

基于 SMC 的红外序列图像目标检测算法*

李赣华^{1,2}, 董黎², 蔡宣平¹, 周东翔¹, 刘云辉^{1,3}

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073 ; 2. 西安卫星测控中心, 陕西 西安 710043 ;
3. 香港中文大学 自动化与计算机辅助工程学系, 香港)

摘要 提出一种海天背景下红外序列图像自动目标检测算法。该算法针对输入图像严重的非高斯分布噪声干扰和目标在序列图像中的非线性运动特性, 基于 SMC(Sequence Monte Carlo)方法通过目标的特征统计值影响蒙特卡罗采样的粒子权值, 再利用该权值控制粒子状态变化, 最终在目标特征图像中检测和跟踪目标, 使用差分图像作为特征图像。试验结果证明, 该算法可准确有效地检测目标, 适合快速处理的实时性。

关键词 序列红外图像; SMC; 目标检测; 降噪处理

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

An Efficient Target Detection Algorithm on the Basis of SMC

LI Gan-hua^{1,2}, DONG Li², CAI Xuan-ping¹, ZHOU Dong-xiang¹, LIU Yun-hui^{1,3}

(1. College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China ;
2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China ;
3. Dept. of Automation and Computer Aided Engineering, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong, China)

Abstract An efficient target detection algorithm for infrared sequence image with sea-sky background is presented. For the big none-Gaussian noises and the none-linear movement of the target, the algorithm is established mainly on the basis of the Sequential Monte Carlo (SMC) method. The algorithm uses the statistic values of the target's feature image to change the weight of the particles which are produced by Monte Carlo sampling, and the target is detected and tracked based on the control of these weights. The difference image is used as the feature image. The experimental results demonstrate the effectiveness and real-time efficient of the algorithm.

Key words sequential infrared image ; SMC ; target detection ; decrease noise

20 世纪 50 年代以来, 红外图像以高目标分辨率、环境适应性强和不发射电磁波的被动检测特性被广泛应用于精确制导和目标跟踪检测领域。但因热力学状态和大气状态变化^[1]产生的目标多样性和背景噪声干扰, 使得噪声干扰一直是红外图像处理中的关键问题。红外图像采集设备应用中常架设在运动云台上, 用目标检测结果控制云台跟踪目标, 故噪声问题会更加严重复杂, 并且序列图像中目标运动的非线性使广泛应用的卡尔曼滤波不适用。

在红外目标检测研究中, D. B. Reid 提出了基于多假设跟踪的 MHT (Multiple Hypothesis Tracking) 算法^[2], 并且在文献 [3] 中提出基于支持向量机 SVM (Support Vector Machines) 和形态学的红外图像目标检测和识别方法。但是这些方法由于计算量大而仍然不能完全满足实时处理的要求。

针对以上问题, 本文提出基于采样处理的 SMC 方法。Monte Carlo 方法是早在 20 世纪 50 年代末已被提出应用于物理和统计学中的一种基于随机采样的仿真计算方法, 在 60 年代末被应用于自动控制领域^[4]。到 70 年代曾有过一段时间的发展, 此后由于当时计算机计算能力的限制和粒子衰退问题的一直不能解决, 该方法一直没有引起学术界的注意, 直到 20 世纪 90 年代, Gordon 提出了重采样算法和递推算法^[5]后, 该方法才重新引起了人们极大的兴趣。SMC 方法^[6]的主要优点是适于非线性和非高斯噪声假设的状态模型, 相对卡尔曼滤波^[7]约束条件适用范围更广, 适用于经济、天气、信号处理等多种领域。

* 收稿日期 2006 - 09 - 14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60334010, 60475029)

作者简介: 李赣华(1977—) 男, 博士生。

在目标跟踪^[8]、机器人定位^[9]和导航^[10]方面已经得到成功应用。

本算法使用如图 1 所示的采集设备在运动中采集运动目标的红外图像,因此目标在图像序列中为非线性运动,且噪声具有非高斯分布的特性。这样 SMC 算法从原理上适合对此类红外图像进行目标检测。本算法的输入图像为特征图像。这里的特征图像是指图像像素亮度和该点存在目标可能性成正比的灰度图像,表示了目标位置的概率分布特征图。

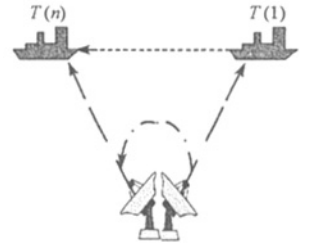


图 1 红外序列图像采集示意图
Fig. 1 The infrared image capturing

1 传统 SMC 算法介绍

SMC 算法在文献 [6] 中已有详细介绍,故这里只对其原理进行简单介绍。SMC 算法是用加权粒子集模拟后验分布来完成状态估计的一种统计模型。通过观测值的概率密度获得粒子权重,依靠运动模型循环处理序列数据估计状态 x_t 的后验分布 $Es(x_t)$ t 是时间。

$$Es(x_t) = p(x_t | y_{0:t}) \tag{1}$$

SMC 算法的假设是系统的状态模型为马尔科夫过程,且每个状态只和前一个状态有关。这样 t 时刻的预测可由式 (2) 得出:

$$Es(x_t) = p(y_t | x_t) * p(x_t | x_{t-1}) * Es(x_{t-1}) \tag{2}$$

其中 $p(y_t | x_t)$ 为观测模型, $p(x_t | x_{t-1}) * Es(x_{t-1})$ 指“建议分布”(proposal distribution)。因此应用 SMC 需要三个重要信息:状态模型 $p(x_t | x_{t-1})$ 、观测模型 $p(y_t | x_t)$ 和如式 (1) 所示的初始状态。权重采样是对“建议分布”采样,而非“后验预测”(posterior for estimation) 采样,所以采样就需要用“后验预测”和“建议分布”采样的比加权,如式 (3) 所示。

$$Es(x_t) = \text{posterior/proposal distribution} = p(y_t | x_t) \tag{3}$$

这样,粒子的权重需要依靠观测信息来变化。SMC 算法通常主要包括两步:第一步是序列重要性采样。采样方法主要通过对于 t 时刻每个粒子的观测概率分布采样,而后进行重要性加权和归一化处理;第二步是粒子重采样。根据权重大小删除和重采样粒子,最终达到固定数量的粒子。该方法主要通过重要性权重来循环控制粒子状态演变。

2 基于 SMC 的目标检测方法

该方法完成两个功能:一是检测目标是否存在,二是如目标存在则对目标定位。下面分别从特征图像和目标检测两部分介绍。

2.1 特征图像

运动性是目标的主要特征之一,而且在红外图像中,目标通常比附近背景亮度值高些,所以差分图像常被应用于目标检测中,可作为目标检测特征图像。序列图像可用式 (4) 表示:

$$F = \{f_t(x, y) | x \in W, y \in H, t = 0, 1, 2, \dots\} \tag{4}$$

其中 $f_t(x, y)$ 是宽高分别为 W 和 H 的图像在 t 时刻和位置 (x, y) 的灰度值。差分图像可以从连续相邻的两幅图像对应点的灰度 $f_t(x, y)$ 和 $f_{t-1}(x, y)$ 的差获得,如式 (6) 所示。

$$G = \{g_t(x, y) | x \in W, y \in H, t = 0, 1, 2, \dots\} \tag{5}$$

$$g_t(x, y) = |f_t(x, y) - f_{t-1}(x, y)| \tag{6}$$

2.2 目标检测

为了稳定检测运动较快的目标,引入动力学方程作为目标运动模型。状态向量根据位置和速度的运动模型变化。在 t 时刻的第 i 个粒子的状态向量如式 (7) 定义。其中 x 和 y 表示该粒子的横坐标和纵坐标, Δx 和 Δy 表示该粒子在相邻时刻 t 和 $t-1$ 的水平和垂直位移变化。初始位置在第一幅图像中指定为固定位置。

$$X_i^t = (x, \Delta x, y, \Delta y)^T \tag{7}$$

状态方程按照文献 [11] 中提出的式 (8) 建立。 X_i^t 是粒子 i 在时刻 t 的状态向量, \bar{X}_t 是 t 时刻所有粒子状态向量的均值。 A 是状态转移矩阵,如式 (9) 所示。其中 E_1 和 E_2 是系数表示粒子的水平和垂直运动变化速度,本算法用常数 $E_1 = E_2 = 0.3$ 。该参数也可以通过上下帧的目标检测结果预测粒子不同

时刻的水平运动和垂直运动速度。

$$X_{t+1}^i = \tilde{X}_t + A(X_t^i - \tilde{X}_t) + u_{t+1} \quad (8)$$

$$A = \begin{pmatrix} 0 & E_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & E_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (9)$$

这里观测量等于特征图像的亮度信息,如式(10)所示。 $g_t^i(x, y)$ 为在 t 时刻坐标为 (x, y) 的第 i 个粒子的灰度值。

$$Y_t^i(x, y) = g_t^i(x, y) \quad (10)$$

因为红外图像中目标区域通常大于 1 个像素,用每个粒子所在位置 9 个像素灰度均值作为该 $t+1$ 时刻第 i 个粒子的更新权重 ω_{t+1}^i ,如式(11)所示:

$$\omega_{t+1}^i = \frac{\sum_{j=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 Y_t^i(x+i, y+j)}{9} \quad (11)$$

本算法使用了以下方法得到符合正态分布的随机数序列。如 V_1 和 V_2 是在 $[0, 1]$ 之间的一个均匀分布的和大于 1 的随机数。可以通过式(12)得到符合正态分布的随机数序列 R_m , m 是在随机数序列中的序号。

$$R_m = \begin{cases} V_1 \sqrt{\frac{-2\ln(V_1^2 + V_2^2)}{V_1^2 + V_2^2}}, & t = \text{odd} \\ V_2 \sqrt{\frac{-2\ln(V_1^2 + V_2^2)}{V_1^2 + V_2^2}}, & t = \text{even} \end{cases} \quad (12)$$

where :

$$\begin{cases} V_1 = \text{Rand}(0, 1) \\ V_2 = \text{Rand}(0, 1) \\ V_1 + V_2 > 1 \end{cases}$$

为了判断目标是否被检测,阈值判断公式如式(13)所示。 $Value_t$ 是时刻 t 阈值, N 是所有粒子个数, ω_t^i 是时刻 t 的第 i 个粒子的权值, P_t^i 是对应粒子的位置向量 $[x, y]$, PC_t 是时刻 t 的所有粒子的质心的位置向量。 $\|\cdot\|$ 指 Euclidean 范数。

$$Value_t = \frac{\sum_{i=0}^N (\omega_t^i \|P_t^i - PC_t\|)}{N} \quad (13)$$

如式(14)所示,如果式(13)计算阈值大于常数 K ,则目标被检测在质心位置,否则没有检测到目标。该值为经验值,本文试验使用 $K=3.5$ 。

$$Detected_t = \begin{cases} 0, & Value_t > K \\ 1, & Value_t < K \end{cases} \quad (14)$$

该算法的主要步骤如图 2 所示。

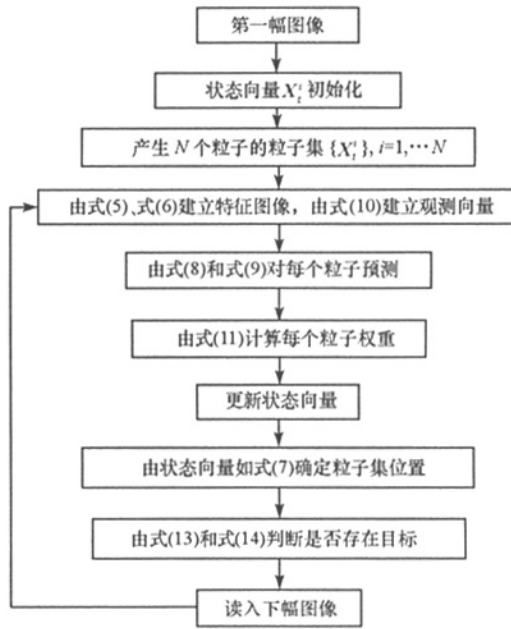


图2 算法流程图

Fig. 2 The flow chart of the algorithm

3 试验结果

本文算法输入为红外序列图像, 输出为目标检测与否和位置坐标。本节介绍两个主要步骤试验结果和算法耗时分析来证明算法的有效和实时性。

3.1 特征图像获取

图3是在海上拍摄船只的红外图像差分结果图。由于拍摄速率高目标在相邻时刻图像中位移相对不大, 但背景海洋起伏明显, 导致在差分图像中背景噪声严重干扰目标特征。

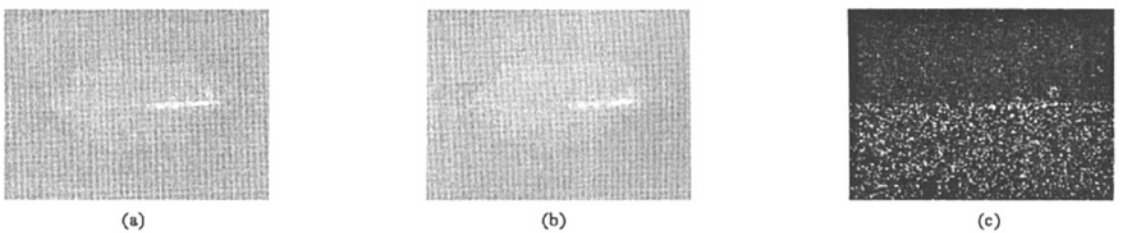


图3 (a)和(b)是输入图像 (c)是(a)和(b)的差分图像

Fig. 3 (a) and (b) are the input images, and the (c) is the difference image of (a) and (b)

3.2 目标检测

如图4的 t_1 所示为粒子基于初始窗口的初始化。如图中矩形框所示, 初始化窗口左上角坐标为 $(0.25W, 0.5H)$, 宽和高为 $0.25W$ 和 $0.25H$, 这里 W 和 H 为图像的宽和高, 粒子的初始位置为基于初始窗口中心的高斯分布采样。为了可以看清粒子的变化, 这里使用200个粒子进行试验, 结果可以看出粒子通过随机采样发散搜索, 围绕目标和收敛的过程, 经过4帧后粒子正确的检测目标, 之后跟踪在目标周围。

目标被检测后, 大部分粒子在目标上和周围围绕运动, 在距离目标质心越近的位置, 粒子分布越稠密, 粒子收敛后目标保持被检测到, 达到了跟踪的效果。

本文对该算法的耗时也进行了相关试验。采用如图4所示试验图像序列为大小 320×240 像素的共3组4000幅连续图像。采用500个粒子进行试验, 每幅检测时间为 $0.0135 \sim 0.01565s$ 。检测正确率高于98%。试验机器配置为: CPU是Intel Pentium IV 2.4 GHz/s; 内存是512MB。本文试验使用的红外

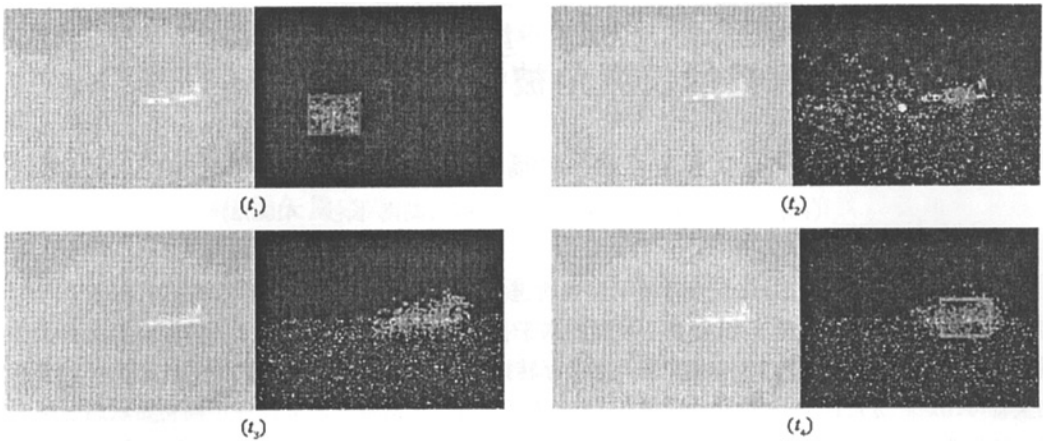


图4 (t_1) (t_2) (t_3) 和 (t_4) 显示一组序列图像在前4幅中目标被检测的过程。左边是输入的红外图像,右边是在差分图像上的检测结果。第一幅图像的矩形框是初始框,最后一幅图像的矩形框为检测目标,大圆点是粒子质心点,小圆点为粒子位置

Fig. 4 (t_1) (t_2) (t_3) (t_4) shows target detection processing for the first 4 images of the sequence images.

The left images are the input images, the right images are detection result. The rectangle in the first image indicates the initial rectangle. The rectangle in the last image indicates the object detected. The big point indicates the centroid of all particles.

The small points indicate the position of all particles

图像采集设备采集率最高为 24 帧/s,图像处理速度 60 帧/s 以上的,可以看出由于该算法使用的是对图像点采样处理,而非逐点处理,其高速实时性完全适合实时处理系统应用。

4 结论

本文提出了一个基于 SMC 算法的针对海天背景下的红外序列图像自动目标检测算法。该方法可有效抑制严重的非高斯噪声,并通过粒子权值控制来检测非线性运动目标及其位置。试验结果证明该方法有效,速度快,可用于实时系统。

参考文献:

- [1] Lanterman A D, Miller M I, Snyder D L. Representations of Shape for Structural Inference in Infrared Scenes[J]. SPIE Automatic Object Reorganization VIII (F. Sadjadi, ed.), 1997, 3069: 257-268.
- [2] Wertmann J R, A Step by Step Description of a Computationally Efficient Version of Multiple Hypothesis Tracking[J]. SPIE, 1992, 698: 289-230.
- [3] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-verlag, 1995.
- [4] Handschin J E, Mayne D Q. Monte Carlo Techniques to Estimate the Conditional Expectation in Multistage Non-linear Filtering[J]. International Journal of Control, 1969, 9: 547-559.
- [5] Gordon N, Salmund D, Smith A F M. Novel Approach to Non-linear and Non-Gaussian Bayesian State Estimation[C]//Proc. Inst. Elect. Eng., F., 1993, 140: 107-113.
- [6] Doucet A, de Freitas J F G, Gordon N J. An Introduction to Sequence Monte Carlo Methods[M]. In Sequence Monte Carlo Methods in Practice, Doucet A, de Freitas J F G, Gordon N J, Eds. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [7] Anderson B D O, Moore J B. Optimal Filtering[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1979.
- [8] Isard M, Blake A. Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density[C]//ECCV96, 1996: 343-356.
- [9] Dudek G, Zhang C. Vision-based Robot Localization without Explicit Object Models[C]//In Proc. of the International Conference on Robotics & Automation (ICRA), 1996.
- [10] Nordlund P J, Gustafsson F. Sequential Monte Carlo filtering Techniques Applied to Integrated Navigation Systems[C]//In Proc. of the American Control Conference, Arlington, Virginia, U. S. A., June 2001.
- [11] Isard M, Blake A. Condensation-conditional Density Propagation for Vision Tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.

