最小准则，预估计观测平台的最优运动方向，进而避免了由相对位置不当引发的发散问题，提高系统的定位精度. 仿真实验表明在最大采样间隔不同的情况下，该滤波模型能够保持较好的跟踪稳定性，并且收敛速度较快，能够有效减小定位误差.

关键词：无源定位；非等间隔采样；漂移瑞利滤波；轨迹优化

中图分类号：TN971　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：0367－6234(2011)05－0037－06

Research on non-equal interval optimal course filtering model for single airborne observer

CHEN Jin-hai, GUO Shi, LIU Mei, CHEN Jia-hui

(School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, liumei@hit.edu.cn)

Abstract: To solve the problem of low positioning accuracy issue due to trajectory effect of the observer, instable surveillance data receive rate and weak observability during slow moving target tracking by the single-airborne ESM, a course optimizing filtering model under non-equal interval data scenarios based on shifted Rayleigh filter was proposed in this paper, which updated the sampling interval changes in real-time to resolve the problem of instable bearing samplings. It also estimated the optimal movement direction of the observation platform based on the minimum trace of the location covariance matrix, which avoided divergence owing to improper relative position and enhanced positioning accuracy. The simulation results indicate that, in addition to the maintained good tracking stability, the proposed algorithm has fast convergence characteristics, which effectively reduces the positioning error.

Key words: passive location; instable sampling rate; shifted rayleigh filter; optimal course

随着军用电子技术的飞速发展，电子战在现代战争中的地位和作用不断提高，而对敌方辐射源进行无源定位则是电子对抗侦察的1个重要方面. ESM(电子支援设施)作为1种被动传感器，能够通过接收辐射源目标发射的电磁波，获取对方的方位信息，具有作用距离远、隐蔽接收、不易被对方发觉的优点. 利用机载单站ESM平台对慢速目标的无源定位跟踪在具备ESM优点的同时，又兼具机动灵活的特点，有着迫切的应用需求以及较高的作战价值.

在机载单站ESM无源定位系统中，由于无法获取目标的距离信息，只能通过对辐射源目标的角度信息进行数据处理，进而获得辐射源目标的平面位置. 测量信息具有强烈的非线性特性，可观测性差. 现有文献[1－3]提出的方法大多假定滤波器的采样间隔恒定，运用非线性滤波算法对得到的方位角数据进行处理. 而在实际探测中，雷达

收稿日期：2010－01－14.
作者简介：陈锦海(1987—)，男，硕士研究生；
　　刘 梅(1963—)，女，教授，博士生导师.

信号受信噪比等条件的约束,ESM 系统对其侦收并不十分稳定. 同时外界通信的干扰信号等因素也会进一步影响 ESM 对辐射源目标信号的侦收. 其最终结果就是侦收数据率不能保持在 1 个稳定的环境下,存在较大波动,采样数据呈现非等间隔特性. 另一方面文献[4]指出,单站无源定位的可观测性主要依赖于观测平台与目标的相对位置,观测误差存在空间分布的特性. 在目标轨迹不可更改的情况下,观测平台的轨迹对定位精度影响较大[5],对观测平台优化运动轨迹可以提高系统的可观测性. 因此对于单机无源定位系统,着眼于一种非等间隔场景下轨迹优化的滤波算法,就显得十分必要.

漂移瑞利滤波器(SRF)是由 Clark 等[6]于 2007 年提出的一种非常适合于仅有角度信息的非线性滤波方法. SRF 在稳定性以及定位精度等方面都要优于现阶段常用的其他滤波算法[7-8]. 在 SRF 的基础上,本文首次提出一种非等间隔方位角信息下轨迹优化的滤波模型,将变化的采样间隔实时更新,利用 SRF 滤波得到的目标位置以及位置协方差矩阵的迹,预估观测平台最优的运动方向.

1 定位模型

在单站无源定位中,首先通过目标与观测平台的相对位置关系获取方位信息,之后运用融合算法,结合测量信息,估计辐射源目标的位置.

在单 ESM 传感器对慢速运动目标的跟踪过程中,将传感器与目标近似为在同 1 个平面上,以该平面为 $x-y$ 平面建立直角坐标系,其中在某个采样时刻的 ESM 坐标为 (x_0, y_0),该时刻慢速运动目标的位置为(x_T, y_T). α 是该传感器在该时刻测得的目标的方位角. 可知目标方位角与相对位置之间具有如下非线性关系:

$$\alpha = \arctan\frac{x_T - x_0}{y_T - y_0}.$$

相对位置的状态向量定义为 $\boldsymbol{X} = [x \quad y \quad \dot{x} \quad \dot{y}]^T$,选取相对位置,速度作为状态向量,构造观测平台与目标相对运动的离散状态方程如下:

$$\boldsymbol{x}(k+1) = \boldsymbol{F}\boldsymbol{x}(k) + \boldsymbol{u}(k+1 \mid k) + \boldsymbol{w}(k).$$

2 基于漂移瑞利滤波器的非等间隔轨迹优化滤波模型

机载 ESM 传感器如何在处理非等间隔方位角数据的情况下,依然能够实现对辐射源目标精确的定位跟踪,本文提出基于漂移瑞利滤波器的非等间隔轨迹优化滤波模型解决此问题. 一方面漂移瑞利滤波算法具有很强的稳定性,尤其是对于角度变化的极端情况,能够有效收敛,减小定位误差;另一方面,在每个采样时刻预估使下一时刻位置协方差矩阵的迹最小化的观测平台位置,能够随时针对目标的位置做出观测平台轨迹方向的调整,提高系统的可观测性,高效地实施跟踪.

相对于诸如扩展卡尔曼滤波这类的时刻匹配算法,SRF 在假设 $k-1$ 时刻系统状态的条件概率密度服从高斯分布的前提下,通过最新的量测信息更新 k 时刻的条件概率密度,给出确切的条件均值和协方差. 漂移瑞利滤波器引入的唯一近似是在每次测量值更新的最后,确切的后验概率密度由它的时刻匹配高斯概率密度所替代.

SRF 与其他非线性滤波方法的主要区别在于它对测量角度所建立的数学模型,

$$\boldsymbol{B}(k) = \prod[\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}(k) + \boldsymbol{U}_m(k) + \boldsymbol{V}(k)].$$

其中 $\prod$ 表示 n 维向量在单位圆($n=2$)或单位球体($n=3$)上的投影.

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

针对本文涉及的二维平面,获得的量测仅为方位角 $\theta(k)$,则

$$\boldsymbol{B}(k) = [\sin\theta(k) \quad \cos\theta(k)]^T.$$

对于测向数据非等间隔的情况,把单平台观测到的数据按时间顺序由前到后进行排列,设这个排列对应的观测时间为 $t_1, t_2, \cdots, t_{K-1}, t_K, \cdots$,设前一个时刻 t_{K-1} 的滤波估计值为 $\hat{X}(t_{K-1} \mid t_{K-1})$,滤波误差协方差矩阵为 $\boldsymbol{P}(t_{K-1} \mid t_{K-1})$,那么对于 t_K 时刻来说, 状态方程为

$$\boldsymbol{X}(t_K) = \boldsymbol{F}(t_K, t_{K-1})\boldsymbol{X}(t_{K-1}) + \boldsymbol{U}_s(t_{K-1}) + \boldsymbol{W}(t_{K-1}).$$

测量方程为

$$\boldsymbol{B}(t_K) = \prod[\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}(t_K) + \boldsymbol{U}_m(t_K) + \boldsymbol{V}(t_K)].$$

状态转移矩阵为

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_K - t_{K-1} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t_K - t_{K-1} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

过程噪声协方差矩阵为

$$
\boldsymbol{Q} = q \times \begin{bmatrix} \frac{(t_K - t_{K-1})^3}{3} & \frac{(t_K - t_{K-1})^2}{2} & 0 & 0 \\ \frac{(t_K - t_{K-1})^2}{2} & \frac{(t_K - t_{k-1})^3}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & t_K - t_{K-1} & \frac{(t_K - t_{K-1})^2}{2} \\ 0 & 0 & \frac{(t_K - t_{K-1})^2}{2} & t_K - t_{K-1} \end{bmatrix}.
$$

系统已知动态输入向量为

$$
\boldsymbol{U}_{\mathrm{S}}(t_{K-1}) = \begin{bmatrix} X_0(t_K) - X_0(t_{K-1}) - (t_K - t_{K-1}) \times \dot{X}_0(t_{K-1}) \\ Y_0(t_K) - Y_0(t_{K-1}) - (t_K - t_{K-1}) \times \dot{Y}_0(t_{K-1}) \\ \dot{X}_0(t_K) - \dot{X}_0(t_{K-1}) \\ \dot{Y}_0(t_K) - \dot{Y}_0(t_{K-1}) \end{bmatrix}.
$$

SRF 的一般流程见文献[6]，最终得到

$$
\hat{\boldsymbol{X}}(t_K \mid t_K) = [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(t_K)\boldsymbol{H}]\hat{\boldsymbol{X}}(t_K \mid t_{K-1}) - \boldsymbol{K}(t_K)\boldsymbol{U}_{\mathrm{m}}(t_K) + \gamma(t_K)\boldsymbol{K}(t_K)\boldsymbol{B}(t_K),
$$

$$
\boldsymbol{P}(t_K \mid t_K) = [\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}(t_K)\boldsymbol{H}]\boldsymbol{P}(t_K \mid t_{K-1}) + \delta(t_K)\boldsymbol{K}(t_K)\boldsymbol{B}(t_K)\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}(t_K)\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}(t_K).
$$

这样就求得 t_K 时刻目标与观测平台的相对位置. 在滤波过程中，滤波位置协方差矩阵的迹反映了位置估计误差的大小. 如果机载 ESM 平台朝向某一运动方向运动，能够使得滤波位置协方差矩阵的迹最小，这说明观测平台朝该方向运动能获得较高的定位跟踪精度.

为了使问题分析更为直观，用 E_{GDOP}（误差几何稀释度）描述定位精度. $E_{\mathrm{GDOP}}(t_K)$ 反映了在 t_K 时刻观测平台对运动目标的位置定位误差大小，其数学表达式为 $E_{\mathrm{GDOP}}(t_K) = tr\sqrt{\boldsymbol{P}(t_K \mid t_K)}$. 在估计出目标位置后自适应 优化轨迹的目的，就是使在观测平台的运行方向满足 $k+1$ 时刻时 E_{GDOP} 值最小化，实现跟踪定位与轨迹优化的同步.

由于在实际的方位角非等间隔场景中，下 1 个数据的采样时刻是未知的. 因此在优化过程中，尽量将时间间隔取大，这样观测平台在向 $k+1$ 时刻理想位置的运动过程中，一旦接收到新的方位角测量值，可以进行新一轮的滤波过程. 下面结合漂移瑞利滤波器，推导 $E_{\mathrm{GDOP}}(k+1)$ 的表达式.

对 $\boldsymbol{P}(k+1 \mid k)$ 做正交变换，可以得到

$$
\boldsymbol{P}(k+1 \mid k) = U\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}U^{-1},
$$

对当前的坐标轴平面做坐标轴变换，使

$$
\boldsymbol{P}'(k+1 \mid k) = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix},
$$

相应地

$$
\boldsymbol{B}'(k+1) = \begin{bmatrix} \sin\beta'(k+1) \\ \cos\beta'(k+1) \end{bmatrix}.
$$

图 1 是 1 个新坐标系下相邻时刻观测平台与目标的平面位置图，其中由于慢速目标的速度远小于机载 ESM 平台的速度，故短时间内可以忽略不计，认为其在这 2 个时刻间相对静止. 而观测平台在 T 时刻后的位置，则在以当前位置为圆心的圆周上.

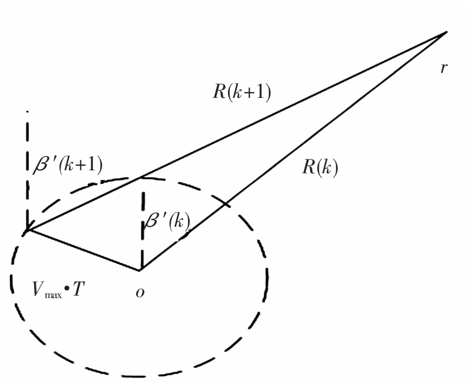

图 1　转换后坐标系下相邻时刻观测平台与目标的平面位置

由图 1 的几何关系，可以得到

$$
\cos[\beta'(k+1) - \beta'(k)] = \frac{R^2(k+1) + R^2(k) - (V_{\mathrm{MAX}} \times T)^2}{2R(k+1)R(k)}. \quad (1)
$$

在新坐标系下对 $\boldsymbol{P}'(k+1 \mid k+1)$ 的推导过程中，分别设

$$
A = \frac{[\sin\beta'(k+1)]^2}{\sigma_1^2 + \sigma_\beta^2[R^2(k+1) + \sigma_1^2 + \sigma_2^2]} + \frac{[\cos\beta'(k+1)]^2}{\sigma_2^2 + \sigma_\beta^2[R^2(k+1) + \sigma_1^2 + \sigma_2^2]}.
$$

$$
\delta'(k) = A^{-1}\{2 + R(k+1)A^{\frac{1}{2}}\rho_2[R(k+1)A^{\frac{1}{2}}] - \rho_2^2[R(k+1)A^{\frac{1}{2}}]\}.
$$

令：

$$\Delta_1 = \frac{\sigma_1^2\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]+\delta(k)\sigma_1^4[\sin\beta'(k+1)]^2}{\{\sigma_1^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}^2},$$

$$\Delta_2 = \frac{\delta(k)\sigma_1^2\sigma_2^2\sin\beta'(k+1)\cos\beta'(k+1)}{\{\sigma_1^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}\{\sigma_2^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}},$$

$$\Delta_3 = \frac{\delta(k)\sigma_1^2\sigma_2^2\sin\beta'(k+1)\cos\beta'(k+1)}{\{\sigma_2^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}\{\sigma_1^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}},$$

$$\Delta_4 = \frac{\sigma_2^2\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]+\delta(k)\sigma_2^4[\sin\beta'(k+1)]^2}{\{\sigma_2^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}^2}.$$

经整理得

$$\boldsymbol{P}'(k+1\mid k+1) = \begin{bmatrix} \Delta_1 & \Delta_2 \\ \Delta_3 & \Delta_4 \end{bmatrix}.$$

由于$\boldsymbol{P}(k+1\mid k+1)$同样是由$\boldsymbol{P}'(k+1\mid k+1)$正交变换得到的,而矩阵的迹是不随正交变化而改变的,因此

$$E_{\mathrm{GDOP}}(k+1)^2 = \frac{\sigma_1^2\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]+\delta(k)\sigma_1^4[\sin\beta'(k+1)]^2}{\{\sigma_1^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}^2} + \frac{\sigma_2^2\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]+\delta(k)\sigma_2^4[\sin\beta'(k+1)]^2}{\{\sigma_2^2+\sigma_\beta^2[R^2(k+1)+\sigma_1^2+\sigma_2^2]\}^2}.$$

在$E_{\mathrm{GDOP}}(k+1)$的求解式中,σ_1^2、σ_2^2、$R(k)$、σ_β^2均已知,式(1)的约束条件$\beta'(k+1)$可由其他参量表示出来,将这些参量代入E_{GDOP}表达式中,就成为1个单变量的非线性最优化问题,求在$k+1$时刻,使E_{GDOP}值最小的$R(k+1)$,又受约束条件$R(k+1)$在$[R(k)-(V_{\mathrm{MAX}}\times T), R(k)+(V_{\mathrm{MAX}}\times T)]$范围内. 通过求解受约束的非线性单变量函数的最小值,可以得到$R(k+1)$,继而由式(1)求出$\beta'(k+1)$. 再反方向旋转坐标系可以得到$\beta(k+1)$,这样就可以得到$k+1$时刻的观测平台与目标优化后的相对位置.

综上所述,整个滤波模型的具体操作分为以下4部分:1) 初始化,估计出目标最初的位置,将相对位置作为初值代入滤波器; 2) 通过针对非等间隔采样的漂移瑞利滤波算法得出K时刻的目标与观测平台的相对位置; 3) 运用通过漂移瑞利滤波器的位置协方差矩阵推得的E_{GDOP}表达式,得出T时刻后的观测平台最优位置,并依此方向运动; 4) 在运动过程中,获得新的方位角测量值,$k=k+1$,执行新一轮的滤波. 其中2)、3)、4) 步循环执行.

3　仿真实验与性能分析

3.1　仿真实验环境

为了验证上述模型的有效性,分别应用本文提出的模型与普通的非等间隔漂移瑞利滤波算法进行仿真. 仿真时间为300 s,共分为3个仿真场景:仿真场景1的最大采样间隔为4 s,在300 s的时间内共采样133个数据;仿真场景2的最大采样间隔为8 s,在300 s的时间内共采样66个数据;仿真场景3的最大采样间隔为12 s,在300 s的时间内共采样51个数据. 每个仿真场景的目标运动轨迹相同,作为比较的观测平台轨迹采用文献[9]介绍的Z字形轨迹. 机载ESM的初始状态为[0 m　0 m　0 m/s　200 m/s],在以后的自适应运动过程中,速度也一直保持在200 m/s. 两条观测平台的Z字形轨迹如图2所示,为了便于对结果进行比较,两条Z字形轨迹的形状相同,但位置不同,其中第1条的最初运行轨迹与需要优化的轨迹相同. 第1条Z字形轨迹的初始位置为[0 m　0 m],在1~100 s内,以[200 m/s　0 m/s]的速度运动,101 ~ 200 s内,速度保持在[0 m/s　200 m/s],201 ~ 299 s内,继续以[200 m/s　0 m/s]的速度运动. 第二条Z字形轨迹的初始位置为[0 m　0 m],在1~100 s内,以200 m/s的速度匀速沿X轴正方向运动,101~200 s内,速度保持在[0 m/s　−200 m/s],201~299 s内,继续以200 m/s的速度匀速沿X轴正方向运动. 辐射源目标的初始状态为[40 000 m　60 000 m　20 m/s　0 m/s],在仿真时间内一直保持以20 m/s的速度匀速向X轴正方向运动. 为了获得较为精确的初始状态估计,本文使用文献[10]中介绍的总体最小二乘法(TLS),通过前10个方位角信息对目标初始状态进行粗估计.

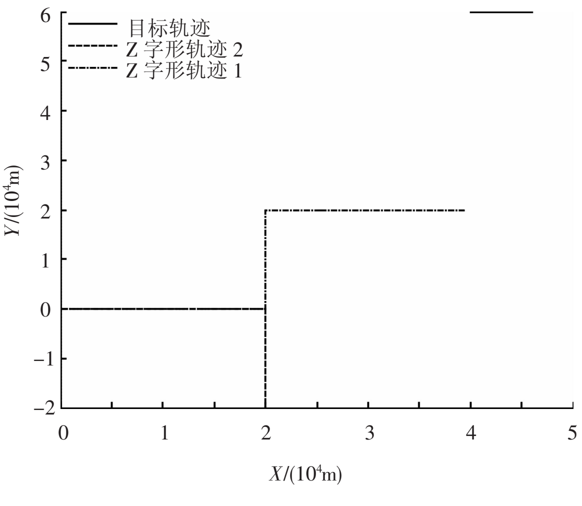

图2　两组Z字形观测平台轨迹

设仿真中的方位角测量误差为 $\sigma_\beta = 1°$，进行 100 次 Monte-Carlo 仿真实验. 定义第 j 次仿真的第 i 个采样时刻的定位误差为

$$\sigma_i^j = \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2},$$
$$i = 1,2,\cdots, N;\ j = 1,2,\cdots,M.$$

其中 N 为采样时间的个数，M 为 Monte-Carlo 仿真次数. $[x_i \quad y_i]$为测得的目标在第 i 个采样时刻的位置. $[\hat{x}_i \quad \hat{y}_i]$为在第 i 个采样时刻目标的实际位置. 令 $\bar{\sigma}_i$为第 i 个采样时刻，M 次仿真实验的平均定位误差，则

$$\bar{\sigma}_i = \frac{1}{M}\sum_{j=1}^{M}\sigma_i^j.$$

3.2　仿真结果及性能分析

图 3 ~ 图 5 显示了不同最大采样间隔条件下的滤波结果比较，仿真结果表明，在最大采样间隔相同的条件下，本文提出的模型定位误差更小，性能更好. 即使与 2 种 Z 字形轨迹的前 10 个采样周期轨迹相同，有着类似的初始状态估计，本文提出的滤波模型，也展现出更好的稳定性以及收敛速度. 这是因为这种模型在滤波过程中一直在寻找使 *GDOP* 值最小的路径，所以能获得更高的定位精度. 尽管 Z 字形轨迹 1 与 Z 字形轨迹 2 的形状相同，但定位误差有着较大的区别，Z 字形轨迹 1 后来更靠近目标，因此精度较高，这也从一定程度上反映出可观测性与观测平台与目标的相对位置有关，因此在估计目标位置的同时，对轨迹进行优化很有必要.

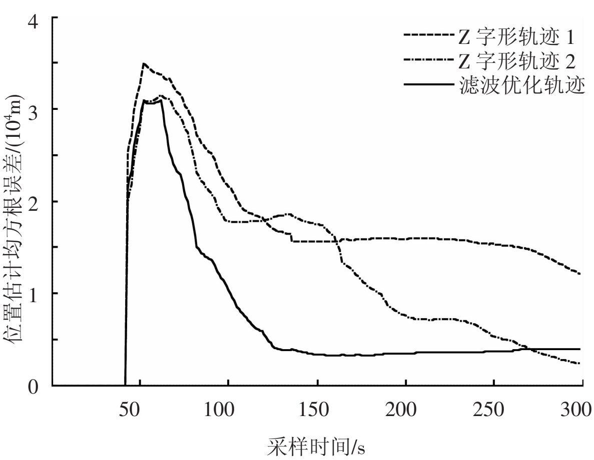

图 3　最大采样间隔为 12 s 的目标位置估计误差

在最大采样间隔由 4 s 向 12 s 变化的过程中，本文模型与 2 种 Z 字形轨迹的定位误差相应增加，收敛速度也依次变慢，如表 1 所示，这 3 种不同运动轨迹在最大采样间隔依次为 4、8、12 s 的情况下的滤波收敛时间逐渐增加，这主要由于当最大采样间隔时间较小时，滤波过程中获得的方位角数据较多，因此易于收敛. 即使在最大采样间隔为 12 s 的情况下，本文提出的滤波模型依然能够有效定位跟踪，显示出一定的稳定性.

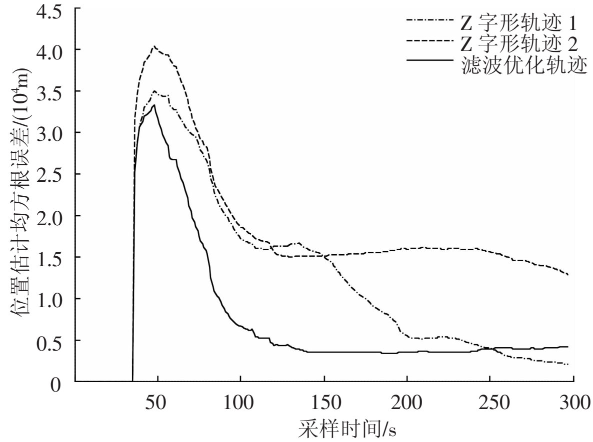

图 4　最大采样间隔为 8 s 的目标位置估计误差

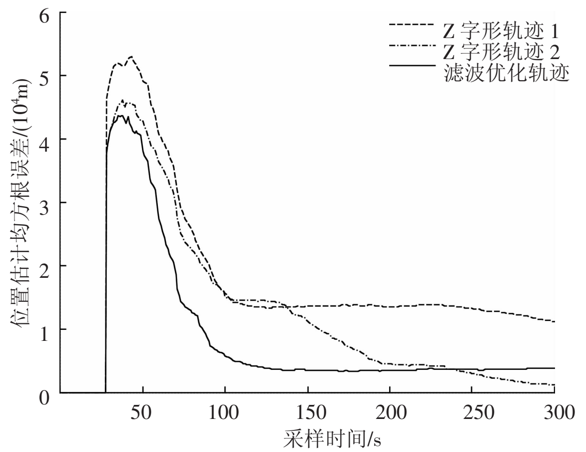

图 5　最大采样间隔为 4 s 的目标位置估计误差

表 1　不同最大采样间隔情况下的收敛时间比较

运动轨迹	收敛时间/s		
	最大采样间隔为 4 s	最大采样间隔为 8 s	最大采样间隔为 12 s
滤波模型优化的轨迹	35	47	52
Z 字形轨迹 1	38	48	62
Z 字形轨迹 2	43	48	52

由图 6 所示，本文提出的滤波模型在最大采样间隔不等的情况下，其优化出的运动轨迹也不尽相同. 这 3 条运动路径都呈现出环绕目标的趋势. 这样使优化出的轨迹在不同的方位角上都有测量，可以有效地提高定位精度. 最大采样间隔越大，轨迹越接近目标. 模型在方位角的变化率与相对目标的距离上加以折衷. 单机系统的可观测性受方位角测量影响较大，而测得的方位角又与观测平台与目标的相对位置密切相关. 相对于 Z 字形这种固定的运动轨迹，本文提出的模型能够在每次估计出目标位置后，调整观测平台的运动方

向,寻找能够提高系统的可观测性的路径,轨迹优化与测量定位接近于同步.

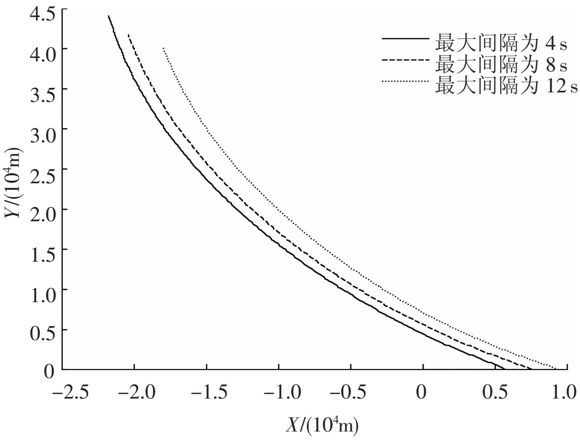

图 6 不同最大采样间隔优化轨迹对比

4 结 论

本文在机载单站 ESM 传感器跟踪慢速运动目标的背景下,针对由侦收数据不稳定以及可观测性弱引发的定位精度低的问题,提出了基于漂移瑞利滤波器的非等间隔方位角场景下轨迹优化的滤波模型. 这种模型动态处理变化的时间间隔,能够估计出目标当前时刻的位置,并以预测位置协方差矩阵的迹最小为准则,预估观测平台的最优运动方向,具有自适应形成运动轨迹的特点. 与普通采用非等间隔漂移瑞利滤波算法的运动轨迹相比,该模型在不同的最大采样间隔条件下,均具有更快的收敛速度和更好的跟踪精度. 因此在机载单站 ESM 传感器无源定位中有着较好的应用前景.

参考文献:

[1] SRINIVASAN M, RAJ H A, HARITHA D, *et al.* Dervative-free filters for target motion analysis with bearings-only measurement[C]//Proceedings of IET-UK International Conference on Information and Communication Technology in Electrical Sciences. Chennai: [s. n.], 2007:93 – 99.

[2] 王鼎,梁万祥,李常胜,等. 基于 UKF 的混合坐标系下运动辐射源的无源定位跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2008,30(07):1232 – 1236.

[3] ARULAMPALAM S, RISTIC B. Comparison of the particle filter with range-parametrised and modified polar EKF´s for angle-only tracking [C]//Proceedings of SPIE, Signal Data Process of Small Targets. Oliver E Drummond: [s. n.], 2000,4048:288 – 299.

[4] FERDOWSI M H. Observability conditions for target states with bearing-only measurements in three-dimensional case [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Control Applications. Munich: [s. n.], 2006: 1444 – 1449.

[5] FAWCETT J A. Effect of course maneuvers on bearings-only range estimation [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing, 1988, 36(8): 1193 – 1199.

[6] CLARK J M C, VINTER R B, YAQOOB M M. The shifted rayleigh filter: a new algorithm for bearings-only tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4):1373 – 1384.

[7] Clark M, MASKELL S, VINTER R B, *et al.* A comparison of the particle filter and shifted rayleigh filter in their application to a multi-sensor bearings only problem [C]//Proceedings of 2005 IEEE Conference on Aerospace. Big Sky: [s. n.], 2005: 2142 – 2147.

[8] ARULAMPALAM S, CLARK M, VINTER R. Performance of the shifted rayleigh filter in single-sensor bearings-only tracking[C]//Proceedings of 2007 10th International Conference on Information Fusion. Quebec: [s. n.], 2007:1 – 6.

[9] 郁亮. 单站无源定位跟踪技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2006.

[10] KUTLUYIL D. Bearings-only target localization using total least squares [J]. Signal Processing, 2005, 85(9):1695 – 1710.

(编辑 张 宏)