

文章编号 1004-924X(2008)01-0134-07

一种基于粒子滤波的无人机电视 导引系统目标跟踪算法

赵 鹏, 沈庭芝, 单宝堂

(北京理工大学 信息技术学院 电子工程系, 北京 100081)

摘要:提出了基于粒子滤波的目标跟踪算法,并给出了系统硬件构成。针对图像跟踪中的非线性滤波问题,采用了粒子滤波算法。分析了粒子滤波算法中的退化现象,设计了一种新的重采样算法。算法中样本的权值将直接决定该样本是否应该被保留和以后的使用次数。对区分权值大小的阈值进行动态调整,在迭代的初始阶段,调整阈值保证半数以上的粒子为“大”权值。在粒子滤波的框架下,采用相关跟踪算法。算法仿真结果表明,与系统重采样算法相比,新的粒子滤波重采样算法均方根误差减少一倍。对 352 pixel×288 pixel 大小的图像做到了 10 frame/s 的处理速度。

关键词:无人机;电视导引;目标跟踪;粒子滤波;退化问题;重采样

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A

An object tracking algorithm for TV guiding system of UAV based on particle filter

ZHAO Peng, SHEN Ting-zhi, SHAN Bao-tang

(*Department of Electronic Engineering, School of Information Science and Technology,
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

Abstract: An object tracking algorithm of TV guiding system for UAV based on particle filter is proposed, and the particle filter algorithm is adopted to solve the nonlinear filter problem in guiding system. A resampling algorithm is put forward after analyzing the degeneracy phenomenon. The weight value of each sample directly determines whether this sample should be kept and how many times the sample should be reused. An adaptive threshold based on statistical analysis is employed here to classify the small weights and the large ones, then a correlation tracking method based on particle filter is proposed. The result of system test shows that the system RMSE of new resampling algorithm is half as much as that of system resampling and the processing for 352 pixel×288 pixel image achieves 10 frame/s.

Key words: attack UAV; TV guiding; object tracking; particle filter; degeneracy problem; resampling

1 引 言

小型直接攻击型无人机作为一种新型的、高性价比的对地攻击系统可以进行自动导引攻击,其中安装的导引头决定了攻击无人机的性质。小型无人机体积小,载荷小,主要选择可见光导引方案。可见光导引主要是利用电视摄像机摄取目标图像获得制导信号^[1],具有跟踪精度高,系统结构简单,不主动发射电磁波,隐蔽性好等优点;缺点是受气候影响较大,识别伪装能力差;其硬件平台实现较为简单,系统关键是跟踪算法的设计。通过无人机平台得到的图像序列状态估计是非线性和非高斯的。为了处理非线性估计问题,人们提出了多种非线性滤波算法,有扩展 Kalman 滤波、Unscented Kalman 滤波和粒子滤波(Particle Filter)^[2]等。其中扩展 Kalman 滤波的实质是先线性化处理,再进行 Kalman 滤波。Unscented Kalman 滤波来源于 Kalman 滤波,只是在进行滤波估计以前,先做 Unscented 变换。粒子滤波是一种按 Monte Carlo 仿真实现递推 Bayes 滤波的技术,其核心思想是用一系列的带权值的随机样本(粒子)描绘所需的后验密度函数。当前,粒子滤波是处理非线性、非高斯系统估计的有效方法。

在以往的基于粒子滤波的视频图像跟踪应用

中,主要的问题是计算量大,系统实时性差。本文根据所要跟踪的特定目标特性,采用了一种简单的重采样算法,该算法既保证了足够的采样点,又提高了计算速度,在专用 DSP 开发板上做到了 10 frame/s 的处理速度,基本能满足系统要求。

2 系统结构

图像导引头系统主要由可见光传感器(摄像头)、视频采集模块、时序控制模块、DSP 处理模块、通信模块等组成。摄像头输出的模拟视频信号,经过箝位、直流恢复电路到适合 A/D 采样的幅度,进入高速 A/D 采样电路。行场分离电路产生行场同步信号,行场同步信号进入 FPGA。系统时钟、DSP 读写时钟生成 A/D 采样时钟和双口 RAM 读写时钟。DSP 运行跟踪算法,计算出每帧图像中所跟踪目标相对于主光轴的偏差值并输出到通信控制模块。通信控制模块主要起接口转换的功能,它接收 DSP 输出的偏差信号给无人机自航仪,同时接收地面上传到无人机自航仪的目标初始坐标,发送给 DSP 作为目标跟踪的初始值。整个跟踪过程包括图像预处理、目标检测、目标特征的提取、目标跟踪和误差量的输出。导引头硬件系统框图如图 1 所示。

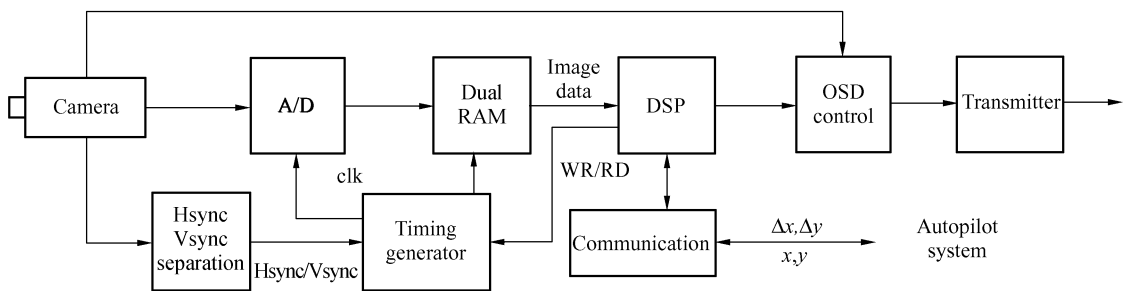


图 1 导引头系统框图

Fig. 1 Block diagram of guiding system

3 基于粒子滤波的图像跟踪

3.1 粒子滤波

粒子滤波算法中最重要的概念是序列重要度采样和重采样,下面直接给出一些粒子滤波的基本公式^[3-7]。

考虑一个由下面两个模型给出的状态向量空间系统:

系统模型:

$$x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1}), \quad (1)$$

测量模型:

$$z_k = h_k(x_k, n_k), \quad (2)$$

其中 $k \in \mathbf{N}$ 是时间指标, $x_k \in \mathbf{R}^n$ 是 k 时刻的系统

状态向量, $f_k: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ 是状态演化映射, $\{v_k\}_{k \in \mathbf{N}}$ 是独立同分布的过程噪声序列。 $h_k: \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^m$ 是量测映射, $\{u_k\}_{k \in \mathbf{N}}$ 是独立同分布的量测噪声序列。

如果 k 时刻的分布 $p(x_k)$ 和它的随机估计是 $\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}, \{x_k^i, i=0, \dots, N_s\}$ 是一系列的粒子, $\{\omega_k^i, i=1, \dots, N_s\}$ 是这一系列粒子的权值, N_s 是估计中粒子的数量。则后验概率密度 $p(x_k)$ 可以由下式估计

$$p(x_k) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x - x_k^i). \quad (3)$$

当 $N_s \rightarrow \infty$ 时, 上式就趋近于真实的后验概率密度。在这个估计中, 积分运算被简化为求和运算。权值 $\{\omega_k^i, i=1, \dots, N_s\}$ 的计算(或更新)基于 SIS 原理, 这里直接给出计算结果

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}. \quad (4)$$

3.2 退化问题与系统重采样

退化问题指经过几次迭代, 所有的粒子都将只具有微小的权值, 这种现象被证明是不可避免的^[8]。退化问题意味着大量的运算工作都被用在更新那些对后验概率的估计几乎没有贡献的粒子上。算法退化的一个度量指标称为有效样本容量, 定义为

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_s} (\omega_k^{(i)})^2}. \quad (5)$$

$\hat{N}_{\text{eff}} \leq N_s$, 当 \hat{N}_{eff} 很小时, 就意味着退化现象很严重了。

慎重选择重要密度函数可以降低退化问题的影响, 最优重要密度函数是存在的, 并且在文献[8]中有详细介绍, 但是使用最优重要密度函数涉及到在每个新状态下的积分运算。只有在很少的情况下可以使用最优重要密度函数, 更一般的情况是使用先验概率密度函数作为重要密度函数。

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k | x_{k-1}^i). \quad (6)$$

采用重采样法可以有效降低退化现象对算法的影响。重采样的基本思想是去掉权值较小的粒子而重点关注权值较大的粒子。通过对一个近似离散序列 $p(x_k | z_{1:k})$ 的 N_s 次重采样(替代)产生

一系列新的样本 $\{x_k^{i*}\}_{i=1}^{N_s}$ 。采得的样本实际上是离散密度的离散样本, 权值被重设为 $\omega_k^i = 1/N_s$ 。比较高效的重采样算法有分层采样、残余采样和系统重采样, 其中系统重采样是一种被广泛采用且容易实现的方法, 可以在 $O(N_s)$ 次运算内完成, 且能使粒子方差最小化, 从而最大限度地抑制退化现象。系统重采样算法如下:

系统重采样算法

$$[\{x_k^{i*}, \omega_k^i\}_{j=1}^{N_s}] = \text{重采样}[\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$$

- 初始化 CDF: $c_1 = 0$

- FOR $i=2 : N_s$

构造 CDF: $c_i = c_{i-1} + \omega_k^i$

END

- $i=1$

- 起始点: $u_1 \sim U[0, N_s^{-1}]$

- FOR $j=1 : N_s$

沿 CDF 移动: $u_j \sim u_1 + N_s^{-1}(j-1)$

While $u_j > c_i$

$i = i + 1$

END

- $x_k^{j*} = x_k^i; \omega_k^j = N_s^{-1}$

3.3 改进的重采样算法

通过对系统重采样算法的分析与仿真, 本文提出了下面的重采样算法。

算法直接使用每个样本的权值来判定这个样本将被重用还是丢弃。相对于随机采样的方法, 这种算法使用每个权值的确切值来指导重采样的运算。设定一个经统计学分析所有权值后的起始值, 假定当一个权值大于起始值时为“大”, 小于起始值时为“小”。通过对多个描述目标跟踪问题的粒子滤波算法进行仿真和分析, 发现超过半数的粒子的权值很小而且他们对后验概率的贡献也很小。根据这个统计结果设计起始值, 保证半数以上的样本将被判定为大。这样使用有预判的策略来选择有价值的样本可以提高重采样算法的表现。更多的运算将被集中在有较大权值的样本上, 因此将产生一个更加精确的对后验概率的估计。同时, 又能保证一定的粒子数量, 避免多次采样以后, 很快出现粒子枯竭的现象。算法示意图

如图 2 所示,图中的圆圈大小代表粒子的权重,数字代表不同的粒子。

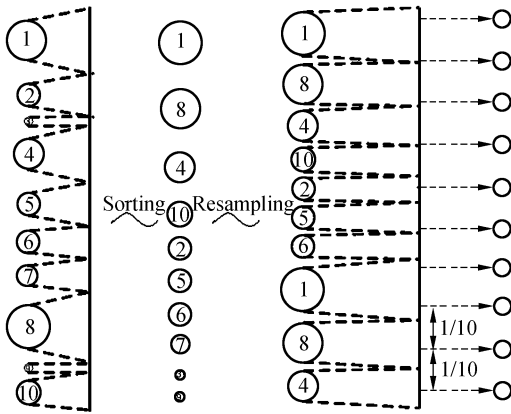


图 2 改进的重采样示意图

Fig. 2 Scheme of improved resampling

这种新的重采样算法描述如下:

重采样算法

$$[\{x_k^*, \omega_k^i\}_{j=1}^{N_s}] = \text{重采样}[\{x_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_s}]$$

- 按权值排列样本
- 计算起始值 T
- 如果半数的 $\omega_k^i < T$
- ——调整 T
- 如果 $\omega_k^i \leq T$
- ——去掉相关的 x_k^i
- 如果 $\omega_k^i > T$
- ——重复使用 x_k^i m 次 (m 由大样本和小样本数量的比例决定)
- 替换小权值的样本为大权值样本
- 结束

本文通过对粒子权值分布的统计学分析选择起始阈值 T , 保证半数以上的粒子为“大”。经过对随机产生的粒子权值进行预排序分割, 提前剔除了一些对后续迭代计算贡献很小的粒子, 可以使计算效率更高。算法可以较大地提高估计的准确度, 同时也具有较高的运算速度。算法比较适用于单一目标和对实时性要求较高的场合。为了使算法具有一定的通用性和鲁棒性, 在算法中要通过实验对起始阈值进行动态调整, 以保证得到一个合适的结果。

3.4 基于粒子滤波的相关跟踪技术

基于粒子滤波的相关跟踪方法以颜色分布为目标描述模型, 用粒子加权和来表示目标参数的

估计值。采用基于粒子滤波的相关跟踪方法既继承了相关跟踪直观实用的特点, 又体现了粒子滤波“多峰”跟踪的优点, 大大提高了跟踪的鲁棒性。具体算法步骤如下:

3.4.1 目标的先验知识

在初始帧中, 用人机交互的方法可以得到目标的初始描述。跟踪开始时, 目标的先验知识 (k_0 时刻) 包括了一个大小为 $m \times n$ 的图像模板 $f(a, b)$, 以及目标的初始运动参数

$$T_0 = (T_{x_0}, T_{y_0}, T_{x_0'}, T_{y_0'}), \quad (7)$$

其中, (T_{x_0}, T_{y_0}) 表示目标的中心坐标, $(T_{x_0'}, T_{y_0'})$ 表示目标的速度参数, 本文只考虑目标中心位置的动态变化。取粒子数为 N_s , 其权值 ω^i 的初始值为 $\frac{1}{N_s}$, 每个粒子代表目标的一个可能的运动状态, 也就是目标的一个可能的位置, 每个粒子都具有两个参数:

$$T^i = (T_{x_j}, T_{y_j}) \quad i=1, 2, \dots, N_s. \quad (8)$$

3.4.2 系统状态转移

状态转移模型刻画了目标在两帧之间的运动特性。越精确的状态转移模型越有利于目标的稳健跟踪, 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, 目标的状态可通过多个假设样本稳健地估计。因此, 基于粒子滤波的目标跟踪的稳健性并不过度依赖于系统的状态转移模型。本文选择简单的一阶自回归模型为状态转移模型。

利用系统状态转移方程对每个粒子进行状态预测。取一阶 ARP 方程:

$$x_t = \Phi x_{t-1} + B w_{t-1}, \quad (9)$$

其中 B 为常数, w_{t-1} 为 $[-1, 1]$ 内的随机数。

3.4.3 系统观测

为了能较好地适应旋转和边缘模糊, 选择了颜色分布作为目标的模型, 颜色分布是在 RGB 空间利用颜色直方图表示的。在 l 点的目标颜色分布定义为

$$p_l^{(a)} = f \sum_{l_i \in a} k \left(\frac{\|l - l_i\|}{a} \right) \delta[h(l_i) - u]_{u=1, \dots, m}, \quad (10)$$

其中, $k(r) = \begin{cases} 1-r^2 & r < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ 是衡量像素点重要性的函数, 因为并不是目标区域内所有的像素点都对描述目标有相同的重要性, 离目标中心远处的

像素点重要性较低,其中 r 是离中心点的距离。 δ 是 Kronecker delta 函数, $h(x_i)$ 表示在位置 l_i 处指定颜色的颜色直方图, a 是目标的范围,归一化因子 f 确保 $\sum_{u=1}^m p_y^{(u)} = 1$,在跟踪的过程中,在每一个时间点,根据得到的新的观测值更新状态估计。衡量新观测到的目标图像的颜色分布和目标模板的颜色分布的相似度常用的是 Bhattacharyya 系数,定义为

$$\rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p^{(u)} q^{(u)}}, \quad (11)$$

其中 $p = \{p^{(u)}\}_{u=1, \dots, m}$, $q = \{q^{(u)}\}_{u=1, \dots, m}$ 分别为观测目标和目标模板的颜色分布, ρ 越大,则两个分布越相似。完全重合则 $\rho = 1$,样本与参考目标模板的 Bhattacharyya 距离定义为

$$d = \sqrt{1 - \rho[p, q]}, \quad (12)$$

每个粒子的观测概率定义为:

$$p(z_t | x_t = T_t^{(n)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{z_t^2}{2\sigma^2}}. \quad (13)$$

各个粒子进行传播后,观察每个粒子所代表目标的可能状态和目标真实状态之间的相似程度,接近目标真实状态的粒子赋予较大的权值,反之权值较小。

3.4.4 后验概率计算

t 时刻的后验概率,也就是目标跟踪中所期望的目标参数($T_x^{\text{out}}, T_y^{\text{out}}$),可以由各粒子的加权和来表示,即:

$$\begin{cases} T_{x_t}^{\text{out}} = \sum_{i=1}^{N_s} \omega_i T_{x_t}^i \\ T_{y_t}^{\text{out}} = \sum_{i=1}^{N_s} \omega_i T_{y_t}^i \end{cases}, \quad (14)$$

至此一次跟踪过程结束。下一时刻的跟踪仍然从系统的状态转移步骤重新开始。

3.4.5 算法流程

首先设定粒子数 N_s ,选择运动模型。粒子数的选择与实际跟踪要求有关,一般情况下粒子数越多,跟踪越稳定,精度越高,但同时计算量也越大。实际跟踪场合可以进行折中选择,或动态进行调整;运动模型选为平移模型,系统的输出为目标的位置量。

其后进行目标检测,采集一帧图像至缓存区,并在采集第二帧图像后运用人工干预进行目标检测,确定目标区域,并建立目标模板。此时得到目标的初始参数,即目标的初始位置、尺度、角度等等。根据目标的初始参数,对各个粒子的参数进行初始化。第三帧图像及以后阶段,进入粒子滤波算法的迭代过程。每一帧中,对每个粒子进行系统状态转移以及系统观测,计算粒子的权值,进行粒子重采样,最后将所有粒子进行加权以输出目标状态的估计值。转入下一次算法迭代过程。

4 实验分析

导引头直接和无人机捷联在一起,光轴和无

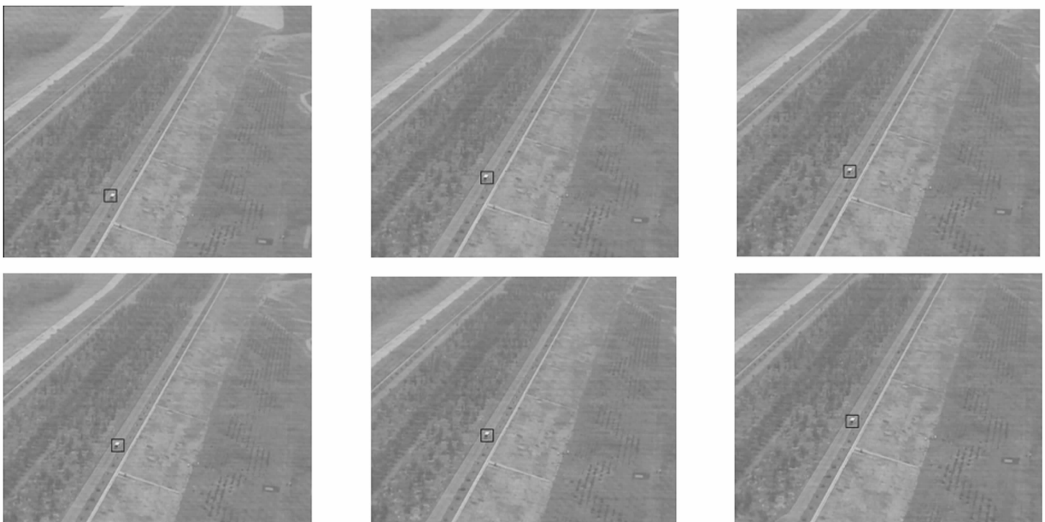


图 3 实际目标跟踪结果,从左到右,从上到下依次是每间隔 5 帧的跟踪结果

Fig. 3 Object tracking results(interval of 5 frames)

人机的机体纵轴重合,当接近并发现目标以后,地面操作人员在观测到的目标图像上点击,上传目标的初始位置。导引头收到目标在图像上的初始位置点以后,建立目标模板。进入锁定跟踪状态以后,输出目标相对于图像中心的水平和垂直偏差位移量。

试验图样采集使用单板彩色摄像头,分辨率为 470 Line。跟踪算法实现平台为采用 TMS320DM6XX 为核心的图像处理专用 DSP 开发平台,具有 PAL/NTSC 标准模拟视频信号输入接口,可以通过标准串口输出数据。实验目标为一辆停止的白色汽车,目标大小近似为 $4\text{ m} \times 2\text{ m} \times 2\text{ m}$,跟踪结果如图 3 所示。

从上面的实验结果可以看出,采用本文提出的粒子滤波算法对小的固定目标跟踪是有效和稳健的。为了比较本文的重采样算法与系统重采样算法之间的性能差异,这里采用跟踪误差作为衡量的指标,跟踪误差是指每帧图像中目标的真实中心位置 (X, Y) 与跟踪算法输出的目标中心位置 (T_x, T_y) 之间的距离,定义为^[10]

$$l = \sqrt{(T_x - X)^2 + (T_y - Y)^2}. \quad (15)$$

计算结果如图 4 所示。

系统重采样平均误差为 3.327 5 pixel,采用本文的重采样法平均误差为 1.802 7 pixel。可以看出,采用本文的方法,先根据设定的权值阈值区分权值大小,选择参与重采样的粒子,跟踪精度更高。系统重采样法平均处理速度为 4 frame/s,采

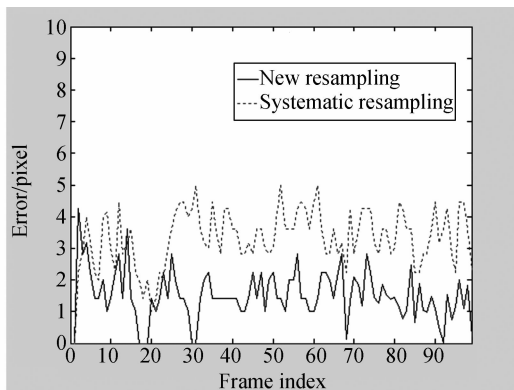


图 4 系统重采样和新的重采样的跟踪误差

Fig. 4 Tracking error of system resampling and new resampling

用本文的重采样算法可以做到平均 10 frame/s 的处理速度,处理速度有明显的提高,这一点在实际应用中非常重要。

算法存在的问题:由于每个具体问题的系统模型不同,在最初粒子权值分割阈值选取上没有统一计算公式,所以在阈值选定以后需要通过一两次迭代进行调整,经过调整以后选定合适的阈值,才能达到较好的效果。

5 结 论

从上面的实验数据可以看出,本文提出的权值预分割重采样算法可以实现稳健的目标跟踪,运算速度比系统重采样方法提高 1 倍以上,精度平均提高 1 pixel,可以为小型电视导引攻击型无人机系统提供精确的制导信号。

参考文献:

- [1] 李尊民. 电视跟踪系统的基本原理[M]. 北京:国防工业出版社,1999.
LI Z M. *Fundamentals of TV Tracking*[M]. Beijing: National Defence Industry Press,1999. (in Chinese)
- [2] 陈浩,谭久宾. 一种用于光电目标跟踪的非线性滤波算法[J]. 光学精密工程,2006,14(5):917-922.
CHEN H, TAN J B. Nonlinear filtering algorithm for improving opto-electric target tracking[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006,14(5):917-922. (in Chinese)
- [3] 康健,司锡才,芮国胜. 基于贝叶斯原理的粒子滤波技术概述[J]. 现代雷达,2004,26(1):34-36.
KANG J, SI X C, RUI G SH. Particle filtering techniques based on bayesian theorem[J]. *Modern Radar*, 2004,

26(1): 34-36. (in Chinese)

- [4] 邓小龙, 谢剑英, 王林. 基于当前统计模型的改进粒子滤波算法[J]. 控制与决策, 2005, 20(5): 567-571.
DENG X L, XIE J Y, WANG L. Improved particle filter based on current statistical model[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(5): 567-571. (in Chinese)
- [5] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N. A tutorial on particle filter for on-line/nonlinear-non-Gaussian Bayesian Tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [6] CARPENTER J, CLIFFORD P, FEARNHEAD P. Improved particle filter for nonlinear problems [C]. *Proc. Inst. Elect. Eng., Radar, Sonar, Navig.*, 1999, 146(1): 2-7.
- [7] LIU J S, CHEN R. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems [J]. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 1998, 93: 1032-1044.
- [8] DOUCET A. *On Sequential Monte Carlo Methods for Bayesian Filtering* [M]. Cambridge: Tech. Rep., 1998.
- [9] BERGMAN N. *Recursive Bayesian estimation: navigation and tracking applications* [D]. Linkoping: Linkoping University, 1999.
- [10] 程建, 周越, 蔡念, 等. 基于粒子滤波的红外目标跟踪[J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(2): 113-117.
CHEN J, ZHOU Y, CAI N, et al.. Infrared object tracking based on particle filters[J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2006, 25(2): 113-117. (in Chinese)

作者简介: 赵 鹏(1976—), 男, 在读博士研究生, 主要从事图像处理、电视跟踪及其在无人机上的应用方面的研究; E-mail: jacobzhao@bit.edu.cn

沈庭芝(1944—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事图像处理与模式识别的研究。

下期预告

图像多目标面积同时测量方法研究

赵 鹏^{1,2}, 敬忠良¹, 胡士强¹, 浦昭邦², 张田文³

(1. 上海交通大学 航天信息与控制研究所, 上海 200030;

2. 哈尔滨工业大学 自动化测量与控制系, 黑龙江 哈尔滨 150001;

3. 哈尔滨工业大学 计算机科学与工程系, 黑龙江 哈尔滨市 150001)

摘要:提出了一种新颖的图像多目标面积的同时测量方法, 它可以同时精确测量多个不同形状的图像目标面积。该方法应用了短程线主动轮廓线模型, 分为 2 个步骤。首先利用水平集函数 φ 的迭代使主动轮廓线由初始位置向各个目标的轮廓边缘收敛。其次, 对于收敛后的主动轮廓线, 分别计算出各目标边界的亚像素面积和图像目标的内部像素个数, 从而同时求出各个图像目标面积。实验表明该方法的测量重复性误差小于 $\pm 0.5\%$ 。与传统的面积测量方法相比, 该方法具有测量效率高(同时测量多个目标面积)和测量精度高的优点。

关键词:视觉检测; 图像测量; 面积计算; 短程线主动轮廓线