

文章编号: 1001-0920(2009)07-1007-06

## 卫星搜索移动目标问题中的目标运动预测方法研究

慈元卓<sup>1,2</sup>, 贺仁杰<sup>1</sup>, 徐一帆<sup>1</sup>, 谭跃进<sup>1</sup>

(1. 国防科学技术大学 信息系统与管理学院, 长沙 410073;

2. 中国国防科技信息研究中心, 北京 100142)

**摘要:** 目标运动参数未知给移动目标搜索计划编制引入了不确定性,降低了卫星的侦察效能. 为了降低不确定性和优化卫星的搜索方案,在采用贝叶斯规则对目标概率分布更新的基础上,提出一种基于高斯分布的目标转移概率密度函数,并给出相应的转移计算方法. 采用最大发现概率和与最大覆盖作为搜索策略,建立移动目标搜索仿真场景. 结果显示,该方法能够减少卫星搜索计划制定过程中的不确定性,降低了搜索的盲目性,提高了卫星的效能.

**关键词:** 移动目标搜索; 运动预测; 贝叶斯规则; 高斯分布; 概率密度函数

中图分类号: V119 文献标识码: A

## Method of target motion prediction for moving target search by satellite

CI Yuan-zhuo<sup>1,2</sup>, HE Ren-jie<sup>1</sup>, XU Yi-fan<sup>1</sup>, TAN Yue-jin<sup>1</sup>

(1. College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China; 2. China Defense Science and Technology Information Centre, Beijing 100142, China. Correspondent: CI Yuan-zhuo, E-mail: cyuanzhuo@nudt.edu.cn)

**Abstract:** The unknown parameters of moving target bring uncertainty to satellite search plan making which impairs satellite search efficiency. Based on Bayesian update of target distribution, a Gaussian distribution of target transition probability function is deduced to depress the effect of uncertainty and optimize the search plan, and a corresponding method of calculating target transition probability is also introduced. A simulation scenario for moving target search by satellite with maximum sum of detection probability algorithm and maximum coverage algorithm is utilized to testify the target prediction method. The simulation performance statistics show that the prediction algorithm is able to decrease the uncertainty, reduce the eyeless search when making the satellite search plan, and improve the efficiency.

**Key words:** Moving target search; Motion prediction; Bayes' rule; Gaussian distribution; Probability density function

### 1 引言

移动目标优化搜索是指优化侦察监视资源(卫星、无人机或机器人等)的搜索计划,对特定区域内的移动目标进行侦察,在监视资源数量和能力的约束条件下,发现更多的目标或更快地发现特定目标,从而提高侦察监视资源的使用效率,更好地为情报服务. 移动目标搜索无论对民事还是军事都有极大的应用需求和发展前景. 民用方面包括海洋搜索营救、海岸缉私等;军事方面的应用则更加显著,如获取敌军的军事行动和军事部署来支持态势评估,为移动目标精确打击提供导向支持等.

移动目标搜索问题受侦察监视资源本身性能不完善、移动目标的运动规律未知、数据处理能力欠缺等因素的影响,是在有限时域内不确定环境和不完全信息条件下的决策过程,并且随着搜索活动的进行,侦察监视资源不断获取环境和目标的信息,并在这些信息基础上动态地进行规划,将回顾性的观测信息处理与前瞻性的搜索计划编制集成为统一的过程. 移动目标运动预测是其中的一项关键技术. 由于目标运动规律无法明确知晓,必须采用概率知识进行描述,并对目标的可行运动进行估计. 在此基础上优化调度侦察监视资源,以便得到更加高效的搜索

收稿日期: 2008-06-02; 修回日期: 2008-09-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70601035).

作者简介: 慈元卓(1978—),男,辽宁大连人,博士生,从事卫星对地观测任务规划技术等研究;谭跃进(1958—),男,长沙人,教授,博士生导师,从事系统管理与系统集成技术、装备采办与项目管理等研究.

策略和计划.

在移动目标运动预测研究中, Paul 等<sup>[1]</sup>和 Chung Tin<sup>[2]</sup>采用了航位推测法. 他们认为, 目标以一种理性可预知的模式进行运动. 在假设目标运动速度和航向已知的前提下, 考虑速度和航向的误差, 建立了目标下一时刻所在的扇环形区域. 目标跟踪理论<sup>[3]</sup>在利用特定的数学模型描述目标动力学特性的基础上, 采用估计滤波算法(如 Kalman 滤波等)对目标的当前状态进行估计, 并利用当前状态对目标后续运动状态进行预测. 李新其、谭守林等<sup>[4,6]</sup>采用插值外推法和自回归时序组合建模等方法, 对海上目标的轨迹进行拟合以获得目标的运动预测模型, 以此对目标的运动进行估计. Ashraf Elnagar 等<sup>[7]</sup>在时变环境下, 根据前面所有时刻目标的位置和运动方向信息, 采用自回归模型 (ARM) 对目标后续位置进行预测, 这是一种曲线拟合方式. Allison Bruce 等<sup>[8]</sup>和 Dizan Vasquez 等<sup>[9]</sup>采用典型路径方法对人的运动路线进行预测, 认为行人在给定区域受制于行动特性和环境的结构, 倾向于沿着典型路径行走. 因此在学习阶段对特定环境中长期观测的路径进行聚类, 形成对人运动的一种估计, 并以此对人的行动路线进行预测.

上述 4 类方法仅适于特定的领域, 对本文提出的问题虽有较强的借鉴意义, 但不适于卫星对运动规律未知的目标进行搜索. 航位推测法需要目标运动速度和方向的先验信息; 目标跟踪方法需要目标的数学模型, 并具有严格的采样率要求; 而曲线拟合方法和典型路径方法则需要一定数量的已知位置点. 这些约束导致了上述方法无法直接用来解决本文问题.

## 2 卫星对移动目标搜索问题描述

卫星对移动目标搜索示意图如图 1. 给定搜索区域  $R$ , 并将区域分解为  $N$  个网格, 编号  $1 \sim N$ . 设其中网格  $i$  的中心点坐标为  $(X_i, Y_i)$ , 网格的长度与宽度均为  $l$ . 这些网格既是定位的基准, 也是基本的检测单元. 目标在这些网格之间移动, 假定每个网格中同时最多只能存在一个目标, 整个搜索区域  $R$  中存在着若干目标, 但目标的数量和运动规律未知. 设  $t_n$  时刻网格  $i$  中存在目标的概率是  $p_i(t_n)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $p_i(t_n) \in [0, 1]$ . 多颗卫星在离散的时间点  $t_1, t_2, \dots, t_n, \dots$  到达该区域并具有时间窗口, 设某卫星到达区域  $R$  的时间是  $t_n$ , 对区域的可见时间窗口为  $[t_n, tWinEnd_n]$ . 卫星对移动目标搜索是根据  $t_{n-1}$  时刻侦察的结果更新区域中移动目标的分布概率, 并对  $t_n$  时刻目标的运动进行估计, 预测出目标的先验分布概率, 依据该分布概率并基于当前卫星和遥感

器的能力优化  $t_n$  时刻卫星的搜索方案, 并根据  $t_n$  时刻的搜索结果对  $t_{n+1}$  时刻卫星的搜索方案进行优化. 重复上述过程, 直到搜索任务结束.

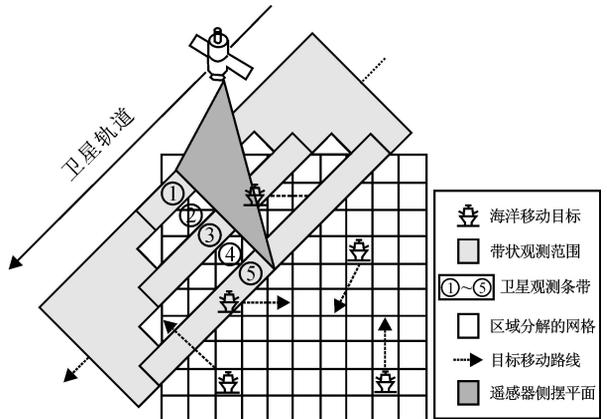


图1 卫星对移动目标搜索示意

卫星在轨运行过程中利用星载传感器实施侦察, 搜集地面或海上目标信息. 在实际应用时, 为了扩大侦察范围和增强侦察能力, 星载传感器一般都具有侧视功能, 即能够垂直于卫星轨道进行摆动, 便于对偏离星下线的目标实施侦察<sup>[10,11]</sup>. 这类能够调整传感器指向的卫星在轨飞行时, 其星载传感器的侦察范围是以星下点轨迹为中心线的带状观测范围, 处于这个带状观测范围内的目标都有机会被卫星侦察到. 但由于星载传感器的视场角 (FOV) 有限, 其实际侦察的区域只能是带状观测范围内的一部分. 如图 1 中卫星带状观测范围内的  $\sim$  号条带即为传感器的可行侦察区域. 卫星的参数不同, 条带的划分也各不相同. 将卫星传感器的开机时间  $st_n$ , 传感器侧视角度  $\alpha_n$  以及传感器关机时间  $et_n$  作为决策变量, 定义  $t_n$  时刻卫星传感器的可行侦察条带集合为  $Strip(st_n, \alpha_n, et_n)$ . 其中:  $\alpha_n \in [\alpha_{min}, \alpha_{max}]$ ,  $st_n \in [t_n, tWinEnd_n]$ ,  $et_n \in [t_n, tWinEnd_n]$ ;  $[\alpha_{min}, \alpha_{max}]$  表示传感器侧视能力范围;  $[t_n, tWinEnd_n]$  表示  $t_n$  时刻卫星对搜索区域  $R$  的可见窗口. 但受传感器侧向摆动能力和姿态稳定时间的限制, 卫星每次过境搜索区域  $R$  时, 只能从可行侦察条带集合  $Strip(st_n, \alpha_n, et_n)$  中选择一个条带  $Strip(Selected)$  进行侦察.

星载传感器性能的不完善可由发现概率和虚警概率来描述. 发现概率  $p_d$  是指, 目标存在于观测区域中, 传感器观测后经数据处理认为发现目标的概率; 虚警概率  $p_f$  是指, 目标不在观测区域中, 传感器观测后经数据处理认为发现目标的概率. 传感器侧向摆动会轻微影响观测区域的面积、发现概率和虚警概率, 本文假设这些影响可以忽略.

### 3 目标概率分布更新

设  $t_n$  时刻目标位于网格  $i$  内的先验概率为  $\hat{p}_i(t_n)$ , 则卫星传感器  $t_n$  时刻对条带 Strip (Selected) 中的网格进行观测, 获得环境和目标的信息. 目标的分布概率也将随着这些信息不断地进行更新, 更新的概率分布知识可作为后续搜索活动优化的依据. 更新的算法采用贝叶斯规则. 设  $M$  和  $B$  分别代表发现目标事件和目标存在于网格  $i$  中事件, 则由贝叶斯公式可知,  $t_n$  时刻对条带 Strip (Selected) 进行观测时如果在网格  $i$  Strip (Selected) 内发现目标, 则目标分布的后验概率为

$$p_i(t_n) = p(B | M) = \frac{p(B) p(M | B)}{p(B) p(M | B) + p(\bar{B}) p(M | \bar{B})} = \frac{\hat{p}_i(t_n) p_d}{\hat{p}_i(t_n) p_d + (1 - \hat{p}_i(t_n)) p_{fa}} \quad (1)$$

同理,  $t_n$  时刻观测时未在网格  $i$  Strip (Selected) 内发现目标, 则目标分布的后验概率为

$$p_i(t_n) = p(B | \bar{M}) = \frac{p(B) p(\bar{M} | B)}{p(B) p(\bar{M} | B) + p(\bar{B}) p(\bar{M} | \bar{B})} = \frac{\hat{p}_i(t_n) (1 - p_d)}{\hat{p}_i(t_n) (1 - p_d) + (1 - \hat{p}_i(t_n)) (1 - p_{fa})} \quad (2)$$

其他未进行观测的网格中目标分布概率认为保持不变, 即当  $i \notin$  Strip (Selected) 时,  $p_i(t_n) = \hat{p}_i(t_n)$ .

### 4 目标运动预测

$t_{n-1}$  时刻采用贝叶斯规则对目标的分布进行更新后, 可获得目标的后验分布  $p_i(t_{n-1})$ , 距离下一次卫星过境的时间差为  $T_n$ , 则  $T_n = t_n - t_{n-1}$ . 在

$T_n$  这段时间内目标将继续运动, 这样就会增加对整个系统的不确定性. 目标运动预测即针对该时间段内目标的运动状态进行估计, 形成  $t_n$  时刻目标的先验分布知识, 以降低目标运动的不确定性, 并以此为依据制定  $t_n$  时刻卫星的搜索计划.

#### 4.1 目标运动基本假设与描述

借鉴目标跟踪理论中的运动模型相关理论和方法, 考虑随机干扰情况下, 当目标作匀速运动时将扰动视为高斯白噪声<sup>[1,12,13]</sup>. 假定目标位置在  $x, y$  方向上保持独立, 令  $x_n$  和  $y_n$  分别表示  $t_n$  时刻目标位置的  $x$  分量和  $y$  分量,  $x_{n-1}$  和  $y_{n-1}$  分别表示  $t_{n-1}$  时刻目标位置的  $x$  分量和  $y$  分量.  $t_{n-1}$  和  $t_n$  时刻因为时差较大, 目标移动可以认为是分阶段的. 图 2 给出了  $x$  方向上目标分阶段运动的示意. 令  $m_n$  表示  $t_n$  时刻与  $t_{n-1}$  时刻之间时间步长 ( $t$ ) 的数目, 即  $T_n = m_n t$ , 加速度在每一个时间步长  $t$  内保持不变, 即

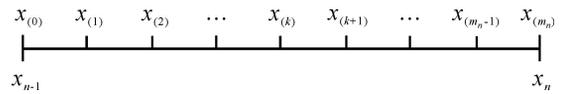


图 2  $x$  方向目标分阶段运动示意

具有相同方差的高斯白噪声序列  $n$ .

**推论 1** 在上述描述基础上, 目标在  $t_{n-1}$  和  $t_n$  之间的第  $k$  段的速度  $(\dot{x}^{(k)}, \dot{y}^{(k)})$  和位置  $(x^{(k)}, y^{(k)})$  分别为

$$\dot{x}^{(k)} = \dot{x}^{(0)} + \sum_{i=1}^k a_i t, \quad (3)$$

$$\dot{y}^{(k)} = \dot{y}^{(0)} + \sum_{i=1}^k b_i t, \quad (4)$$

$$x^{(k)} = x^{(0)} + k \dot{x}^{(0)} t + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (2k - 2i + 1) a_i t^2, \quad (5)$$

$$y^{(k)} = y^{(0)} + k \dot{y}^{(0)} t + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (2k - 2i + 1) b_i t^2. \quad (6)$$

**证明** 采用数学归纳法证明式(3)和(5), 即  $x$  方向上的速度和位置方程.  $y$  方向上的速度和位置方程同理可证.

1) 根据物理学中的加速运动的位移和速度方程

$$\begin{cases} \dot{x} = \dot{x} + at, \\ x = x + \dot{x}t + at^2/2, \end{cases} \quad (7)$$

可知  $k = 1$  时式(3)和(5)成立.

2) 设第  $k$  个时刻式(3)和(5)成立, 则

$$\begin{aligned} \dot{x}^{(k)} &= \dot{x}^{(0)} + \sum_{i=1}^k a_i t, \\ x^{(k)} &= x^{(0)} + k \dot{x}^{(0)} t + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (2k - 2i + 1) a_i t^2. \end{aligned} \quad (8)$$

由加速度和位移公式(7)可知

$$\begin{cases} \dot{x}^{(k+1)} = \dot{x}^{(k)} + a_{(k+1)} t, \\ x^{(k+1)} = x^{(k)} + \dot{x}^{(k)} t + a_{(k+1)} t^2/2. \end{cases} \quad (9)$$

则

$$\begin{aligned} \dot{x}^{(k+1)} &= \dot{x}^{(k)} + a_{(k+1)} t = \\ &= \dot{x}^{(0)} + \sum_{i=1}^k a_i t + a_{(k+1)} t = \\ &= \dot{x}^{(0)} + \sum_{i=1}^{k+1} a_i t. \end{aligned}$$

因此对于第  $k + 1$  个时刻式(3)成立. 将式(8)代入(9), 有

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \dot{x}^{(k)} t + a_{(k+1)} t^2/2 =$$

$$x_{(0)} + k \dot{t} \dot{x}_0 + \sum_{i=1}^k (2k - 2i + 1) x_i \dot{t}^2 / 2 +$$

$$\left( \dot{x}_{(0)} + \sum_{i=1}^k x_i \dot{t} \right) \dot{t} + x_{(k+1)} \dot{t}^2 / 2 =$$

$$x_{(0)} + (k + 1) \dot{t} \dot{x}_0 +$$

$$\sum_{i=1}^{k+1} (2(k + 1) - 2i + 1) x_i \dot{t}^2 / 2.$$

因此对于第  $k + 1$  个时刻式(5) 成立.

综上,式(3) 和(5) 对于任意  $k = 1, \dots, m_n$  都成立;同理,式(4) 和(6) 对于任意  $k = 1, \dots, m_n$  亦成立.

### 4.2 目标转移概率密度函数

由式(3) 和(5) 知,当  $k = m_n$  时

$$\dot{x}_n = \dot{x}_{n-1} + \sum_{i=1}^{m_n} x_i \dot{t}, \quad (10)$$

$$x_n = x_{n-1} + m_n \dot{t} \dot{x}_{n-1} +$$

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_n} (2m_n - 2i + 1) x_i \dot{t}^2. \quad (11)$$

$y$  方向上同理可推.

由于受加速度扰动的影响,并且目标的运动方向未知,经  $T_n = m_n \dot{t}$  时间后,将会以  $(x_{n-1}, y_{n-1})$  为中心,估计速度  $\tilde{v}$  与  $T_n$  乘积为半径形成一个圆,并以圆上的点为均值形成服从 Gauss 分布的目标转移概率密度函数.图 3 给出了某一截面上目标的转移概率密度示意.

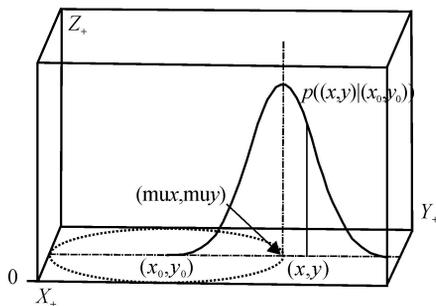


图 3 某一截面上服从 Gauss 分布的目标转移概率密度

推论 2 在  $t_{n-1}$  时刻目标位置  $(x_{n-1}, y_{n-1})$  的基础上,  $t_n$  时刻目标的位置  $(x_n, y_n)$  服从 Gauss 分布的参数为

$$\mu_x = x_{n-1} + \dot{x}_{n-1} m_n \dot{t}, \quad (12)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{(4m_n^3 - m_n) \dot{t}^4}{12}. \quad (13)$$

$y$  方向亦然.

证明

$$\mu_x = E(x_n) =$$

$$E\left[ x_{n-1} + m_n \dot{t} \dot{x}_{n-1} +$$

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_n} (2m_n - 2i + 1) x_i \dot{t}^2 \right] =$$

$$x_{n-1} + \dot{x}_{n-1} m_n \dot{t},$$

$$\sigma_x^2 = D(x_n) =$$

$$E(x_n^2) - E^2(x_n) =$$

$$E\left[ \left( x_{n-1} + m_n \dot{t} \dot{x}_{n-1} +$$

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_n} (2m_n - 2i + 1) x_i \dot{t}^2 \right)^2 / 2 \right] -$$

$$\left( x_{n-1} + m_n \dot{t} \dot{x}_{n-1} \right)^2 =$$

$$E\left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m_n} (2i - 1)^2 x_i^2 \dot{t}^4 \right].$$

由式

$$1^2 + 3^2 + 5^2 + \dots + (2n - 1)^2 =$$

$$\sum_{i=1}^n (2i - 1)^2 = \frac{1}{3} n(4n^2 - 1)$$

可知

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{3} m_n (4m_n^2 - 1) \dot{t}^4 / 4 =$$

$$\frac{(4m_n^3 - m_n) \dot{t}^4}{12}.$$

于是式(12) 和(13) 成立. 同理  $\mu_y = y_{n-1} + \dot{y}_{n-1} m_n \dot{t}$ .

令目标运动速度的估计为  $\tilde{v}$ , 则式(12) 可写为

$$\mu_x = x_{n-1} + \frac{x_n - x_{n-1}}{\sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2}} \tilde{v} m_n \dot{t}. \quad (14)$$

同理可得

$$\mu_y = y_{n-1} + \frac{y_n - y_{n-1}}{\sqrt{(x_n - x_{n-1})^2 + (y_n - y_{n-1})^2}} \tilde{v} m_n \dot{t}. \quad (15)$$

则在  $t_{n-1}$  时刻目标在  $(x_{n-1}, y_{n-1})$  经过  $m_n \dot{t}$  时间后转移到点  $(x_n, y_n)$  的概率为

$$p\{ (x_n, y_n) | (x_{n-1}, y_{n-1}) \} =$$

$$\frac{1}{2\pi} \exp\left\{ -\frac{1}{2} \left[ (x_n - \mu_x)^2 + (y_n - \mu_y)^2 \right] \right\}. \quad (16)$$

图 4 为全坐标上采用上述 Gauss 分布形成的转移概率密度分布示意图.

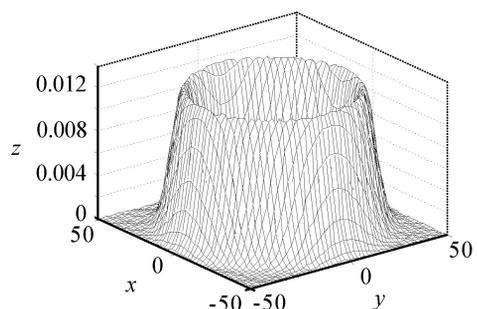


图 4 目标转移概率密度示意

4.3 目标分布先验概率计算

已知时刻  $t_{n-1}$  目标在网格  $j$  中的后验概率是  $p_j(t_{n-1})$ , 假设  $t_{n-1}$  时刻目标在网格  $j$  中经  $t_n$  时刻移动到网格  $i$  中的概率是  $Q(j, i, t_n - t_{n-1})$ , 则由于概率守恒(假设区域足够大, 目标不会离开区域, 目标必然在这些网格之间移动) 可得

$$Q(j, i, t_n - t_{n-1}) = \sum_{j=1}^N Q(j, i, t_{n+1} - t_n) =$$

1. 在无先验信息条件下, 采用式(16) 的目标转移密度函数, 可知

$$Q(j, i, t_n - t_{n-1}) = \frac{1}{2^2} \frac{y_i + \nu/2}{y_i - \nu/2} \frac{x_i + \nu/2}{x_i - \nu/2} \exp\left\{-\frac{1}{2} [(x_n - \mu_x)^2 + (y_n - \mu_y)^2]\right\} dx_n dy_n, \quad (17)$$

则  $t_n$  时刻目标位于网格  $i$  内的先验概率为<sup>[1]</sup>

$$\hat{p}_i(t_n) = \sum_{j=1}^N Q(j, i, t_n - t_{n-1}) p_j(t_{n-1}). \quad (18)$$

5 仿真实例

为验证本文提出的目标运动预测算法的应用效果, 在此引入另外一种目标运动预测策略: 将  $t_{n-1}$  时刻目标分布的后验概率作为  $t_n$  时刻目标的先验概率, 即  $\hat{p}_i(t_n) = p_i(t_{n-1})$ . 针对这两种运动预测策略, 采用最大发现概率和算法求解卫星的搜索计划, 即当卫星在  $t_n$  时刻过境搜索区域时, 传感器选择网格中目标分布概率和最大的条带进行侦察

$$\text{Strip (Selected)} = \max_{s_n^*, n^*, \sigma_n^*} (\hat{p}_i(t_n)). \quad (19)$$

同时, 为了确定是否进行运动预测对卫星搜索性能的影响, 又引入了无运动预测模式下最大覆盖网格策略, 将其与前述两种模式进行比较.

本文的运动预测方法是建立在平面直角坐标系内, 而实际应用都是基于大地坐标系、以经纬度进行描述, 因此需要进行坐标系转换. 采用宽带高斯投影可将 9 deg 以内的区域范围转换为平面直角坐标系, 因此本文采用 STK(Satellite Tool Kit) 工具包建立矩形搜索区域  $R$  时, 区域的范围限定为 8 deg, 其 4 个顶点的经纬度坐标定义如表 1 所示, 并将该区域按照纬度和经度各 0.8 deg 的粒度分割为 100 个网格, 标号为 1 ~ 100. 设计了 6 个目标在搜索区域内的 100 个网格内运动.

表 1 搜索区域位置

位置点	纬度 / deg	经度 / deg	面积 / km <sup>2</sup>
左上角	30	125	733732.84
左下角	22	125	
右下角	22	133	
右上角	30	133	

为了采用真实的卫星轨道数据, 本文从国外对地观测卫星中选取 6 颗具有代表性的卫星构造一个侦察卫星网, 具体信息如表 2 所示, 其中星载传感器的带状观测范围统一设为  $[-30 \text{ deg}, 30 \text{ deg}]$ .

表 2 搜索卫星列表

卫星国际编号	卫星名称	所属国家	发射时间
1999-051A	IKONOS-2	美国	1999
1997-057A	IRS-1D	印度	1997
1995-059A	RADARSAT-1	加拿大	1995
1986-019A	SPO T-1	法国	1986
1998-017A	SPO T-4	法国	1998
2002-021A	SPO T-5	法国	2002

设定仿真时间段为  $[1 \text{ Jan } 2008 \text{ 12:00:00.000 UTCG}, 2 \text{ Jan } 2008 \text{ 12:00:00.000 UTCG}]$ , 在这段时间内通过利用 STK 的轨道计算可知, 所有卫星一共有 9 次过境机会, 经对传感器的侧视角进行离散化处理, 可以获得卫星每次过境时的可行观测条带集合.

其他仿真参数见表 3.

表 3 仿真运行参数

$p_d$	$p_f$	$\tilde{v}$	$t$	$N$	FOV	$T$
0.99	0.01	15	1	0.01	100	5

仿真开始前, 每个网格内目标分布的初始概率都设置为 0.5, 针对两种目标运动预测策略, 分别进行 100 次实验以降低随机误差的影响. 以仿真时刻点为  $X$  轴, 以累计正确发现目标的次数为  $Y$  轴建立坐标系, 发现目标次数与时间的函数关系如图 5 所示.

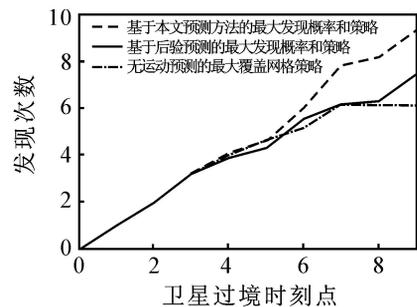


图 5 发现目标次数与时间的函数关系

由图可见, 到第 9 次卫星过境搜索区域为止, 在采用最大发现目标概率和的搜索策略条件下, 基于本文算法对移动目标进行预测时可以发现 9.38 次目标; 基于后验的预测方法可以发现 7.455 次目标; 不采用运动预测方法而直接采用覆盖最大化算法可以发现 6.084 次目标. 3 种方法性能差异比较明显. 因此可得如下结论:

对于运动规律未知的移动目标搜索问题, 采用运动预测方法比不进行运动预测效果好; 在同样进

行运动预测的条件下,采用本文基于高斯分布的目标转移概率函数进行预测比基于后验的预测方法的效果好.同时,从图中3条曲线的走势可以乐观地进行估计,随着时间的进一步推进,有运动预测模式下卫星的搜索性能将越来越高;而在运动预测模式下,本文提出的预测算法的表现也会越来越好.综上所述,本文预测方法能够降低系统的不确定性,减少卫星搜索活动的盲目性,有力地辅助了卫星优化搜索计划的编制,提高了卫星的侦察效能.

## 6 结 论

随着在轨卫星的数量越来越多以及移动目标侦察监视需求的牵引,面向移动目标的卫星优化搜索问题引起了人们的关注.为了降低目标未知运动造成的不确定性和优化卫星的搜索方案,本文针对移动目标运动预测问题展开研究,在采用贝叶斯规则对目标概率分布更新的基础上,提出了一种基于高斯分布的目标转移概率密度函数,并给出了相应的目标转移概率计算方法.仿真结果显示,该方法能够降低搜索的盲目性,提高侦察监视资源的效能.需要指出的是,该方法不仅能够应用于卫星对移动目标的搜索,同样也适用于无人机或机器人对移动目标的搜索问题.

## 参考文献(References)

- [1] Paul E Berry, Carmine Pontecorvo, David A B Fogg. Optimal search, location and tracking of surface maritime targets by a constellation of surveillance satellites [R]. Edinburgh South Australia: DSTO Information Sciences Laboratory, 2002.
- [2] Chung Tin. Robust multi-UAV planning in dynamic and uncertain environments [D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 2004.
- [3] Li X Rong, Vesselin P Jilkov. Survey of maneuvering target tracking, Part I: Dynamic models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1364.
- [4] 李新其, 毕义明, 李红霞. 海上机动目标的运动预测模型及精度分析 [J]. 火力与指挥控制, 2005, 30(4): 35-37.  
(Li X Q, Bi Y M, Li H X. Movement forecast model and precision analysis on maneuvering targets on the sea [J]. Fire Control and Command Control, 2005, 30(4): 35-37.)
- [5] 谭守林, 李新其, 唐保国. 组合建模的海上机动目标群威胁预警方法 [J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(12): 83-86.  
(Tan S L, Li X Q, Tang B G. Threat early warning simulation for the maneuver target group on the sea based on the combination model-building method [J]. Fire Control and Command Control, 2006, 31(12): 83-86.)
- [6] 谭守林, 李新其, 唐保国. 组合建模的航母战斗群威胁预警方法 [J]. 火力与指挥控制, 2007, 32(3): 37-40.  
(Tan S L, Li X Q, Tang B G. Threat precaution simulation of the carrier fighting group on the sea based on the combination model-building method [J]. Fire Control and Command Control, 2007, 32(3): 37-40.)
- [7] Ashraf Elnagar, Kamal Gupta. Motion prediction of moving objects based on autoregressive model [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 1998, 28(6): 803-814.
- [8] Allison Bruce, Geoffrey Gordon. Better motion prediction for people-tracking [C]. Proc of the IEEE Int Conf on Robotics and Automation. New Orleans, 2004.
- [9] Dizan Vasquez, Thierry Fraichard. Motion prediction for moving objects: A statistical approach [C]. Proc of the 2004 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. New Orleans, 2004.
- [10] 贺仁杰. 成像侦察卫星调度问题研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.  
(He R J. Research on imaging reconnaissance satellite scheduling problem [D]. Changsha: National University of Defence Technology, 2004.)
- [11] 阮启明. 面向区域目标的成像侦察卫星调度问题研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.  
(Ruan Q M. Research on photo-reconnaissance satellite scheduling problem for area targets observation [D]. Changsha: National University of Defence Technology, 2006.)
- [12] 蔡庆宇, 薛毅, 张伯彦. 相控阵雷达数据处理及其仿真技术 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1997.  
(Cai Q Y, Xue Y, Zhang B Y. Phased array radar data processing and its simulation techniques [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1997.)
- [13] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.  
(Zhou H R, Jing Z L, Wang P D. Tracking of maneuvering targets [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.)