

模糊聚类粒子滤波的点状交叉多目标跟踪算法

艾斯卡尔, 于伟俊, 王新滨, 刘登峰

Askar, YU Wei-jun, WANG Xin-bin, LIU Deng-feng

新疆大学 信息科学与工程学院, 乌鲁木齐 830046

College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

E-mail: yuwei jun1982@163.com

Askar, YU Wei-jun, WANG Xin-bin, et al. Algorithm based on fuzzy clustering and particle filter for tracking multiple cross-moving point targets. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(8): 158-160.

Abstract: Present a new low Signal to Noise Ratio(SNR) infrared image sequences multitarget detection and tracking algorithm, which combines TBD detection algorithms and fuzzy clustering particle filter tracking algorithm. First through multi-frame TBD process, detect initial position and velocity of moving objects, and then estimate target state during tracking stages of fuzzy clustering particle filter, and open a window for testing, probability integration. Infrared images of real sequence simulation, simulation results show that the algorithm has good real-time and high accuracy.

Key words: Thack-Before-Detect(TBD); particle filter; maximum fuzzy entropy Gaussian clustering; multitarget; data fusion

摘要:提出了一种新的低信噪比红外序列图像多目标检测跟踪算法,该算法有机地结合了 TBD 检测算法与模糊聚类粒子滤波跟踪算法。首先通过多帧 TBD 处理后,检测出运动目标的初始位置、运动速度,然后在跟踪阶段采用粒子滤波算法估计目标运动状态,并在估计位置开一个跟踪窗进行检测、模糊聚类概率融合。对真实红外图像序列进行实验仿真,仿真结果验证了该算法具有良好的实时性与很高的精确性。

关键词:检测前跟踪;粒子滤波器;最大模糊熵高斯聚类;多目标;数据融合

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.08.048 **文章编号:** 1002-8331(2009)08-0158-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TN911.73

1 引言

序列图像中检测和跟踪微弱点状运动目标,以其对空中或地面的远程监控系统的重要意义而成为一个研究热点。远距离目标,在视场中常常是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。多目标跟踪过程中,数据关联是最重要也是最困难的。经典的红外多目标跟踪方法主要有:最近邻方法(NN)、多假设跟踪方法(MHT)、联合概率数据关联(JPDA)方法等。NN 算法关联误差大,MHT 和 JPDA 计算量太大,不适用于实时多目标跟踪。在实际中,目标的运动模型往往具有很大的不确定性,这就决定了目标状态估计过程具有很大的不确定性,即模糊性。由此模糊数学凭借其对不确定性问题的强大处理能力,使得它在目标跟踪中有着广泛的应用^[1-3]。

本文在文献[3-4]的基础上研究了在序列图像中对弱点状多目标的检测跟踪技术,提出了一种新的低信噪比红外序列图像运动多目标检测跟踪算法。该算法有机地结合了 TBD 检测算法与模糊聚类粒子滤波跟踪算法。首先通过多帧(TBD)预处

理后,检测出运动目标的初始位置、运动速度,以此作为粒子滤波器^[5-6]的先验概率,然后在跟踪阶段采用粒子滤波算法估计目标在下一单帧运动状态,并以估计位置为中心开一个跟踪窗进行 CFAR 检测、最大模糊熵高斯聚类概率融合。在跟踪精度得到保证的情况下,实时性也得到了很好的满足。

2 多帧检测 TBD 过程

通过杂波抑制处理后,虽然图像序列的信噪比得到了大幅度提高,但是还不足以检测微弱点状运动目标。为进一步提高信噪比,使检测微弱点状运动目标成为可能,在检测器前需要加入 TBD 过程。这样,原来基于单帧的检测器变成了基于多帧的检测器。多帧搜索与检测系统的基本任务是从给定的一段三维(二维空间,一维时间)图像空间中,发现目标并给出目标的位置和运动速率。首先对两帧图像进行差分,以消除背景影响,之后对差分图像进行归一化、平方、求和等变换,构造出组合帧,组合方式如图 1 所示。在组合帧内,点运动目标将留下一段轨迹,可以假设在短时间内,目标轨迹为一段直线。对组合帧图

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60507005);新疆维吾尔自治区教育厅高校科研计划科学研究重点资助项目(No.XJEDU2005104)。

作者简介:艾斯卡尔(1972-),男,维吾尔族,博士后,教授,博士生导师,研究方向为视频图像目标检测、识别与跟踪,语音合成与识别技术等;于伟俊(1982-),男,硕士,研究方向为图像序列中目标检测、识别与跟踪;王新滨(1983-),男,硕士,研究方向为图像序列中目标检测、识别与跟踪;刘登峰(1980-),女,硕士,研究方向为多语种开发与图像处理。

收稿日期:2008-01-24 **修回日期:**2008-05-26

像中的每个像素点,定义一个 $n \times n$ 的小邻域,在邻域内,按 4 个方向搜索运动轨迹,如图 2 所示。将搜索方向上的像素值进行累加,计算出目标的初始位置和速度。

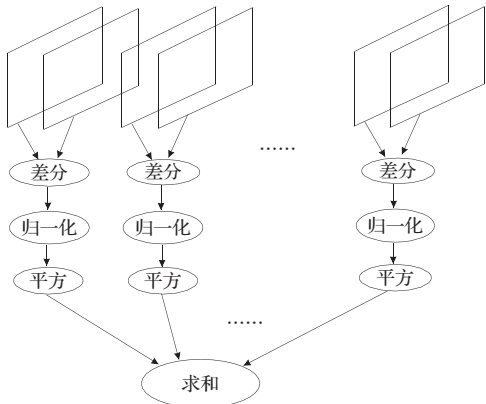


图1 组合方式图

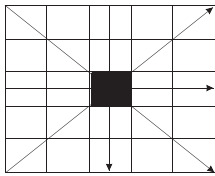


图2 邻域搜索方向

3 粒子滤波

目标距离远,假定微弱点状目标在短时间内做匀速运动,则一步跟踪模型可以表示为:

3.1 状态方程

$$\hat{X}_i(k+1) = F(k)X_i(k) + G(k)w(k) \quad i=1,2 \quad (1)$$

$$X(k) = \begin{bmatrix} x_1(k), v_{x_1}(k), y_1(k), v_{y_1}(k) \\ x_2(k), v_{x_2}(k), y_2(k), v_{y_2}(k) \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

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

$$G = \begin{bmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, $X(k)$ 为状态向量, $(x_i(k), y_i(k))$ 为第 i 个目标在 k 时刻的位置, $(v_{x_i}(k), v_{y_i}(k))$ 为第 i 个目标在 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。

3.2 测量模型

粒子滤波的观测方程可以描述为:

$$z_i(k+1) = \tan^{-1}(\hat{y}_i(k+1)/\hat{x}_i(k+1)) \quad i=1,2 \quad (5)$$

$\hat{x}_i(k+1), \hat{y}_i(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻第 i 个目标的坐标位置。

3.3 红外目标更新算法的基本步骤

在粒子滤波理论框架下,红外目标更新算法的基本步骤为:初始化、重采样、状态更新。

(1)初始化: $t=0$ 时,通过多帧检测后,得到目标的初始状态,输入到一步跟踪模型,以此作为先验 $p(x_0)$ 分布。根据先

验分布 $p(x_0)$ 建立初始状态样本 $\{x_0^{(n)}, \frac{1}{N}\}_{n=1}^N$ 。

(2)重采样:通过观测值计算样本权值 $\omega_i^{(n)}$,根据样本的权值 $\omega_i^{(n)}$ 从样本集 $\{x_i^{(n)}, \omega_i^{(n)}\}_{n=1}^N$ 重新抽取 N 个样本。

(3)状态更新:得到更新后的样本后,计算出目标的更新状态 $\hat{X}(k+1)$ 。

4 基于最大模糊熵高斯聚类的多目标跟踪算法

4.1 目标的检测

分别以两目标更新位置为中心开两个 $N \times N$ 大小的跟踪窗(实验中取 $N=11$),在跟踪窗内分别进行检测,采用的检测准则是 CFAR(恒虚警概率)检测准则。

含有点状运动目标的序列图像观测模型为:

$$Z(r, k, s) = S(r, k, s) + B(r, k, s) + N(r, k, s) \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (6)$$

其中, $r=(x, y)$ 为图像的二维空间坐标, $S(r, k)$ 为目标, k 为离散时间采样点; $B(r, k)$ 为背景杂波; $N(r, k)$ 为零均值,未知噪声; s 为随机样本。

目标模型为:

$$S(r, k, s) = \sum_{i=1}^{k_m} A_i \delta(r-r_i, t-k, s) \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (7)$$

式中, k_m 为在 k 时刻的未知总目标数; A_i 和 r_i 分别为第 i 个未知目标的亮度值(短时平稳)和位置。

观测方程如下:

$$\bar{z}^t(k) = H(k)X^t(k) + u^t(k)$$

式中 $\bar{z}^t(k)$ 为目标 t 在 k 时刻的观测值, $H(k)$ 为目标观测矩阵, $u^t(k)$ 为零均值白高斯模型的观测噪声,且 $w^t(k)$ 和 $u(k)$ 相互独立。

4.2 最大模糊熵高斯聚类

最大模糊熵高斯聚类^[7]的目的就是把给定的数据划分为许多类,通过使目标函数最小,找到最佳隶属度和最佳模糊聚类中心。当将目标的更新位置视为模糊聚类中心,要划分的数据就是当前的测量点迹,那么可以利用最大模糊熵高斯聚类来完成数据关联融合^[8]。示意图如图 3:

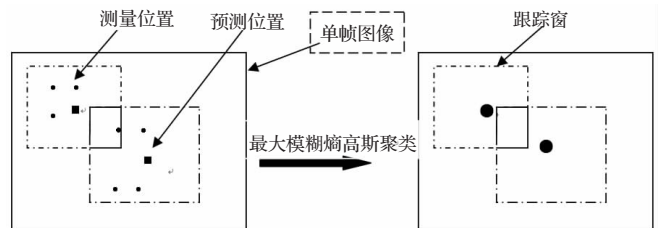


图3 聚类融合示意图

为了把最大模糊熵聚类应用到目标跟踪中,这里假设在一个 n 维空间中,接受到 m_k 个观测 $(x_1, x_2, \dots, x_{m_k})$,目标 $C(c_j, j=1, 2, \dots, c)$ 个,且对聚类中模糊隶属度的约束条件作如下修正^[7]:

$$\sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \forall \mu_{ij} \in [0, 1] \quad (8)$$

m_k 表示候选观测的个数, μ_{ij} 表示观测 x_i 属于聚类中心 c_j 的概率。相应的代价函数定义如下:

$$E = \sum_{i=1}^{m_k} \sum_{j=1}^c \mu_{ij} \cdot d(x_i, c_j)^2 \quad (9)$$

上式中 $d(x_i, c_j)$ 为观测值 x_i 与聚类中心 c_j 之间的欧氏距离(或

Mahalanobis 距离)。

根据信息理论,为了最小无偏地描述数据点和类中心的隶属度,可以采用最大熵原理使熵最大化。由香农熵原理,表达式为:

$$H=H(\mu_{ij})=-\sum_{i=1}^{m_i} \sum_{j=1}^c \mu_{ij} \ln \mu_{ij} \quad (10)$$

在式(8)、式(9)的约束下,最大化式(10),应用拉格朗日乘子法,优化目标函数可以定义为:

$$J(U, C)=-\sum_{i=1}^{m_i} \sum_{j=1}^c \mu_{ij} \ln(\mu_{ij})-\sum_{i=1}^{m_i} \sigma \sum_{j=1}^c \mu_{ij} d(x_i, c_j)^2 + \sum_{i=1}^{m_i} \lambda (\sum_{j=1}^c \mu_{ij} - 1) \quad (11)$$

σ, λ 均为拉格朗日乘子。最大化式(11)可得:

$$\mu_{ij} = \frac{\exp\left(-\frac{d(x_i, c_j)^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{j=1}^c \exp\left(-\frac{d(x_i, c_j)^2}{2\sigma^2}\right)} \quad i \in [1, m_k]; j \in [1, c] \quad (12)$$

式(12)中的隶属度 μ_{ij} 是一个最小偏差估计。由于 μ_{ij} 为高斯形式,故称这种聚类方法为最大模糊熵高斯聚类。其中由粒子滤波的更新值可以确定聚类数目 c 和确定各个聚类中心。

4.3 基于最大模糊熵高斯聚类的目标跟踪算法

本文运用一种基于最大模糊熵高斯聚类的关联方法进行融合。该方法引用了概率数据关联方法的思想,认为 U 矩阵的第 k 列的隶属度值表明测量点迹 x_k 源于每个目标的可能性,它们都有可能是某个目标的回波。因此,将每行的隶属度作为加权系数对相应的信息量进行加权,将该结果作为 k 时刻该行所对应目标的总信息量。同时为提高算法的实时性,采用了 CFAR 高分辨检测技术,即利用前期多帧检测获得的目标基本信息如亮度、位置以及速率等,通过粒子滤波器估计目标在下一帧的位置,在估计位置邻域进行 CFAR 检测,得到目标在内的众多测量结果,然后,采用最大模糊熵高斯聚类关联确定目标的状态。该目标跟踪算法流程如下:

令 $\hat{X}^t(k+1|k+1)$ 为用 \hat{X}^t 时刻的测量数据来预测的 $k+1$ 时刻的目标 t 的状态。在 $k+1$ 时刻的跟踪算法过程叙述如下:

步骤 1 利用 k 时刻的测量数据来预测 $k+1$ 时刻的目标 t 的位置,即

$$\hat{X}^t(k+1|k) = F\hat{X}^t(k|k) \quad (13)$$

通过粒子滤波算法更新 $\hat{X}^t(k+1)$,得到 $k+1$ 时刻的估计值。

步骤 2 在 $k+1$ 时刻,以估计位置为中心开一个跟踪窗(目标可能的运动区域),然后在窗内进行 CFAR 检测。

步骤 3 计算“新息”,即

$$v_j^t(k+1) = Z_j^t(k+1) - H\hat{X}^t(k+1|k) \quad j \in [1, m_k] \quad (14)$$

和“新息”协方差

$$S^t(k+1) = H\hat{P}^t(k+1|k)H^T + R^t \quad (15)$$

式中, $\hat{P}^t(k+1|k) = F\hat{P}^t(k|k)F^T + Q^T$ 为预测协方差。

步骤 4 由公式(12)计算隶属度 μ_{ij} 。

步骤 5 用隶属度 μ_{ij} 计算新息加权

$$V^t(k+1) = \sum_{j=1}^{m_k} \mu_{ij}(k+1)v_j^t(k+1) \quad (16)$$

更新跟踪窗内目标状态,即

$$\hat{X}^t(k+1|k+1) = \hat{X}^t(k+1|k) + G^t(k+1)V^t(k+1) \quad (17)$$

式中, $G^t(k+1) = P^t(k+1|k)H^T(S^t)^{-1}(k+1)$ 为粒子滤波增益。

步骤 6 更新预测协方差,即

$$\hat{P}^t(k+1|k+1) = [I - G^t(k+1)H]\hat{P}^t(k+1|k) +$$

$$G^t(k+1)\left[\sum_{j=1}^{m_k} \mu_{ij}(k+1)v_j^t(k+1)v_j^t(k+1)^T - V^t(k+1)V^t(k+1)^T\right]G^t(k+1)^T \quad (18)$$

步骤 7 跟踪器接受下一帧,返回到步骤 1。重复上述过程,直到所有图像都被跟踪完为止。

5 实验结果及分析

实验中,将一幅红外天空图像作为背景,叠加两个交叉三次的点状运动目标,并加入高斯白噪声,组成一段图像序列(200 帧)。由图可见,肉眼几乎不能判别出点目标的位置。在实验中,取跟踪窗为 11×11 ,单帧检测算法虚警概率为 $P=10e-6$, $SCNR=5$ dB。该算法可以很好地跟踪上信噪比在 5 dB 及以上的多点运动目标。图 4~图 9 为目标的跟踪情况。

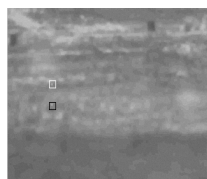


图 4 第 42 帧两目标独立运动



图 5 第 55 帧两目标交叉运动

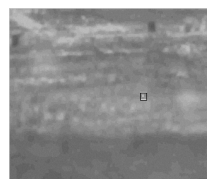


图 6 第 139 帧两目标再次交叉



图 7 第 151 帧两目标略微分开

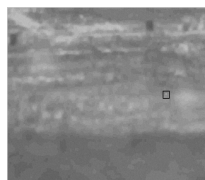


图 8 第 163 帧两目标重合



图 9 第 186 帧两目标分开运动

图 10 为两目标的真实轨迹和跟踪轨迹比较图,前 8 帧用来检测目标初始状态,跟踪是从第 9 帧开始的。在目标相距较远时轨迹估计误差很小,相距较近时目标相互影响偏大,轨迹估计误差偏大,在目标运动方向有较大的改变时,该算法也可以很好地跟踪上目标。由图 11 和图 12 两幅方差曲线图可以看出,跟踪轨迹和真实轨迹相差很小,跟踪滤波器收敛,跟踪精度非常高,约为 0.2 个像素(均方意义下)。实验表明该算法在微弱多点目标跟踪时具有良好的实时性与很高的精确性。

6 结论

本文研究了一种基于模糊聚类粒子滤波的点状交叉多目标跟踪技术,并将其应用于跟踪红外序列图像中的弱点状多目标,实验结果表明基于模糊聚类粒子滤波跟踪模型能够在跟踪精度得到保证的情况下,实时性也得到了很好的满足,适用于序列图像中的弱点状多目标的跟踪。

(下转 164 页)