

基于概率数据关联滤波器的序列图像微弱点状运动目标跟踪技术

陈颖¹, 刘镰斧², 李在铭²

(1. 中国电子集团第十研究所, 四川成都 610036; 2. 电子科技大学通信信息学院, 四川成都 610054)

摘要: 概率数据关联滤波器(PDAF)最早由 Bar-Shalom 等人提出, 被广泛应用于雷达目标跟踪等领域中. 本文在分析序列图像中微弱点状运动目标的运动特性后, 根据概率数据关联滤波器的基本思想, 推导了在序列图像情况下对微弱点状运动目标的跟踪算法. 理论及实验结果表明, 在序列图像情况下概率数据关联滤波器能够在保持跟踪实时性的同时, 提供较高的跟踪精度.

关键词: 微弱点目标; 序列图像; 概率数据关联滤波器; 目标跟踪

中图分类号: TN911.71 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2002)12-1891-03

Tracking Dim Point Moving Target in Image Sequences Using Probability Data Associating Filter

CHEN Ying¹, LIU Lian-fu², LI Zai-ming²

(1. 10th Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Chengdu, Sichuan 610036, China;

2. Inst. of Communication and Information, UEST of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: Probability data associating filter (PDAF) was first introduced by Bar-Shalom, and was used widely in many areas such as target track in radar. In this paper, the moving characteristics of dim target in image sequence are firstly analyzed. And based on the analytical results and the basic idea of PDAF, a new PDAF algorithm to track dim point moving target in images sequence is derived. Theoretical and experimental results are included to demonstrate the performance of the proposed method.

Key words: dim point target; image sequences; probability data associating filter; target tracking

1 引言

在红外或可见光跟踪系统中, 当目标距离较远时, 在成像系统中通常表现为点目标特性. 在文献[1]中, 我们研究了一种基于多帧统计快速检测算法, 在本文中, 我们在文献[1]的基础上继续研究了在序列图像中对微弱点状运动目标的跟踪技术. 目前对序列图像中的微弱点状运动目标的跟踪, 多采用多帧检测跟踪技术, 如文献[3, 4], 或采用序贯检测跟踪技术, 如文献[5]. 由于这些检测跟踪技术需要多帧才能确认一个测量点, 这将导致目标的跟踪实时性不高. 为提高跟踪的实时性, 我们主要研究了在单帧情况下的跟踪技术. 在经过全图像空间范围内的搜索检测过程后, 目标的大致位置已经确定, 因此在跟踪过程中, 可仅在目标的跟踪窗内检测目标.

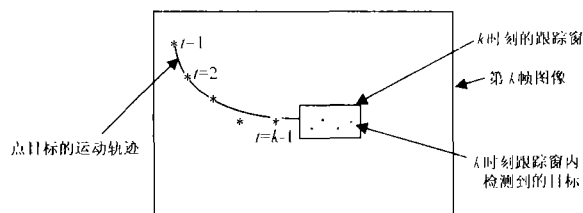


图1 点目标跟踪过程中的检测示意图

这使得单帧检测目标成为可能. 然而, 由于目标过小且信噪比极低, 使得即使在跟踪窗内仍然存在较多的虚警目标, 其模型如图1所示. 在图1中第k帧的跟踪窗内, 通过单帧检测算法发现了四个目标, 也就是说存在较多的虚警目标.

对于图1所示的跟踪模型, 文献[2]提出的概率数据关联滤波器能够较好的适用于这种模型, 但它目前主要应用于雷达目标跟踪等领域. 本文根据概率数据关联滤波器的基本思想, 将其应用于跟踪序列图像中的微弱点状运动目标, 推导了在序列图像情况下跟踪微弱点状运动目标的概率数据关联滤波器的表达式, 取得了一定的理论及仿真结果.

2 状态方程

对于序列图像中的微弱点状运动目标, 假设在观测的邻近几帧内目标作匀速运动, 则系统状态方程可表示为:

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

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

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

收稿日期: 2001-08-27; 修回日期: 2002-01-05

基金项目: 国家 863 计划光束控制重点实验室基金

上式 $X(k)$ 中为状态向量, $x(k), y(k)$ 为 k 时刻目标在图像中的位置坐标, $v_x(k), v_y(k)$ 为 k 时刻目标的运动速度, T 为采样时间间隔, $w(k)$ 为零均值白高斯模型噪声.

测量方程为:

$$z(k) = H(k)X(k) + u(k) \quad (4)$$

$$z(k) = [z_x(k), z_y(k)]^T \quad (5)$$

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 $z(k)$ 为测量值向量, 其中 $z_x(k)$ 为 k 时刻目标在 x 轴的坐标, $z_y(k)$ 为目标在 y 轴的坐标. $u(k)$ 为零均值, 白高斯测量噪声.

3 普通 Kalman 滤波器

对于普通 Kalman 滤波器, 在时刻, 测量值只有唯一一个, 并且被认为是正确的测量值输入到滤波器中, 令 Z^k 表示从 0 到 k 时刻所有测量值的集合, 则 Kalman 滤波器的时间预测方程为^[6]

$$\hat{X}(k|k-1) = F(k-1)X(k-1) \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \hat{P}(k|k-1) &= E[(X(k) - X(k|k-1)) \cdot (X(k) - X(k|k-1))^T | Z^{k-1}] \\ &= F(k-1)P(k-1|k-1)F'(k-1) + Q(k-1) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $\hat{X}(k|k-1)$ 表示 $k-1$ 时刻对 k 时刻的估计值, $\hat{P}(k|k-1)$ 为一步预测误差协方差阵, $Q(k-1) = E[w(k-1) \cdot w^T(k-1)]$ 为模型噪声协方差阵.

测量更新方程为:

$$S(k) = H(k)P(k|k-1)H^T(k) + R(k) \quad (9)$$

$$G(k) = P(k|k-1)H^T(k)S^{-1}(k) \quad (10)$$

$$v(k) = z(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1) \quad (11)$$

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + G(k)v(k) \quad (12)$$

$$P(k|k) = (I - G(k)H(k))P(k|k-1) \quad (13)$$

式中, $S(k)$ 被称为测量预测协方差阵, $G(k)$ 称为 Kalman 滤波器增益矩阵, $v(k)$ 称为“新息”.

4 基于 PDAF 的 Kalman 滤波器

普通的 Kalman 滤波器不能解决图 1 所示的微弱点状运动图像目标的跟踪问题, 故采用 PDAF Kalman 滤波器. 图像跟踪系统的 PDAF Kalman 滤波器推导过程如下:

令 k 时刻跟踪窗内的测量值集合为:

$$Z(k) = \{z_i(k)\}_{i=1}^{m_k} \quad (14)$$

式中 m_k 为 k 时刻跟踪窗内测量值的个数.

定义 k 时刻事件:

$$\theta_i(k) = \{z_i(k) \text{ 是正确的测量}\}, i = 1 \cdots m_k \quad (15)$$

$$\theta_0(k) = \{ \text{在 } k \text{ 时刻所有的测量都是错误的} \} \quad (16)$$

则各事件以 Z^k 为条件的概率为:

$$\beta_i(k) = p\{\theta_i(k) | Z^k\} \quad (17)$$

且满足:

$$\sum_{i=0}^{m_k} \beta_i(k) = 1 \quad (18)$$

由全概率公式可得 k 时刻状态的条件均值为:

$$\begin{aligned} \hat{X}(k|k) &= E[X(k) | Z^k] = \sum_{i=0}^{m_k} E[X(k) | \theta_i(k), Z^k] p\{\theta_i(k) | Z^k\} \\ &= \sum_{i=0}^{m_k} \hat{X}_i(k|k) \beta_i(k) \end{aligned} \quad (19)$$

式中, $\hat{X}_i(k|k)$ 是以事件 $\theta_i(k)$ 为条件的状态更新估计, 由式 (12) 确定.

当 m_k 个测量值都不正确时, 有:

$$\hat{X}_0(k|k) = \hat{X}(k|k-1) \quad (20)$$

将式 (12)、(20) 代入式 (19), 有:

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + G(k)v(k) \quad (21)$$

其中 $v(k) = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_i(k)v_i(k)$, 称为“组合新息”.

同理可得与更新状态估计相对应的误差协方差阵为:

$$P(k|k) = \beta_0(k)P(k|k-1) + [1 - \beta_0(k)]P^*(k|k) + \tilde{P}(k) \quad (22)$$

其中:

$$\tilde{P}(k) = G(k) \left[\sum \beta_i(k)v_i(k)v_i^T(k) - v(k)v^T(k) \right] G^T(k) \quad (23)$$

$$P^*(k|k) = [I - G(k)H(k)]P(k|k-1) \quad (24)$$

概率数据互联滤波器基于如下两个基本假设:

(1) 若测量值源于目标, 则该测量值服从以预测测量值为均值的正态高斯分布.

(2) 若测量值非源于目标, 则该测量值在跟踪窗内服从独立均匀分布.

在以上两个基本假设条件下, 互联概率式 (17) 可按以下方式计算:

$$\begin{aligned} \beta_i(k) &= p\{\theta_i(k) | Z^k\} \\ &= p\{\theta_i(k) | z(k), m_k, Z^{k-1}\}, \quad i = 0, 1, \cdots, m_k \\ &= \frac{p\{z(k) | \theta_i(k), m_k, Z^{k-1}\} p\{\theta_i(k) | m_k, Z^{k-1}\}}{p\{z(k)\}} \end{aligned} \quad (25)$$

由假设 (1) 可得正确测量的条件概率密度为:

$$\begin{aligned} p\{z_i(k) | \theta_i(k), m_k, Z^{k-1}\} &= N[z_i(k); \hat{z}_i(k|k-1), S(k)] \\ &= \frac{1}{2\pi |S(k)|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_i^T(k) S^{-1}(k) v_i(k)\right] \end{aligned} \quad (26)$$

令 R 为跟踪窗的面积, 则由假设 (1)、(2) 可知:

$$\begin{aligned} p\{z(k) | \theta_i(k), m_k, Z^{k-1}\} &= \begin{cases} R^{-m_k+1} \cdot \frac{1}{2\pi |s(k)|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_i^T S^{-1}(k) v_i(k)\right], & i = 1 \cdots m_k \\ R^{-m_k}, & i = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (27)$$

在跟踪状态下我们在跟踪窗内采用单帧检测算法检测点目标, 令单帧检测算法虚警概率为 p_f , 由于各测量值为正确测量的先验概率相同, 则可计算出先验概率为:

$$p\{\theta_i(k) | m_k, Z^{k-1}\} = \begin{cases} \frac{1-p_f^{m_k}}{m_k}, & i = 1 \cdots m_k \\ p_f^{m_k}, & i = 0 \end{cases} \quad (28)$$

将式 (26)、(27)、(28) 代入式 (25), 可得:

$$\beta_i(k) = \frac{1}{p\{z(k)\}} \frac{1 - p_f^{m_k}}{m_k} \frac{1}{R^{m_k-1}} \frac{1}{2\pi|S(k)|^{1/2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} v_i^T(k) S^{-1}(k) v_i(k)\right] \quad (29)$$

$$\beta_0(k) = \frac{1}{p\{z(k)\}} p_f^{m_k} \frac{1}{R^{m_k}} \quad (30)$$

联合式(18)、(29)、(30)可解得 $\beta_i(k)$ 为:

$$\beta_i(k) = \frac{e_i}{b + \sum_{i=1}^{m_k} e_i} \quad (31)$$

$$\beta_0(k) = \frac{b}{b + \sum_{i=1}^{m_k} e_i} \quad (32)$$

其中:

$$e_i = \frac{1}{2\pi|S(k)|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} v_i^T S^{-1}(k) v_i(k)\right], i = 1 \cdots m_k \quad (33)$$

$$b = \frac{p_f^{m_k} m_k}{(1 - p_f^{m_k}) R} \quad (34)$$

在计算出 $\beta_i(k)$ 后,由式(19)可计算出 k 时刻状态的条件均值,再由式(7)可预测出下一时刻目标跟踪窗的中心位置,从而跟踪点目标。

5 实验结果

实验中,将一幅红外天空图像作为背景,叠加 1 个点状运动目标,并加入高斯白噪声,组成一段图像序列,图 2 给出了该序列图像中的一帧,在该帧中,肉眼几乎不能判别出点目标的位置。在实验中,取跟踪窗为 10×10 ,单帧检测算法虚警概率为 $P_{FA} = 0.03$ 。

图 3 为实验过程中,各图像帧跟踪窗内检测到的目标点的个数。图 4 为 X 轴方向目标运动坐标的方差变化曲线,图 5 为 Y 轴方向目标运动坐标的方差变化曲线。由图可看出,跟踪滤波器收敛,跟踪精度约为 0.5 个像素(均方意义下)。

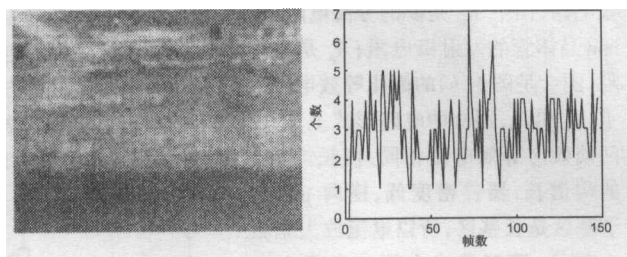


图 2 实验序列图像中的一帧

图 3 一次实验跟踪窗内目标点的个数

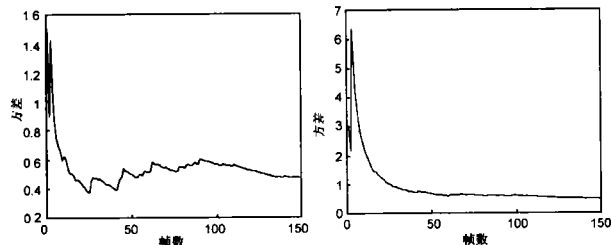


图 4 X 轴坐标方差变化曲线

图 5 Y 轴坐标方差变化曲线

6 结论

本文将概率数据互联滤波器应用于跟踪序列图像中的微弱点状运动目标,推导了在序列图像情况下跟踪微弱点状运动目标的概率数据互联滤波器的表达形式。实验结果表明概率数据互联滤波器能够在保持跟踪实时性的同时提供较高的跟踪精度,适用于对序列图像中的微弱点状运动目标的跟踪。

参考文献:

- [1] 陈颖,刘镛斧,李在铭.一种微弱点运动目标的快速统计检测算法[J].电子学报,2001,29(7):1707-1709.
- [2] Bar-Shalom Y. Consistency and robustness evaluation of PDAF for target tracking in a cluttered environment [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1983, 19(7):431-437.
- [3] Lampropoulos G A, Boulter J F. Filtering of moving targets using SBIR sequential frames [J]. IEEE Trans On Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(4):1255-1266.
- [4] Pohl S C. Spatial-temporal detection of electro-optic moving targets [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(2):608-616.
- [5] Blostein S D, Richardson H. A sequential hypothesis testing approach to combined detection and tracking[J]. SPIE, 1993, 1995:256-267.
- [6] 柳重堪. 信号处理的数学方法[M]. 南京:东南大学出版社, 1990. 237-242.

作者简介:



陈 颖 男,1973 年出生于江西临川市,讲师,博士生,研究方向包括随机信号处理、数字通信技术、图像信号分析及图像目标识别等。现为中国电子集团公司第十研究所信号信息处理重点实验室通信方向首席专家。



刘镛斧 男,1955 年出生于四川成都市,副教授,1990 年毕业于电子科技大学通信学院通信专业,获硕士学位,研究方向包括通信技术、信号处理技术及图像处理技术等。

李在铭 男,1939 年出生于重庆市,教授,博士生导师,研究方向为多媒体通信网及信号处理技术。