

基于贝叶斯理论的一种接力跟踪方法

夏双志* 刘宏伟 纠博

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 为了能够利用目标运动信息的先验知识以提高系统的检测和跟踪性能, 该文将基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法应用于接力跟踪系统中。该方法在贝叶斯理论框架下能够利用系统已经获得的目标运动信息的先验知识, 从而提高系统的性能。另外, 考虑到计算复杂度, 该文给出了一种简化的实现方法——多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法。该简化方法能够利用基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法的优点, 同时可以按照系统的计算能力确定并行搜索的点数, 以控制系统的计算复杂度。计算机仿真实验表明, 在接力跟踪系统中应用基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法能够改善系统的检测和跟踪性能。

关键词: 目标检测和跟踪; 接力跟踪; 贝叶斯理论

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)03-0652-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00446

A Method of Relay of Tracking Based on Bayesian Theory

Xia Shuang-zhi Liu Hong-wei Jiu Bo

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: In order to make use of a prior information about target motion state, this paper applies coupling of detection and tracking based on Bayesian theory to the process of relay of tracking, which can enhance the performance of target detection and tracking for the system of relay of tracking. In addition, this paper presents a simplified version to reduce the complexity of computation of the system. The simplified version can take advantage of the characteristic of coupling of detection and tracking based on Bayesian theory, and can determine the number of tracking points according to the ability of computation of the system. The simulation results show that the performance of the system of relay of tracking can be improved by coupling of detection and tracking based on Bayesian theory.

Key words: Target detection and tracking; Relay of tracking; Bayesian theory

1 引言

现在的探测系统不再以自身的性能为中心, 而更加强调网络的整体性能, 这就是网络中心战的概念^[1,2]。在网络中心战中, 为了更好地对目标进行探测, 需要各个传感器进行协同作战。接力跟踪是协同作战的一个重要组成部分, 在实际中有广泛的应用前景^[2,3]。当各个传感器具有不同的观测区域, 且所有的目标航迹数据皆可探测但所得航迹无任何交集时, 这种类似于接力比赛的情况称为接力跟踪。在多传感器组网系统中, 当某个传感器平台接收到目标观测数据并进行初步的跟踪处理时, 可以根据目标的运动趋势将数据传给目标可能进入的观测区域中相应的传感器。该传感器即可在某一范围内“等待”目标的出现并继续跟踪, 这就是现有的接力跟踪的主要方法^[2]。在这种方法中, 需要接力跟踪的传

感器只是在自身的探测范围内等待目标的出现, 并继续按照传统的检测和跟踪方法对目标进行检测和跟踪, 没有利用前一个传感器所提供的目标运动信息的先验知识。

在获得了一些目标运动信息的先验知识的情况下, 利用这些先验知识能够改善系统的检测和跟踪性能。由于目标位置, 以及传感器观测的随机性, 通常用概率的形式对目标的运动状态进行描述^[3,4]。基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法能够利用这些以概率形式表述的目标运动信息的先验知识, 从而提高系统的性能。基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法直接对原始观测数据进行处理, 在得到一帧观测数据后, 计算目标在各分辨单元存在的后验概率密度函数, 在这些后验概率密度函数的基础上, 对目标进行检测和跟踪。该贝叶斯方法能够有效地利用先验知识, 从而提高系统的检测和跟踪性能^[5-10]。

在接力跟踪系统中, 通常已经获得一些关于目标运动信息的先验知识。由此, 可以利用基于贝叶

2010-05-05 收到, 2010-10-25 改回

国家自然科学基金(61001212)资助课题

*通信作者: 夏双志 lbxszd2000@163.com

斯理论的检测跟踪联合处理方法以利用已经获得的先验知识, 从而提高系统的检测和跟踪性能。另外, 考虑到算法的复杂度, 本文给出了一种简化方法——多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法。该简化方法能够利用基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法的优点, 同时可以按照系统的计算能力确定并行搜索的点数, 以控制系统的计算复杂度。下面首先介绍系统模型, 接着叙述基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法, 并给出多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法, 之后详细地讲解如何利用目标运动信息的先验知识, 同时对系统进行数值仿真及分析, 最后给出结论。

2 接力跟踪系统模型

考虑以下接力跟踪系统模型, 传感器 A 首先对目标进行跟踪, 并将目标运动状态信息传送至网络中心。在目标要逃离其探测范围的情况下, 网络中心将目标运动状态信息传送至传感器 B , 在这些已经获得的先验知识的基础上, 传感器 B 利用基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法可以改善对目标的检测和跟踪性能, 能够提前探测到目标, 延伸传感器的探测范围, 其结构示意图如图 1 所示。

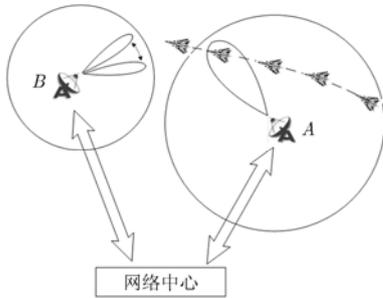


图 1 接力跟踪系统的结构示意图

在图 1 所示的结构示意图中, 目标运动状态信息的参数主要包括目标的动态模型, 目标运动参数的估计值以及目标在某些区域出现的先验概率等。传感器 B 在得到这些信息之后, 利用基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法可以提高对目标的检测和跟踪性能。这样, 传感器 B 就不只是在自身的探测范围内等待目标的出现并继续检测和跟踪, 而是可以利用传感器 A 已经获得的目标运动信息以改善对目标的探测性能。相对于传感器 B 来说, 这些信息即为目标运动信息的先验知识, 利用这些先验知识可以提高系统的性能。

在整个接力跟踪过程中, 需要考虑两个问题: 第 1 是传感器 B 如何利用传感器 A 传来的先验知识; 第 2 是传感器 A 如何表示先验知识, 及其转化为

传感器 B 可以利用的形式。下面分别从这两点来进行阐述。

3 基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法

在传统的先检测后跟踪系统中, 检测和跟踪是两个分开的过程。检测是对观测信号进行阈值化处理以判定目标是否存在, 跟踪是对检测到的目标的位置信息进行处理。在检测过程中, 阈值化处理降低了信息量。基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法直接对观测数据进行处理, 在得到一帧观测数据后, 计算目标在各分辨单元存在的后验概率密度函数, 在这些后验概率密度函数的基础上, 对目标进行检测和跟踪。原则上, 任何准则下的目标状态的最优估计都可以通过这个后验概率密度函数计算得到^[5]。该贝叶斯方法能够以概率的形式有效地利用已经获得的先验知识, 从而提高系统的检测和跟踪性能。另外, 基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法能够以迭代的方式进行计算, 且能够处理任意的目标运动模型^[5]。

3.1 相关术语及模型

考虑到系统传感器的分辨能力, 可以把整个观测空间离散化, 表示为

$$\mathcal{S} = \{i : 1 \leq i \leq L\} \quad (1)$$

其中 L 是分辨单元数目, i 是在 1 到 L 中的整数。

目标在 k 时刻的状态用符号 \mathbf{x}_k 表示, 该状态可以包含目标的位置和速度信息等, 其中有 $\mathbf{x}_k \in \mathcal{S}$ 。为了把检测和跟踪联合起来进行处理, 给观测空间增加一个状态表示目标不存在的情况, 可以表示为

$$\bar{\mathcal{S}} = \{i : 0 \leq i \leq L\} \quad (2)$$

其中 0 表示目标不存在的状态, 此时有 $\mathbf{x}_k \in \bar{\mathcal{S}}$ 。

k 时刻, 整个观测空间的观测量 \mathbf{z}_k 可以表示为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{s}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

其中 \mathbf{v}_k 表示观测噪声, $\mathbf{s}(\mathbf{x}_k)$ 表示 k 时刻目标所产生的信号矢量, 其具体形式为

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}_k) = \begin{cases} a_k \mathbf{e}_{x_k}, & \mathbf{x}_k \in \mathcal{S} \\ \mathbf{0}, & \mathbf{x}_k = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中 a_k 表示 k 时刻目标对应的幅度大小; $\mathbf{e}_j = [0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]^T$, 该向量中第 j 个元素为 1, 其余元素为 0。

在接收到观测数据的情况下, 需要对目标的运动状态进行估计, 具体形式可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_k &= f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{z}_k &= h_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中 $f_{k-1}(\cdot)$ 为目标状态转移函数; \mathbf{w}_k 为系统噪声,

用来衡量目标状态转移的不确定性; $h_k(\cdot)$ 为观测函数。

在高斯噪声的情况下, 若式(5)所示的关系为线性关系, 则目标状态的最优估计可以用卡尔曼滤波器来实现。很明显, 从式(4)中可以看出, 式(5)中的观测方程为一非线性函数, 不能应用卡尔曼滤波器来解决。贝叶斯方法能够解决这类非线性滤波问题, 贝叶斯方法利用目标的运动模型和观测模型计算目标状态的后验概率密度函数, 利用这个后验概率密度函数可以对目标进行检测和跟踪处理。

3.2 目标状态后验概率密度函数

为了以一种迭代的方式计算目标状态的后验概率密度函数, 计算过程分两步来进行, 分别是预测和滤波^[5,9,10]。

预测是根据目标现在的状态, 以及目标状态的转移方程预测目标下一时刻的状态。目标状态的转移模型设为一阶马尔可夫模型, 设定系统噪声 w_k 和观测噪声 v_k 相互独立, 由此可以得到

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1}) &= \sum_{\mathbf{x}_{k-1}} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{Z}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}) \\ &= \sum_{\mathbf{x}_{k-1}} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) \cdot p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1}) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{Z}_{k-1} = (z_{k-1}, \dots, z_1)$ 表示 $k-1$ 时刻及 $k-1$ 时刻以前所有的观测数据, $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{k-1})$ 为 $k-1$ 时刻目标状态的后验概率密度函数。

滤波主要是根据系统当前时刻的观测值, 对预测值进行修正。其计算过程可以表示为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) = \frac{p(z_k | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{k-1})}{p(z_k | \mathbf{Z}_{k-1})} \quad (7)$$

利用式(6)和式(7)可以以一种迭代的方式计算目标状态的后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k)$, 从而不需要储存以前时刻的观测值。

3.3 检测和跟踪

在得到目标状态的后验概率密度函数之后, 就可以利用它来对目标进行检测和跟踪, 下面介绍检测和跟踪方法^[9,10]。

检测规则可以表示为

$$\frac{P(H_1 | \mathbf{Z}_k)}{P(H_0 | \mathbf{Z}_k)} \geq \lambda_k \quad (8)$$

其中 H_0 和 H_1 分别表示目标不存在和目标存在的假设, λ_k 表示 k 时刻系统的判决阈值。

在式(8)中, 目标存在的后验概率可以表示为

$$P(H_1 | \mathbf{Z}_k) = \sum_{\mathbf{x}_k=1}^L p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) \quad (9)$$

目标不存在的后验概率可以表示为

$$P(H_0 | \mathbf{Z}_k) = p(\mathbf{x}_k = 0 | \mathbf{Z}_k) = 1 - P(H_1 | \mathbf{Z}_k) \quad (10)$$

在 Neyman-Pearson 准则下, 判决阈值应该按照系统要求的虚警概率进行设定。然而, 从式(4)、式(6)、式(7)和式(9)中可以看出, 由于处理问题的非线性, 很难对基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法进行确定性的分析^[5]。因此, 要准确地按照系统要求的虚警概率确定判决阈值, 必须进行大量的 Monte Carlo 实验。

在检测到目标的情况下, 需要对目标状态进行估计。有两种常用的准则可用来对目标的状态进行估计, 第1种准则为贝叶斯最小均方误差准则, 第2种准则为最大后验概率准则。

按照贝叶斯最小均方误差准则对目标状态进行估计, 目标状态的估计可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = E(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k, H_1) \quad (11)$$

按照最大后验概率准则, 目标状态的估计可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \arg \max_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k, H_1) \quad (12)$$

3.4 多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法

在接收到一帧数据后, 基于贝叶斯理论检测跟踪联合处理方法需要对整个空域进行搜索, 计算量会随着处理空域的增大而急剧增大, 不易于实际的工程实现。为了限制系统的计算复杂度, 就需要限制贝叶斯检测跟踪方法处理的空域范围。这时可以采用一种简化方法, 该方法在所处理的空域范围内选取多个候选点, 系统在这些候选点的基础上预测和滤波, 并对目标进行检测和跟踪。这样, 系统处理的空域范围就限制在多个候选点所处理的范围内, 这就限制了系统的计算复杂度, 同时也利用了基于贝叶斯理论检测跟踪联合处理方法的优点(能够在帧数据间以概率的形式对信号进行积累)。这种简化方法, 可以称之为多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法。

下面给出多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的预测和滤波过程。

设定 k 时刻已知目标在候选点集合 S_k 的后验概率分布 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k)$, 其中 S_k 表示 k 时刻候选点的集合。下面计算目标在 $k+1$ 时刻状态的预测概率分布 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Z}_k)$, 具体计算过程可以表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Z}_k) &= \sum_{\mathbf{x}_k} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) \\ &= \sum_{\mathbf{x}_k \in S_k} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) \\ &\quad + \sum_{\mathbf{x}_k \in S_k^c} p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{x}_k) \cdot p(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_k) \end{aligned} \quad (13)$$

其中 \mathbf{x}_{k+1} 在集合 \mathbf{S}_{pk} 中取值, \mathbf{S}_{pk} 为 k 时刻在候选点集合 \mathbf{S}_k 基础上所做的预测波门的范围; $\tilde{\mathbf{S}}_k$ 表示集合 \mathbf{S}_k 的补集。在式(13)的实际计算过程中, 为了进一步减少计算量, 可以把 $\tilde{\mathbf{S}}_k$ 当作一个点来进行处理。

滤波过程同式(7)相似, 只是其中的观测和计算限制在预测波门 \mathbf{S}_{pk} 范围内。得到目标预测波门内各分辨单元的后验概率分布 $p(\mathbf{x}_{k+1} | \mathbf{Z}_{k+1})$ 后, 可以按照最大后验概率准则或贝叶斯最小均方差准则计算目标状态的估计值, 同时为了限制后续处理区域的大小, 按照后验概率的大小选取多个候选点。在下一时刻的处理中, 只针对所选取的候选点进行预测和滤波处理。

下面对多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法进行总结, 其结构框图如图 2 所示。

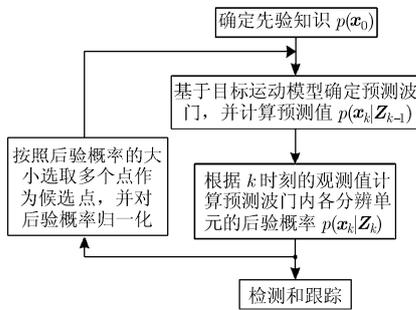


图 2 多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法结构框图

多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法在观测空间内对目标进行多点并行搜索, 利用了基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法的优点, 同时可以按照系统的计算能力确定并行搜索的点数, 降低了系统的计算量, 有利于系统的工程实现。可以看出, 对于多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法, 当处理的点数增多时, 其性能将逼近基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法的性能; 当处理的点数为 1 时, 若不考虑先验知识, 其性能即对应为常规的先检测后跟踪方法的性能。

4 目标运动信息先验知识的利用

在接力跟踪过程中, 当目标要逃离传感器 A 的探测范围时, 网络中心将目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}^A | \mathbf{Z}^A)$ 传送至传感器 B , 其中上标 A 表示传感器 A 。此时, 传感器 B 将目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}^A | \mathbf{Z}^A)$ 作为先验知识, 利用该先验知识可以改善对目标的探测性能。从第 3 小节的叙述中可以看出, 对于传感器 B , 为了利用该先验知识, 只需要把目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}^A | \mathbf{Z}^A)$ 转化为传感器 B 起始时刻目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_0^B | \mathbf{Z}_0^B)$ 即可, 其中上标 B 表示传感器 B 。然而,

传感器 B 和传感器 A 的分辨率可能不一样, 又由于观测空间的离散性, 为了按照传感器 B 分辨单元的形式来表示该先验知识, 需要对目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}^A | \mathbf{Z}^A)$ 进行重采样。在重采样过程中, 为了重构连续空间的概率分布, 需要对后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}^A | \mathbf{Z}^A)$ 进行插值处理。考虑到插值运算的复杂度及插值后函数的光滑性, 在此采用 3 次样条插值。对于传感器 B , 由于观测空间的离散性, 为了以分辨单元的形式表示先验知识, 需要对插值后所得的连续函数在传感器 B 的分辨单元上进行积分。积分运算会带来很大的计算复杂度, 可以采用一种较为简单的近似方法, 即将插值所得的连续函数按照传感器 B 的分辨单元进行重新采样, 并对采样后的数据进行概率归一化。这就避免了积分操作, 其处理框图如图 3 所示。

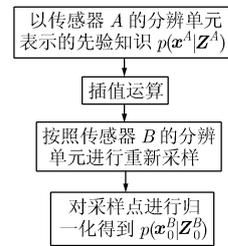


图 3 先验知识转换示意图

传感器 B 获得目标运动信息的先验知识后, 该先验知识以目标状态后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_0^B | \mathbf{Z}_0^B)$ 表示, 就只需要按照贝叶斯检测跟踪联合处理方法迭代地计算目标状态后验概率密度函数, 并在此基础上进行检测和跟踪处理。

5 数值仿真及分析

本小节对系统进行数值仿真以判断其实际的性能, 并分析各参数对系统性能的影响。

考虑目标在 2 维平面 $(X-Y)$ 运动, 其速度分量受到随机扰动, 目标在连续时间状态下的状态方程可以表示为

$$\frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \mathbf{x}(t) + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \mathbf{w}(t) \quad (14)$$

其中 $\mathbf{x}(t) = [x(t) \ y(t) \ \dot{x}(t) \ \dot{y}(t)]^T$, $\mathbf{w}(t)$ 为零均值的高斯系统噪声, 设定 $\mathbf{w}(t)$ 的功率谱密度为 $\begin{pmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{pmatrix}$, 系统采样时间间隔设为 $\Delta t = 1 \text{ s}$ 。

受到信号带宽的限制, 设定 X 方向和 Y 方向的

分辨率都为 150 m。对于某分辨单元，在只含有噪声的情况下，考虑接收数据服从自由度为 2 的卡方分布 $\chi^2(2)$ ；在目标存在的情况下，考虑接收数据服从自由度为 2 的非中心卡方分布 $\chi^2_\lambda(2)$ ，其中非中心偏量 λ 为接收信号的信噪比，设定目标的信噪比同目标距原点的距离成 4 次方反比例关系。

首先考虑传感器 A 在目标逃离时检测和跟踪的性能。

设定目标的初始状态为 $[\sim m, \sim m, 120 \text{ m/s}, 120 \text{ m/s}]^T$ ，目标的实际运动轨迹，及离散化后的情景如图 4 所示，目标实际轨迹对应的接收信号的信噪比如图 5 所示。

在多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法中，并行处理的点数同目标位置的均方根误差之间的关系如图 6 所示。

图 6 是采用 3000 次 Monte Carlo 仿真实验得出的结果。从图 6 中可以看出，单点贝叶斯检测跟踪联合处理方法受信噪比影响较大，在信噪比约为 10 dB 的时候，其均方根误差为 600 m；多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的性能明显优于单点的情况，在信噪比约为 8 dB 的时候，5 点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的均方根误差为 150 m。多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法同单点贝叶斯检测跟踪联合处理方法相比，其在更大的观测空间内对目标进行搜

索，受信噪比的影响稍小，更具有稳健性。从图 6 中还可以看出，随着并行处理点数的增加，跟踪性能将逐渐改善，但当并行处理的点数增加至 9 点以上时，随着处理点数的增加，跟踪性能的改善情况越来越不明显，通常 5 点就能够达到较好的性能。另外，随着信噪比逐渐减小，信号和噪声之间的差别越来越小，检测和跟踪也会变得越来越困难，均方根误差曲线会逐渐发散。

接着考虑传感器 B 在目标接近时检测和跟踪的性能。

设定目标的初始状态为 $[\sim m, \sim m, 120 \text{ m/s}, 120 \text{ m/s}]^T$ ，在起始信噪比约为 8 dB 情况下，目标实际轨迹对应的接收信号的信噪比如图 7 所示。

由于先验知识分布的多样性，为了分析方便，考虑先验知识在处理区域内均匀分布的情况，设定目标不在处理区域内的概率为 0.1。在起始信噪比约为 8 dB 情况下，先验知识分布在 1 个、9 个和 25 个连续区域时，多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的性能曲线如图 8 所示。

在起始信噪比约为 6 dB 情况下，目标实际轨迹对应的接收信号的信噪比如图 9 所示。先验知识分布在 1 个、9 个和 25 个连续区域时，多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的性能曲线如图 10 所示。

图 8 和图 10 是采用 3000 次 Monte Carlo 仿真

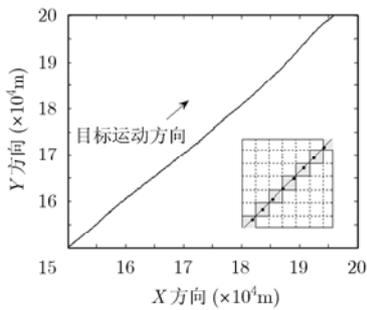


图 4 目标的实际轨迹及离散化情况

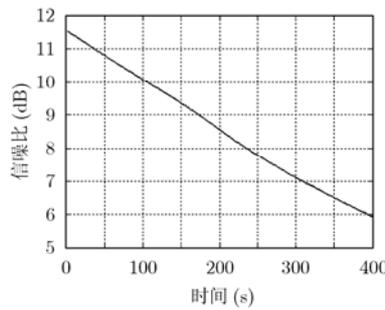


图 5 接收信号所对应的信噪比

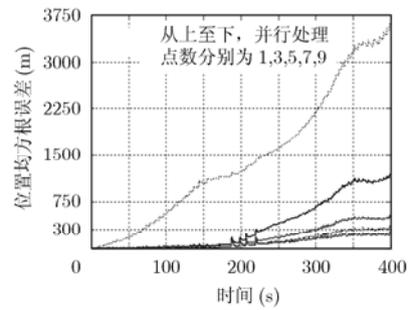


图 6 并行处理点数同均方根误差之间的关系

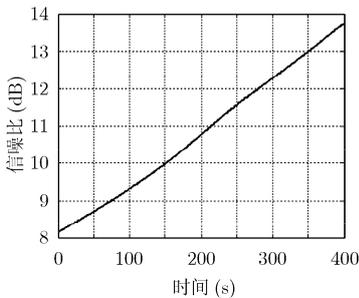


图 7 接收信号信噪比

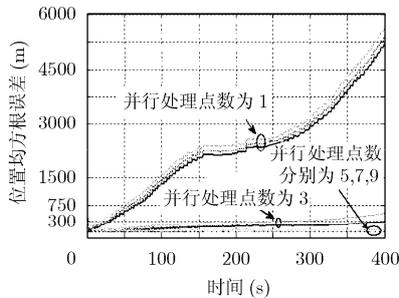


图 8 均方根误差随时间的变化关系

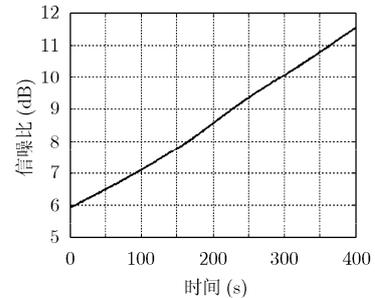


图 9 接收信号信噪比

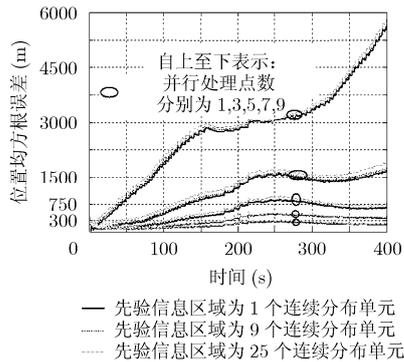


图 10 均方根误差随时间的变化关系

实验得出的结果。从图 8 和图 10 中可以看出, 对于目标逐渐接近传感器的情况, 影响传感器检测和跟踪性能的因素有先验知识的分布情况、起始信噪比和并行处理的点数。当先验知识的分布区域逐渐增大时, 其跟踪性能将逐渐变差, 这是因为先验知识分布区域的增大可以理解为目标在空间分布的不确定性增大了, 从而导致跟踪性能的变差; 可以预知, 目标状态的先验知识越集中, 跟踪性能越好。对比图 8 和图 10, 可以看出当起始信噪比较低时, 跟踪性能较差。另外, 并行处理的点数越多, 跟踪性能越好。

从图 7 和图 9 中可以看出, 目标信噪比逐渐增大。而从图 8 和图 10 中可以看出, 在某些情况下目标位置均方根误差不但没有减小, 反而逐渐增大。这是因为多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法是基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法的一种近似处理方法, 实质上是对空间的截断处理, 这种截断处理的直接结果是误差能够随着时间进行积累。即若目标不在候选点的预测波门内时, 则表示目标丢失, 此时后续时刻的目标位置均方根误差会逐渐增大。从图 8 中可以看出, 在起始信噪比为 8 dB 情况下, 5 点贝叶斯检测跟踪联合处理方法即可达到较好的跟踪性能。若起始信噪比较低, 为了减小截断处理的影响, 需要适当地增加并行处理的点数。

下面结合图 6, 图 8 和图 10 对接力跟踪过程进行分析。在图 6, 图 8 和图 10 中, 当并行处理的点数为 1 时, 若不考虑先验知识的应用, 其性能即对应为常规的先检测后跟踪方法的性能。当目标在传感器 A 的探测范围内时, 从图 6 中可以看出目标位置的均方根误差曲线。当目标逃离其探测范围时, 网络中心将目标运动状态信息传送到传感器 B, 作为传感器 B 的先验知识。从图 8 或图 10 中可以看出, 利用先验知识能够改善系统的检测和跟踪性能, 且多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法的性能明显优于常规的先检测后跟踪方法的性能。另外, 从图 8 和

图 10 中还可以看出, 信噪比对系统跟踪性能的影响较大, 先验知识对系统跟踪性能的影响不是很显著。但是, 先验知识可以限定系统处理的空域范围, 减小系统的计算复杂度。

6 结论

本文给出了一种基于贝叶斯理论检测跟踪联合处理的接力跟踪方法, 该方法能够利用系统提供的目标运动信息的先验知识, 从而改善系统的检测和跟踪性能。另外, 为了限制系统的计算复杂度, 本文给出了多点贝叶斯检测跟踪联合处理方法。对于基于贝叶斯理论的检测跟踪联合处理方法, 信噪比对检测和跟踪的性能影响较大, 目标运动的先验知识对性能的影响不是很显著。但是, 起始时刻先验知识可以限定系统处理的空域范围, 减小系统的计算复杂度。本文的结论对系统的工程实现有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 文成林, 葛泉波, 刘双剑. 带有信息反馈的最优异步递推航迹融合算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(9): 2123-2131.
Wen Cheng-lin, Ge Quan-bo, and Liu Shuang-jian. Optimal asynchronous recursive track fusion with global feedback[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(9): 2123-2131.
- [2] 宗华, 宗成阁, 朱荣花, 等. 一种基于协同作战能力的航迹合成方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(11): 1842-1846.
Zong Hua, Zong Cheng-ge, and Zhu Rong-hua, et al. Composite tracking approach based on the cooperative engagement capability[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(11): 1842-1846.
- [3] 权太范. 目标跟踪新理论与技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 281-296.
Quan Tai-fan. Target Tracking: Advanced Theory and Techniques[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009: 281-296.
- [4] Tabrikian B J. Maneuvering target tracking in the presence of glint using the nonlinear gaussian mixture kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(1): 246-262.
- [5] Ristic B, Arulampalam S, and Gordon N. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston: Artech House, 2004: 1-65.
- [6] Orlando D, Venturino L, Lops M, Ricci G. Track-before-detect strategies for STAP radars[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(2): 933-938.
- [7] 龚亚信, 杨宏文, 胡卫东, 等. 基于多模粒子滤波的机动弱目标检测前跟踪[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4): 941-944.
Gong Ya-xin, Yang Hong-wen, and Hu Wei-dong, et al.

- Multiple model particle filter based track-before-detect for maneuvering weak target[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(4): 941-944.
- [8] 李少军, 朱振福. 基于混合粒子滤波的多目标跟踪[J]. *系统工程与电子技术*, 2009, 31(8): 1795-1800.
- Li Shao-jun and Zhu Zhen-fu. Multi-target tracking based on mixtures of particle filtering[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(8): 1795-1800.
- [9] Marcelo G S B and Jose M F M. Multiframe detection/tracker: optimal performance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(3): 925-945.
- [10] Morelande M R, Kreucher C M, and Kastella K. A bayesian approach to multiple target detection and tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5): 1589-1604.
- 夏双志: 男, 1984 年生, 博士生, 研究方向为认知雷达、雷达信号检测、目标跟踪等.
- 刘宏伟: 男, 1971 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为宽带雷达信号处理、MIMO 雷达、雷达目标识别、自适应信号处理、认知雷达等.
- 纠 博: 男, 1982 年生, 博士后, 研究方向为雷达波形设计、雷达信号检测.