



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103472445 B

(45) 授权公告日 2015.06.17

(21) 申请号 201310425412.5

CN 102928836 A, 2013.02.13, 全文.

(22) 申请日 2013.09.18

Peter Willett 等. Integration of Bayes Detection with Target Tracking. 《IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING》. 2001, 第 49 卷 (第 1 期), 17-29.

(73) 专利权人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)西源大道 2006 号

王峰等. 基于道路约束的粒子滤波检测前跟踪算法. 《雷达科学与技术》. 2011, 第 9 卷 (第 6 期), 525-530, 536.

(72) 发明人 孔令讲 杨晓波 王云奇 易伟 崔国龙

Thomas E. Fortmann 等. MULTI-TARGET TRACKING USING JOINT PROBABILISTIC DATA ASSOCIATION. 《1980 19th IEEE Conference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes》. 1980, 807-812.

(74) 专利代理机构 电子科技大学专利中心 51203

代理人 周刘英

审查员 伍晓霞

(51) Int. Cl.

G01S 13/66(2006.01)

G01S 13/58(2006.01)

G01S 7/41(2006.01)

(56) 对比文件

US 2004/0027274 A1, 2004.02.12, 全文.

CN 101770024 A, 2010.07.07, 全文.

CN 101980044 A, 2011.02.23, 全文.

CN 102901959 A, 2013.01.30, 全文.

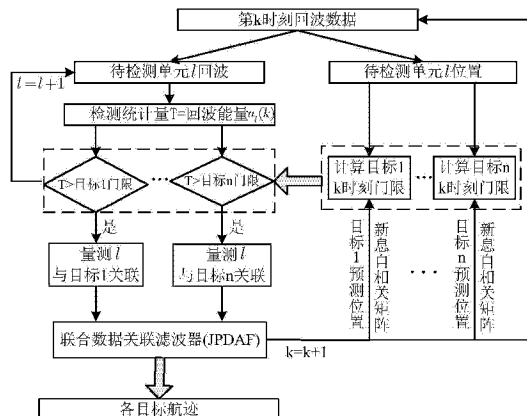
权利要求书2页 说明书6页 附图3页

(54) 发明名称

一种针对多目标场景的检测跟踪一体化方法

(57) 摘要

本发明公开了一种针对多目标场景的检测跟踪一体化方法,属于雷达检测跟踪技术。本发明的方法是一种耦合了贝叶斯检测和联合概率数据关联(JPDA)滤波的多目标跟踪方法,首先依据前一时刻 JPDA 跟踪滤波器的预测,计算得到当前时刻的各目标位置分布信息,继而贝叶斯检测器将该分布信息作为检测判决的先验信息,分别对各目标进行检测;最后利用 JPDA 跟踪滤波器对将检测所得的测量点迹与各目标进行数据关联,完成对各目标当前时刻的位置估计和航迹更新,并预测得到下一时刻各目标的位置分布信息。本发明能够应用于对邻近的多个目标的检测和跟踪,具有更高的性能和很好的实用性。



CN 103472445 B

1. 一种针对多目标场景的检测跟踪一体化方法,其特征在於,包括下列步骤:

步骤 1:初始化各目标航迹;

步骤 2:基于上一时刻的各目标的状态估计值,预测当前时刻 k 各目标的位置 $\tilde{z}_n(k|k-1)$ 、新信息相关矩阵 $S_n(k)$,其中 $n = 1, 2, \dots, N$, N 表示目标总个数;

步骤 3:基于公式 $T_n^l(k) = \frac{\rho_n + 1}{2\rho_n} v_n^l(k)^T S_n(k)^{-1} v_n^l(k) + \eta_n$ 确定各目标在当前时刻 k 的检测

判决门限 $T_n^l(k)$,其中 ρ_n 表示目标 n 的信噪比, $v_n^l(k)^T$ 为向量 $v_n^l(k)$ 的转置向量, $v_n^l(k)$ 表示待检测距离单元 l 与目标 n 在当前时刻 k 的实测位置之间的距离, η_n 表示目标 n 的可调参

数,且 $\eta_n = -\log\left(\frac{P_{fa0} V_n(k)}{\sqrt{2\pi \frac{\rho_n}{\rho_n + 1} S_n(k)}}\right)$,其中 P_{fa0} 表示雷达系统的虚警概率, $V_n(k)$ 表示目标 n 在

当前时刻 k 的波门体积;

步骤 4:将各待检测距离单元的回波能量分别与各目标对应的检测判决门限 $T_n^l(k)$ 进行比较,若超过,则将该待检测距离单元确定为当前时刻 k 目标 n 的量测点迹;

步骤 5:获取当前时刻 k 的各量测点迹与各目标的互关联概率;

步骤 5-1:定义当前时刻 k 所检测到的 m 个量测点迹的位置为 $Y(k) = \{y_j\}_{j=1}^m$, y_j 表示量测点迹 j 的位置,则截止到 k 时刻的所有量测点迹表示为 $Y^k = \{Y(k), Y^{k-1}\}$,定义事件 \mathcal{X}_{jn_j} 表示量测点迹 j 源于目标 n_j ,若 $n_j = 0$,则表示量测点迹 j 源于杂波,若为 $(0, N]$ 之间的整数,则量测点迹 j 源于目标 n_j ;则基于事件 \mathcal{X}_{jn_j} 的联合事件 $\bar{\mathcal{X}}$ 表示为 $\bar{\mathcal{X}} = \bigcap_{j=1}^m \mathcal{X}_{jn_j}$,且若 $n_j = 0$,则定义参数 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 0$,若 $n_j > 0$,则定义参数 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 1$;

根据公式 $p[Y(k) | \bar{\mathcal{X}}, Y^{k-1}] = \prod_{j=1}^m p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}]$ 计算 k 时刻量测点迹的似然函数 $p[Y(k) | \bar{\mathcal{X}}, Y^{k-1}]$,其中

$$p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}] = \begin{cases} \mathcal{N}(y_j; \tilde{z}_{n_j}(k|k-1), S_{n_j}), & \text{若 } \tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 1 \\ \left(\sum_{n: \omega_{jn}=1} \mathcal{N}(y_j; \tilde{z}_n(k|k-1), \frac{\rho_n}{\rho_n + 1} S_n) \right) / \left(\sum_{n: \omega_{jn}=1} \omega_{jn} \right), & \text{若 } \tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 0 \end{cases}$$

函数 $\mathcal{N}(\cdot)$ 表示边缘概率,当量测点迹 j 在目标 n 的波门之内时,参数 w_{jn} 取值为 1;否则参数 w_{jn} 的取值为 0; $\tilde{z}_{n_j}(k|k-1)$ 表示 k 时刻目标 n_j 的预测位置, S_{n_j} 表示目标 n_j 的新息自相关矩阵;

步骤 5-2:基于公式

$$P(\bar{\chi}|Y^{k-1}) = \frac{1}{m!/\Phi!} \prod_{n:\delta_n=1} \bar{P}_D^n \prod_{n:\delta_n=0} (1-\bar{P}_D^n) \frac{(VP_{j\alpha 0}/V_0)^\Phi}{\Phi!} e^{-VP_{j\alpha 0}/V_0}$$

计算联合事件 $\bar{\chi}$ 的先验概率 $P(\bar{\chi}|Y^{k-1})$, 其中参数 $\delta_n = \begin{cases} 1, & \text{若目标}n\text{波门内有量测点迹} \\ 0, & \text{若目标}n\text{波门内无量测点迹} \end{cases}$,

$\bar{P}_D^n = \left(\frac{\rho_n}{\rho_n+1}\right) e^{\frac{\eta_n}{\rho_n+1}}$ 为目标 n 的平均检测概率, V_0 为分辨单元的体积, V 为所有 N 个目标波门

的总体积, Φ 表示事件 $\bar{\chi}$ 中虚假点迹的总个数, 且 $\Phi = \sum_{j=1}^m [1 - \tau_j(\bar{\chi})]$;

步骤 5-3: 基于似然函数 $p[Y(k)|\bar{\chi}, Y^{k-1}]$, 先验概率 $P(\bar{\chi}|Y^{k-1})$ 获得联合事件 $\bar{\chi}$ 的后验概率 $P(\bar{\chi}|Y^k)$;

步骤 5-4: 根据公式 $\beta_j^n = \sum_{\bar{\chi}} P\{\bar{\chi}|Y^k\} \hat{\omega}_{jn}$ 计算各测量点迹与各目标的互关联率 β_j^n , 其中

参数 $\hat{\omega}_{jn} = \begin{cases} 1, & \text{若事件}\bar{\chi}\text{中}\chi_{jn}\text{发生} \\ 0, & \text{若事件}\bar{\chi}\text{中}\chi_{jn}\text{未发生} \end{cases}$, 且当量测点迹 j 源于杂波时, 取量测点迹 j 与杂波的互关

联率 $\beta_j^0 = 1 - \sum_{j=1}^m \beta_j^n$;

步骤 6: 基于各测量点迹与各目标的互关联率 β_j^n , 对当前时刻 k 各目标航迹进行估计, 得到各目标的状态估计值, 并对其航迹进行更新;

步骤 7: 对下一时刻的各目标重复步骤 2 ~ 6, 对所有时刻的目标航迹进行估计和更新, 并输出各目标的航迹图。

一种针对多目标场景的检测跟踪一体化方法

技术领域

[0001] 本发明属于雷达信号处理领域,具体涉及雷达检测跟踪技术。

背景技术

[0002] 现役雷达对目标的跟踪一般采用先检测后跟踪体制 (DBT),即先进行单帧门限检测判决得到点迹数据,然后对这些过门限的点迹数据进行凝聚、关联、滤波等处理,最终形成目标航迹。在信噪比 (SNR) 较高的情况下,传统先检测后跟踪技术可以有效的实现对目标的检测跟踪,且具有运算量小,占用雷达系统资源少等优点。然而随着现代隐身技术的不断发展,目标雷达截面积 (RCS) 大幅减小,加之强杂波环境 (城市,森林,山地等) 的干扰,使得目标信噪比往往很低,这时传统先检测后跟踪技术的性能将会急剧恶化。

[0003] 在传统先检测后跟踪体制中,检测与跟踪通常被看做两个独立的过程,并依据相互独立的准则优化各自的性能,然而作为一个系统的两个组成部分,检测与跟踪存在着必然的内在联系,传统的 DBT 对两者所做的割裂处理,势必造成了整个检测跟踪系统的性能损失。因此联合处理检测和跟踪过程,实现检测跟踪一体化具有重要的研究价值。

[0004] 目前,国内外学者已经对检测跟踪一体化做了大量的研究。比如美国康涅狄格大学提出了一种耦合检测器与跟踪器的架构,将概率数据关联 (PDA) 跟踪滤波器预测的目标位置分布信息反馈给检测器,检测器将该反馈作为先验信息,继而利用贝叶斯准则进行检测判决,这样使得整个检测跟踪系统的数据流向是双向的,回波信息得到了更充分的利用,最终提高了检测和跟踪性能。然而这些研究工作都是针对单目标情形而做的,但在雷达实际监视环境中,常常会遇到多个目标同时存在的情况,此时需要同时估计出每个目标的状态,而已有的针对单目标的检测跟踪一体化方案不能有效实现对多个目标的监测与跟踪,因为随着目标个数的增加,检测过程所得到的量测点迹与目标航迹的数据关联问题变得尤为棘手;而且当多个目标邻近时,由于量测点迹来源的不确定性,将造成不同航迹之间的相互干扰,这些问题在已有的针对单目标的检测跟踪一体化方案中不能解决。

发明内容

[0005] 本发明的发明目的在于:针对上述存在的问题,提供一种针对多目标场景的检测跟踪一体化方法。

[0006] 本发明耦合了贝叶斯检测和联合概率数据关联 (JPDA) 滤波的多目标跟踪方法,构建了多个并行的贝叶斯检测器独立地对各目标进行多门限检测,将检测到的所有量测点迹输入到 JPDA 滤波器进行数据关联,估计各目标当前时刻的位置并预测下一时刻的位置;之后将预测的各目标位置分布信息 (状态估计值) 分别反馈到相应的贝叶斯检测器,贝叶斯检测器将该反馈作为先验信息用于下一时刻的检测判决。检测门限在空间上是自适应变化的,越靠近各目标跟踪波门中心 (即目标的预测位置),检测门限越低;反之则门限越高。具体包括以下步骤:

[0007] 步骤 1:多门限检测

[0008] 1.1: 初始化当前时刻 $k = 1$, 起始各目标航迹, 假设目标总个数为 N , $k-1$ 时刻目标 n 的状态估计值为 $\tilde{x}_n(k-1|k-1), n=1, 2, \dots, N$, 估计误差自相关矩阵为 $P_n(k-1|k-1), n = 1, 2, \dots, N$; 利用目标的运动状态方程和观测方程, 可预测得到 k 时刻目标 n 的位置 $\tilde{z}_n(k|k-1)$ 以及新息自相关矩阵 $S_n(k)$, 其表达式分别如下:

$\tilde{z}_n(k|k-1) = H_n F_n \tilde{x}_n(k-1|k-1)$, $S_n(k) = H_n F_n P_n(k-1|k-1) (H_n F_n)^T + H_n Q_n H_n^T + R_n$, 其中 F_n, H_n 分别表示目标 n 的状态转移矩阵和量测矩阵, Q_n, R_n 分别为目标 n 状态噪声自相关矩阵和量测噪声自相关矩阵 (上述所涉及到的处理公式为 JPDA 滤波中的标准公式, 具体原理过程不在详叙)。

[0009] 1.2: 初始化 $n = 1$, 假设目标 n 为 Swerling I 目标, 信噪比为 ρ_n , 定义 $a_1(k)$ 为 k 时刻第 1 个待检测单元的回波能量, 则可构造如下两种检测假设:

[0010] H_0 (待检测单元无目标): $f(a_1(k)) = e^{-a_1(k)}$

[0011] H_1 (待检测单元有目标): $f(a_1(k)) = \frac{1}{1 + \rho_n} e^{-a_1(k)/(1 + \rho)}$

[0012] 依据贝叶斯准则, 可得如下检测判决: $(\frac{1}{1 + \rho_n} e^{a_1(k)\rho/(1 + \rho)} =) \frac{f_1(a_1(k))}{f_0(a_1(k))} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{P(H_0)}{P(H_1)}$, 具

体可参考文献“Willett P, Niu R, Bar-Shalom Y. Integration of Bayes detection with target tracking[J]. Signal Processing, IEEE Transactions on, 2001, 49(1):17-29.”。

[0013] 1.3: 定义第 1 个距离单元与目标 n 的实测位置 $z_n(k)$ (即 $z_n(k)$ 为量测值) 之间的

距离为 $v_n^j(k)$, 则步骤 1.2 中的判决式可整理为: $a_1(k) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{\rho_n + 1}{2\rho_n} v_n^j(k)^T S_n(k)^{-1} v_n^j(k) + \eta_n$, 其中

参数 η_n 表示目标 n 的可调参数, 记 k 时刻目标 n 的波门体积为 $V_n(k)$, 推导可得平均虚警概

率为 $\bar{P}_{fa}^n = e^{-\eta_n} \sqrt{2\pi \frac{\rho_n}{\rho_n + 1} S_n(k)} / V_n(k)$, 为实现恒虚警检测, 令 \bar{P}_{fa}^n 恒等于一常数 P_{fa0} (该常数为

系统要求的虚警概率即可), 可计算得到判决式中的可调参数 $\eta_n = -\log\left(\frac{P_{fa0} V_n(k)}{\sqrt{2\pi \frac{\rho_n}{\rho_n + 1} S_n(k)}}\right)$,

于是得到各目标在各个时刻的检测判决式为:

[0014]

$$a_1(k) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{\rho + 1}{2\rho} v_n^j(k)^T S_n(k)^{-1} v_n^j(k) - \log\left(\frac{P_{fa0} V_n(k)}{\sqrt{2\pi \frac{\rho_n}{\rho_n + 1} S_n(k)}}\right),$$

[0015] 即定义 $T_n^j(k)$ 为目标 n 在当前时刻 k 、第 1 个距离单元的检测判决门限, 当 $a_1(k)$ 大于任一目标 n 的检测判决门限 $T_n^j(k)$ 时, 即确定第 1 个距离单元为时刻 k 目标 n 的量测点迹

(量测点迹用符号 j 表示), 可待关联于目标 n 。

[0016] 1.4: 令 $n = n+1, n \leq N$, 重复上述步骤 1.2-1.3, 完成在 k 时刻、第 1 个距离单元处, 对所有 N 个目标的门限检测。

[0017] 1.5: 令 $l = l+1$, 重复步骤 1.2-1.4, 完成对 k 时刻整个数据平面中所有距离单元的检测。

[0018] 步骤 2: 量测点迹与各目标互关联概率的计算

[0019] 2.1: 定义当前时刻 k 所检测到的 m 个量测点迹的位置为 $Y(k) = \{y_j\}_{j=1}^m$, y_j 表示量测点迹 j 的位置, 则截止到 k 时刻的所有量测点迹表示为 $Y^k = \{Y(k), Y^{k-1}\}$, 定义事件 \mathcal{X}_{jn_j} 表示量测点迹 j 源于目标 n_j , 若 $n_j = 0$, 则表示量测点迹 j 源于杂波, 若为 $(0, N]$ 之间的整数,

则量测点迹 j 源于目标 n_j ; 则基于事件 \mathcal{X}_{jn_j} 的联合事件 $\bar{\mathcal{X}}$ 表示为 $\bar{\mathcal{X}} = \bigcap_{j=1}^m \mathcal{X}_{jn_j}$, 且若 $n_j = 0$, 则定义参数 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 0$, 若 $n_j > 0$, 则定义参数 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 1$;

[0020] 2.2: 计算 k 时刻量测点迹的似然函数 $p[Y(k) | \bar{\mathcal{X}}, Y^{k-1}] = \prod_{j=1}^m p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}]$, 定义参

数 $\omega_{jn} = \begin{cases} 1, & \text{量测 } j \text{ 在目标 } n \text{ 波门之内} \\ 0, & \text{量测 } j \text{ 不在目标 } n \text{ 波门之内} \end{cases}$, 则有:

[0021]

$$p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}] = \begin{cases} \mathcal{N}(y_j; \tilde{z}_{n_j}(k|k-1), S_{n_j}) & \text{if } \tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 1 \\ (\sum_{n: \omega_{jn}=1} \mathcal{N}(y_j; \tilde{z}_n(k|k-1), \frac{\rho_n}{\rho_n+1} S_n)) / (\sum_{n: \omega_{jn}=1} \omega_{jn}) & \text{if } \tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 0 \end{cases};$$

[0022] 即如果量测点迹 j 来源于目标 n_j (也即当 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 1$ 时), 则其似然函数 $p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}]$ 为高斯函数, 且均值为 $\tilde{z}_{n_j}(k|k-1)$ (k 时刻目标 n_j 的预测位置), 方差为 S_{n_j} (目标 n_j 的新息自相关矩阵); 如果量测点迹 j 来源于杂波 (也即当 $\tau_j(\bar{\mathcal{X}}) = 0$ 时), 则其似然函数 $p[y_j | \mathcal{X}_{jn_j}, Y^{k-1}]$ 为多个高斯函数的算数平均, 参与平均的高斯函数的均值和方差

分别为 $\tilde{z}_n(k|k-1)$ (目标 n 的预测位置), $\frac{\rho_n}{\rho_n+1} S_n$ (目标 n 的新息自相关矩阵的加权), 目标 n 指所有波门内包含量测 j 的目标 (即 $\omega_{jn} = 1$);

[0023] 2.3: 计算联合事件 $\bar{\mathcal{X}}$ 的先验概率, 计算公式如下:

$$[0024] \quad P(\bar{\mathcal{X}} | Y^{k-1}) = \frac{1}{m! / \Phi!} \prod_{n: \delta_n=1} \bar{P}_D^n \prod_{n: \delta_n=0} (1 - \bar{P}_D^n) \frac{(VP_{fa0} / V_0)^\Phi}{\Phi!} e^{-VP_{fa0} / V_0},$$

[0025] 其中 $\delta_n = \begin{cases} 1, & \text{目标 } n \text{ 波门内有量测点迹} \\ 0, & \text{目标 } n \text{ 波门内无量测点迹} \end{cases}$, $\bar{P}_D^n = (\frac{\rho_n}{\rho_n+1}) e^{\frac{-\eta_n}{\rho_n+1}}$ 为目标 n 的平均检测概

率, V_0 为分辨单元的体积, V 为所有 N 个目标波门的总体积, 事件 $\bar{\chi}$ 中虚假点迹的总个数

$$\Phi = \sum_{j=1}^m [1 - \tau_j(\bar{\chi})];$$

[0026] 2.4: 利用步骤 2.2, 2.3 所得的结果, 计算联合事件 $\bar{\chi}$ 的后验概率:

$$P(\bar{\chi}|Y^k) = \frac{1}{c} p[Y(k)|\bar{\chi}, Y^{k-1}] P(\bar{\chi}|Y^{k-1}), \text{ 其中 } c \text{ 为归一化常数};$$

[0027] 2.5: 重复步骤 2.1-2.4, 计算所有可行事件 $\bar{\chi}$ 的后验概率 $P\{\bar{\chi}|Y^k\}$;

[0028] 2.6: 基于 2.5 中的结果, 计算各量测点迹与目标的互关联概率:

[0029] $\beta_j^n = \sum_{\bar{\chi}} P\{\bar{\chi}|Y^k\} \hat{\omega}_{jn}$ 计算各测量点迹与各目标的互关联率 β_j^n , 其中参数

$$\hat{\omega}_{jn} = \begin{cases} 1, & \text{若事件 } \bar{\chi} \text{ 中 } \chi_{jn} \text{ 发生} \\ 0, & \text{若事件 } \bar{\chi} \text{ 中 } \chi_{jn} \text{ 未发生} \end{cases}, \text{ 且当 } n_j = 0 \text{ 时, 取量测点迹 } j \text{ 与杂波的互关联率 } \beta_j^0 = 1 - \sum_{j=1}^m \beta_j^n;$$

[0030] 步骤 3: 联合概率数据关联 (JPDA) 滤波

[0031] 3.1: 依据步骤 2 所得的各量测点迹的联合关联概率, 可计算得到 k 时刻目标

n 的综合新息 $\mathbf{v}_n(k) = \sum_{j=1}^m \beta_n^j \mathbf{v}_n^j(k), n = 1, 2, \dots, N$, 继而利用目标的运动状态方程和观测

方程, 计算得到 k 时刻目标 n 的状态估计值 $\tilde{\mathbf{x}}_n(k|k) = \mathbf{H}_n \tilde{\mathbf{x}}_n(k|k-1) + \mathbf{W}_n(k) \mathbf{v}_n(k)$, 其中

$\mathbf{W}_n(k) = \mathbf{P}_n(k|k-1) \mathbf{H}_n^T \mathbf{S}_n^{-1}(k)$ 为滤波器增益, $\mathbf{P}_n(k|k-1) = \mathbf{F}_n \mathbf{P}_n(k-1|k-1) \mathbf{F}_n^T + \mathbf{Q}_n$

为一步预测误差自相关矩阵。 k 时刻目标 n 的估计误差自相关矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_n(k|k) &= \beta_n^0 \mathbf{P}_n(k|k-1) + \sum_{j=1}^m \beta_n^j(k) [\mathbf{P}_n(k|k-1) - \mathbf{W}_n(k) \mathbf{S}_n(k) \mathbf{W}_n(k)^T] \\ &+ \mathbf{W}_n(k) [\sum_{j=1}^m \beta_n^j \mathbf{v}_n^j(k) \mathbf{v}_n^j(k)^T - \mathbf{v}_n^j(k) \mathbf{v}_n^j(k)^T] \mathbf{W}_n(k)^T \end{aligned}$$

[0033] 基于得到的各测量点迹与各目标的互关联率 β_j^n , 对当前时刻 k 各目标航迹进行估计, 得到各目标的状态估计值 (用于预测得到 $k+1$ 时刻目标 n 的位置以及新息自相关矩阵, 从而得到下一时刻的检测判决门限), 并对其航迹进行更新;

[0034] 该步骤中所涉及的公式均为 JPDA 滤波中的标准公式, 具体原理过程不在详叙。

[0035] 3.2: 令 $k = k+1$, 重复上述除步骤 1.1 外的所有步骤, 对所有时刻的目标进行航迹进行估计和更新, 并输出各目标的航迹图。

[0036] 本发明的优点是: 引入了从跟踪器到检测器的反馈, 继而构建了多个并行的贝叶斯检测器独立地对各目标进行多门限检测; 各目标的检测门限是相互独立的, 在空间上自适应变化的, 可以有效地减少邻近目标之间的相互干扰。因为本发明对各目标检测判决门限的改变, 已有的量测点迹与目标的互关联概率的处理方式已不能适用, 故对其进行了改进, 主要体现在量测点迹的似然函数以及联合事件 $\bar{\chi}$ 的先验概率处理上, 基于本发明的方案, 本发明能够应用于对邻近的多个目标的检测和跟踪, 具有更高的性能和很好的实用性。

附图说明

- [0037] 本发明将通过例子并参照附图的方式说明,其中:
- [0038] 图1为本发明流程的框图。
- [0039] 图2为检测判决门限示意图。
- [0040] 图3为一次传统先检测后跟踪方法的检测跟踪结果。
- [0041] 图4为一次检测跟踪一体化方法的检测跟踪结果。
- [0042] 图5为传统方法与检测跟踪一体化方法的检测概率对比图。
- [0043] 图6为传统方法与检测跟踪一体化方法的成功跟踪概率对比图。

具体实施方式

[0044] 本说明书中公开的所有特征,或公开的所有方法或过程中的步骤,除了互相排斥的特征和/或步骤以外,均可以以任何方式组合。

[0045] 本说明书(包括任何附加权利要求、摘要和附图)中公开的任一特征,除非特别叙述,均可被其他等效或具有类似目的的替代特征加以替换。即,除非特别叙述,每个特征只是一系列等效或类似特征中的一个例子而已。

[0046] 实施例1

[0047] 场景中有两个邻近目标且航迹已经起始,目标1起点为(12m, 11m),初始速度(1.5m/s, 1.5m/s);目标2起点为(11m, 12m),初始速度(1.5m/s, 1.5m/s);观测间隔 $t = 5s$,观测总帧数为30帧,过程噪声 $\sigma_p = 0.025$,量测噪声 $\sigma_m = 10$,两目标信噪比相同 $SNR = 10dB$ 。结合图1,基于本发明的多目标检测和跟踪方法如下:

[0048] 步骤a:起始各目标航迹,得到两目标的初始位置估计值 $\tilde{z}_1(0|0), \tilde{z}_2(0|0)$,及估计误差自相关矩阵 $P_1(0|0), P_2(0|0)$;初始化当前时刻 k 为1。

[0049] 步骤b:计算 k 时刻两目标的位置预测值 $\tilde{z}_1(k|k-1), \tilde{z}_2(k|k-1)$ 及新息自相关矩阵 $S_1(k), S_2(k)$ 。

[0050] 步骤c:参见图2,计算 k 时刻待检测距离单元1处两目标的检测判决门限 $T_n^l(k)$,并对两目标独立进行检测判决。如待检测距离单元1处的回波能量超过某目标的检测判决门限,则记录距离单元1的位置信息,并将其作为量测点迹。如图1中所示,令 $T = a_1(k)$,分别将 T 与目标1的检测判决门限 $T_1^l(k)$ (图中用“目标1门限”描述),目标2的检测判决门限 $T_2^l(k)$ (图中用“目标2门限”描述)进行大小判断,超过目标1门限,则记录为目标1的量测点迹,超过目标2的门限,则记录为目标2的量测点迹,若同时超过目标1、2的门限,则记录为目标1、2的量测点迹。

[0051] 步骤d:令 $l = l+1$,重复步骤c,完成对 k 时刻整个数据平面中所有距离单元的检测。

[0052] 步骤e:利用JPDA滤波器,对步骤b-c中所有检测到的量测点迹进行联合概率数据关联,得到 k 时刻两目标的状态估计值 $\tilde{x}_1(k|k), \tilde{x}_2(k|k)$,并预测 $k+1$ 时刻两目标的位置 $\tilde{z}_1(k+1|k), \tilde{z}_2(k+1|k)$,及 $k+1$ 时刻的两目标的新息自相关矩阵 $S_1(k+1), S_2(k+1)$ 。

[0053] 步骤 f: 令 $k = k+1$, 将 $\bar{z}_1(k+1|k)$, $\bar{z}_2(k+1|k)$, $S_1(k+1)$, $S_2(k+1)$ 代入步骤 c, d, e 中, 得到所有时刻各目标的位置, 最终输出各目标的航迹图。

[0054] 图 3 给出了一次传统先检测后跟踪方法的检测跟踪结果, 由于两目标为临近目标, 图中可见两目标的相互干扰现象严重; 图 4 给出了在相同条件下, 利用本发明所提出的检测跟踪一体化方法的检测跟踪结果, 图中可见本发明有效减少了相互干扰现象。

[0055] 最后通过改变两目标的信噪比, 依次取 $\text{SNR} = 0\text{dB}, 2\text{dB}, 4\text{dB}, 6\text{dB}, 8\text{dB}, 10\text{dB}, 12\text{dB}, 15\text{dB}, 20\text{dB}, 25\text{dB}, 30\text{dB}$, 并重复以上步骤, 进行 5000 次蒙特卡洛仿真实验, 得到了两种方法检测和跟踪性能的对比图。从图 5 中可见本发明有效提高了检测概率, 图 6 中可见本发明有效的提高了成功跟踪概率。

[0056] 本发明并不局限于前述的具体实施方式。本发明扩展到任何在本说明书中披露的新特征或任何新的组合, 以及披露的任一新的方法或过程的步骤或任何新的组合。

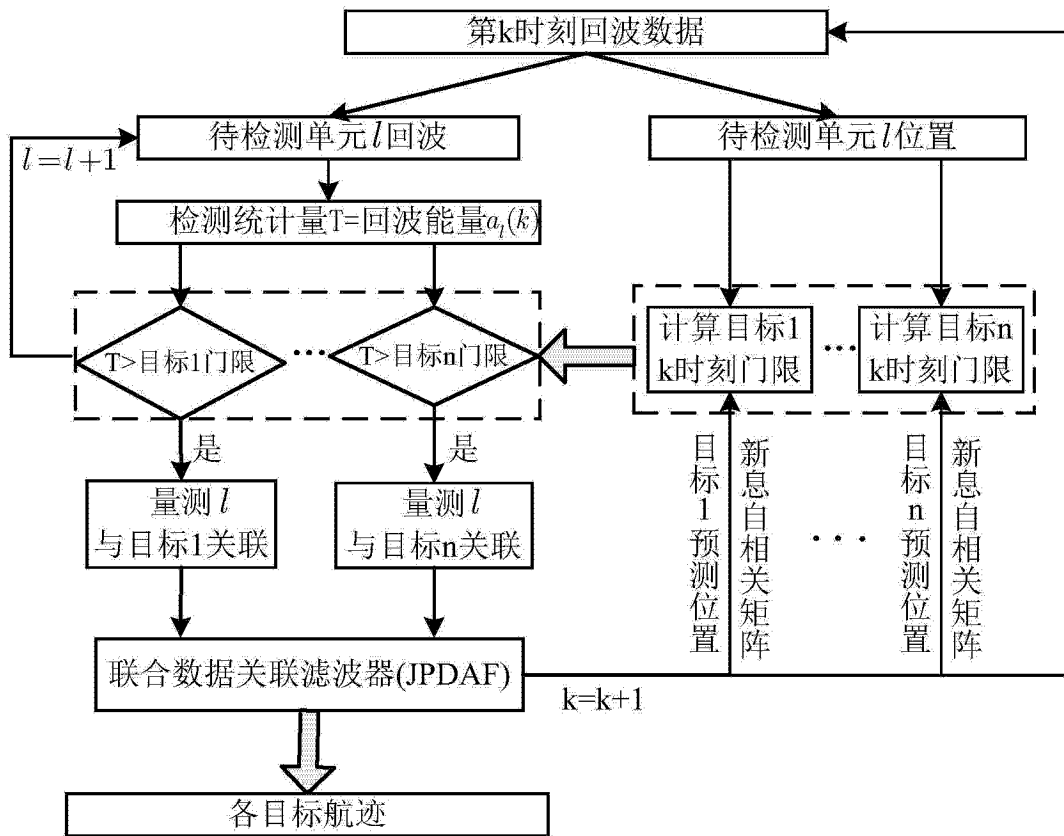


图 1

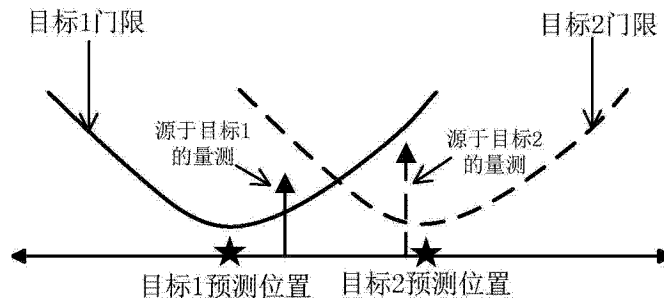


图 2

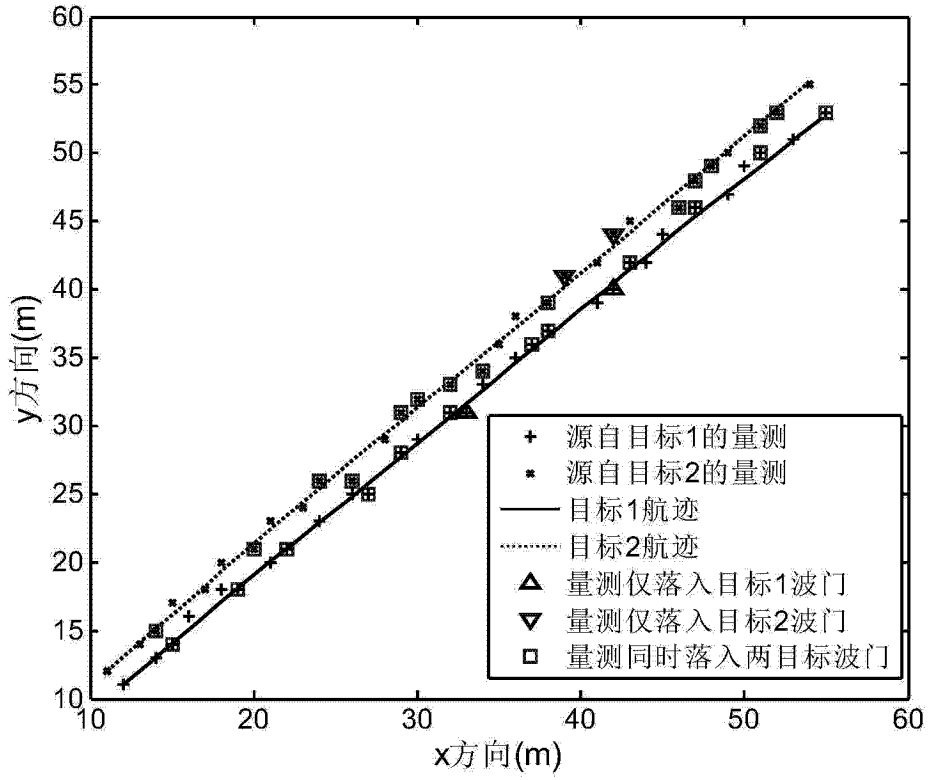


图 3

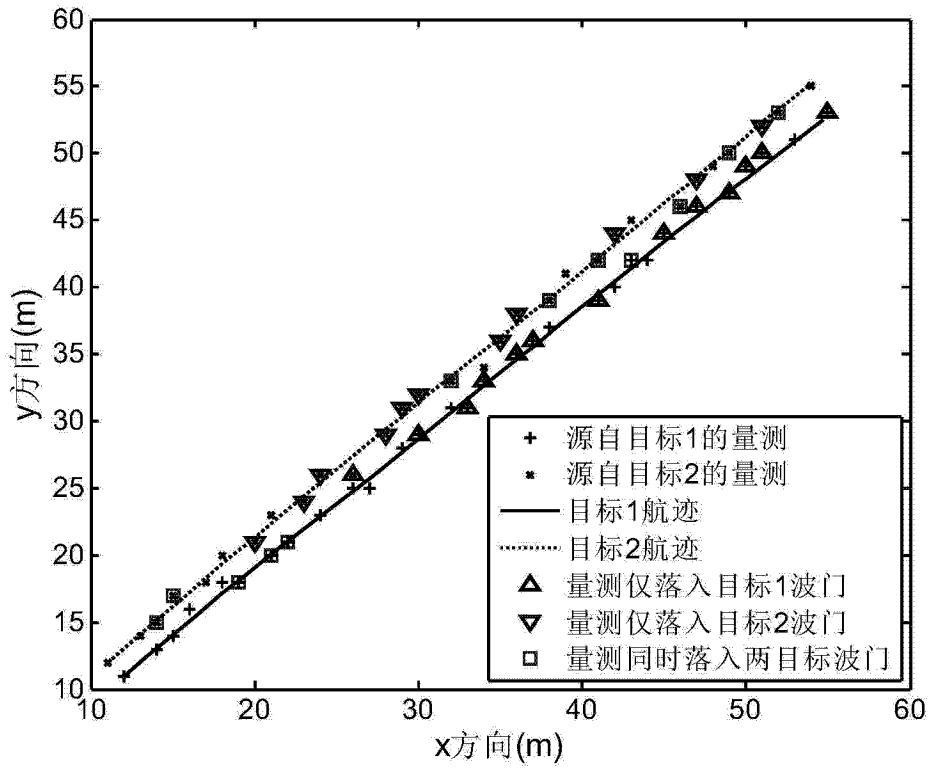


图 4

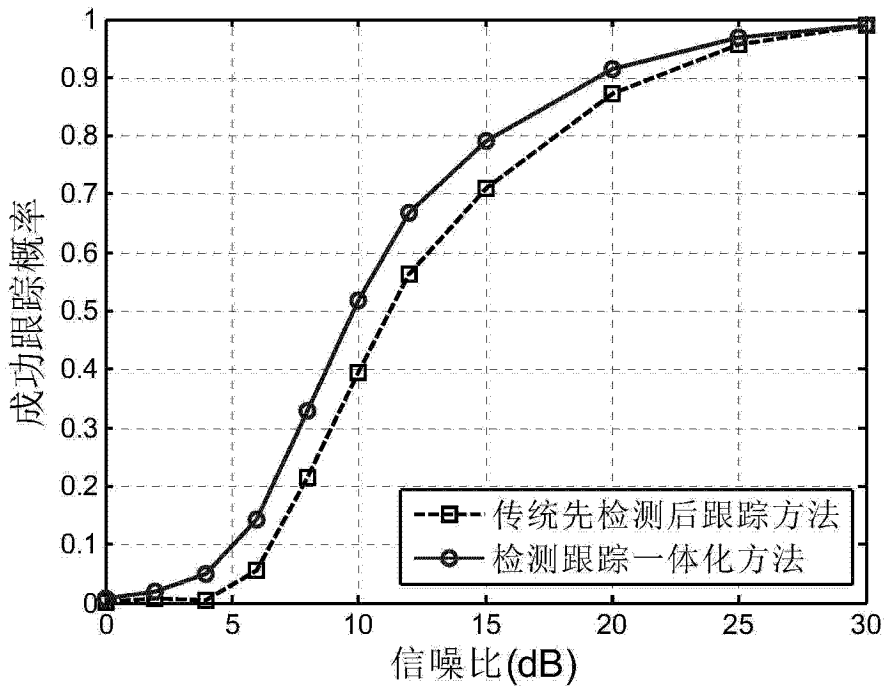


图 5

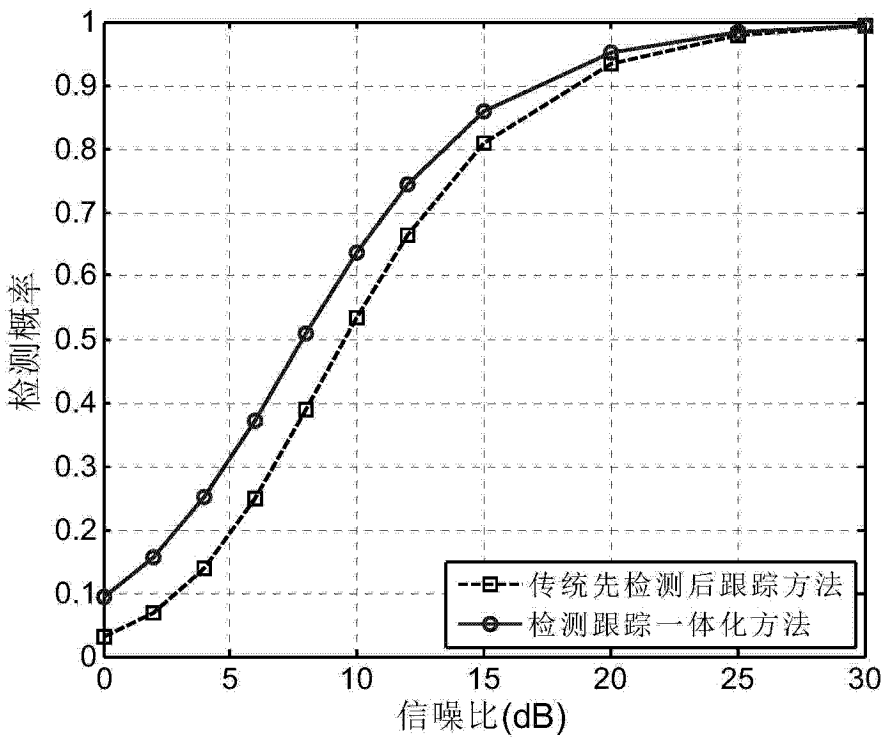


图 6