

基于粒子 Mean Shift 迁移的红外人体目标跟踪算法

云廷进 郭永彩 高 潮

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400030)

摘 要 提出了一种基于粒子 Mean Shift 迁移过程的红外人体跟踪方法. 算法通过采样粒子迁移和聚类动态建立目标的状态模型和量测模型. 在被跟踪区域随机布撒粒子, 以各粒子对应像素的亮度作为特征值进行 Mean Shift 收敛性分析, 使用收敛后的粒子集表达目标的当前状态; 以状态粒子的坐标位置为特征值对其进行 Mean Shift 聚类, 作为对目标的量测. 连续跟踪时, 下一帧的采样粒子基于上一帧的量测结果产生. 与传统的基于序贯重要性采样的粒子滤波方法相比, 算法不需要目标的相似性测度计算, 仅用少数粒子即可实现对目标的可靠跟踪.

关键词 粒子迁移; 人体跟踪; 红外图像; Mean Shift; 粒子滤波

中图法分类号 TP391

DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.01222

Human Tracking in Infrared Images Based on Particles Mean-Shift Migration Algorithm

YUN Ting-Jin GUO Yong-Cai GAO Chao

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems of the Education Ministry of China, Chongqing University, Chongqing 400030)

Abstract A novel method based on particles Mean Shift migration process for human tracking in infrared images is proposed in this paper. Reference to the basic particle filtering method, the core idea of this algorithm is to establish the object's state model and measurement model dynamically by the migrating and clustering of random sampling particles. The sampling particles are placed on the tracking window randomly and a Mean Shift converge process is implemented by taking the particle's corresponding pixels' intensity as feature. The object's state model is expressed by the convergent particle sets. Then, another Mean Shift clustering process is carried out on the particles sets of the state model using their coordinates in the image as features. The clustering results are regarded as the measurement of the object. In the sequential tracking process, the sampling particles in the next frame are generated randomly based on its previous frame measurement results. Comparing with the traditional Sequential Importance Sampling (SIS) based particle filter, the tracking method doesn't need the object's likelihood criterion, which is a big problem for infrared human tracking, and the robust tracking process can be achieved only by using a few sampling particles.

Keywords particles migration; human tracking; infrared image; Mean Shift; particle filtering

1 引 言

红外图像中人体目标的跟踪困难主要来自两个

方面:(1)人体目标的自身特征. 由于人体是非刚体目标,姿态多样,大小不一,而且运动状态复杂多变,具有高度的随意性,没有固定的运动规律,无法建立完善的运动模型表达形式;(2)红外图像是灰度图

收稿日期:2008-01-08;最终修改稿收到日期:2009-07-28. 本课题得到教育部科研重点项目基金(108174)资助. 云廷进,男,1978年生,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉、图像/视频处理、目标识别和目标跟踪. E-mail: yuntingjin@gmail.com. 郭永彩,女,1963年生,博士,教授,博士生导师,主要从事光电技术及系统、数字信号处理方面的教学与科研工作. 高 潮,男,1959年生,博士,教授,博士生导师,主要从事电子技术、计算机信息处理及精密测控领域的教学与科研工作.

像,没有色彩信息,纹理细节很少,使得目标跟踪可用的特征值较少.传统的跟踪方法如光流法是基于刚体运动目标,对于非刚体目标的跟踪受到限制^[1],用于人体目标跟踪时必须与其它特征相结合才能完成^[2-3];卡尔曼滤波及其扩展形式等是基于线性/高斯动态系统,需要对目标的运动特征进行假设,建立目标运动模型^[4],如 CP、CA、CV 等模型,使其在应用于人体目标跟踪时受到一些限制.目前,用于人体目标跟踪的比较可行的算法是采用贝叶斯滤波跟踪的形式^[5],粒子滤波作为贝叶斯滤波的最优近似,适用于任意非线性非 Gauss 的随机系统,适合于人体目标的跟踪^[6-7].粒子滤波是基于仿真的统计滤波方法,需要采用大量的随机样本粒子来估计,使得运算量很大,此外还非常依赖于相似函数的选择,并面临粒子退化和粒子枯竭的问题.近年来 Mean Shift 算法^[7]作为一种有效的统计迭代算法,在满足一定条件下,可快速收敛到最近的一个概率密度函数的稳态点而不需要任何先验知识,实现非参数概率密度的估计,在人体等非刚体目标跟踪中得到了很好的应用^[8-10].但由于 Mean Shift 跟踪方案需要使用目标的色彩空间分布作为特征值,使用跟踪区域的颜色直方图的 Bhattacharyya 系数进行相似性分析,对于红外人体目标来说,丢失了色彩信息,而且目标间的灰度特征都很接近,很难通过颜色直方图的 Bhattacharyya 系数进行匹配,传统的基于颜色的 Mean Shift 算法不能适用于此类跟踪任务.

本文基于粒子滤波的思想,结合 Mean Shift 算法非参数概率密度估计的优点,使用 Mean Shift 方法对粒子进行收敛性分析,使用达到稳定态的传播粒子对目标的状态进行动态建模,由此,在不需要知道目标模型先验知识的基础上,不依赖于相似函数,与粒子滤波算法相比,克服了粒子退化及粒子耗尽的问题,仅用少数的粒子即可实现对人体目标进行可靠跟踪,降低了运算量.

2 Mean Shift 方法的简介

给定离散特征点集 $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n}$,核函数 $K(x)$,则在点 x 处的概率密度估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(x-x_i) \quad (1)$$

事实上,在实际计算时,我们可以通过计算概率密度估计的梯度

$$\nabla \hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \nabla K(x-x_i) \quad (2)$$

通过沿着特征空间内样本点密度梯度方向进行反复迭代搜索,使各样本点最终收敛于临近的局部密度极大点,如图 1 所示.

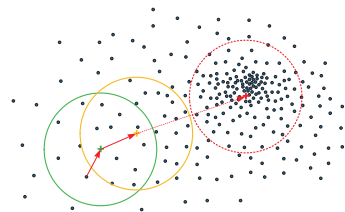


图 1 Mean Shift 迭代过程

一般的,核函数采用

$$K(x-x_i) = ck \left(\frac{x-x_i}{h} \right)^2 \quad (3)$$

的形式, c 为归一化系数, h 为核函数半径.常用的核函数形式参见文献[8].

令 $g(x) = -k'(x)$,则

$$\begin{aligned} \nabla K(x-x_i) &= \nabla \left(ck \left(\frac{x-x_i}{h} \right)^2 \right) \\ &= \frac{2c}{h^2} (x-x_i) g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right) \end{aligned} \quad (4)$$

代入式(2),得

$$\begin{aligned} \nabla \hat{f}(x) &= \frac{2c}{nh^2} \sum_{i=1}^n (x-x_i) g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right) \\ &= \frac{2c}{nh^2} \sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right) \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right)} - x \right] \end{aligned} \quad (5)$$

定义

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^n g \left(\left\| \frac{x-x_i}{h} \right\|^2 \right)} - x \quad (6)$$

为 Mean Shift 向量,则 $M(x)$ 的方向与概率密度估计函数的梯度方向一致.对样本集中的特征点按

$$x \leftarrow x + M(x) \quad (7)$$

反复进行递推迭代,当 x 不再变化时,即 $M(x) = 0$ 时,则 x 收敛于概率密度函数的局部极大值.通常,我们可以放松收敛条件,当 $|M(x)|$ 小于一定阈值时,即可认为收敛过程完成.

3 跟踪模型的建立

3.1 状态模型

跟踪模型分为两个部分:状态模型和量测模型.假定初始目标所在的区域在图像中的位置为 $S = I[ulx,uly;lr x,lry]$,对于较小目标,目标区域每个

像素放置一个粒子;对于较大的目标,在目标区域按一定概率密度布撒 M 个随机粒子,相当于对目标的灰度分布进行抽样采样,以降低计算量.

记采样粒子集合 $\{P^i = (x_p^i, y_p^i), x_p^i \in [ulx, lrx], y_p^i \in [uly, lry]\}_{i=1}^M$, 对每个粒子使用其所在图像位置的灰度值作为特征值,使用 Uniform 核函数,进行 Mean Shift 收敛分析. 粒子在两轴向上的 Mean Shift 向量为

$$\left\{ \begin{aligned} m_x(x_p^i, y_p^i) &= \frac{\sum_{x=x_p^i-w}^{x_p^i+w} \sum_{y=y_p^i-h}^{y_p^i+h} xI(x, y)}{\sum_{x=x_p^i-w}^{x_p^i+w} \sum_{y=y_p^i-h}^{y_p^i+h} I(x, y)} - x_p^i \\ m_y(x_p^i, y_p^i) &= \frac{\sum_{x=x_p^i-w}^{x_p^i+w} \sum_{y=y_p^i-h}^{y_p^i+h} yI(x, y)}{\sum_{x=x_p^i-w}^{x_p^i+w} \sum_{y=y_p^i-h}^{y_p^i+h} I(x, y)} - y_p^i \end{aligned} \right. \quad (8)$$

式中 w, h 分别为所用核函数的带宽. 之所以采用 Uniform 核,是因为对于较大的目标图像可以通过积分图像加速 Mean Shift 算法的执行^[11]. 当 $m_x(x_p^i, y_p^i), m_y(x_p^i, y_p^i)$ 小于设定阈值时,记录收敛位置. 由于红外图像中人体目标的亮度比背景亮度要高,由 Mean Shift 算法的收敛特性可知,所有的粒子都向附近灰度概率密度函数的局部极大值迁移,即由背景向图像中的人体目标亮度较高的位置移动. 各粒子的最终收敛位置由目标的灰度分布和所选取的带宽函数决定.

假定所有粒子的最终收敛位置集合为 $\{P^j = (x_p^j, y_p^j)\}_{j=1}^N$, 即目标的灰度密度函数的局部极大值所在位置可以用 N 个粒子进行表达. 当选取合理的

带宽函数时,粒子最终收敛位置并不完全依赖于目标的外形轮廓,当目标局部被背景遮挡时,状态模型仍然有效,只是对目标整体状态的刻画转化为对目标局部状态的刻画,对目标跟踪而言,只是由目标整体跟踪转化为局部跟踪,用于人体等非刚体目标跟踪时,模型具有非常好的鲁棒性.

3.2 量测模型

对于目标状态的量测通过对表达目标状态的所有粒子的聚类分析实现. 假定状态粒子集中第 j 个粒子在图像中的坐标位置可以用复数向量 $P^j = x_p^j + i \times y_p^j$ 表示,以 P^j 作为特征值进行 Mean Shift 非监督聚类,对应的 Mean Shift 向量为

$$m(P^j) = \sum_{\substack{P=P^j-h \\ P \in \{P^j\}}}^{P^j+h} \frac{P \times g\left(\left\|\frac{P-P^j}{h}\right\|^2\right)}{g\left(\left\|\frac{P-P^j}{h}\right\|^2\right)} - P^j \quad (9)$$

由于粒子的坐标位置为整数,故当 $m(P^j)$ 的绝对值取整数为零时,即可认为聚类过程完成. 假定第 i 个量测粒子的收敛位置和包含的粒子数目为 (v_i, w_i) , 则该量测粒子相对于图像的绝对坐标值为 $(x_i, y_i) = (real(v_i), imag(v_i))$. 各粒子量测值的权重系数由其对应类别所包含的粒子数目归一化决定:

$$w_i = w_i / \sum_{i=1}^L w_i \quad (10)$$

式中 L 为聚类完成后得到的量测粒子总数,使用所有量测粒子坐标位置的加权平均值作为运动轨迹点坐标位置:

$$Trajectory(x, y) = \left(\sum_{i=1}^L x_i w_i, \sum_{i=1}^L y_i w_i \right) \quad (11)$$

图 2 为实现跟踪模型建立的实例.

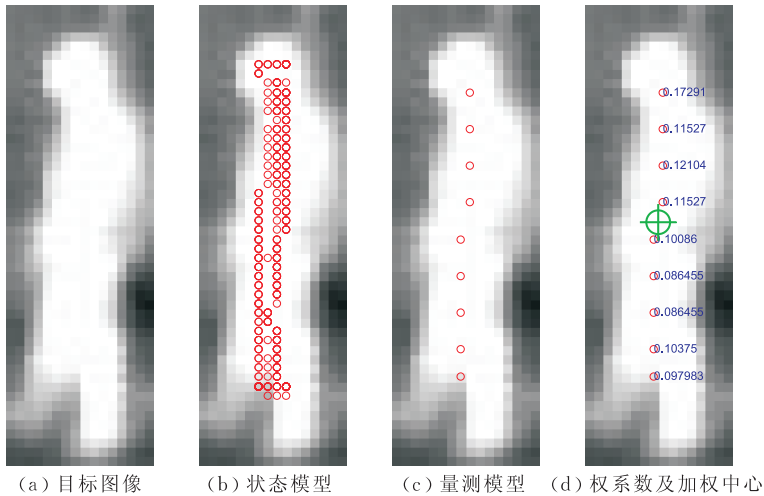


图 2 跟踪模型的建立

4 目标跟踪的实现

4.1 算法的执行过程

在介绍算法的实现方案之前,首先介绍一下粒子滤波的思想方法,关于粒子滤波的更多理论和方案请参见文献[12]. 粒子滤波的基本思想是在基于大量量测的基础上,通过一组加权粒子的演化与传播来递推近似状态的后验概率密度函数分布,基于这些样本和权值来计算估计值. 概括开来,粒子滤波主要步骤有:(1) 粒子采样,产生随机量测粒子;(2) 权系数更新;(3) 相似性特征的计算.

与粒子滤波策略类似,使用本文模型实现目标跟踪分为以下步骤:

1. 跟踪初始化,根据目标分割识别算法或手工确定的目标所在区域,按照本文的模型建立方法,建立目标的状态模型和量测模型,存储量测粒子的坐标位置和相应权系数 $\{(v_i, w_i)\}_{i=1}^L$.

2. 在下一帧图像中,以上一帧图像的量测粒子为基础,对各粒子周边一定范围内的像素进行 Monte Carlo 采样,采样的粒子的数目由其传播系数决定,使用所有的无重复采样粒子作为本帧图像中的传播粒子.

3. 对本帧图像中的传播粒子进行 Mean Shift 分析,产生目标新的状态模型,并计算相应的量测模型和加权中心及各量测粒子的传播系数,传递至下一帧图像.

反复执行步 2 和步 3,并记录各帧图像中的目标运动轨迹坐标,实现对目标的跟踪.

4.2 传播粒子的产生控制

传播粒子的采样控制直接影响到跟踪算法的性能. 由于传播粒子的位置根据上一帧的量测粒子确定,每个量测粒子的权系数控制其在下一帧中产生传播粒子的数目. 若量测粒子具有较大的权系数,则布撒较多的粒子,对周围区域进行比较稠密的采样,通过粒子的 Mean Shift 迁移尽可能刻画出下一帧图像中该粒子周围的状态模式.

以量测粒子 $\mathbf{P}^i = x_j + i \times y_j$ ($i = \sqrt{-1}$) 为例,所产生的传播粒子集为

$$\{PropagateParticles\} = \{\Delta d_x \times random(-1, 1) + (x_j + \Delta V_x) + i(\Delta d_y \times random(-1, 1) + (y_j + \Delta V_y))\} repeat(M) \quad (12)$$

式中 $\Delta d_x, \Delta d_y$ 为采样区域控制范围,决定了探测窗口的大小,由当前量测粒子与其最邻近的量测粒子之间的距离决定,并使用目标的大小进行宽松的约束. $\Delta V_x, \Delta V_y$ 为目标在两轴方向上的单步移动距离

估计, M 为产生粒子的数目.

对于连续的图像序列,针对人体目标跟踪而言,前后两帧图像中目标位移距离不会太大, $\Delta V_x, \Delta V_y$ 可不考虑;对于等间隔不连续的图像序列, $\Delta V_x, \Delta V_y$ 可设为固定值;在更复杂的无法估计 $\Delta V_x, \Delta V_y$ 的情况下,可采用 Kalman 滤波的方法,估计上一帧图像中量测粒子在当前帧中的位置 (x'_j, y'_j) 取代 $(x_j + \Delta V_x, y_j + \Delta V_y)$ 作为粒子采样的中心位置.

4.3 量测粒子传播系数分配策略及无效量测粒子的剔除

如前所述,量测粒子的权重系数的主要作用有两个:(1) 用于计算当前帧图像中加权中心的位置(运动轨迹);(2) 决定下一帧图像中传播粒子的数目. 在假定目标运动连续性的基础上,我们可以认为前后两帧图像中目标的加权中心位置偏移不会太大. 因此,为使得跟踪轨迹的位置保持相对稳定,我们对量测粒子的传播系数分配在其对应权系数的基础上进行了修订,赋给上一帧量测粒子加权中心位置的粒子更大的权系数,对远离加权位置的量测粒子,由于其对加权中心的计算贡献较小,因此粒子权系数也较小,对其传播系数进行抑制. 比较可靠的方法是直接将量测粒子加权中心位置作为一个新的量测粒子并赋予较大的传播系数,剩余的权系数按照其与加权中心的距离的倒数进行分配. 假定量测加权中心位置坐标为 P^c , 量测粒子为 P^i , 则权系数的分配规则可为

$$\begin{cases} ws_c = C (0 < C \leq 1) \\ ws_i = \frac{1 - C}{d(P^i, P^c) \sum_{P^j \neq P^c} 1/d(P^j, P^c)} \end{cases} \quad (13)$$

式中 $d(\cdot)$ 为距离函数. 一般情况下, C 取值可设置在 0.3~0.7 范围内,当目标较小时,我们甚至不需要考虑其余的量测粒子,将全部的系数权值都分配给处于加权中心位置的量测粒子,即 $C=1$.

由于传播粒子产生的随机性及目标的位移,基于上一帧图像中对目标的量测产生的传播粒子在当前帧完成 Mean Shift 迁移过程后,难免有的量测粒子游离于目标之外,需要根据一定的参量将这些量测粒子剔除. 一般的在假定目标亮度比较均一旦高于背景亮度的前提下,可以采用量测粒子所在位置的像素的灰度值作为测度,采用 P-tile 算法确定有效量测粒子对应的灰度阈值,将低于这一阈值的量测粒子作为无效粒子进行剔除,避免其在下一帧图

像中进行传播,使得跟踪更加可靠并降低计算量.

5 实验结果及结论

我们选取一个典型的视频序列作为测试对象,以检验算法的有效性. 测试的红外视频来自 Youtube 网站^①,在这段视频中,人体目标的姿态包括半蹲、爬行、匍匐、站立、下蹲、被背景遮挡等各种复杂状态

的运动,并且摄像机视场也在变化. 将视频分解为 550 帧连续图像序列,用于测试本文的算法,初始化探测窗口可手工选定,也可通过人体检测算法确定. 由于视频背景内容随摄像机的移动而改变,运动轨迹没有固定的参照系而失去意义,因此未画出目标运动的轨迹. 抓取实验结果的第 110、175、210、252、288、383、415、441、520、537 帧呈现如图 3 所示.

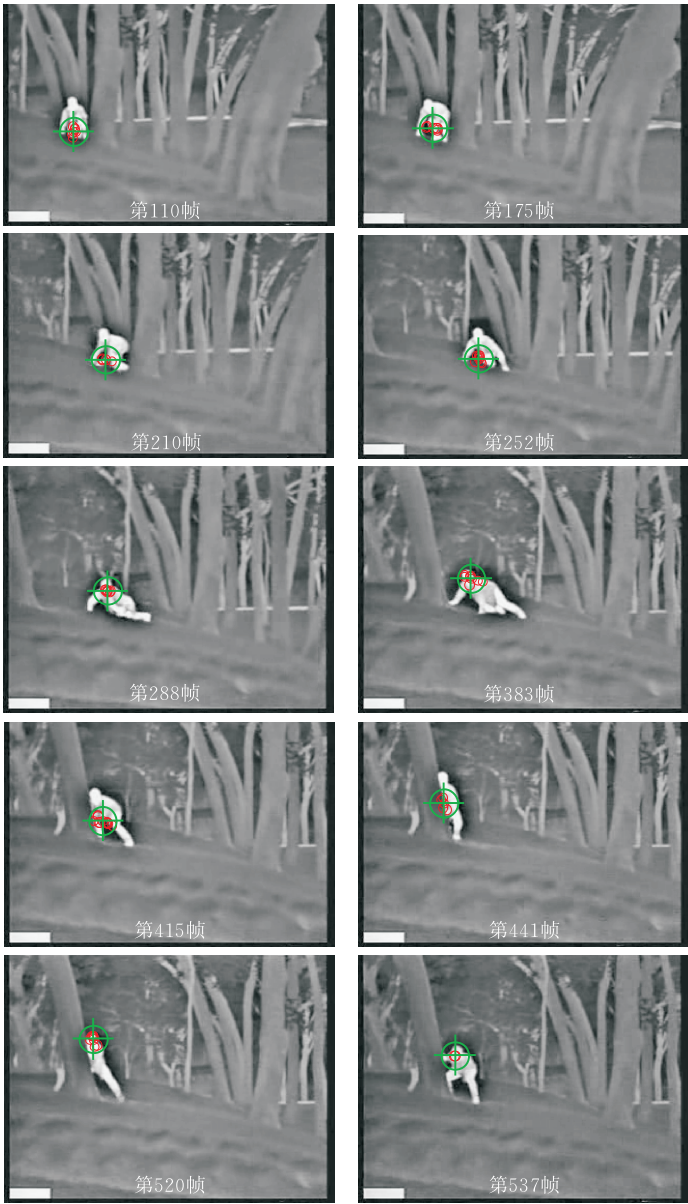


图 3 图像序列跟踪测试结果

从测试结果可以看出,本文算法对相机运动、目标大小改变、姿态变化以及目标遮挡时都能够保持可靠的跟踪. 由于红外图像中人体头部的亮度较高,使用少量随机采样粒子集未将目标完全覆盖的情况下,采用图像亮度作为特征值的 Mean Shift 收敛过

程使得目标状态模型粒子集向目标头部迁移,因此对本序列中人体目标而言,跟踪标记的位置最终稳定到头部附近.

① 获得该序列对应的原始视频请访问: http://www.youtube.com/watch?v=9fx7_D0E7zg

与传统的粒子滤波算法(序贯重要性采样法)相比,采用本文提出的跟踪模型方法简单,便于执行,而且只需要少量的粒子即可以完成对目标的可靠跟踪,算法的实时性非常好,克服了传统粒子滤波因防止粒子退化和粒子枯竭现象而不得不采用大量采样粒子的缺陷,并且消除了选择相似函数带来的困扰.另外,由于粒子产生机制的灵活性,算法可以在对目标整体进行跟踪和对目标身体的某个部分进行跟踪的过程自动转换,当目标身体被遮挡时仍能够对目标进行可靠跟踪,使得算法更具有鲁棒性.

注意到由于随机采样粒子是基于每个目标产生,因此在多目标跟踪时,为解决新目标的出现时的跟踪问题,需要采用跟踪与探测相结合的方案,并引入有限状态机技术,对目标的复杂状态(如目标互相遮挡、目标隐藏、目标消失等)进行处理.在下一步工作中,研究的重点是如何更好地控制传播粒子的产生范围和淘汰粒子时所依据参量的选择,并研究多目标跟踪时,目标相交分离后粒子的重新分配方法以及前后目标匹配的方案.

参 考 文 献

[1] DeCarlo Douglas, Metaxas Dimitris. Optical flow constraints on deformable models with applications to face tracking. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 38(2): 99-127

[2] Yamane T, Shirai Y, Miura J. Person tracking by integrating optical flow and uniform brightness regions//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, 1998: 3267-3272

[3] Okada R, Shirai Y, Miura J. Tracking a person with 3-D

motion by integrating optical flow and depth//*Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Grenoble, France, 2000: 336-341

[4] Damien Kelly, Frank Boland. Motion model selection in tracking humans//*Proceedings of the Irish Signals and Systems Conference*. Dublin, Ireland, 2006: 363-368

[5] Roth Daniel, Doubek Petr, Van Gool Luc. Bayesian pixel classification for human tracking//*Proceedings of the IEEE Workshop on Motion and Video Computing (WACV/MOTION'05)*. Washington, DC, USA, 2005: 78-83

[6] Kenji Okuma, Taleghani Ali, de Freitas Nando, Little James J, Lowe David G. A boosted particle filter: multitarget detection and tracking//*Proceedings of the ECCV 2004*. Prague, Czech Republic. LNCS 3021. Springer, 2004: 28-39

[7] Nummiaro K, Koller-Meie E, Van-Gool L. An adaptive color-based particle filter. *International Journal of Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110

[8] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619

[9] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head Island, SC, USA, 2000: 142-149

[10] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(5): 564-575

[11] Beleznai C, Fruhstuck B, Bischof H. Human detection in groups using a fast Mean Shift procedure//*Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP'04)*. Singapore, 2004: 349-352

[12] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2):174-189



YUN Ting-Jin, born in 1978, Ph.D.. His research interests include computer vision, image/video processing, object recognition and object tracking.

GUO Yong-Cai, born in 1963, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. Her current research interests include digital signal processing, opto-electronic technology and system.

GAO Chao, born in 1959, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His current research interests include electronic technology, precision measurement & control.

Background

Infrared-image, especially the far-infrared image has prominent advantage comparing with the visible-image. As a result of thermal imaging, infrared image is independent of external luminous qualification and is able to see the interested

objects in dark and frog environments, which is almost impossible in visible optical imaging.

Human detection and tracking are very important issues which can provide the most active and valuable information in

many occasions. The systems based on infrared imaging can almost work in any environment and all-weather conditions. It is irreplaceable in some situations and has widely potential applications in many aspects, such as the Infrared Navigation System, the Infrared Life-Saving System, the Frontier Defense Precaution System, the Smart Surveillance System, the Night Driver-Assistance System, the Fire Rescue and Public Safety System, the Man-Machine Interface System and the Robot Vision System, etc. However, human detection and tracking in infrared images is a challengeable task from the technical viewpoint, dealing with many fields of knowledge, such as image segmentation, feature extraction, pattern recognition, object tracking etc.

Since human are no-rigid complex objects, the main difficulties we have to confront firstly is the un-reliability of human detection results in infrared image, caused by human’s various appearance and the intrinsic properties of infrared image. Because of infrared image is gray image, no color information is available and there are some other drawbacks such as image blur, low textures. With complicated and changeable postures & appearances, it is very difficult to extract and descript human features in infrared image effectively and to distinguish them from disturbances. Secondly, human’s movements are very subjective and unbending; there are no routines to recapitulate them. Meanwhile, the movements

also accompany with human postures and appearances change, the tracking methods used in rigid objects are not suitable for human tracking. Thirdly, being short of features for tracking, some excellent human tracking algorithms based on color information and textures can’t work efficiently for infrared human tracking.

Currently, the main research on this field is focused on pedestrian detection and tracking, mainly used in surveillance and night driver-assistance in cases of human are mostly walking upright. Actually, human’s motion manners are much more complex than description, so tracking human of arbitrary status is almost an impossible mission exactly.

This paper is a part of the key research project of “Human Motion Object Recognition based on Infrared Images” founded by Ministry of Education of China (No.108174). In this project, the authors have some achievements on human segmentation and recognition in infrared images. The algorithm proposed in this paper is mainly to solve the tracking problem of human’s abnormal movements. The experiments results show that particles mean-shift migration algorithm proposed in this paper is independent on any complicated movement manner of human. Furthermore, viewing from the implementation process of the algorithm, it is very suitable for parallel computing.