

弱目标检测前跟踪技术研究综述

杨 威¹,付耀文²,潘晓刚¹,张志勇¹,黎 湘²

(1.国防科学技术大学九院 湖南长沙 410073;2.国防科学技术大学电子科学与工程学院 湖南长沙 410073)

摘 要: 该文阐述了弱目标检测前跟踪的基本原理,重点综述了近年来检测前跟踪技术的研究现状,包括动态规划、递归贝叶斯滤波、有限集统计学及直方图概率多假设跟踪等方法,对检测前跟踪技术的应用亦有相关介绍.最后在现有研究发展的基础上,着眼于提高针对弱目标的检测和跟踪性能及检测前跟踪算法鲁棒性的迫切需求,提出了检测前跟踪技术需重点关注和解决的若干问题,包括检测前跟踪算法的性能分析与评估、邻近弱目标检测前跟踪、机动弱目标的检测前跟踪、弱目标的多传感器融合检测和跟踪及弱目标的联合检测、跟踪与分类等方面.

关键词: 弱目标检测;检测前跟踪;动态规划;粒子滤波;有限集统计学理论

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2014)09-1786-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.019

Track-Before-Detect Technique for Dim Targets: An Overview

YANG Wei¹, FU Yao-wen², PAN Xiao-gang¹, ZHANG Zhi-yong¹, LI Xiang²

(1. College 9, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: The basic principle behind the track-before-detect(TBD) scheme was introduced, and an overview of the studies on state-of-art TBD methods was then presented. The paper paid special attention to the following TBD methods: dynamic programming, recursive Bayesian filtering, finite set statistics, histogram probability multi-hypothesis tracking, and also the relevant applications. Finally, some key issues to enhance the precision and robustness of dim target detection and tracking are indicated based on the progress of the existing research, which deserve more attention of the researchers' for solution. These include: performance analysis and evaluation of the existing TBD methods, the TBD solutions for closely-spaced and/or maneuvering dim targets, multi-sensor fusion for the TBD problem, joint target detection, tracking and classification(JDTC) for dim targets, and so on.

Key words: dim target detection; track before detect; dynamic programming; particle filter; finite sets statistics

1 引言

目标检测与跟踪是侦察监视、武器制导及交通控制等多种系统的关键功能.传感器每次对场景观测后,输出一幅信号层观测图像.光学类传感器输出为一般图像信息,表示为各像素单元信号强度;雷达类传感器输出为雷达图像,表示为各分辨单元内的回波信号.传统目标检测与跟踪技术利用阈值处理对每帧图像提取一组量测点迹,然后将点迹输入跟踪器完成关联处理,且对状态进行估计并输出目标轨迹,即检测后跟踪(Detect-Before-Track, DBT)技术.但在回波信号信噪比较低时,利用单帧图像难以提取目标点迹;若降低阈值,后续将产生众多虚假轨迹.

本文将回波信号信噪比较低的目标称为弱目标.针对弱目标的检测与跟踪,在20世纪70年代已形成检测前跟踪(Track-Before-Detect, TBD)思想.原始TBD基本思想是在做检测决策前,通过在目标轨迹上的回波能量积累,以提高信噪比,实现弱目标检测并输出其轨迹.早期该技术主要用于红外弱目标,近年来尤为雷达领域所关注^[1~9].在文献中,弱目标又被称为弱小目标^[10]、小目标^[11]、低可观测目标^[12]、隐身目标^[13]等.一方面,随着传感器分辨率的提高,有时目标回波信号虽弱,但目标回波可能横跨多个分辨单元,因此并不小;另一方面,目标可观测性已广泛应用于被动目标定位领域^[14],因此易混淆.TBD主要解决回波信号信噪比较低的目标检测和跟踪问题,由此本文概称为弱目标.

文献[12, 15]综述了传统 TBD 技术(如速度滤波、哈佛变换、多阶假设检验等方法).近年来, TBD 技术取得了一些重大进展.在一些新思想、新工具、新方法引入后,一方面使 TBD 技术的研究向更深层次拓展,另一方面增强了 TBD 技术的实时性.如多目标 TBD 技术在近年来广受关注,直方图概率多假设跟踪(Histogram Probability Multiple Hypothesis Tracker, H-PMHT)方法的实时性能明显优于传统 TBD 技术^[16, 17].粒子滤波(Particle Filter, PF)和有限集统计学(Finite Set Statistics, FISST)的引入,使 TBD 技术由批处理转向了递归处理^[9, 18]. FISST 方法可实现时变数目的弱目标 TBD.因此,有必要对 TBD 技术的新进展进行综述,以探讨该技术在理论和应用中有待深入研究的问题.文献[19~21]针对弱目标检测和跟踪问题,提出并分析了一类最大似然概率数据关联算法,该类算法输入仍为阈值化后的点迹数据,本文并未将其涵括,该类研究的详细综述参见文献[22].

假设 \mathbf{x}_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻的目标运动状态向量,目标运动常采用如式(1)所示的常速或常加速运动模型,其中 \mathbf{F} 为目标状态转移矩阵, \mathbf{v}_{k-1} 为随机过程噪声.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (1)$$

当场景中存在一个目标且状态为 x_k 时,传感器观测输出如式(2)所示,其中 i 表示分辨单元标号, $h_k^{(i)}(\cdot)$ 表示高度非线性并与信噪比相关的传感器点弥散函数, n_k 为随机噪声;当场景中没有目标时,传感器对各分辨单元的观测输出为随机噪声 n_k . k 时刻完整观测数据表示为集合 $Z_k = \{z_k^{(i)} \mid i = 1, 2, \dots, M\}$, 其中 M 表示场景中像素或分辨单元总数.

$$z_k^{(i)} = h_k^{(i)}(x_k) + n_k \quad (2)$$

早期 TBD 技术即是利用 1 至 K 时刻的观测数据 $Z_{1:K} = \{Z_k \mid k = 1, 2, \dots, K\}$, 对目标存在与否进行判断;若目标存在,估计并输出目标状态.文献[23]给出了一种简洁的数学描述,即如式(3)所示的检测和估计问题,其中 n_x 为单目标状态维数, V_{DT} 为检测门限.这是一类批处理 TBD 技术.由于目标状态空间为连续空间且 $h_k^{(i)}(\cdot)$ 通常为高度非线性函数,式(3)中的联合后验状态概率密度函数难以求解.离散化目标状态空间将避免非线性问题^[16].但因目标轨迹未知,早期采用枚举法对弱目标进行检测和跟踪^[24],运算复杂度仍然较高.

$$\bar{X}_{1:K} = \arg \max_{x_{1:K} \in \mathbf{R}^K} p(X_{1:K} \mid Z_{1:K}) \quad (3)$$

$$\text{s.t. } p(\bar{X}_{1:K} \mid Z_{1:K}) > V_{DT}$$

下面将介绍不同类 TBD 方法的基本思想,并评述其进展,最后探讨 TBD 在理论和应用中有待深入研究的问题.

2 DP 方法

文献[25]将动态规划(Dynamic Programming, DP)方

法引进弱目标 TBD 领域,即 DP-TBD 技术,降低了 TBD 运算复杂度. DP 搜索效率远高于枚举法,基本原理即将式(3)中的联合最优化转化为序贯最优化,并将最优化函数由后验概率密度变换为值函数 $I(\cdot)$, 如式(4)所示,其中 $g(\cdot)$ 为值函数的基础值, $\text{Nbr}(x_k)$ 为可到达当前状态 x_k 的前一时刻邻域状态空间, V_T 为检测门限, $\Psi_k(x_k)$ 为到达当前状态 x_k 的最优路径.详细原理见文献[25, 26], 其关键是选择合适的 $g(\cdot)$ 、 $\Psi_k(\cdot)$ 及 V_T .

LOOP $k = 1$ to $k = K$

$$\begin{cases} I(x_k) = \max_{x_{k-1} \in \text{Nbr}(x_k)} [I(x_{k-1})] + g(x_k) \\ \Psi_k(x_k) = \{\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{k-1} = \max_{x_{k-1} \in \text{Nbr}(x_k)} [I(x_{k-1})]\} \end{cases} \quad (4)$$

END LOOP

$$\text{s.t. } I(x_k) > V_T$$

文献[25]将各分辨单元及其邻近区域的加权回波信号强度(即幅度值)作为值函数的基础值.当服从点目标假设时,基础值即为各分辨单元的回波信号强度. $\text{Nbr}(\cdot)$ 大小决定了对机动目标的检测性能, $\text{Nbr}(\cdot)$ 较大时可实现对机动目标的检测和跟踪, $\text{Nbr}(\cdot)$ 较小时只能实现对近似匀速运动目标的检测和跟踪. V_T 决定了对弱目标的检测及虚警性能.文献[26]假设值函数满足独立同分布且服从高斯分布,对其统计特性进行分析,得到了上述 DP-TBD 算法的检测性能曲线,为 V_T 的选择提供了理论指导.文献[27]进一步对不同 $\text{Nbr}(\cdot)$ 大小的值函数进行了分析,同时为 V_T 和 $\text{Nbr}(\cdot)$ 的选择提供了理论指导.文献[28]利用极值统计理论对值函数的统计特性进行分析,并验证了其准确性.上述统计特性的理论分析都是建立在点目标假设上.文献[23, 29]发现基于幅度值的值函数存在展宽效应,弱目标易被邻近强目标覆盖,提出一种改进的邻近弱目标 DP-TBD 算法,包括目标积累和门限处理、航迹分类和融合及并行目标对消三步.

前述 TBD 研究主要用于光学领域,雷达目标与光学目标不同^[1, 3]: (1) 光学图像为二维数据,而雷达图像常由径向距离、方位角、俯仰角及多普勒速度等四维数据构成,运算复杂度更高; (2) 光学图像通常在凝视条件下获得,而雷达一般为扫描图像,需同时考虑目标帧间运动和帧内运动.文献[1]由此提出一种 DP-TBD 算法及两简化算法,值函数基础值采用广义似然比,并分析了帧内运动影响.文献[3]将其推广于多目标 TBD,针对已知数目的多目标,基于二元假设检验提出一种 DP-TBD 算法(VTA)及两简化算法,分别为连续目标对消(Successive-Target-Cancellation, STC) VTA 算法和单通道(Single-Pass, SP) STC-VTA 算法.针对未知数目的多目标,利用多元假设检验提出一种 DP-TBD 算法,但该方法中的决策区域的较难选择.文献[4, 5]分别针对目标

回波信号能量在分辨单元上是否存在溢出的情形,将上述关于脉冲多普勒雷达的单目标 DP-TBD 算法^[1]推广到了空时自适应雷达.文献[30]研究了当脉冲多普勒雷达存在速度模糊时的 TBD 问题,将模糊数视为模式变量提出一种单目标 DP-TBD 算法,利用多普勒信息缩小检索区域以降低运算复杂度.由于难以对值函数的统计特性进行分析,文献[4,5,30]采用蒙特卡洛计数法确定 V_T .

综上所述,DP-TBD 技术中值函数选取及其统计分析还有待于深入研究;另外尽管该技术在未知数目的多目标情形下取得了一些进展,但实时性方面还没达到应用要求;最后将较为成熟的面向光学图像的 DP-TBD 技术推广应用于雷达图像还有待深入研究并相互借鉴.

DP-TBD 技术可在未知噪声条件下,保证恒虚假轨迹接受概率^[5].但这类批处理技术存在检测延迟;且状态离散化使跟踪误差近似为单元格的 1/2.递归贝叶斯滤波(Recursive Bayesian Filtering, RBF)可较好地解决上述问题.

3 递归贝叶斯滤波方法

RBF-TBD 技术^[31,32]通过目标存在概率的积累检测目标.假设场景中至多出现一个目标, E_k 为目标存在变量. $E_k = 1$ 表示目标存在且状态为 $x_k \neq \phi$, $E_k = 0$ 表示不存在目标且 $x_k = \phi$.通过贝叶斯建模,利用先验信息递归实现后验概率密度 $p_k(X_k, E_k | Z_{1:k})$ 估计,如式(5)所示,其中 $p_{k|k-1}(\cdot, \cdot | Z_{1:k-1})$ 为预测概率密度函数, $f_{k|k-1}(\cdot, \cdot | x_{k-1}, E_{k-1})$ 为转移概率密度函数, $g_k(\cdot | x_k, E_k)$ 为观测似然函数^[13],先验信息含噪声与目标回波信号的统计特性、目标运动、新生与消亡模型等. $g_k(\cdot | x_k, E_k)$ 通常是非线性非高斯函数,因此常采用 PF 或 Gaussian Mixture 近似实现 RBF-TBD,简称 PF-TBD 或 GM-TBD 技术.由式(5)可推导出目标存在概率,如式(6)所示.

$$\begin{cases} p_{k|k-1}(x_k, E_k | Z_{1:k-1}) \\ = \sum_E \int f_{k|k-1}(x_k, E_k | x, E) p_{k-1}(x, E | Z_{1:k-1}) dx \\ p_k(x_k, E_k | Z_{1:k}) \\ = \frac{g_k(Z_k | x_k, E_k) p_{k|k-1}(x_k, E_k | Z_{1:k-1})}{\sum_E \int g_k(Z_k | x, E) p_{k|k-1}(x, E | Z_{1:k-1}) dx} \end{cases} \quad (5)$$

$$P_k(E_k = 1 | Z_{1:k}) = \int p_k(x_k, E_k = 1 | Z_{1:k}) dx_k \quad (6)$$

文献[33]从似然比检测形式入手,推导了检测统计量的表达式,得到了系统虚警概率与检测门限间的关系,为检测门限的设置提供了理论依据.文献[34]研究

了多传感器融合 PF-TBD 技术,并比较了分布式和中心式融合 TBD 的性能.文献[35]在雷达目标平均 SNR 未知时提出了一种 PF-TBD 算法.文献[36]提出采用期望极大化(Expectation Maximum, EM)算法估计未知平均 SNR,改进了针对起伏目标的 PF-TBD 算法性能.文献[37]针对扩展目标测量模型提出一种 PF-TBD 算法.针对超视距雷达传感器,文献[38]提出一种基于 Rao-Blackwellised 的 PF-TBD 算法.文献[39]通过多模型扩展提出一种针对机动目标的 PF-TBD 算法.它们主要针对单目标情形.

针对多输入多输出雷达系统,文献[40]提出一种已知数目的多目标粒子 TBD 算法.针对脉冲多普勒雷达传感器和最大目标数已知,文献[41]将单目标 PF-TBD 算法推广于时变数目的多目标 TBD 问题,提出一种多目标 PF-TBD 算法,但其运算复杂度过高^[23].文献[42]将上述算法推广于存在不等式约束条件下的多目标 TBD 问题.在正交频分复用雷达的应用背景下,文献[9]同样针对未知数目的多目标 TBD 问题,提出一种主观解决方法,即为每一个测量单元分配一个 GM-TBD 滤波器.

上述 RBF-TBD 技术主要在单目标状态空间对目标运动和传感器观测建模.在多目标状态空间将时变数目的多目标运动和传感器观测建模为 FISST 框架中的随机有限集(Random Finite Set, RFS),利用贝叶斯方法论可推导得到变数目多目标背景下的贝叶斯 TBD 滤波器,即 FISST-TBD 技术. FISST-TBD 技术也是一种 RBF-TBD 技术,但又有别于前述传统 RBF-TBD 技术,因此在第 4 节将单独评述 FISST-TBD 技术.

4 FISST 方法

在多目标背景下,假定 k 时刻的目标集合表示为 $X_k = \{x_{k,1}, x_{k,2}, \dots, x_{k,N(k)}\} \in F(X)$,其中 $F(X)$ 表示多目标状态空间,为单目标状态空间 X 的所有子集构成的集合. $N(k)$ 是 k 时刻的目标数目.考虑目标新生和消亡等情况,目标状态和数目 $N(k)$ 都是随机变量.

$p_{S,k}(x_{k-1})$ 为在 $k-1$ 时刻状态为 x_{k-1} 的目标在 k 时刻存在的概率, $f_{k|k-1}(x_k | x_{k-1})$ 为单个目标状态转移概率密度.对在 $k-1$ 时刻状态为 x_{k-1} 的目标, k 时刻可表示为式(7)所示的 RFS.

$$S_{k|k-1}(x_{k-1}) = \begin{cases} \{x_k\}, & \text{survival} \\ \phi, & \text{disappeared} \end{cases} \quad (7)$$

由此, k 时刻的目标状态集可用式(8)表示,其中 $G_{k|k-1}(\zeta)$ 表示由前一时刻状态为 ζ 的目标在 k 时刻所衍生出的随机有限目标集, B_k 为当前时刻新生的随机有限目标集.

$$X_k = \left[\bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup \left[\bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} G_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup B_k \quad (8)$$

早期 FISST 理论主要用于解决检测后跟踪问题,因此传感器提供阈值化后的观测点迹数据 $Z_k \in F(Z)$, 其中 $F(Z)$ 表示多目标观测空间, 为单目标观测空间 Z 的所有子集构成的集合. 由于在时变数目多目标运动建模方面的优势, 近年来基于 FISST 的 TBD 方法已成为国际上热点研究课题^[18,43~46], 其中传感器提供信号层观测数据 Z_k , 即如式(2)所示. 通过上述建模, 多目标跟踪问题应为多目标状态空间 $F(X)$ 中的滤波问题, 多目标后验密度 $p_k(X_k | Z_{1:k})$ 可通过式(9)和式(10)所示的最优多目标贝叶斯递归方程进行估计, 其中 $Z_{1:k}$ 表示积累观测集序列, δX_k 表示集合积分, $h_k(Z_k | X_k)$ 表示多目标观测似然^[18].

$$p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) = \int f_{k|k-1}(X_k | X) p_{k-1}(X | Z_{1:k-1}) \delta X \quad (9)$$

$$p_k(X_k | Z_{1:k}) = \frac{h_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1})}{\int h_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) \delta X_k} \quad (10)$$

由于多目标状态空间是无限维的, 最优多目标贝叶斯滤波器在实际中难以应用. 针对该问题, 基于观测点迹数据输入, 最优多目标贝叶斯滤波器存在一阶矩、高阶矩和多伯努利等原理性近似滤波器^[47]: 概率假设密度滤波器(Probability Hypothesis Density Filter, PHDF)、带有势分布的 PHDF 滤波器和多目标多伯努利(Multi-target Multi-Bernoulli)滤波器(MeMBerF).

针对单传感器, 文献[48]最早将 PHDF 推广应用于输入为信号层观测数据的 TBD 问题, 其多传感器版本见文献[49]. PHDF 中虚警和预测目标数应服从泊松分布, 由此文献[50]通过对脉冲多普勒雷达图像噪声“泊松化”处理, 提出一种改进的 PHDF-TBD 算法. 该算法在状态估计精度和算法运行时间方面都优于文献[41]中的多目标粒子 TBD 算法. 文献[51]针对红外机动弱目标提出一种基于多模型扩展 PHDF-TBD 算法.

基于信号层观测数据输入, 文献[18]首次在 FISST 理论框架内, 假设多目标间距较远, 严格推导了最优多目标贝叶斯 TBD 滤波器. 与 DBT 问题中的最优多目标贝叶斯滤波器相同, 最优多目标贝叶斯 TBD 滤波器在不同先验目标数目分布条件下也存在一些原理性近似滤波器. 该文详细推导了多伯努利近似 TBD 滤波器(即 MeMBer-TBD 算法), 其性能优于 H-PMHT 算法, 后者在文献[16]中通过比较分析认为是一种较理想的多目标 TBD 算法. 经过在 IEEE Trans. on Signal Processing 中的几轮辨析, 文献[18]的结论基本得到认可. 文献[45]将 MeMBer-TBD 算法应用于视频跟踪领域. 文献[52]针对未知视频

目标表观模型(appearance model: 见第 5 节), 采用 Kernel 核密度估计提出一种改进 MeMBer-TBD 算法.

综上所述, 传统 RBF-TBD 技术与 FISST-TBD 技术的实时性和对目标机动性的限制都要优于 DP-TBD 技术. 传统 RBF-TBD 技术与 FISST-TBD 技术的优点是充分利用先验信息, 缺点当这些信息不确定时, 它们的应用将受限.

5 H-PMHT 直方图概率多假设跟踪方法

Streit 等人用直方图对传感器输出的信号层观测数据建模, 提出一类直方图概率多假设跟踪 TBD 方法, 即 H-PMHT 方法^[53]. 这是一种参数化 TBD 方法, 存在批处理和递归 TBD 两种实现方式, 由于不需要计算观测似然函数, 运算复杂度较低.

前述 TBD 技术将传感器输出图像视为一次快拍, 而 H-PMHT 方法将图像解释为对隐随机过程的观测直方图, 模型见式(11), 其中 M 为目标总数. 杂波与目标的混合概率系数 $\pi_k^m > 0$, $m = 0, \dots, M$ 且 $\sum_{m=0}^M \pi_k^m = 1$, 表征目标相对杂波的功率. $h(\tau | x_k^m)$ 和 $h_0(\tau | x_k^0)$ 表示目标和杂波的表现模型, 其中 x_k^0 表示杂波表现参数, x_k^m 表示目标 $m = 1, \dots, M$ 的表现参数. 不同目标的表现模型可能具有不同的函数形式, 与目标物理形状和大小及传感器点弥散函数相关, 表示不同目标的能量空域分布.

$$p(\tau | x_k^{0:M}; \pi_k^{0:M}) = \pi_k^0 h_0(\tau | x_k^0) + \sum_{m=1}^M \pi_k^m h(\tau | x_k^m) \quad (11)$$

对各分辨单元 i 的回波信号强度 z_k^i 进行量化处理 $\bar{z}_k^i = \lfloor z_k^i / \bar{h}^2 \rfloor$, 量化整数 \bar{z}_k^i 为分辨单元 i 上的总观测点(shot)数, 其中 \bar{h}^2 表示量化门限. 由目标 m 产生的观测点落入单元 i 的概率为该目标表现模型在该单元的积分, 表示为 $h^i(x_k^m)$. 因此单个观测点落入单元 i 的概率如式(12)所示.

$$h^i(x_k^{0:M}; \pi_k^{0:M}) = \pi_k^0 h_0^i(x_k^0) + \sum_{m=1}^M \pi_k^m h^i(x_k^m) \quad (12)$$

设所有分辨单元内 shots 满足独立同分布, 对整幅图像的观测点数用离散多项式分布建模, 通过利用目标表现模型完成所有分辨单元内 shots 与目标和杂波模型的概率关联分配, 用 EM 算法实现多目标模型参数的最大似然估计. 在 H-PMHT 方法的 EM 算法实现推导中, 对最大化目标函数关于 \bar{h}^2 取极限, 得到一个与量化门限 \bar{h}^2 无关的连续目标函数. H-PMHT 方法的推导结论为, 可为每个目标模型建立单个“人工合成的”点测量, 最后采用基于点测量的估计器完成目标状态估计. 完整 H-PMHT 方法的推导过于繁琐, 可参考文献[53]. 当目标表现模型满足线性高斯假设时, 上述估计

器在递归模式下为 Kalman 滤波器,在批处理模式下为平滑 Kalman 滤波器。

文献[16]对基于四种不同方法的 TBD 算法进行了仿真比较,包括 H-PMHT 方法.结果表明 H-PMHT 方法在实时性方面最好,检测性能也较为理想.文献[54]针对高斯非线性目标表观模型提出一种基于粒子近似的 H-PMHT 方法.针对非线性非高斯目标表观模型,文献[17]还提出一种基于 DP 近似的 H-PMHT 方法.早期 H-PMHT 方法主要针对固定已知数目的多目标 TBD 问题,文献[55]针对时变数目的多目标 TBD 问题采用变分贝叶斯技术提出一种改进的 H-PMHT 方法.

分辨率较低时目标可视为点目标,常采用高斯表观模型.而分辨率较高时目标将占据多个分辨单元,目标表观模型不满足高斯假设.文献[17]为 H-PMHT 方法在非线性非高斯和线性高斯等不同情形提出了一种统一的理论框架,并形成了图像数据与目标关联的概念,有助于加深对 H-PMHT 方法的理解.对 H-PMHT 方法还有待深入研究,尤其是与前述不同 TBD 技术的全面对比.

表 1 对比分析了前述 4 种不同类 TBD 技术.

表 1 不同类 TBD 技术对比分析表

TBD 技术	理论基础	优点	缺点
DP-TBD	动态规划	性能分析较充分	机动和扩展目标情形适应性弱
RBF-TBD	贝叶斯理论	适于机动目标	变数目标多目标情形尚不适用
FISST-TBD	有限集统计学理论	适于变数目标多机动目标	需大量先验信息,否则受限
H-PMHT	统计直方图	复杂度低	机动和变数目标情形缺乏研究

6 讨论与展望

纵观上述进展,并分析 TBD 技术潜在的优势与面临的挑战,着眼于提高目标检测和跟踪性能并增强目标检测与跟踪鲁棒性的需求,未来值得重点关注的方向可概括为以下五个方面:

(1) 检测前跟踪算法的性能分析与评估

一方面,对弱目标 TBD 问题同时存在多类基于不同思想和不同数学工具的解决方法,而当前研究主要集中于同类 TBD 技术的纵向比较,对不同类 TBD 技术的横向比较极少;另一方面,基于不同方法的 TBD 技术在性能分析上也很不平衡,比如针对 DP-TBD 技术的理论性能分析较为全面,而针对其他类 TBD 技术的理论性能分析较欠缺.

对不同类 TBD 技术的理论性能分析可揭示该类 TBD 技术的机理及影响因素,比如 DP-TBD 和传统 RBF-TBD 技术中检测门限的选择直接决定了系统检测性能,DP-TBD 技术中邻域状态空间的大小还决定了目标跟踪性能,并影响着系统检测性能.文献[16]对 DP-TBD、传统 RBF-TBD 及 H-PMHT 方法进行了初步的横向仿真比较,结论是 H-PMHT 方法的实时性最好,但对高速目标的检测性能并不理想,几种 TBD 技术在其他情形下的检测性能相近:(1)该文并未对不同 TBD 技术的跟踪性能进行评估;(2)不同 TBD 技术中存在众多不同性质的设计参数,而该文并未加于分析.对 FISST-TBD 技术及 H-PMHT 方法的理论性能分析尚未见诸报道.

总之,对不同 TBD 技术的理论性能分析有利于进一步揭示不同 TBD 技术的机理,进而有利于揭开 TBD 问题的本质,这是未来值得重点研究的课题之一.

(2) 邻近弱目标检测前跟踪

当存在邻近弱目标时,文献[18]中所推导的 FISST-TBD 算法与 H-PMHT 方法都不能给出较好的检测和跟踪结果.文献[23]针对邻近弱目标提出了一种 DP-TBD 算法.除此之外,针对多弱目标的 TBD 问题,当前研究大多假设目标相隔距离较远且相互独立.值得指出的是,在视频监视领域,针对邻近、重叠甚至遮挡目标的跟踪问题已有较多研究成果^[56].未来为增强 TBD 算法的鲁棒性,应重点关注邻近、重叠甚至遮挡弱目标的 TBD 问题,借鉴视频监视领域的研究成果是其解决思路之一.

(3) 机动弱目标的检测前跟踪

机动弱目标的 TBD 问题是军用监视系统在复杂环境中亟待解决的难题,而现有 TBD 技术不仅对机动弱目标的检测和跟踪性能很不理想,而且运算复杂度很高.

DP-TBD 技术中邻域状态空间的大小限定了待检测和跟踪目标的机动特性^[27].将传统 RBF-TBD 技术和 FISST-TBD 技术推广应用于机动弱目标的检测前跟踪可采用多模型扩展思路,但需要目标机动特性的先验信息.H-PMHT 方法对机动目标的检测和跟踪特性未见报道.这都是未来值得重点关注的课题.

(4) 弱目标的多传感器融合检测和跟踪

多传感器所提供的目标观测数据存在互补和冗余性,若能很好地利用不同传感器观测数据间的互补性并去除冗余性,则多传感器融合检测和跟踪势必较单传感器的性能更好、稳健性更强.然而与基于点迹数据的多传感器融合跟踪方法相比,关于弱目标的多传感器融合检测和跟踪研究较为薄弱,这是提高弱目标 TBD 性能的一条有效途径.

(5) 弱目标的联合检测、跟踪与分类

目标检测、跟踪与分类是感知系统中三个具有基础性和关联性的重要研究领域。由于感知系统的复杂性,传统方法论将目标检测、跟踪与分类问题沿用“分而治之”的思想进行串行处理。而三者是紧密耦合,若能充分挖掘相互间的互补信息进行一体化研究,有望同时得到更佳的目标检测、跟踪与分类性能^[57]。

基于阈值化后的点迹数据,文献[58]和[59]基于 FISST 理论分别研究了单机动目标的联合跟踪与分类和联合检测与跟踪;文献[60,61]基于 FISST 理论研究了多机动目标联合检测、跟踪与分类问题。显然它们对弱目标的检测和跟踪性能并不理想,必定也影响着分类性能。正如第 4 节所述,基于信号层观测数据输入, FISST 也为弱目标的联合检测与跟踪提供了一种严格的理论工具。若能进一步有效利用各种先验知识或属性特征测量,则有望面向信号层观测数据实现目标的检测、跟踪与分类一体化,进而提高针对弱目标的信息获取能力。当然在当前尚不存在完全脱颖而出的 TBD 技术前提下,有必要沿着基于不同思想和不同数学工具的 TBD 技术开发相应的联合检测、跟踪与分类算法以满足不同应用需求。

参考文献

- [1] J D R Kramer, J W S Reid. Track-before-detect processing for an airborne type radar[A]. Proceedings of International Radar Conference[C]. Arlington, VA, USA: IEEE, May 1990, 422 – 427.
- [2] S Buzzi, M Lops, L Venturino. Track-before-detect procedures for early detection of moving target from airborne radars[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 937 – 954.
- [3] S Buzzi, M Lops, L Venturino, M Ferri. Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135 – 1150.
- [4] D Orlando, L Venturino, M Lops, G Ricci. Track-before-detect strategies for STAP radars[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(2): 933 – 938.
- [5] D Orlando, G Ricci, Y Bar-Shalom. Track-before-detect algorithms for targets with kinematic constraints[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1837 – 1849.
- [6] S J Davey, M G Rutten, B Cheung. Using phase to improve track-before-detect[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 832 – 849.
- [7] R X Niu, R S Blum, P K Varshney, A L Drozdz. Target localization and tracking in noncoherent multiple-input multiple-output radar systems[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(2): 1466 – 1489.
- [8] E Grossi, M Lops, L Venturino. A novel dynamic programming algorithm for track-before-detect in radar systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(10): 2608 – 2619.
- [9] F Lehmann. Recursive Bayesian filtering for multitarget track-before-detect in passive radars[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2458 – 2480.
- [10] P F Singer, D M Sasaki. Analysis of the cascade of track-before-detect and track-after-detect tracking algorithms[A]. Proceedings of SPIE on Signal and Data Processing of Small Targets[C]. Orlando, Florida, USA: SPIE, April 1998, 156 – 165.
- [11] K Huang, X Mao. Detectability of infrared small targets[J]. Infrared Physics & Technology, 2010, 53(3): 208 – 217.
- [12] M Hadzagic, H Michalska, E Lefebvre. Track-before-detect methods in tracking low-observable targets: A survey[J]. Sensors & Transducers, 2005, 54(1): 374 – 380.
- [13] Ristic B, Arulampalam M S, Gordon N. Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications[M]. Boston, MA: Artech House, 2004.
- [14] C Jauffret, D Pillon. Observability in passive target motion analysis[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(4): 1290 – 1300.
- [15] 战立晓, 汤子跃, 朱振波. 雷达微弱目标检测前跟踪算法综述[J]. 现代雷达, 2013, 35(4): 45 – 53.
Zhan Li-xiao, Tang Zi-yue, Zhu Zhen-bo. An overview on track-before-detect algorithms for radar weak targets[J]. Modern Radar, 2013, 35(4): 45 – 53. (in Chinese)
- [16] S J Davey, M G Rutten, B Cheung. A comparison of detection performance for several track-before-detect algorithms[A]. Proceedings of International Conference on Information Fusion [C]. Cologne, Germany: ISIF, June 2008, 1 – 8.
- [17] S J Davey, M Wieneke, H Vu. Histogram-PMHT unfettered [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 7(3): 435 – 447.
- [18] Vo Ba-Ngu, Vo Ba-Tuong, Pham Nam-Trung, D Suter. Joint detection and estimation of multiple objects from image observations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(10): 5129 – 5141.
- [19] T Kirubarajan, Y Bar-Shalom. Low observable target motion analysis using amplitude information[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(4): 1367 – 1384.
- [20] W R Blanding, P Willett, Y Bar-Shalom. Offline and real-time methods for ML-PDA track validation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(5): 1994 – 2006.
- [21] W R Blanding, P Willett, Y Bar-Shalom, R S Lynch. Directed subspace search ML-PDA with application to active sonar tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(1): 201 – 216.

- [22] W R Blanding, P Willett, Y Bar-Shalom. ML-PDA: Advances and a new multitarget approach [J/OL]. <http://asp.eurasipjournals.com/content/pdf/1687-6180-2008-260186.pdf>, 2013 - 11 - 26.
- [23] W Yi, M Morelande, L J Kong, J Y Yang. An efficient multi-frame track-before-detect algorithms for multi-target tracking [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2013, 7(3): 421 - 434.
- [24] N C Mohanty. Computer tracking of moving point targets in space [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1981, 3(5): 606 - 611.
- [25] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1985, 21(1): 144 - 156.
- [26] Y Barniv, O Kella. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets part II: Analysis [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23(6): 776 - 788.
- [27] S M Tonissen, R J Evans. Performance of dynamic programming techniques for track-before-detect [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(4): 1440 - 1451.
- [28] L A Johnston, V Krishnamurthy. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 228 - 242.
- [29] W Yi, L J Kong, J Y Yang, M Morelande. Student high-light: Dynamic programming-based track-before-detect approach to multitarget tracking [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2012, 27(12): 31 - 33.
- [30] X Deng, Y Pi, M Morelande, B Moran. Track-before-detect procedures for low pulse repetition frequency surveillance radars [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2011, 5(1): 65 - 73.
- [31] D J Salmond, H Birch. A particle filter for track-before-detect [A]. *Proceedings of the American Control Conference [C]*. Arlington, VA, USA: ISIF, June 2001, 3755 - 3760.
- [32] Boers Y, Driessen J N. Particle filter based detection for tracking [A]. *Proceedings of the American Control Conference [C]*. Arlington, VA, USA: ISIF, June 2001, 4393 - 4397.
- [33] 夏双志, 戴奉周, 刘宏伟. 复高斯白噪声背景下贝叶斯检测前跟踪的检测阈值设置方法 [J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(3): 524 - 531.
Xia Shuang-zhi, Dai Feng-zhou, Liu Hong-wei. A method of determining detection threshold for Bayesian track-before-detect in white complex Gaussian noise [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(3): 524 - 531. (in Chinese)
- [34] S Z Xia, H W Liu. Bayesian track-before-detect for multi-sensor fusion systems [A]. *Proceedings of 2011 IEEE CIE International Conference [C]*. Xian, China: IEEE, 2011, 418 - 421.
- [35] M G Rutten, N J Gordon, S Maskell. Recursive track-before-detect with target amplitude [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(5): 345 - 352.
- [36] S Z Xia, H W Liu. Bayesian track-before-detect algorithm with target amplitude fluctuation based on expectation-maximisation estimation [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2012, 6(8): 719 - 728.
- [37] Y Boers, H Driessen, J Torstensson, M Trieb, R Karlsson, F Gustafsson. Track-before-detect algorithm for tracking extended targets [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2006, 153(4): 345 - 351.
- [38] H T Su, T P Wu, H W Liu, Z Bao. Rao-Blackwellised particle filter based track-before-detect algorithm [J]. *IET Signal Processing*, 2008, 2(2): 169 - 176.
- [39] F Verschure. *Multiple Modal Particle Filters for Track Before Detect [D]*. Eindhoven: University of Technology, 2003. 45 - 62.
- [40] B K Habtemariam, R Tharmarasa, T Kirubarajan. Multi-target track before detect with MIMO radars [A]. *Proceedings of the IEEE Aerospace Conference [C]*. Big Sky, Montana, USA: IEEE, March 2010, 1 - 9.
- [41] Y Boers, J N Driessen. Multitarget particle filter track before detect application [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2004, 151(6): 351 - 357.
- [42] Y Boers, H Driessen. Particle filter track-before-detect application using inequality constraints [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(1): 1481 - 1487.
- [43] S J Davey. Comments on "Joint detection and estimation of multiple objects from image observations" [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1539 - 1540.
- [44] Vo Ba-Ngu, Vo Ba-Tuong, Pham Nam-Trung, D Suter. Reply to "Comments on 'Joint detection and estimation of multiple objects from image observations'" [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(3): 1540 - 1541.
- [45] Hoseinnezhad R, Vo Ba-Ngu, Vo Ba-Tuong, Suter D. Visual tracking of numerous targets via multi-Bernoulli filtering of image data [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(10): 3625 - 3635.
- [46] J Wong, Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu. Multi-Bernoulli based track-before-detect with road constraints [A]. *Proceedings of the 15th International Conference on Information Fusion [C]*. Singapore: ISIF, July 2012. 840 - 846.
- [47] 杨威, 付耀文, 龙建乾, 黎湘. 基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述 [J]. *电子学报*, 2012, 40(7): 1440 - 1448.
Yang Wei, Fu Yao-wen, Long Jian-qian, Li Xiang. The FISST-based tracking techniques: A survey [J]. *Acta Elec-*

- tronica Sinica, 2012, 40(7):1440 – 1448. (in Chinese)
- [48] K Punithakumar, T Kirubarajan, A Sinha. A sequential Monte Carlo probability hypothesis density algorithm for multitarget track-before-detect [A]. Proceedings of SPIE on Signal and Data Processing of Small Targets [C]. San Diego, CA, USA: SPIE, March 2005, 5913: 1 – 8.
- [49] Zhan R H, Zhang J. Improved multitarget track-before-detect for image measurements [A]. Proceedings of the International Conference on Signal Processing [C]. Beijing, China: IEEE, October 2012. 2183 – 2187.
- [50] 童慧思, 张颢, 孟华东, 王希勤. PHD 滤波器在多目标检测前跟踪中的应用 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2046 – 2051.
Tong Hui-si, Zhang Hao, Meng Hua-dong, Wang Xi-qin. Probability hypothesis density filter multitarget track-before-detect application [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2046 – 2051. (in Chinese)
- [51] Y L Long, H Xu, W An, L Liu. Track-before-detect for infrared maneuvering dim multi-target via MM-PHD [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(2): 252 – 261.
- [52] R Hoseinnezhad, Vo Ba-Ngu, Vo Ba-Tuong. Visual tracking in background subtracted image sequence via multi-Bernoulli filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(2): 392 – 397.
- [53] R L Streit, M L Graham, M J Walsh. Multitarget tracking of distributed targets using histogram-PMHT [J]. Digital Signal Processing, 2002, 12(2): 394 – 404.
- [54] S J Davey. Histogram PMHT with particles [A]. Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion [C]. Chicago, USA: ISIF, July 2011. 779 – 786.
- [55] Wieneke M, Davey S J. Histogram PMHT with target extent estimates based on random matrices [A]. Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion [C]. Chicago, USA: ISIF, July 2011. 322 – 329.
- [56] C R Del Blanco, F Jaureguizar, N Garcia. An advanced Bayesian model for the visual tracking of multiple interacting objects [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2011, 2011(130): 1 – 13.
- [57] W Mei, G L Shan, X R Li. Simultaneous tracking and classification: a modularized scheme [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 581 – 599.
- [58] W Yang, Y W Fu, X Li. Joint target tracking and classification via RFS-based multiple model filtering [J/OL]. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253513000699>, 2013 – 11 – 26.
- [59] W Yang, Y W Fu, J Q Long, X Li. Random finite sets-based joint maneuvering target detection and tracking filter and its implementation [J]. IET Signal Processing, 2012, 6(7): 648 – 660.
- [60] W Yang, Y W Fu, J Q Long, X Li. Joint detection, tracking and classification of multiple targets in clutter using the PHD filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3594 – 3609.
- [61] W Yang, Y W Fu, X Li. Joint detection, tracking and classification of multiple maneuvering targets based on the linear Gaussian jump Markov probability hypothesis density filter [J]. Optical Engineering, 2013, 52(8): 083016 – 1 – 12.

作者简介



杨 威 男, 1985 年 7 月出生, 江西丰城人。2006 年毕业于武汉大学电子信息学院并获工学学士学位, 2009 年和 2012 年在国防科学技术大学分别获工学硕士和博士学位。现为国防科学技术大学九院讲师, 主要从事目标检测、目标跟踪、目标分类和信息融合技术研究。

E-mail: yw850716@sina.com



付耀文 男, 1976 年 5 月出生, 江西奉贤人。1997 年和 2003 年在国防科学技术大学分别获工学学士和工学博士学位。现为国防科学技术大学电子科学与工程学院研究员, 主要从事信息融合、雷达信号处理等方面的研究工作。

E-mail: fuyaowen@sina.com