

文章编号: 1001-9014(2006)02-0113-05

基于粒子滤波的红外目标跟踪

程建, 周越, 蔡念, 杨杰

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘要: 粒子滤波(Particle Filter)是一种处理非线性和非高斯动态系统状态估计的有效技术. 提出了一种基于粒子滤波的红外目标稳健跟踪新方法. 在粒子滤波理论框架下, 红外目标的状态后验概率分布用加权随机样本集表示, 通过这些随机样本的 Bayesian 迭代进化实现红外目标的跟踪. 系统状态转移模型选择为简单的二阶自回归模型, 并自适应地确定系统噪声方差. 红外目标的描述利用目标区域的灰度分布, 该灰度分布通过核概率密度估计建立. 通过计算参考目标的灰度分布和目标样本的灰度分布之间的 Bhattacharyya 距离, 建立系统观测概率模型. 实验结果表明该方法是有效的和稳健的.

关键词: 粒子滤波; 红外目标跟踪; 核密度估计; Bhattacharyya 系数

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

INFRARED OBJECT TRACKING BASED ON PARTICLE FILTERS

CHENG Jian, ZHOU Yue, CAI Nian, YANG Jie

(Institute of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The particle filter is an effective technique for the state estimation in non-linear and non-Gaussian dynamic systems. A novel method for infrared object robust tracking based on particle filters was proposed. Under the theory framework of particle filters, the posterior distribution of the infrared object is approximated by a set of weighted samples, while infrared object tracking is implemented by the Bayesian propagation of the sample set. The state transition model is chosen as the simple second-order auto-regressive model, and the system noise variance is adaptively determined in infrared object tracking. Infrared objects are represented by the intensity distribution, which is defined by the kernel-based density estimation. By calculating the Bhattacharyya distance between the object reference distribution and the object sample distribution, the observation probability model is constructed. Experimental results show that our method is effective and steady.

Key words: particle filter; infrared object tracking; kernel-based density estimation; Bhattacharyya coefficient

引言

红外目标跟踪研究在红外制导、侦察和安检等军事应用中是非常重要的. 经典的红外目标跟踪方法主要有: 模板匹配法^[1]、光流法^[2]、Kalman Filter 和 Extended Kalman Filter 法^[3,4]等. 模板匹配法是一种简单易行的目标跟踪方法, 但匹配过程的搜索空间会随着图像大小和模板大小的增加而急剧增大, 从而降低目标跟踪的效率. 光流法是分析目标运动的常用方法, 但在强噪声和强杂波图像背景下, 光流跟踪方法是不稳健的. Kalman Filter 是有效的线性最优估计技术, 但不能处理非线性和非高斯的情况. 然而, 在含杂波的红外图像序列中, 红外目标的状态估计通常是非线性和非高斯的. 为了处理非线性估

计问题, 人们提出了 Extended Kalman Filter 状态估计技术, 但其状态估计的有效性仍严重依赖系统模型的精确性, 而建立精确的系统模型是非常困难的. 此外, 我们采用了均值移位(mean-shift)算法进行红外目标跟踪^[5]. 近年来, 为了更好地处理非线性和非高斯情况下的动态系统状态估计问题, 人们提出了粒子滤波(Particle Filter)^[6,7]. 粒子滤波又叫 Bayesian Bootstrap Filter 或 Monte Carlo Filter, 是以 Monte Carlo 随机模拟理论为基础, 将系统状态后验分布用一组加权随机样本表示, 新的状态分布通过这些随机样本的 Bayesian 迭代进化产生. 当前, 粒子滤波已成为视觉跟踪^[8]、机器学习^[9]和机器人定位^[10]等领域的一研究热点. 本文提出了一种基于粒子滤波的红外目标稳健跟踪新方法. 系统状态转移

收稿日期: 2005-04-18, 修回日期: 2005-09-15

基金项目: 航空科学基金(04F57004)资助项目

作者简介: 程建(1978-), 男, 四川南部人, 博士, 主要研究方向为图像处理与模式识别、目标检测、识别与跟踪和机器学习.

Received date: 2005-04-18, revised date: 2005-09-15

模型采用简单的二阶自回归模型. 利用目标区域的灰度分布描述红外目标, 而该灰度分布通过核概率密度估计建立. 于是, 通过比较目标样本和参考目标的灰度分布, 建立系统观测模型. 同时, 为了增强跟踪算法的稳健性, 本文提出了自适应确定系统噪声的方法, 并进行参考目标模型更新. 实验结果表明, 该红外目标跟踪方法是有效而稳健的.

1 粒子滤波

设动态系统 t 时刻的状态向量为 X_t , 观测向量为 Y_t 以及观测序列 $Y_{1:t} = \{y_1, \dots, y_t\}$, 则系统状态转移模型和观测模型定义为

$$\begin{cases} X_t = F(X_{t-1}, U_t) \\ Y_t = H(X_t, V_t) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $F(\cdot)$ 是状态转移模型, U_t 是系统噪声; $H(\cdot)$ 是观测模型, V_t 是观测噪声. 如果状态转移模型和观测模型概率化为状态转移概率 $p(X_t | X_{t-1})$ 和观测概率 $\bar{p}(Y_t | X_t)$, 那么状态估计问题就转化为计算后验概率 $p(X_t | Y_{1:t})$. 如果后验概率和观测概率是非线性的和非高斯的, 那么粒子滤波是求解该问题的有效方法. 粒子滤波的核心思想是利用一组加权的随机样本 $\{X_t^{(n)}, w_t^{(n)}\}_{n=1}^N$ 近似表示后验概率 $p(X_t | Y_{1:t})$, 系统动态求解由 Bayesian 迭代推理过程完成^[6,7]. 根据粒子滤波原理, 样本的权 $w_t^{(n)}$ 可定义为

$$w_t^{(n)} = p(Y_t | X_t^{(n)}), \quad \sum_{n=1}^N w_t^{(n)} = 1 \quad (2)$$

其中, $p(Y_t | X_t^{(n)})$ 表示样本 $X_t^{(n)}$ 的观测概率. 则 t 时刻的系统状态估计为

$$\hat{X}_t = E(X_t | Y_{1:t}) = \sum_{n=1}^N w_t^{(n)} X_t^{(n)} \quad (3)$$

2 基于粒子滤波的红外目标跟踪

在粒子滤波理论框架中, 系统状态转移模型和观测模型的建立非常重要. 在红外目标跟踪应用中, 系统状态转移模型选择为简单的二阶自回归模型; 利用灰度分布描述红外目标, 并以此为基础, 建立系统观测模型. 为了提高跟踪算法的稳健性, 系统噪声通过自适应确定, 并进行参考目标模型更新.

2.1 状态转移模型

在红外目标跟踪中, 状态转移模型刻画了红外目标在两帧之间的运动特性. 显然, 越精确的状态转移模型越有利于红外目标的稳健跟踪, 而建立精确的状态转移模型是非常困难的. 由于粒子滤波的

Monte Carlo 随机模拟机理, 红外目标的状态可通过多假设样本稳健地估计. 因此, 基于粒子滤波的红外目标跟踪的稳健性并不过度依赖系统的状态转移模型的精确性, 于是本文采用近似的状态转移模型. 建立近似状态转移模型的常见方法有 2 种: 从特定的训练图像序列中学习和选择特定的统计模型. 然而, 学习的状态转移模型很难有较强的适应性. 因此, 在红外目标跟踪中, 选择简单的二阶自回归模型为状态转移模型

$$X_t - X_{t-1} = X_{t-1} - X_{t-2} + U_t \quad (4)$$

一般地, 红外目标的状态 X_t 定义为

$$X_t = \{x, y, \dot{x}, \dot{y}\} \quad (5)$$

其中, (x, y) 表示红外目标的中心, (\dot{x}, \dot{y}) 表示红外目标的速度. 在此, 只考察红外目标中心位置的动态进化过程.

2.2 观测概率模型

在视觉跟踪中, 描述目标的常用特征有: 轮廓^[7]、颜色以及颜色分布^[10]等. 然而, 红外目标一般都没有鲜明、稳健的轮廓, 同时也没有颜色信息. 在此, 选择灰度分布描述红外目标, 并通过比较目标样本和参考目标(参考目标一般是在初始帧手动选取的)的灰度分布, 建立系统观测模型. 同时, 目标的灰度分布描述是一种比较稳健的目标描述策略, 它能减弱目标的部分遮挡、旋转和变形对跟踪算法的影响.

2.2.1 红外目标的灰度分布描述

建立红外目标灰度分布描述的有效方法是核概率密度估计. 假设将目标的灰度分布离散化为 B -bins, 并定义灰度量函数 $b(l_i): R^2 \rightarrow \{1, \dots, B\}$, 表示把位置 l_i 处的像素灰度值量化并将其分配到目标灰度分布相应的 bin 中, 其中 B 是灰度量等级(一般取 $B = 16, 32$). 于是, 给定当前的目标状态 X_t , 则目标的灰度分布 $p_l = \{p_l^{(u)}\}_{u=1, \dots, B}$ 定义为

$$p_l^{(u)} = C \sum_{i=1}^M k \left(\left\| \frac{l - l_i}{h} \right\| \right) \delta(b(l_i) - u) \quad (6)$$

其中, l 表示目标的中心 (x, y) ; M 表示目标区域的总像素数; $h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}$ 表示目标区域的大小; $k(\cdot)$ 表示核函数(本文选择高斯核函数); $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker Delta 函数; C 为归一化常数

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^M k \left(\left\| \frac{l - l_i}{h} \right\| \right)} \quad (7)$$

2.2.2 建立观测概率模型

在红外目标跟踪的初始帧, 选定参考目标 X , 利

用式(6)建立参考目标的灰度分布 $\{q^{(u)}\}_{u=1,\dots,B}$. 在第 t 帧,设红外目标状态 X_t 的第 n 个采样 $X_t^{(n)}$ 所对应的图像区域灰度分布为 $\{p^{(u)}\}_{u=1,\dots,B}$,样本 $X_t^{(n)}$ 表示红外目标在 t 帧的一假定状态.于是,样本 $X_t^{(n)}$ 与参考目标 X 的相似性度量,可利用其灰度分布的相似性度量建立.一般地,Bhattacharyya系数是建立两概率分布相似性度量的有效工具.样本 $X_t^{(n)}$ 与参考目标 X 的灰度分布的Bhattacharyya系数定义为

$$\rho[p^{(u)},q^{(u)}] = \frac{B}{\sum_{u=1}^B \sqrt{p^{(u)}q^{(u)}}}, \quad (8)$$

则样本 $X_t^{(n)}$ 与参考目标 X 的相似性度量函数可定义为

$$D(p,q) = \sqrt{1 - \rho[p^{(u)},q^{(u)}]}, \quad (9)$$

并称 $D(p,q)$ 为Bhattacharyya距离.于是,观测概率模型可定义为

$$p(Y_t|X_t^{(n)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\lambda D^2(p,q)/2}, \quad (10)$$

其中, λ 为控制参数,在实验中取 $\lambda = 20$.同时,根据粒子滤波理论,样本 $X_t^{(n)}$ 的权为 $w_t^{(n)} = p(Y_t|X_t^{(n)})$.显然,相似性度量越小,样本的权值越大,样本越可靠.

2.3 基于粒子滤波的红外目标跟踪算法

在粒子滤波理论框架下,红外目标跟踪算法的基本步骤为:初始化、重采样、状态转移和观测模型(即样本权值)计算.

1. 初始化:令 $t = 0$,在初始帧手动选取参考目标 X ,并计算其灰度分布 $\{q^{(u)}\}_{u=1,\dots,B}$.同时,根据先验分布 $p(X_0)$ 建立初始状态样本集 $\left\{X_0^{(n)}, \frac{1}{N}\right\}_{n=1}^N$.

2. 重采样:根据样本的权 $w_t^{(n)}$ 从样本集 $\{X_t^{(n)}\}_{n=1}^N$ 重新抽取 N 个样本,具体过程如下:

i. 计算样本集 $\{X_t^{(n)}, w_t^{(n)}\}_{n=1}^N$ 的累积权值, $c_t^{(n)} = c_t^{(n-1)} + w_t^{(n)}$;

ii. 产生 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数 u ;

iii. 在样本集中搜索使 $c_t^{(j)} \geq u$ 的最小 j ,并令 $X_t^{(n)} = X_t^{(j)}$.

3. 状态转移:根据(4)式和样本 $X_t^{(n)}, X_{t-1}^{(n)}$,计算样本 $X_{t+1}^{(n)}$.

4. 样本的权值计算:根据(10)式计算样本 $X_{t+1}^{(n)}$ 的权值 $w_{t+1}^{(n)}$,并归一化 $w_{t+1}^{(n)} = w_{t+1}^{(n)} / \sum_{n=1}^N w_{t+1}^{(n)}$.

5. 令 $t = t + 1$,返回步骤2).

2.4 红外目标跟踪的稳健性增强

在经典粒子滤波算法中,式(4)中系统噪声的

方差是固定的^[6-8],即可描述为 $U_t = R_0 U_0$, R_0 是固定的系统噪声方差, U_0 是标准正态随机变量.在红外目标跟踪中,我们发现系统噪声方差的确定非常重要.如果 R_0 偏小,则对运动变化剧烈的红外目标跟踪稳健性较差;如果 R_0 偏大,则需要较多的状态采样才能稳健跟踪红外目标,从而导致算法效率降低.鉴于此,我们采取系统噪声方差自适应确定的策略,把系统噪声定义为

$$U_t = R_t U_0, \quad (11)$$

其中, R_t 是自适应确定的系统噪声方差.由2.2.2节可知,状态样本 $X(n)_t$ 的可靠性由(9)式的相似性度量函数确定.显然,相似性度量越小,样本越可靠,状态转移的系统噪声应较小;反之,则不可靠,状态转移的系统噪声应较大.因此,系统噪声 R_t 定义为相似性度量 $D(p,q)$ 的函数:

$$R_t = \max(\min(R_0 D(p,q), R_{\max}), R_{\min}), \quad (12)$$

其中, R_{\min} 是系统噪声方差下界,而 R_{\max} 是系统噪声方差上界.

此外,红外目标的灰度分布并不稳定,这将影响该跟踪算法的稳健性.为了进一步提高红外目标跟踪的稳健性,本文采用参考目标模型更新的策略.设目标的平均状态 \hat{X}_t (根据式(3)计算)的观测概率为 \hat{w}_t ,则参考目标模型更新的条件是 \hat{w}_t 大于阈值 w_T (该更新条件避免了因目标遮挡和瞬间目标特性跳变引起的参考目标模型更新).参考目标模型更新定义为

$$q_t^{(u)} = (1 - \alpha) q_{t-1}^{(u)} + \alpha p_{\hat{X}_t}^{(u)}, \quad (13)$$

其中, α 为平均状态 \hat{X}_t 的贡献率.为了防止参考目标模型过度更新,实验中 α 值都很小.

3 实验结果与讨论

为了验证该红外目标跟踪方法,本文用2组不同的红外序列进行目标跟踪实验.2个实验都在Pentium IV 2.4GHz、内存512M的PC机上采用MATLAB 6.5软件平台实现的.待跟踪红外目标的参考目标模型在图像序列第一帧手动选定.红外目标灰度分布描述的灰度量化等级为32,状态的采样数为 $N = 100$.进行灰度量化,目的在于降低计算量、提高算法的实时性.由于图像信息存在大量冗余,实验表明该灰度量化对跟踪稳健性影响不大.状态采样数选择很重要,增加采样数,将提高跟踪算法稳健性,但也将增大算法计算量,降低算法实时性;反之,减少采样数,将提高算法实时性,而算法的稳健性将



图1 第一个实验的跟踪结果,从左到右是第 1,40,80,120 帧的跟踪结果

Fig. 1 The tracking results of the first experiment, from left to right, are the 1st, 40th, 80th, 120th frame

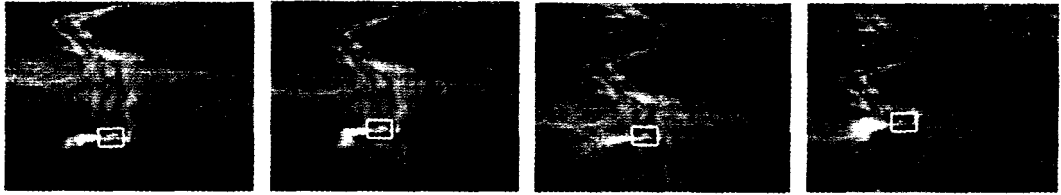


图2 第二个实验的跟踪结果,从左到右是第 1,100,200,300 帧的跟踪结果

Fig. 2 The tracking results of the second experiment, from left to right, are the 1st, 100th, 200th, 300th frame

降低.一般地,状态采样数都是通过试验确定的^[8,11].因此,在线自适应选择状态采样数是提高算法性能的有效途径.第一个实验序列是天空背景下的飞机目标,飞机在空中的飞行速度很快,运动很不规律,而且在飞行过程中经常发生形变.该实验序列长度为 120 帧,每帧图像的大小为 160×120 ,红外目标的大小为 $(h_x, h_y) = (14, 10)$.对于该实验,处理速度平均为 8 fps (帧/秒).图 1 显示了该实验每隔 40 帧的跟踪结果.第二个实验序列是强杂波背景下的坦克目标,序列长度为 300 帧,每帧图像的大小为 400×300 ,红外目标的大小 $(h_x, h_y) = (40, 28)$.对于该实验,处理速度平均为 3 fps.图 2 显示了该实验每隔 100 帧的跟踪结果.

由上面 2 个实验的跟踪结果表明,本文提出的红外目标跟踪方法对机动性强、运动不规律以及发生形变的红外目标和强杂波背景下的红外目标的跟踪都是有效的和稳健的.为了进一步说明该红外目标跟踪方法的优越性,针对上面 2 组红外图像序列,在相同的软硬件平台上应用经典的模板匹配法、光流法和 Kalman Filter 法进行了红外目标跟踪对比实验.在模板匹配法红外目标跟踪实验中,由于第一个实验序列的飞机在空中飞行过程中经常发生形变,所以很难稳健跟踪;虽然对第二个实验序列的坦克目标能稳健跟踪,但实时性比本文的红外目标跟踪方法差,原因在于模板匹配的全局搜索效率比较低.在光流法红外目标跟踪实验中,第一个实验序列可以稳健地跟踪目标;但由于杂波背景的影响,第二个实验序列不能稳健地跟踪目标.在基于 Kalman Fil-

ter 的红外目标跟踪实验中,我们发现 Kalman Filter 很难稳健跟踪机动性大和运动很不规律的红外目

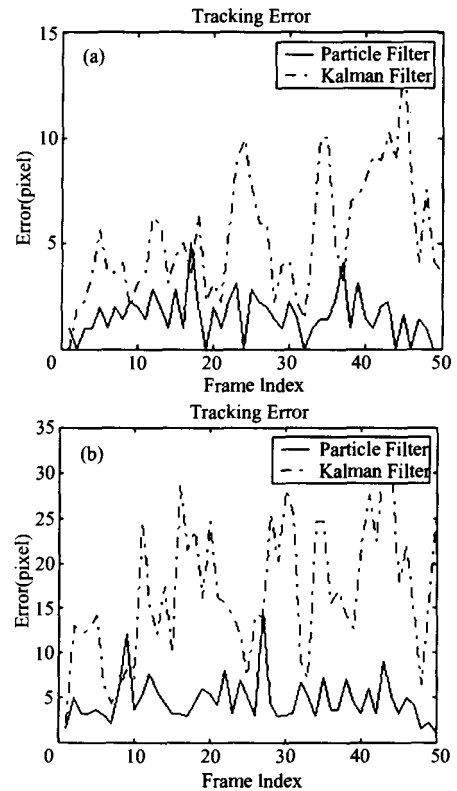


图3 Kalman Filter 法和粒子滤波法红外目标跟踪误差 (a)为第一个实验的前 50 帧跟踪误差 (b)为第二个实验的前 50 帧跟踪误差

Fig. 3 Tracking error about the Kalman filter and Particle Filter algorithm (a) tracking error of the first 50 frames in the first experiment (b) tracking error of the first 50 frames in the second experiment

标. Kalman Filter 法和粒子滤波法红外目标跟踪的误差比较如图 3 所示,所谓的误差是指每帧真实目标中心位置 l 与跟踪的目标位置 l' 之间的距离 $e = \sqrt{(l_x - l'_x)^2 + (l_y - l'_y)^2}$,由图 3 可知基于粒子滤波的跟踪方法与基于 Kalman Filter 的跟踪方法相比有明显的优势.

4 结语

本文基于粒子滤波理论提出了一种红外目标的稳健跟踪方法. 在红外目标跟踪中,采用目标区域的灰度分布描述红外目标,通过对比参考目标和样本的灰度分布建立观测概率模型. 为了增强跟踪算法的稳健性,采用了系统噪声方差自适应确定的策略,并进行参考目标模型的更新. 2 个不同红外图像序列的目标跟踪实验验证了该方法的有效性和稳健性. 同时,对比实验亦表明,该方法比模板匹配法、光流法以及 Kalman Filter 法都有优势. 此外,采样策略和样本数是影响该跟踪算法稳健性和实时性的重要因素. 因此,有效的采样策略和样本数的自适应确定方案的探索将是未来进一步改善该方法的切入点.

REFERENCES

- [1] YANG Hao-Yun, ZHANG Gui-Lin. Design and realization of a new correlation tracker algorithm [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杨焱昀, 张桂林. 一种新的相关跟踪算法的设计与实现. *红外与毫米波学报*), 2000, **19**(5): 377—380.
- [2] LI Xi-Ying, NI Guo-Qiang. Optical flow computation of infrared image [J]. *Infrared and Laser Engineering* (李熙莹, 倪国强. 红外图像的光流计算. *红外与激光工程*), 2002, **31**(3): 189—193.
- [3] ZHAO Jiu-Fen, WANG Ming-Hai. A study on missile plume tracking and localizing by means of forward looking infra-red (FLIR) [J]. *Journal of Solid Rocket Technology* (赵久奋, 王明海. 红外探测阵列对固体导弹尾焰跟踪定位的研究. *固体火箭技术*), 2000, **23**(4): 64—68.
- [4] LING Jiao-Guo, LIU Er-Qi, YANG Jie, et al. Approach of infrared small target motion prediction and tracking based on H_∞ filter [J]. *J. Infrared Millim. waves* (凌建国, 刘尔琦, 杨杰, 等. 基于 H_∞ 滤波器的红外小目标运动预测和跟踪方法. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(5): 366—369.
- [5] CHENG Jian, YANG Jie. A novel infrared object tracking method based on mean shift [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (程建, 杨杰. 一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法. *红外与毫米波学报*), 2005, **24**(3): 231—235.
- [6] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings-F*, 1993, **140**(2): 107—113.
- [7] Doucet A, Godsill S, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2000, **10**(3): 197—208.
- [8] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, **29**(1): 5—28.
- [9] Andrieu C, Freitas N D, Doucet A, et al. An introduction to MCMC for machine learning [J]. *Machine Learning*, 2003, **50**(1/2): 5—43.
- [10] Kwok C, Fox D, Meila M. Real-time particle filters [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, **92**(3): 469—484.
- [11] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. An adaptive color-based particle filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(1): 99—110.