

基于位置和速度的点状运动目标 Bayes 跟踪

于伟俊, 艾斯卡尔, 罗万福

(新疆大学信息科学与工程学院, 乌鲁木齐 830046)

摘要: 采用结合概率数据关联的卡尔曼滤波方法, 研究一种基于位置、速度信息的微弱点状运动目标 Bayes 跟踪技术。其关键是在跟踪区域检测时, 检测器以 Bayes 模式进行工作, 检测门限随目标先验概率比变化。提出一种新的门限计算方法。与基于恒虚警概率准则的跟踪技术相比, 跟踪过程中检测到的虚警目标明显减少, 仿真结果验证了该算法的实时性与精确性。

关键词: 贝叶斯准则; 卡尔曼滤波; 点目标

Bayes Tracking for Moving Point Target Based on Position and Velocity

YU Wei-jun, Askar, LUO Wan-fu

(College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046)

【Abstract】 This paper studies the Bayes weak point moving target tracking technology by using probabilistic data associated with the Kalman filter method, which is based on position, velocity information. The key is in the region of tracking, detector works in Bayes mode, detection threshold changes with goal's priori probability change. A new threshold calculation is proposed. Based on CFAR(CFAR probability) guidelines tracking technologies, the process of detection to track the number of false alarm target is decreased. Simulation results show that it is a real-time and accurate algorithm.

【Key words】 Bayesian criteria; Kalman filter; point target

1 概述

序列图像中检测^[1-2]和跟踪^[3]微弱点状运动目标^[4]以其对空中或地面远程监控系统的重要意义而成为研究热点, 远距离目标在视场中常常以小目标的形态出现, 且对比度一般都很低, 从而给可靠、稳定地检测并跟踪目标带来很大困难。恒虚警概率准则(CFAR)检测器和跟踪器之间是单向的数据通信, 见图 1。

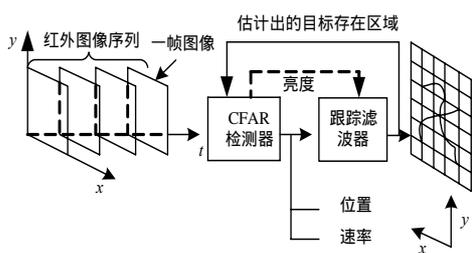


图 1 检测器和跟踪滤波器间的信息流传递示意图

本文研究检测器与跟踪滤波器之间存在双向数据流时会出现的情况, 即跟踪器告诉检测器到哪里去搜索目标, 检测器则向跟踪器传递检测到的结果, 其关键是检测器此时工作在 Bayes 模式下, 见图 2。

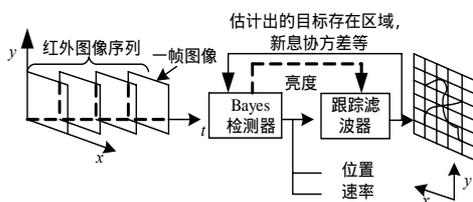


图 2 检测器与跟踪滤波器间的丰富信息流传递示意图

在单向数据通信情况下, 检测器是以 Neyman-Pearson 模式工作的, 有实施简单、运算量少等特点, 从而得到了广泛的应用。Neyman-Pearson 准则也称为恒虚警概率准则, 它不需要目标的先验知识, 而在 Bayes 模式下需用到目标的先验知识, 如亮度、大致运动范围、运动速度等具体统计特性, 但这些信息在实际应用中一般不可能预先知道, 而检测器与跟踪滤波器之间则在双向通信。跟踪器向前端“反馈”的信息是关于目标可能位置的后验概率, 这个信息从检测器角度来看正是关于其假设检验的先验概率。因此, 检测器利用此先验概率以 Bayes 模式工作。

首先对输入图像序列进行杂波抑制^[5-6]和 TBD 过程处理, 以去除图像的背景, 噪声也能得到很好的抑制, 由此得到一系列待判断的统计量。其中, 用于二元判决的门限不像 CFAR 工作模式那样固定, 而是随待判决统计量的假设检验先验概率比的变化而变化。由于先验概率包含关于目标可能位置的信息, 因此此时的门限与统计量所处位置有关。实践表明, 待判决统计量的位置越接近预测位置, 门限取值越小, 反之亦然。2 种模式的主要不同点在于门限, 前者是固定的, 后者是变动的。对于 Bayes 检测器门限积分计算, 本文利用牛顿柯特斯定理提出了一种新的计算方法, 与前者相比, 检测结果中的虚警目标数有了明显下降。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60507005)

作者简介: 于伟俊(1982-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像序列的目标检测, 识别与跟踪; 艾斯卡尔, 教授、博士生导师; 罗万福, 硕士研究生

收稿日期: 2007-12-26 **E-mail:** yuweijun1982@163.com

2 Bayes 准则跟踪检测技术

2.1 跟踪模型

假定微弱点状目标匀速运动, 则一步跟踪模型可表示为
(1)状态方程

$$X(k+1)=F(k)X(k)+w(k) \quad (1)$$

$$X(k)=[X(k),v_x(k),y(k),v_y(k)]^T \quad (2)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $X(k)$ 为状态向量; $(X(k),y(k))$ 为目标在 k 时刻的位置; $(v_x(k),v_y(k))$ 为目标在 k 时刻的运动速度; T 为图像样本间隔; $w(k)$ 为在 k 时刻的零均值白噪声过程, $w(k)$ 的相关矩阵为

$$Q(k)=E(w(k)w^H(k)) \quad (4)$$

(2)测量方程

$$Z(k)=H(k)X(k)+u(k) \quad (5)$$

$$Z(k)=[z_x(k),z_y(k)]^T \quad (6)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $Z(k)$ 为测量向量; $(z_x(k),z_y(k))$ 为目标在 k 时刻的测量坐标; $u(k)$ 为 k 时刻的零均值白噪声过程, $u(k)$ 的相关矩阵为

$$R(k)=E(u(k)u^T(k)) \quad (8)$$

$w(k)$ 和 $u(k)$ 统计独立。另外, 在以下讨论及推导过程中, 假定 F, Q, H, R 不随时间发生变化。

2.2 概率数据关联滤波

令 $Y^k = \{Z^i\}_{i=0}^k$ 代表到时刻 k 为止的所有测量值集合。在时刻 k 的测量集合为 $Z^k = \{Z_i(k), a_i(k)\}_{i=0}^{m_k}$ 。其中, $a_i(k)$ 为第 i 个测量对象的亮度值; m_k 为在 k 时刻跟踪窗口内的测量结果总数。

再定义在 k 时刻的事件:

$\theta_i(k) = \{Z_i(k), a_i(k)\}$ 表示在 k 时刻的某一测量结果为真实目标, $i \in [1, m_k]$

$\theta_0(k) = \{$ 在 k 时刻的测量结果都是虚假目标

则关联概率定义为 $\beta_i(k) = p(\theta_i(k) | Y^k)$

有以下关系式: $\sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) = 1$

对概率数据关联滤波器做以下假设: (1)若测量结果来自真实目标, 则目标的准确位置服从以预测位置为均值的高斯分布。(2)虚警测量结果为相互独立, 而且服从均匀分布。(3)虚警目标数目 (m_k-1) 或 m_k 个由真实目标存在或不存在决定服从泊松分布。

2.3 Bayes 门限

2.3.1 统计检验

本文在跟踪阶段采用单帧检测技术, 因此, 使用经过杂波抑制后的图像序列模型:

$$Z(r, k) = S(r, k) + N(r, k) \quad (9)$$

其中, $N(r, k)$ 为残留噪声, 假定其为标准正态随机过程。

在 k 时刻, 对于在某一统计量位置 $Z^i(k)$ 上是否存在目标, 定义以下 2 种假设, 其中, H_0 表示无目标; H_1 表示有目标, 其对应的概率密度函数分别为

$$H_0: f(a_i(k)) = \frac{\exp[-a_i^2(k)/2]}{\sqrt{2\pi}}$$

$$H_1: f(a_i(k)) = \frac{\exp\{-[a_i(k) - \rho]^2/2\}}{\sqrt{2\pi}} \quad (10)$$

其中, $a_i(k)$ 为相应的亮度值; ρ 为期望的目标信噪比(本文中为 SNR_{TBDin})。根据贝叶斯判决准则, 有

$$\frac{f(a_i(k)/H_1)}{f(a_i(k)/H_0)} = e^{\frac{1}{2}2\rho a_i(k) - \rho^2} \frac{c_{10} - c_{00}}{c_{01} - c_{11}} \quad (11)$$

其中, $P(?_0)$ 和 $P(?_1)$ 分别为上述 2 种假设的先验概率; C_j 表示 $?_j$ 为真时, 判决 $?_i$ 为真而所付出的代价。

根据前述的概率数据关联所做出的假设项(1)和(2), 得

$$p(?_i) \propto \frac{1}{\sqrt{|2\pi s_k|}} \cdot e^{-(1/2)v_i(k)^T s_k^{-1} v_i(k)}, p(?_i) \propto \frac{1}{V} \quad (12)$$

其中, V 为检测空间(一般为跟踪窗口大小); v_i 为“新息”:

$$v_i(k) = Z^i(k) - H(k)F(k-1)\hat{X}(k-1|k-1) \quad (13)$$

现在, 有以下关系式:

$$\frac{p(H_0)}{p(H_1)} \propto e^{-(1/2)v_i(k)^T s_k^{-1} v_i(k)} \quad (14)$$

结合式(10)~式(14), 得

$$a_i(k) \stackrel{H_1}{>} \frac{1}{2\rho} v_i(k)^T s_k^{-1} v_i(k) + \eta = \frac{1}{2\rho} v_i(k)^T s_k^{-1} v_i(k) + \rho^2 + \eta \quad (15)$$

其中, η 为可调参数, 隐含着上述成正比公式中的漏掉部分和代价。

2.3.2 检测概率

观察式(15)不难看出, 检测概率是以“新息” v 为条件的。因此, 可以给出系统总(平均)检测概率为

$$P_d = \int P(\text{detection}/v) f(v) dv \quad (16)$$

$$P(\text{detection}/v) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x/H) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp[-\frac{1}{2}(x-\rho)^2] dx \quad (17)$$

其中,

$$\tau = \frac{1}{2\rho} v^T s_k^{-1} v + \eta, f(v) = \int \frac{1}{\sqrt{|2\pi s_k|}} e^{-(1/2)v^T s_k^{-1} v} \quad (18)$$

式(18)的积分范围是 (τ, ∞) , 所以, 必须选一个合理的范围, 为提高计算结果的精度, 增加 8 项修正项。用柯特斯积分方法分别在 $(\tau, 2\tau)$ 和 $(2\tau, 5\tau)$ 2 个区间上积分。

2.3.3 虚警概率

之前假设虚警目标数目服从均值为 λV 的泊松分布。其中, λ 为单位空间中的平均虚警目标数目; V 为测量空间。上述假设是在 CFAR 条件下设定的, 在 Bayes 条件下仍然成立。但是, 由于虚警目标数目由可变门限控制, 因此单位空间中的平均虚警目标数目有所不同, 记为 $\tilde{\lambda}$ 。为了便于比较, 通过以下假设, 在 λ 和 $\tilde{\lambda}$ 之间建立一个关系。

假设 在测量空间 V 中, 令 $\tilde{\lambda}$ 为单位空间内的平均虚警目标数目。给每个样本分配一个服从单位高斯分布的亮度值, 亮度值彼此相互独立。这样, 得到以下关系式:

$$\lambda = \tilde{\lambda} \frac{e^{-\omega^2/2}}{\sqrt{2\pi}} \quad (19)$$

其中, ω 为 CFAR 检测器中指定的固定门限。

在假设 H_0 下, 对于某一个统计量, 因超出门限而产生一个虚假目标的概率为

$$P_{fe} = \int_{\omega} P(\text{超出门限}/v) f(v) dv = \int_{\omega} P(\text{超出门限}/v) \times \frac{1}{V} dv = \frac{1}{V} \times B^1 \quad (20)$$

对于虚警概率也可采用相似的积分方法。将其分为 $(\tau, 2\tau)$ 和 $(2\tau, 5\tau)$ 2 个区间积分, 积分结果亦为 16 项。但是在计算的过程中发现, 虚警概率 P_{fe} 在约分的过程中被约掉了, 所以, 在此可不必将其积分结果计算出来。为便于计算, 将其表示为 B 。令 $B = 1/V \times B^1$ 。

在测量空间 V 中, 若 n 个可能的随机点的判决中出现 m 个虚假目标, 则虚警目标数目是 m 的概率为

$$P_n(m) = \sum_{n=m}^{\infty} \frac{n!}{m!(n-m)!} (p_{te})^m (1-p_{te})^{n-m} \frac{(\tilde{\lambda}V)^n}{n!} e^{-\tilde{\lambda}V} = \frac{(\tilde{\lambda}V p_{te})^m}{m!} e^{-\tilde{\lambda}V} e^{-p_{te}} = \frac{(\tilde{\lambda}V p_{te})^m}{m!} e^{-\tilde{\lambda}V p_{te}} \quad (21)$$

可得

$$\frac{P_n(m)}{P_n(m-1)} = \frac{\tilde{\lambda} B^1}{m} \quad (22)$$

其中, 要求 V 足够大。

3 实验结果

采用真实 200 帧红外图像序列检验本算法性能, 图像大小为 320×240 , 信噪比为 2.0 dB 左右。目标淹没在背景和噪声中, 肉眼无法分辨出目标, 图 3 即是一帧采用本文所述算法进行目标跟踪的图像。



图 3 第 50 帧跟踪情况

本文重点研究了基于 Bayes 模式的检测器及不考虑亮度信息的概率数据关联滤波方法。图 4-图 7 示出了检测器在 Bayes 和 CFAR 2 种模式下的 x 轴、 y 轴目标运动随时间坐标的方差变化。

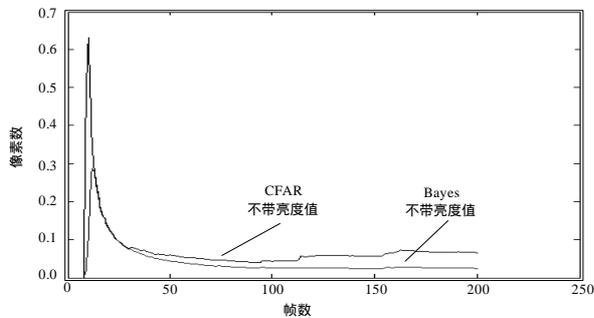


图 4 x 轴方向目标运动坐标的方差变化

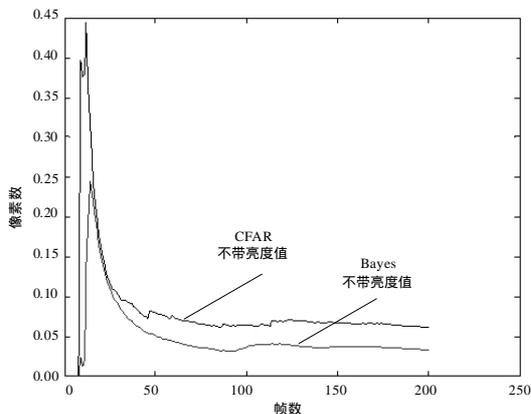


图 5 y 轴方向目标运动坐标的方差变化

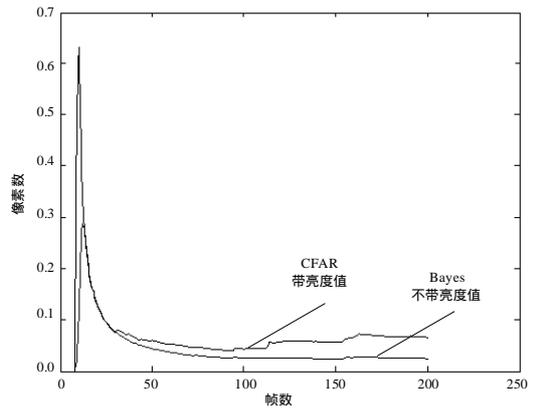


图 6 x 轴方向目标运动坐标的方差变化

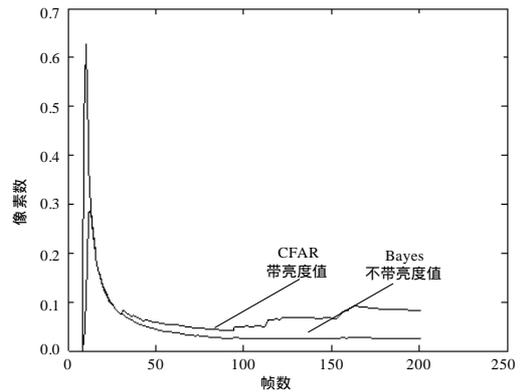


图 7 y 轴方向目标运动坐标的方差变化

图 8 是在 2 种模式下跟踪率的蒙特卡罗实验模拟图, 本文实验采用的是以 SNR 为自变量、跟踪率(*intrack*)为因变量所得的曲线图。

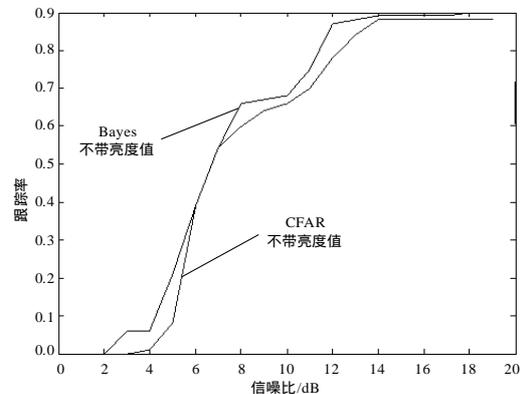


图 8 检测器在 Bayes 和 CFAR 模式下跟踪率变化曲线

4 结束语

通常, 检测器和跟踪器之间存在单向数据通信。本文研究了在序列图像情况下, 残留噪声具有高斯白特性时检测器和跟踪器之间存在双向数据通信, 检测器向跟踪器传递的数据流中不含亮度信息。在方差变化方面, 可以看到检测器在 Bayes 模式下, 滤波器的收敛性优于 CFAR 模式。同时还模拟了红外点目标跟踪的一个重要性能指标——跟踪率, 通过蒙特卡罗实验仿真, 可见 Bayes 模式下的跟踪率优于 CFAR 模式, 验证了本文所述算法能够很好地处理线性、高斯问题, 但处理非线性、非高斯问题时, 性能有所下降, 这时必须对模型进行改进。

(下转第 228 页)