

文章编号 1004-924X(2012)02-0413-09

采用改进辅助粒子滤波的红外多目标跟踪

龚俊亮^{1,2}, 何 昕^{1*}, 魏仲慧¹, 郭敬明^{1,2}

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械及物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘要:结合改进的辅助粒子滤波与马尔科夫随机场,提出一种多目标跟踪算法来跟踪红外场景中的多个目标。依据目标区域的灰度直方图描述目标,使用标准辅助粒子滤波对各目标的采样粒子集进行粗略优化,同时在辅助粒子采样过程中引入 Mean-shift 算法来提高粒子采样效率,解决多目标跟踪时粒子数量呈指数级增长的问题,并进一步提高算法的实时性。针对多目标跟踪常出现的目标遮挡导致跟踪失败的问题,引入图模型理论,利用马尔科夫随机场来表示多目标跟踪模型,将多目标的跟踪问题转换为图模型的推理问题。实验结果表明,该跟踪算法使用较少粒子便能实现跟踪,跟踪正确率达 84%,且能有效解决多目标跟踪时的相互遮挡问题。

关键词:多目标跟踪;红外目标跟踪;辅助粒子滤波;马尔科夫随机场

中图分类号:TP391;TN219 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122002.0413

Multiple infrared target tracking using improved auxiliary particle filter

GONG Jun-liang^{1,2}, HE Xin^{1*}, WEI Zhong-hui¹, GUO Jing-ming^{1,2}

- (1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)
- * Corresponding author, E-mail: hexin6627@sohu.com

Abstract: An algorithm combining an improved Auxiliary Particle Filter (APF) with a Markov random field is proposed to achieve multiple target tracking in an infrared scene. First, targets are described according to the gray histogram of target regions. Then, sampling particles of all targets are optimized roughly by using standard APF. Meanwhile, Mean-shift is introduced to the process of auxiliary particle sampling to improve the exponential growth of particle numbers and to increase the percentage of efficient particles and the real-time ability. As for the failure tracking from that targets often are covered each other, a graphic model theory is introduced, in which multi-tracking model by the Markov random field is used to describe the multi-tracking model and convert the problem of multi-target tracking into an inferential problem of the graph model. Results indicate that the new algorithm proposed can track targets only by a few particles, and the accurate rate for multi-target tracking is up to 84%, the failure tracking caused by

收稿日期:2011-06-02;修订日期:2011-06-22.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60902067)

targets covered mutually can be solved effectively.

Key words: multiple target tracking; infrared target tracking; Auxiliary Particle Filter(APF); Markov random field

1 引言

在不少场景中,通常有多目标同时存在,对多个目标进行跟踪一直是机器视觉领域的热点同时也是难点问题,其在运动分析、视频监控、国防军事等众多领域均有广泛的应用。跟踪多目标过程时,目标之间容易发生遮挡与合并,使多目标跟踪发生混乱,导致跟踪失败。对于红外多目标跟踪,由于红外目标可利用信息少,图像信噪比低,跟踪起来较可见光多目标难度更大。

粒子滤波(PF)通过离散的随机测度来逼近后验概率分布,能够较好地解决跟踪时的非线性非高斯问题,因而成为近年来的研究热点。PF从本质上来说采用的是序贯蒙特卡罗(SMC)方法,因此也被称作 SMC 滤波。早在 20 世纪 50 年代,在理论物理和统计学领域中就引入了 SMC 方法,但这只是采用普通的序贯重要性采样(SIS)算法,多次迭代后常会出现退化现象,同时 SMC 所需的巨大样本数量对机器的运算能力提出了较高的要求,受限于当时的计算能力和粒子退化问题,PF 一直未能得到研究人员的重视。直至 1993 年,Gordon 等人提出了自举粒子滤波(BPF)算法,在 SIS 的基础上引入重采样以克服粒子的退化问题,使得 PF 开始成为研究热点^[1]。

由标准粒子滤波目标跟踪算法可知,粒子滤波跟踪算法本身也可以直接用于多目标跟踪,但其效率低,且只能用于目标数较少的简单场景。这是由于为了能够有效地实现多目标跟踪,需要采样的粒子数量将随着目标数量的增加呈指数级增长,使得算法实时性变差。同时,如果场景中目标之间发生了遮挡,往往容易造成多个粒子滤波器发生合并导致跟踪到同一目标上,从而使得跟踪失败。

本文以辅助粒子滤波(APF)和图模型的相关理论为基础,提出一种结合改进 APF 和马尔科夫随机场的红外多目标跟踪算法。在 APF 中嵌入 Mean-shift 算法提高粒子采样效率,解决跟踪多

目标时采样粒子数量呈指数级增长的问题,提高跟踪算法的实时性。同时采用一种无向图模型即马尔科夫随机场(MRF)描述多目标的交互模型,通过对图模型的近似推理,解决多目标跟踪时出现的目标遮挡问题^[2-3]。

2 粒子滤波与辅助粒子滤波

2.1 粒子滤波

粒子滤波是一种通过蒙特卡罗模拟来实现递推贝叶斯状态估计的技术。对于目标跟踪系统,通常采用状态方程和观测方程来描述其模型,其一般形式如式(1)和式(2)所示:

$$x_{k+1} = f(x_k, v_k), \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k, w_k), \quad (2)$$

式中: x_k 表示系统在 k 时刻的状态,通常是目标的位置、速度、加速度等信息。 z_k 表示目标状态的测量值, v, w 分别表示过程噪声和观测噪声。 $f(\cdot)$ 表示目标运动模型, $h(\cdot)$ 表示观测模型。粒子滤波通过 N 个带权值的粒子 $\{x_k^j, \omega_k^j\}_{j=1}^N$ 近似后验密度函数 $q(x_k | z_{1:k})$,由于 x_k^j 很难直接从 $p(x_k | z_{1:k})$ 采样得到,因此通常从另一个易于采样的密度函数 $q(x_k | z_{1:k})$ 中采样粒子。 ω_k^j 是归一化后的权值,即 $\sum_{j=1}^N \omega_k^j = 1$,状态后验概率可由如下的经验估计近似表示:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \sum_{j=1}^N \omega_k^j \delta(x_k - x_k^j). \quad (3)$$

粒子滤波器在新的测量值到来后,通过递归方式来对权值进行更新^[4]。

2.2 辅助粒子滤波

粒子滤波虽简单易求,但其仅从粒子运动和以前的一些状态抽样,未考虑当前的框架,因此可能丢失大量低权值粒子,导致误差增大,滤波性能下降^[5]。辅助粒子滤波是在基本粒子滤波基础上提出的一种改进方法。APF 通过增加一个辅助变量 m 对下一时刻观测似然值高的粒子进行标识^[6],并采用密度函数 $q(x_k, m | z_{1:k})$ 来导出样本

集 $\{x_k^i, m^j\}_{j=1}^N$, 其中 m^j 是 $k-1$ 时刻粒子的标号。用于获得粒子样本 $\{x_k^i, m^j\}_{j=1}^N$ 的重要性密度函数通常由(4)式表示:

$$q(x_k, m | z_{1:k}) \propto p(z_{1:k} | u_k, m) \times p(x_k | x_{k-1}, m) \times (\omega_{k-1}, m), \quad (4)$$

式中: (u_k, m) 表示在 (x_{k-1}, m) 已知时 x_k 的特征, 可表示为 $E[x_k | x_{k-1}, m]$ 或其中一个随机样本 $(u_k, m) \sim p(x_k | x_{k-1}, m)$ 。

将式(4)改为:

$$q(x_k, m | z_{1:k}) = p(m | z_{1:k}) p(x_k | z_{1:k}), \quad (5)$$

由式(5)可得:

$$q(m | z_{1:k}) \propto p(z_k | u_k, m) \times (\omega_{k-1}, m), \quad (6)$$

每个样本粒子 $\{x_k^i, m^j\}_{j=1}^N$ 相应的权值为:

$$\omega_k^i \propto (\omega_{k-1}, m) \times \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}, m)}{q(x_k^i, m^j | z_{1:k})} = \frac{p(z_k | x_k^i)}{p(z_k | u_k, m)}, \quad (7)$$

APF 采样 k 时刻粒子不仅考虑 $k-1$ 时刻的 $p(x_k, | x_{k-1})$, 同时结合了 k 时刻的观测量 $p(z_k | x_k)$, 是一种两次采样与两次权值分配的过程, 因此采样点更接近真实状态, 得到的估计值更准确。

2.3 改进的辅助粒子滤波

Mean-shift 算法是一种非参数概率密度估计算法, 通过迭代快速地收敛于概率密度函数的局部最大值。对 n 维欧式空间 X 中的有限数据集 S , 样本数据点 $x \in X$ 处的样本均值被定义为

$$m(x) = \frac{\sum_{s \in S} K(s-x) \omega(s)}{\sum_{s \in S} K(s-x) \omega(s)}, s \in S, \quad (8)$$

式中: ω 为样本的权值函数, K 为核函数。差值 $m(x) - x$ 被称为 Mean-shift 矢量, 反复迭代将数据点朝着 Mean-shift 矢量方向移动直至收敛的过程被称为 Mean-shift 算法。

将 Mean-shift 嵌入到 PF 采样过程中, 通过对粒子样本进行聚集, 从而得到更多高权值的粒子样本, 同时舍弃对跟踪贡献小的粒子, 以减少粒子样本的数量, 从本质上提高 PF 的采样效率。典型的有文献[7]提出的核粒子滤波方法(KPF)和文献[8]提出的均值偏移嵌入式粒子滤波(MSEPF)方法。虽然 MSEPF 将粒子移动到局部最优处, 相对于 PF 根据系统状态方程采样粒

子的方法, 在采样效率和精确度上更胜一筹。但进一步分析可以发现, 从算法的角度看, 这个方法相当于在粒子滤波跟踪完成后, 用基于 Mean-shift 的跟踪方法再跟踪了一次, 粒子滤波本身的采样效率并没有提升, 而且 MSEPF 中的粒子没有考虑观测值, 假如某些粒子在处理之前就已经极大地偏离了目标的真实状态, 则 Mean-shift 容易使部分粒子陷入错误的局部最优。APF 考虑了最近的观测值, 若利用 APF 采样, 在采样过程中再利用 Mean-shift 方法进一步优化粒子, 则可以避免干扰大时部分粒子陷入错误最优位置。本文提出一种结合 Mean-shift 与 APF 的方法改进方法, 并称之为均值偏移嵌入式辅助粒子滤波(MSEAPF)。该算法首先采用 APF 粗略优化, 然后再用 Mean-shift 精确优化, 是一个由粗到精的优化过程。

3 结合改进 APF 与 MRF 的跟踪算法

为了解决多目标跟踪时目标遮挡导致跟踪失败的问题, 本文引入一种无向图即马尔可夫随机场(MRF)来描述多目标的交互模型。图模型是定义于有向或无向图中的概率分布族。图模型中的节点为随机变量, 边代表概率依赖关系。具体到多目标跟踪, 无向图上的每一个节点对应一个跟踪目标, 节点之间的边代表各跟踪目标之间的概率依赖关系。因为目标在运动, 目标之间的空间关系是变化的, 所以该图模型是动态^[9]。

网络结构包含两层: 状态节点代表各目标的状态 x_i , 观测节点代表了各目标的观测状态 z_i , 状态节点之间的连线代表了目标之间的相互关联。网络结构是由跟踪过程中目标之间的空间关系所决定的: 跟踪过程中如果目标之间接近到一定程度或产生遮挡, 则观测模型之间便具有竞争关系, 目标相互干扰, 在网络结构中表现为相连(如 $k-1$ 时刻 $x_{1,k-1}, x_{2,k-1}, x_{3,k-1}$), 若目标之间相距很远, 没有相互遮挡, 则目标在网络结构中表现为孤立的节点(如 $k-1$ 时刻 $x_{4,k-1}$)。

在马尔可夫随机场中, 由于随机场不再是链式结构, 所以对随机场定义了一个邻域结构。具体到多目标跟踪, 由于可能发生遮挡与合并的情

况,因此,可以认为每个目标的状态估计不仅由它本身的状态方程和观测方程决定,还与和它相邻的目标的状态有关,以此解决目标间的数据关联问题^[10]。

多目标动态的 Markov 网络如图 1 所示。

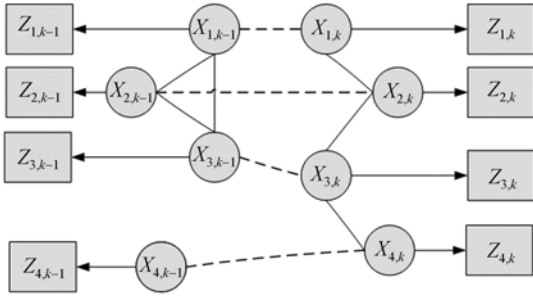


图 1 多目标的动态 Markov 网络

Fig. 1 Dynamic Markov network for multiple targets

如果单个随机变量有 L 个状态,则整个随机场的状态空间 Ω 共包含 L^M 个状态, M 为目标数。根据 Hammers-Clifford 定理,随机场的状态空间 Ω 中的每一个状态 $x_i (i=1,2,\dots,M)$ 的概率测度可使用 Gibbs 分布来度量:

$$P(x_i = \omega) = \frac{1}{\sigma} e^{-U(\omega)/T}, \quad (9)$$

其中: $\sigma = \sum_{\omega \in X} e^{-U(\omega)/T}$ 为归一化因子, T 为某个常数, U 为能量函数,

$$U(\omega) = \sum_{c \in C} E_c(\omega) = \sum E_i(x_i) + \sum E_{(i,r) \in D} (x_i, x_r), \quad (10)$$

式中: C 是描述 MRF 节点与边集合的并集。函数 $E(\ast)$ 为势能函数, $E_i(\ast)$ 表示第 i 个目标处于某种状态时自身的能量, $E_{(i,r) \in D}(\ast)$ 表示有相邻关系的目标 i, r 相互之间的势能大小。在实际应用中,能量函数往往需要根据具体的问题进行定义。当前某一目标状态的后验概率只与其自身的势能以及其邻域内目标相互势能有关。建立 MRF 的目的是找到使 $P(x = \omega)$ 最大化的状态,即最小化能量函数,这是一个全局的约束,需要进行总体最优化解^[11]。

本文采用了变差近似方法实现图模型的推理,该方法与其他推理方法不同之处在于能够处理带环的图模型^[12],且能够有效应对图模型结构的变换。变差法实现图模型近似推理的核心思想是采用了—个带可变参数的分布 $Q(x)$,这个可变

参数是希望通过推理得到的密度 $P(x|z)$,即目标群的后验概率密度。通过寻找最优分布 $Q^*(x)$ 使得可变参数和分布之间的 Kullback-Leibler (KL) Divergence 最小:

$$Q^*(x) = \arg \min_Q \text{KL}(Q(x) \| p(x|z)), \quad (11)$$

其中 $Q(x) = \prod_{i=1}^N Q_i(x_i)$, $Q_i(x_i)$ 是每个状态结点 x_i 的独立分布。由于 Q_i 是概率密度函数,因此式(11)是一个带约束的拉格朗日方程:

$$L(Q_i) = kL(Q_i) + \lambda \left(\int_{x_i} Q_i - 1 \right). \quad (12)$$

假设目标的先验分布为 Gibbs 分布,在时刻 k 将式(11)代入式(12)便可得到一个固定点迭代方程:

$$Q_{i,k}(x_{i,k}) \leftarrow \frac{1}{G_i} P_i(z_{i,k} | x_{i,k}) \times \int P(x_{i,k} | x_{i,k-1}) Q_{i,k-1}(x_i) \times \text{Message}_{i,k}(x_{i,k}),$$

其中:

$$\text{Message}_{i,k}(x_i, k) = \exp \left\{ \sum_{d \in O(i)} \int \int_{x_{d,k}} Q_{d,k}(x_{d,k}) \log l_{d,k}(x_{i,k}, x_{r,k}) \right\}, \quad (13)$$

式中: i 为第 i 个目标; k 为 k 时刻; G_i 为一个常量; $O(i)$ 为与目标 i 相邻的目标(实际中表现为与目标 i 有遮挡关系和距离近于一定阈值的目标); $l(x_{i,k}, x_{r,k})$ 为目标状态 $x_{i,k}$ 和 $x_{r,k}$ 之间的欧氏距离。

由于固定点方程的收敛性,则 $Q_{i,k}(x_{i,k})$ 不断的迭代更新便可减小 KL 分歧并最终达到平衡,此时的可变参数为最优解,在多目标跟踪中即为目标群后验概率密度 $P(x|z)$ 。

该算法具体流程如下:

(1)初始化。在初始帧手动选取被跟踪目标,根据先验概率 $p(x_i)$ 对每个目标初始化其粒子集 $\{x_0^1, x_0^2, \dots, x_0^N\}_{j=1}^N$, 每个粒子的初始权值为 $1/N$, N 为粒子集中粒子数量, M 为目标数, s 为粒子的状态, ω 为粒子权重,则有:

$$\{Q_{i,k-1}(x_{i,k-1}) = \{q_i(x_{i,k-1}) \sim \{s_{i,k-1}^j, \frac{1}{N}\}_{j=1}^N\}_{i=1}^M\}.$$

(2)状态转移。对每个目标 $Q_i(x_{i,k-1})$ 的粒子集,根据状态方程对粒子进行状态转移,得到新的目标状态 $Q_{i,k}(x_{i,k}) = \{q_i(x_{i,k}) \sim \{s_{i,k}^j, \omega_{i,k}^j\}_{j=1}^N\}_{i=1}^M$ 。

(3)计算辅助变量 m , 取 $u_{i,k}^j = E(x_{i,k} | x_{i,k-1}^j)$, 然后采样,产生指数 $I^{(j)} = \omega_{i,k}^j p(z_{i,k} | u_{i,k}^j)$, $I^{(j)}$ 为

经过重新采样处理后的变量,权值为 $w_{i,k}^{(j)} \propto \pi(j|z_{i,k})$,权值越大表示似然概率越大,即新采样的 $z_{i,k}$ 更加与 $x_{i,k-1}^j$ 相匹配。

(4)计算总权值 $t = \text{SUM}[\{w_{i,k}^j\}_{j=1}^N]$,归一化权值 $w_{i,k}^j = t^{-1} w_{i,k}^j$ 。

(5)辅助重采样 $(\bar{x}_{i,k-1}, \frac{1}{N}) \sim \text{RESAMPLE}((x_{i,k-1}^j, \pi_{i,k}^j)_{j=1}^N)_{i=1}^M$ 。

(6)预测新粒子集 $x_{i,k}^j \sim p(x_{i,k}^j | x_{i,k-1}^j)$, 计算权值 $w_{i,k}^j \propto \frac{p(z_{i,k} | x_{i,k}^j)}{p(z_{i,k} | x_{i,k-1}^j)}$ 。

(7)对辅助重采样粒子进行 Mean-shift 迭代至其概率最大处, $x_{i,k}^j = \text{MeanShift}(x_{i,k}^j, w_{i,k}^j)$, 计算权值。

(8)Markov 网络的贝叶斯推理。对每个目标 $Q_i(x_{i,k})$ 的每个粒子, 根据相邻目标的状态, 计算各目标最大联合后验概率, 并更新粒子权值, 完成网络的贝叶斯推理。

a. 多目标相邻信息评估。令 $k = k + 1$, 根据式(13) 计算信息:

$$\text{Message}_{i,k}^j = \sum_{l \in \text{Net}(l)} \sum_{i=1}^M \pi_{i,k}^j (k-1) \log \Psi_{i,k}(s_{i,k}^j, s_{l,k}^j)。$$

b. 状态更新,更新粒子状态,有

$$\{Q_i(x_i) = q_{i,k}(x_{i,k}) \sim \{s_{i,k}^j, \pi_{i,k}^j(k)\}_{j=1}^N\}_{i=1}^M。$$

(9)状态估计,输出目标位置,根据式(3)估计

每个目标当前状态 $\{\hat{x}_{i,k} = (\sum_{j=1}^N x_{i,k}^j w_{i,k}^j)_{i=1}^M\}$, 返回步骤(2)。

4 实验结果

本文中红外目标与其所属粒子集中的粒子的相似度采用经典互相关相似性来进行计算,其公式为:

$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S_k^j(m, n) \times T(m, n)]}{\sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S_k^j(m, n)]^2} \times \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [T(m, n)]^2}}$$

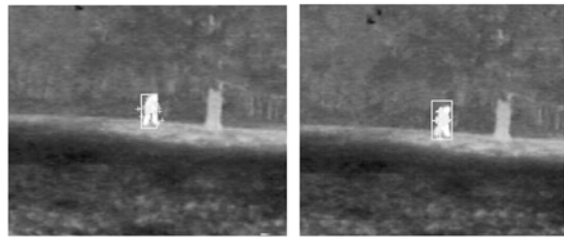
初始帧选定待跟踪目标矩形范围 T , S_k 表示该目标第 k 个粒子的矩形范围。 (i, j) 表示像素在跟踪模板与粒子范围中的位置, M, N 分别表示模板的宽和高。粒子与模板匹配度越高,则 $R(i, j)$ 越接近 1。

对本文提出的算法在 CPU 为 Intel (R)

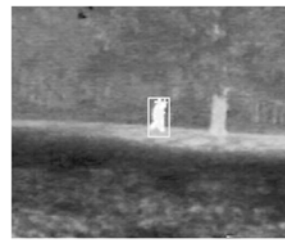
Pentium(R) 4 CPU3.00 GHz、3.01 GHz, 512 MB 内存的 PC 机上采用 VC++6.0 软件平台进行验证。

实验一:粒子采样效果对比。对一红外图像序列场景中的单个人目标进行跟踪采样,图 2 是 PF, APF, MSEAPF 跟踪过程某一帧采样的粒子,总粒子数取为 40。

图 2(a)表明,PF 采样的粒子很分散,不少粒子距目标中心位置相对较远。图 2(b)表明 APF 通过二次采样作用,以及考虑观测值,舍弃了那些距目标中心位置较远的粒子。图 2(c)表明 MSEAPF 算法中,经过 Mean-shift 迭代后,分散的粒子聚集到几个区域,而且由于考虑了观测值,没有出现像 PF 中离目标中心较远的粒子。从图 2 可以很明显地看到一个粒子采样逐渐优化的过程,这和前面的理论分析是一致的。



(a)标准粒子滤波采样 (a) Sampling in PF
(b)辅助粒子滤波采样 (b) Sampling in APF

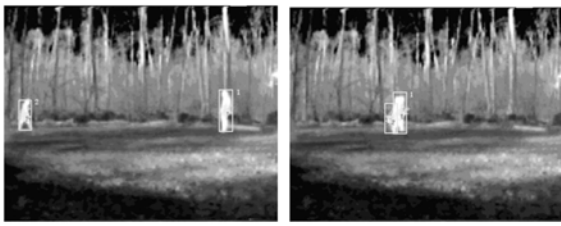


(c)嵌入 Mean-shift 的 APF (c) Sampling in MSEAPF

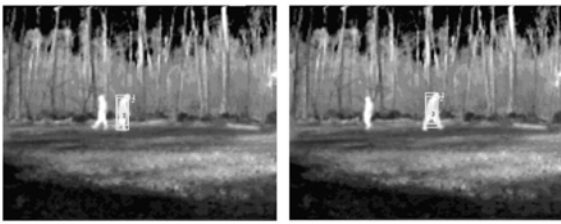
图 2 各算法采样的粒子

Fig. 2 Particles of sampling in different algorithms

实验二:简单场景中遮挡实验。选用一组两人相向而行的红外图像序列,实验中初始目标由人工选定,粒子数选为 40,跟踪结果如图 3,图 4 所示。可以看出,APF 在目标相互遮挡时不能很好地区分目标,跟踪失败,而本文算法由于考虑了相邻目标间的相互信息关系,依然能很好地对目标进行跟踪。



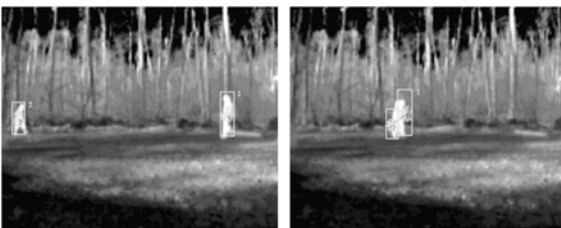
(a) 第 1 帧 (b)第 152 帧
(a) Frame 1 (b) Frame 152



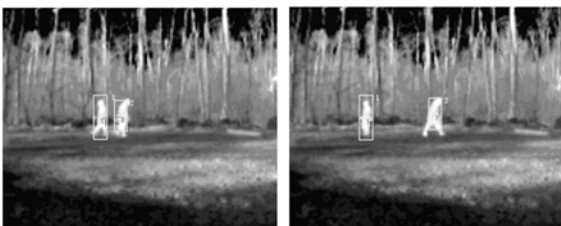
(c) 第 210 帧 (d)第 245 帧
(c) Frame 210 (d) Frame 245

图 3 APF 目标相互遮挡

Fig. 3 Occlusion of targets using APF



(a) 第 1 帧 (b)第 152 帧
(a) Frame 1 (b) Frame 152



(c) 第 210 帧 (d)第 245 帧
(c) Frame 210 (d) Frame 245

图 4 本文算法目标相互遮挡

Fig. 4 Occlusion of targets using proposed algorithm

实验三:多目标跟踪。对一图像序列中的多个目标进行跟踪,粒子数选为 40,图 5(a)为初始帧,图 5(b),5(c),5(d)为 APF 算法进行多目标跟踪效果。图 6(a)为初始帧,图 6(b),6(c),6(d)

是本文提出的算法进行跟踪的效果。从图 6 中可以看出,在第 99 帧,目标 2 和 3 中的粒子滤波器相互作用,APF 跟踪失败,未能跟踪上目标 2,只跟踪上了目标 1,3,4,而本文算法由于考虑了相



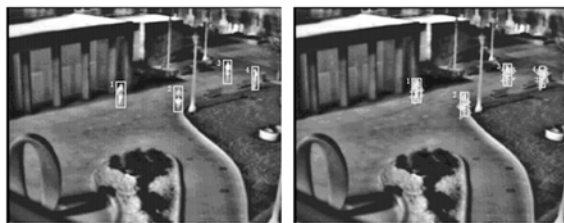
(a) 第 1 帧 (b)第 32 帧
(a) Frame 1 (b) Frame 32



(c) 第 99 帧 (d)第 200 帧
(c) Frame 99 (d) Frame 200

图 5 APF 多目标跟踪

Fig. 5 Multiple target tracking using APF



(a) 初始帧 (b)第 32 帧
(a) Frame 1 (b) Frame 32



(c) 第 99 帧 (d)第 200 帧
(c) Frame 99 (d) Frame 200

图 6 本文算法多目标跟踪

Fig. 6 Multiple target tracking using proposed algorithm

邻目标之间的相互信息,对 4 个目标均能很好的进行跟踪。

由于 APF 未能跟踪上目标 2,因此没有必要绘制目标 2 的 APF 与本文算法的跟踪误差曲线比较图,而目标 1,3,4 特性相同,只需给出其中一个目标的跟踪误差图便可。

定义偏差 D_{Err} 为

$$D_{Err} = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}, \quad (14)$$

式中, (x_i, y_i) 为算法计算得到的目标中心位置, (x_c, y_c) 为通过手工逐帧的办法获取的目标中心位置,虽然手工方法带有主观性,会带来一定误差,但整体上不会对比较结果产生太大的影响。通过图 7 可知本文算法比 APF 跟踪精度更高,同时,本文算法由于结合了 APF 与 Mean-shift,提高了有效粒子的比重,用较少粒子便能进行很好的跟踪。

图 7 给出了目标 1 跟踪过程中 APF 与本文算法的跟踪误差曲线图。

为进一步验证本文算法的稳定性和有效性,本实验在相同条件下,把实验三重复 50 次,粒子数同样为 40 个,正确跟踪率为所有目标能被正确跟踪的实验次数占实验总次数的百分比。

表 1 为多目标跟踪统计结果,本文方法由于引入图模型理论,结合了相邻目标之间的信息分享,正确跟踪率达到了 84%,相较 APF 多目标跟踪 22% 的正确率,显示了本算法对多目标跟踪的有效性。

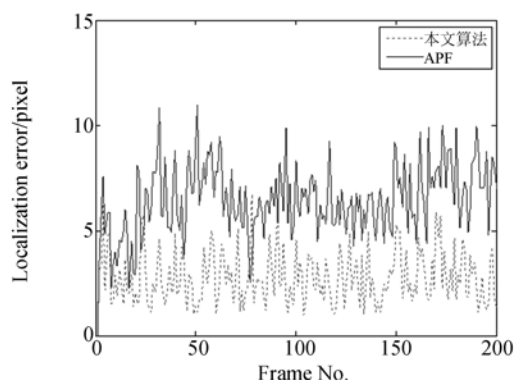


图 7 目标 1 定位偏差

Fig. 7 Localization errors of target 1

实验三输入红外图像为 25 frame/s, 640×512 分辨率,4 目标选框为 $25 \times 50, 25 \times 50, 20 \times 45, 18 \times 50$,在各目标初始粒子数为 40 时,使用 APF 进行多目标跟踪处理速度为 38 frame/s,但通过表 1 可以看出其正确跟踪率只有 22%,本算法由于结合了 APF 与 Mean-shift,提高了有效粒子的比重,用较少粒子便能进行很好的跟踪,未出现多目标粒子跟踪需要巨大粒子数量导致运算量巨大的问题,在实时性方面表现较好,处理速度能达到 26 frame/s,在满足实时的情况下正确跟踪率较 APF 跟踪方法有较大提高。

表 1 多目标跟踪实验正确跟踪目标数统计

Tab.1 Correct track numbers in multi-object tracking

跟踪方法	正确跟踪全部目标	正确跟踪 3 个目标	正确跟踪 2 个目标	正确跟踪 1 个目标	正确跟踪 0 个正确	总帧数	正确跟踪率
APF	11	14	16	7	2	200	22%
本文算法	42	5	3	0	0	200	84%

5 结 论

普通粒子滤波在进行多目标跟踪时需大量粒子,实时性差,且不能有效处理目标相互遮挡问题。本文在 APF 算法基础上提出了一种结合改进的 APF 和 MRF 图模型的多目标跟踪算法,在 APF 粒子采样过后再通过 Mean-shift 算法来对

采样粒子进行优化,使更多的粒子分布在目标中心周围,提高有效粒子的比重,用较少粒子便能进行跟踪。引入 MRF 图模型理论表示多目标跟踪模型,采用变差近似方法实现图模型的推理,通过求解最优的后验概率分布克服多目标跟踪时出现的目标相互遮挡问题。实验结果表明,该算法正确跟踪率达 84%,能够有效解决跟踪多红外目标时目标间的相互遮挡问题。

参考文献:

- [1] 田隽,钱建生,李世银,等.应用自适应多测量融合粒子滤波的视场跟踪[J]. 光学精密工程,2010,18(10):2254-2261.
TIAN J, QIAN J SH, LI SH Y, *et al.*. Visual tracking with adaptive multi-cue fusion particle filter [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(10): 2254-2261. (in Chinese)
- [2] 周斌,王军政,沈伟.基于组合带宽均值迁移的快速目标跟踪[J]. 光学精密工程,2010,18(10):2297-2305.
ZHOU B, WANG J ZH, SHEN W. Fast object tracking with multi-bandwidth Mean Shift[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(10): 2297-2305. (in Chinese)
- [3] 李甫,石光明,张犁,等.一种用于光电目标跟踪的变窗宽核粒子滤波[J]. 光学精密工程,2010,18(3):716-722.
LI F, SHI G M, ZHANG L, *et al.*. Variable bandwidth kernel particle filtering used for optoelectronic target tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(3): 716-722. (in Chinese)
- [4] 王国良,刘金国.基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪[J]. 光学精密工程,2011,19(4):864-869.
WANG G L, LIU J G. Moving object tracking with multi-degree-of-freedom based on particle filters[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4): 864-869. (in Chinese)
- [5] GORDON N, SALMOND D, SMITH A. Novel approach to nonlinear/non-gaussian bayesian state estimation[J]. *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107-113.
- [6] TING Y, YING W. Collaborative tracking of multiple targets [C]. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Press, 1995: 1-8.
- [7] CHANG C, ANSARA R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(3): 242-245.
- [8] SHAN C F, TAN T N, WEI Y CH. Real-time hand tracking using a mean-shift embedded particle filter [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40: 1958-1962.
- [9] PATRICK P, VERMAAK J. Data fusion for visual tracking with particle [J]. *IEEE*, 2004, 92(3): 495-513.
- [10] 蒋永馨,金保欣,王孝通,等.基于马尔可夫随机场的运动目标检测[J]. 计算机工程与应用,2010,46(15):182-184.
JIANG Y X, JIN Y X, WANG X T, *et al.*. Moving object detection based on Markov Random Field model [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(15): 182-184. (in Chinese)
- [11] PARAGIOS N, RSMESH V. A MRF-based approach for real-time subway monitoring [C]. *Processing of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001: 295-313.
- [12] 薛陈,朱明,陈爱华.一种鲁棒的基于改进 Mean-shift 的目标跟踪算法[J]. 光学精密工程,2010,18(1):234-239.
XUE CH, ZHU M, CHEN A H. Robust object tracking based on improved Mean-shift algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(1): 234-239. (in Chinese)

作者简介:



龚俊亮(1988—),男,江西丰城人,博士研究生,主要从事数字图像处理、目标跟踪等方面的研究。E-mail: gongjunliang198802@sina.com



魏仲慧(1961—),女,吉林长春人,研究员,博士生导师,主要从事图像处理、图像存储等方面的研究。E-mail: wzhlvp@sohu.com



郭敬明(1985—),男,湖北荆州人,博士研究生,助理研究员,主要从事数字图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: gjm441@163.com

导师简介:



何 昕(1966—),男,吉林长春人,研究员,博士生导师,主要从事图像处理、光电测量等方面的研究。E-mail: hexin6627@sohu.com

●下期预告

空间摄像机热控系统设计

陈立恒,吴清文,郭 亮,江 帆,刘伟奇

(中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所,吉林 长春 130033)

为了保证空间摄像机的正常工作,根据摄像机的所处空间环境和结构特点,对其热控系统进行了设计,同时,为了验证其热设计的合理性,设计并进行了热平衡试验。首先,总结了摄像机热设计的准则,对摄像机所处的空间热环境进行了分析。然后,对摄像机的各个部分进行了热设计;采用被动热控措施进行热隔离和热疏导,充分利用了摄像机所搭载的卫星平台的热容;采用主动热控措施将温度控制在热控指标范围之内。最后,根据摄像机的热环境和各种工作模式设计了4种极端试验工况,进行了热平衡试验。试验结果表明,摄像机存储工况时,其温度与安装面温度相差 3°C 左右,满足存储温度指标要求。低温工况和高温工况时,其整机温度为 -3.1°C 和 45.7°C ,镜头温度为 -4.5°C 和 46.8°C ,都能满足热控指标要求。空间摄像机热控系统设计正确合理。