

文章编号 1004-924X(2014)04-1037-11

适于机载环境对地目标跟踪的粒子滤波设计

宋 策^{1,2}, 张 葆^{1*}, 尹传历¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所 中国科学院航空光学成像与
测量重点实验室, 吉林 长春 130033; 2. 中国科学院大学, 北京 100039)

摘要:为提高机载环境对地面强机动性目标跟踪的鲁棒性, 本文以粒子滤波为跟踪框架, 研究了它的动态模型与观测模型。针对机载环境的特点与跟踪目标的强机动性, 提出了基于 Kristan 双步动态模型结构的加速度双步动态模型 (TSA)。根据 Yilmaz 等人提出的非对称核函数思想, 针对实际工程中目标变化特点与实时性要求, 提出利用 Snake 算法提取目标轮廓, 以轮廓信息构造非对称核函数的方法。最后, 依据上述方法提出了 TSA-AK 粒子滤波跟踪算法。利用提出的算法对机载环境对地目标跟踪的视频进行了测试, 结果表明, 本文算法可实现对大幅度变速运动目标的稳定跟踪, 正确跟踪率为 98%; 对大小为 25 pixel×30 pixel 的目标的处理帧率为 26 frame/s。

关键词:目标跟踪; 粒子滤波; 动态模型; 核函数; Snake 算法

中图分类号: TP391; V556 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20142204.1037

Particle filter design for tracking ground targets in airborne environment

SONG Ce^{1,2}, ZHANG Bao^{1*}, YIN Chuan-li¹

(1. Key Laboratory of Airborne Optical Imaging and Measurement, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

* Corresponding author, E-mail: clesky@vip.sina.com

Abstract: To improve the robustness while tracking a ground target with strong mobility in the cabin environment, a particle filter was taken as tracking framework, and its dynamic model and observation model were investigated. According to the two-stage dynamic model proposed by Kristan *et al.*, a two-stage acceleration (TSA) dynamic model was proposed for the characteristics of cabin environment and the strong mobility of the tracking target. According to the idea of asymmetric kernel function proposed by Yilmaz *et al.*, a method was proposed by using Snake algorithm to extract the object contour and to construct an asymmetric kernel function based on contour information to solve the real-time moving target problem. Finally, the TSA-AK particle filter tracking algorithm was proposed based on above methods. The proposed algorithm was tested on the video tracking ground target in cabin environment. The results show that the proposed algorithm can stably track target moving in a wide range of velocity. The targeting accuracy is 98%, and the computing frame rate is 26 frame/s

收稿日期: 2013-06-27; 修订日期: 2013-07-14.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2008AA121803)

when the object scale is 25 pixel×30 pixel.

Key words: target tracking; particle filter; dynamic model; kernel function; Snake algorithm

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的一项重要技术,在国防、侦察等领域有重要应用。目标跟踪算法大体可分为两类:一是确定性跟踪;二是统计性跟踪。确定性跟踪首先根据目标特征设计模板与目标的差异函数,跟踪问题即转变为在图像序列中寻找差异函数的极值点。常用的算法有 Mean-shift 算法^[1]、匹配跟踪等^[2-3]。统计性跟踪思想首先用状态矢量空间(如位置、速度)表示目标,再利用递归贝叶斯滤波对目标状态的后验概率密度函数进行估计。这类跟踪思想典型算法有 Kalman 滤波跟踪和粒子滤波。粒子滤波算法是将蒙特卡洛数值近似应用于递归贝叶斯滤波。因其跟踪精度高、鲁棒性好、可应对非线性、非高斯跟踪问题而成为统计性跟踪算法研究的焦点^[4]。近年来,学者们已从其动态模型、观测模型或提议密度函数等方面展开研究,提出了大量具体的粒子滤波算法以满足不同应用^[5-8]。

粒子滤波的动态模型用于对目标运动方式进行描述,若模型描述与目标实际运动方式差异较大,必然导致预测过程结束后,粒子无法准确覆盖目标的真实位置,从而使跟踪误差逐渐累积,甚至跟踪失败。典型的动态模型为近常速度模型(Near Constant Velocity Model, NCV)、近常加速度模型(Near Constant Acceleration Model, NCA), Singer 模型等^[9]。由于运动本身的复杂性很难用一种动态模型给予准确描述,因此,许多学者对多动态模型的融合进行了研究^[10-13]。然而,这些算法大都比较复杂,难以实际应用。Kristan 提出了一种将随机漫步(Random Walk, RW)动态模型与 NCV 模型融合的双步动态模型(Two-stage Dynamic Model, TS)^[14]。该模型结构简单,被 Kristan 等应用于固定相机对人运动的估计,取得了较好的效果。但此模型不适于机载环境对地面目标运动的估计。

粒子滤波的观测模型决定粒子权重,将直接影响跟踪精度。典型的观测特征如颜色、轮廓等,

通常采用它们的核密度估计直方图特征,其关键技术是核函数的选取。在跟踪过程中目标尺度不断变化,这就需要不断调整核函数带宽。另外,传统核函数一般呈对称状(如矩形,椭圆),其内部必然夹杂背景像素,从而影响跟踪精度。为了解决上述问题, Yilmaz 提出了非对称的核函数^[15],这种核函数以目标轮廓为基础,其内部基本不包含非目标区域。Yilmaz 首先利用水平集(Level Set Method, LSM)轮廓提取算法提取目标轮廓,然后依据轮廓建立非对称核函数。LSM 通过构建高维水平函数 $\phi(x, y)$ 迭代描述轮廓的进化。相比 Snake 轮廓提取算法而言, LSM 可以应对多目标轮廓提取、轮廓的拓扑变化等,但其算法复杂,实际工程中难以应用。

本文从粒子滤波动态模型与观测模型角度进行研究,针对机载环境对地目标跟踪的特点,在动态模型方面对 Kristan 提出的 TS 模型进行改进,使其具备对目标大幅度变速的预测能力;在观测模型方面则基于 Yilmaz 提出的非对称核函数思想,使用 Snake 轮廓提取算法构建非对称核函数,以解决 Yilmaz 构造核函数耗时过多的问题。最后,对所提出算法进行了实验验证。

2 粒子滤波的动态模型

2.1 粒子滤波跟踪框架

粒子滤波基于递归贝叶斯滤波理论,它主要包括预测与更新两个过程,其相应的方程表达如下:

$$p(x_k | \mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(x_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}, \quad (1)$$

$$p(x_k | \mathbf{y}_{1:k}) \propto p(y_k | x_k) p(x_k | \mathbf{y}_{1:k-1}), \quad (2)$$

其中: \mathbf{x}_{k-1} 表示目标在 $k-1$ 时刻的运动状态矢量(位置、速度等); y_k 表示目标在 k 时刻的观测矢量; $\mathbf{y}_{1:k-1}$ 表示目标自初始时刻到 $k-1$ 时刻的全部观测矢量。 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1})$ 为目标状态 \mathbf{x}_{k-1} 的后验概率密度函数, $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 为动态模型的表达式,称为状态转移方程; $p(y_k | x_k)$ 表示观测模型。

所谓粒子滤波即是上述的概率密度函数用带权重的有限粒子进行蒙特卡洛数值近似:

$$p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{y}_{1:k-1}) \approx \{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \omega_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N, \quad (3)$$

其中: N 表示粒子数; $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$ 、 $\omega_{k-1}^{(i)}$ 分别表示 $k-1$ 时刻第 i 个粒子的状态矢量和粒子权重。跟踪时, 首先根据 $k-1$ 时刻的后验概率密度函数 $\{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \omega_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 进行重采样, 然后经过状态转移、权重更新过程获得 k 时刻的后验概率密度函数 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, \omega_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 进而确定出目标的最优跟踪位置 $\hat{\mathbf{x}}_k$:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^{(i)} \omega_k^{(i)}. \quad (4)$$

2.2 双步动态模型

Kristan 提出的将 RW 模型与 NCV 模型融合的双步动态模型包括自由模型与保守模型两部分。自由模型假设目标速度 $v(t)$ 为非零均值的高斯马尔科夫过程:

$$v(t) = \bar{v}(t) + \tilde{v}(t), \quad (5)$$

其中: $\bar{v}(t)$ 表示均值, $\tilde{v}(t)$ 表示零均值高斯马尔科夫过程。最终得到离散随机动态系统:

$$\mathbf{X}_k = \Phi \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma \bar{v}_{k-1} + W_k, \quad (6)$$

其中:

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & \phi_{12} \\ 0 & \phi_{22} \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix}. \text{ 其中: } \phi_{12} = \frac{1 - e^{-\beta \Delta t}}{\beta}, \phi_{22} = e^{-\beta \Delta t}, \gamma_1 = \frac{\beta \Delta t - 1 + e^{-\beta \Delta t}}{\beta}, \gamma_2 = 1 - e^{-\beta \Delta t}, \beta \text{ 表示}$$

相关时间常数, Δt 表示相邻帧的时间间隔。 $\mathbf{X}_k = [x_k \quad v_k]^T$ 表示目标状态矢量(位置、速度)。将式(6)拆解表达如下:

$$x_k = x_{k-1} + \phi_{12} v_{k-1} + \gamma_1 \bar{v}_{k-1} + W_{xk}, \quad (7)$$

$$v_k = \phi_{22} v_{k-1} + \gamma_2 \bar{v}_{k-1} + W_{vk}, \quad (8)$$

其中: W_{xk} 、 W_{vk} 表示系统噪声; v_{k-1} 为自由模型内部的速度; \bar{v}_{k-1} 为自由模型外部速度输入。自由模型的特点在于通过调节参数 β 可以表示 RW 模型与 NCV 模型之间任意的运动形式。当 $\beta=0$ 时, 系统为 NCV 模型, 当 $\beta \rightarrow \infty$ 时, 系统为 RW 模型。

保守模型假设目标在最近 K 帧以常速 \hat{v}_{k-1} 运动, \hat{v}_{k-1} 由最近 K 个实际位置参考点 \hat{o}_i 拟合得到。TS 模型通过将保守模型得到的 \hat{v}_{k-1} 代替自由模型中的外部速度输入 \bar{v}_{k-1} 来联系自由模型与保守模型, 自由模型的动态系统表达式(6)即为 TS 模型的动态系统表达式。实际上 TS 模型可

看作 RW 模型与 NCV 模型的融合, \bar{v}_{k-1} 表示 RW 模型对系统的作用, v_{k-1} 表示 NCV 模型对系统的作用。Kristan 利用 TS 动态模型描述固定相机对人运动的跟踪。针对人的运动机动性小这一特点, NCV 模型可以应对速度的变化, 而 RW 模型可以使轨迹趋于线性平滑, 因此跟踪效果较好。

2.3 改进的双步动态模型

在机载环境对地目标跟踪中, 相机自身具有一定振动, NCV 模型可以较好地应对这种随机振动。但对于目标大幅度变速的情况, NCV 模型将失效。Kristan 提出的 TS 模型中, 虽然 RW 模型可使目标轨迹趋向于匀速平滑, 对变速有一定的抑制作用, 但对于如飞机、导弹等的大幅度变速运动还是无法描述。对于这类问题一般从加速度角度研究, 常用的模型如 NCA 模型或“当前”模型^[16], 但此类模型对近匀速运动的描述往往不稳定。因此, 本文保留 TS 模型结构上的优点, 对其保守模型进行改进, 使其具备描述加速运动的能力, 并将改进的 TS 模型定义为加速度双步动态模型(Two-Stage Acceleration dynamic model, TSA)。

改进的保守模型假设目标在过去 K 帧内以常加速度运动, 其运动模型如下:

$$\tilde{\mathbf{X}}_i = \hat{v}_{k-K:k-1} i + \hat{a}_{k-K:k-1} i^2 + \hat{s}_{k-K:k-1}, \quad (9)$$

其中: $\hat{s}_{k-K:k-1}$ 、 $\hat{v}_{k-K:k-1}$ 、 $\hat{a}_{k-K:k-1}$ 分别表示从 $k-K$ 帧到 $k-1$ 帧的起始位置、起始速度和常加速度, $\tilde{\mathbf{X}}_i$ 表示从 $k-K$ 帧到 $k-1$ 帧之间任意第 i 帧的保守位置估计, \hat{O}_i 表示从 $k-K$ 帧到 $k-1$ 帧之间任意第 i 帧的目标实际位置参考点。由公式(9)得到的保守估计 $\tilde{\mathbf{X}}_i$ 与实际位置参考点 \hat{O}_i 的均方误差函数如下:

$$C_{k-1} = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} (\hat{O}_i - \tilde{\mathbf{X}}_i)^2, \quad (10)$$

其中: $G_{k-1}^{(i)} = \pi_i e^{-\frac{1}{2} \frac{(i-k+1)^2}{\sigma_i^2}}$ 表示权重, 因距当前要估计的 k 时刻的时间间隔不同, 每个点的权重应不相同。欲得到 $\hat{v}_{k-K:k-1}$ 、 $\hat{a}_{k-K:k-1}$ 、 $\hat{s}_{k-K:k-1}$, 需要分别对其求偏导:

$$\frac{\partial C_{k-1}}{\partial \hat{v}_{k-K:k-1}} \equiv 0, \frac{\partial C_{k-1}}{\partial \hat{a}_{k-K:k-1}} \equiv 0, \frac{\partial C_{k-1}}{\partial \hat{s}_{k-K:k-1}} \equiv 0, \quad (11)$$

可得到如下表达式:

$$\hat{v}_{k-K:k-1} = \frac{(B_1 A_0 - B_0 A_1)(A_1 A_4 - A_2 A_3) - (A_0 A_3 - A_1 A_2)(A_1 B_2 - B_1 A_2)}{(A_2 A_0 - A_1^2)(A_1 A_4 - A_2 A_3) - (A_3 A_0 - A_1 A_2)(A_1 A_3 - A_2^2)}. \quad (12)$$

$$\hat{a}_{k-K:k-1} = \frac{(A_1 B_2 - B_1 A_2) - (A_1 A_3 - A_2^2) \hat{v}_{k-K:k-1}}{A_1 A_4 - A_2 A_3}, \quad (13)$$

$$\hat{S}_{k-K:k-1} = \frac{B_0 - \hat{v}_{k-K:k-1} A_1 - \hat{a}_{k-K:k-1} A_2}{A_0}, \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{其中: } A_0 &= \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)}, A_1 = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} i, A_2 = \\ &= \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} i^2, A_3 = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} i^3, A_4 = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} i^4, B_0 = \\ &= \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} \hat{o}_i, B_1 = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} \hat{o}_i i, B_2 = \sum_{i=k-K}^{k-1} G_{k-1}^{(i)} \hat{o}_i i^2. \end{aligned}$$

最终保守模型得到目标 k 时刻的速度和保守位置:

$$\hat{v}_k = \hat{v}_{k-K:k-1} i + \hat{a}_{k-K:k-1}, \quad (15)$$

$$\tilde{X}_k = \hat{v}_{k-K:k-1} k + \hat{a}_{k-K:k-1} k^2 + \hat{S}_{k-K:k-1}. \quad (16)$$

将 \tilde{v}_k 代替自由模型(6)中的 \bar{v}_{k-1} , 此时动态系统的 RW 模型可以使目标轨迹趋于加速度平滑, 并可用于描述目标大幅度变速。

3 粒子滤波的观测模型

本文以核密度估计直方图作为观测特征, 其关键技术在于核函数的选择。Yilmaz 提出的非对称核函数提高了 Mean-shift 的跟踪精度^[15], 但其以 LSM 构造核函数, 算法计算量大, 核函数只能在跟踪初始获取, 跟踪过程中无法更新。本文以 Snake 构造非对称核函数解决了构造核函数耗时过大的问题。

3.1 Snake 轮廓进化算法

Snake 算法也称为主动轮廓线模型^[17]。其主要思想是设计包含外部图像力 $P(v)$ 和内部约束力 $E_s(v)$ 的能量函数:

$$E(v) = E_s(v) + P(v). \quad (17)$$

$E_s(v)$ 包含轮廓的连续性、平滑度信息; $P(v)$ 表示图像特征。迭代求取使能量函数 $E(v)$ 最小的轮廓 v 。

本文从算法复杂度与工程可靠性角度考虑, 以图像边缘特征为图像能量, 具体采用 Williams 提出的贪心算法^[18]。但由于贪心算法的内部约束力趋向于收缩, 当目标尺寸逐渐增大时, 轮廓进化过程无法准确捕获目标轮廓。因此, 需额外增加约束力

以对抗收缩力。参考 Cohen 等提出的“气球”模型^[19], 在能量方程(17)中引入膨胀能量:

$$F = k_b n(v), \quad (18)$$

其中: $n(v)$ 表示轮廓曲线 v 的单位法向量, k_b 表示膨胀力控制系数。

3.2 基于 Snake 轮廓进化的非对称核函数

获得目标轮廓信息 v 后, 定义如下三维函数 $K(x, y)$: 处在轮廓线 v 上各点, 其核函数值为常数 c , 处在轮廓内部各像素点的核函数值与像素点到轮廓的欧氏距离 d 成正比, 处在轮廓外部像素点的核函数值为零。

$$K(x, y) |_{x, y \in R} \propto d, \quad (19)$$

其中: R 表示轮廓内部区域。对 $K(x, y)$ 进行归一化处理, 得到最终非对称核函数 $\hat{K}(x, y)$:

$$\hat{K}(x, y) = CK(x, y), \quad (20)$$

其中: C 为归一化常数。图 1(彩图见期刊电子版)为对图 5(b)目标轮廓建立的非对称核函数, Z 轴为核函数未归一化权重。

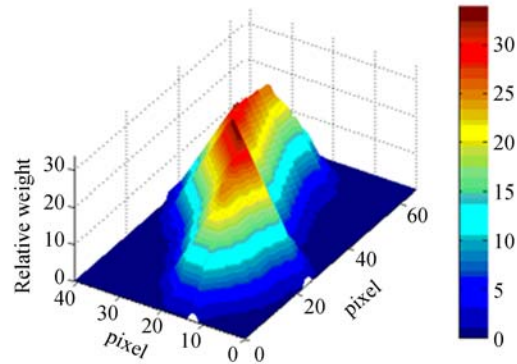


图 1 目标核函数的三维示意图

Fig. 1 3D sketch map of target kernel function

3.3 观测模型

观测模型 $p(y_k | x_k^{(i)})$ 决定粒子滤波更新过程中粒子 $x_k^{(i)}$ 的权重 $\omega_k^{(i)}$ 。首先根据图像信息 y_k 与核函数获取粒子 $x_k^{(i)}$ 的核密度估计直方图 $p(x_k^{(i)})$, 然后以 Mean-shift 常用的 Bhattacharyya 系数作为相似度函数:

$$L(x_k^{(i)}) = L(p(x_k^{(i)}), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(x_k^{(i)}) q_u}, \quad (21)$$

其中: u 表示直方图通道, m 表示直方图通道总

数, q 为目标模板核密度估计直方图。本文将每个颜色的空间直方图均分为 10 个通道, 则 RGB 三色空间共计 30 个通道。得到的相似度 $L(\mathbf{x}_k^{(j)})$ 经归一化后, 即为粒子更新后的权重 $\omega_k^{(j)}$:

$$\omega_k^{(j)} = \frac{L(\mathbf{x}_k^{(j)})}{\sum_{j=1}^N L(\mathbf{x}_k^{(j)})}. \quad (22)$$

图 2 为图 5(b) 的核密度估计直方图(彩图见期刊电子版)。

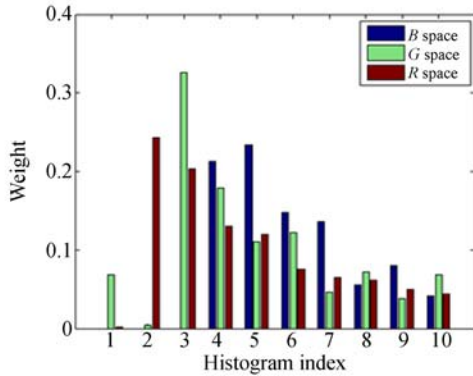


图 2 核密度估计直方图

Fig. 2 Kernel density estimation histogram

3.4 模板更新策略

由于跟踪过程中目标特征逐渐变化, 若要长时间稳定跟踪, 需设计一种模板更新策略。具体过程为: 定义阈值 θ , 每帧跟踪结果输出后, 计算最优位置 \hat{x}_k 的相似度 $L(\hat{x}_k)$, 若 $L(\hat{x}_k) < \theta$, 则进行 Snake 轮廓进化, 重新建立非对称核函数, 从而获取目标核密度估计直方图模板 q 。实际工程中, 考虑目标轮廓渐变这一特点, 更新过程中, 使 Snake 的迭代周期与相似度成反比, 且不超过 3 次, 以满足实时性要求:

$$N_{\text{iter}} = \min\left\{\frac{k}{L(\hat{x}_k)}, 3\right\}, \quad (23)$$

其中: k 为比例系数。图 3(彩图见期刊电子版)

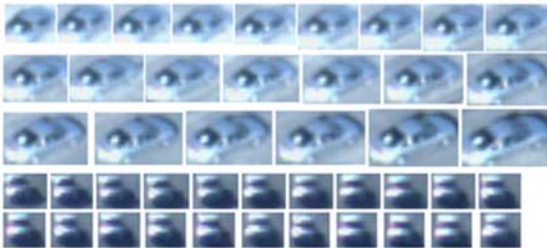


图 3 目标模板更新实例示意图

Fig. 3 Sketch map of target template updating

为模板更新实例示意图, 上 3 排为实验 2 中目标模板更新实例, 最下 2 排为实验 3 目标模板更新实例。

4 TSA-AK 粒子滤波跟踪算法

基于以上对粒子滤波动态模型及观测模型的研究, 提出本文的加速度双步动态模型-非对称核密度估计 (Two-Stage Acceleration dynamic model -Asymmetrical Kernel, TSA-AK) 粒子滤波跟踪算法。其中: TSA 模型中保守模型的预测位置 \tilde{X}_k 对于变速运动非常敏感, 因此定义其为“先驱”粒子。

机载环境的随机振动、观测噪声等因素会导致目标轨迹随机抖动, 近匀速运动时, “先驱”粒子 \tilde{X}_k 会将随机抖动误判为变速运动, 预测精度往往不高, 而 NCV 模型却善于应对这种随机抖动。而当目标大幅度变速时, 随机抖动将不起主导因素, 这时“先驱”粒子 \tilde{X}_k 的预测更准确, 此时, 应增加 RW 模型的权重。本文通过实时调节参数 β 来调整 TSA 模型中 RW 模型与 NCV 模型的权重, 以适应目标运动形式的变化。另外, 本文利用 $k-1$ 时刻“先驱”粒子 \tilde{X}_{k-1} 与最优位置 \hat{X}_{k-1} 的相似度函数来调节 k 时刻的 β_k 。TSA 模型与 TS 模型结构相同, $\beta=0$ 时表示 NCV 模型, $\beta=6$ 时 RW 模型已占主导权重, 具体参见文献[14]。因此 β 更新策略如下:

$$\beta_k = \frac{L(\tilde{X}_{k-1})}{L(\hat{X}_{k-1}) + L(\tilde{X}_{k-1})} \cdot 6. \quad (24)$$

同时保守模型位置参考点 \hat{o}_k 的选择策略如下:

$$\hat{o}_k = \begin{cases} \hat{X}_k & \text{if: } L(\tilde{X}_k) < L(\hat{X}_k) \\ \tilde{X}_k & \text{else} \end{cases}. \quad (25)$$

具体算法如下:

(1) 初始化。在初始帧手动选取被跟踪目标, 利用 Snake 迭代确定其轮廓, 进而构造非对称核函数模板, 以计算目标核密度估计直方图模板 q , 如图 2 所示。初始化粒子权重 $1/N$ 、粒子状态矢量, N 为粒子数量。

(2) 粒子重采样。根据 $k-1$ 时刻的粒子权重 ω_{k-1}^i 进行粒子分裂(分裂数与权重成正比), 获得当前 k 时刻的权重粒子 $\omega_k^i = 1/N$, 初始帧($k=1$)不执行此步骤。

(3) 粒子状态转移。首先,根据保守模型,按照式(12)~式(16)计算“先驱”粒子状态矢量。其次,对每个正常粒子根据状态转移方程式(7)、式(8)得到新的粒子状态矢量。最后,对每个正常粒子按高斯噪声进行粒子随机扩散,增强粒子多样性。

(4) 粒子权重更新。获取第 k 帧的图像信息 y_k 后,按式(21)计算每个粒子的相似度,粒子的相似度小于预先设定的阈值将被抛弃,粒子权重 ω_k 经式(22)更新。

(5) 输出目标位置。根据公式(4)得到最优跟踪位置 \hat{X}_k 。

(6) 变量更新。首先,根据公式(21)分别计算最优跟踪位置 \hat{X}_k 、“先驱”粒子 \tilde{X}_k 的相似度。然后,根据式(24)、式(25)更新 β_{k+1} 和保守模型位置参考点 \hat{o}_k ,作为下一帧跟踪时的参数输入。

(7) 模板更新。根据最优位置相似度 $L(\hat{X}_k)$ 判定是否进行模板更新。返回步骤(2)进行下一帧跟踪。

TSA-AK 算法的运行时间可表示为: $O_1(N) + O_2(N_{iter} m)$, N 表示粒子数, m 表示 Snake 点数。 O_1 表示跟踪粒子经重采样、状态转移、权重更新的运算耗时, O_2 表示目标模板更新阶段的每个 Snake 点的迭代耗时。当目标模板不更新时,算法耗时最短,当模板更新时,根据式(23)可知, Snake 迭代周期 $N_{iter} = 3$ 时算法耗时最长。

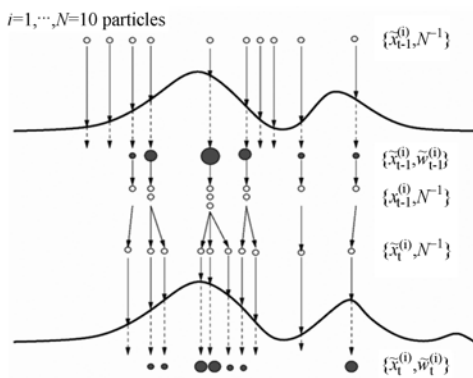


图 4 粒子滤波进化流程示意图

Fig. 4 Flowchart of particle filtering evolution

5 实验与分析

本文实验均在 Inter 酷睿双核 T5800 的 CPU, 2G 内存配置的电脑上使用 Visual Studio

2010 编程实现。实验 1 用于比较 Snake 和 LSM 的轮廓提取效果,实验 2,3 为跟踪实验。本文选用卡内基梅隆大学数据库中用于测试空对地目标跟踪的视频 EgTest01、EgTest02(对应实验 2、3)作为实验对象,其帧频为 25 frame/s,视场大小为 640 pixel \times 480 pixel。

实验 1: Snake 与 LSM 轮廓提取算法效果对比。对车辆目标进行轮廓提取,目标尺寸约为 68 pixel \times 43 pixel。图 5(a)为手动初始化轮廓,图 5(b)为 Snake 提取结果,Snake 点数为 52,图 5(c)为 LSM 提取结果。Snake 迭代 17 个周期即可,而 LSM 的三维水平函数 $\phi(x, y)$ 要迭代 120 次才可达理想效果,如表 1 所示。两种算法轮廓提取效果相差不大,而 LSM 算法的优势在目标跟踪实际应用中无法体现,并且其运算时间难以接受。



(a) 目标初始轮廓

(a) Initial contour of target



(b) Snake 提取结果

(b) Result of Snake algorithm



(c) LSM 提取结果

(c) Result of LSM algorithm

图 5 目标初始轮廓及其提取结果

Fig. 5 Initial contour of target and its extraction results

表 1 Snake 与 LSM 算法性能对比

Tab. 1 Comparison of performance of Snake and LSM algorithms

算法	目标尺寸/pixel	迭代次数	运算时间/ms
Snake	68 \times 43	17	58
LSM	68 \times 43	120	760

实验 2、3 均为跟踪对比实验,对比算法为文献[14]的 TS 粒子滤波算法,观测模型全部使用本文的核密度估计直方图,区别只在动态模型与粒子数上。

实验 2: 因为 TS 动态模型中, RW 模型、NCV 模型的权重固定, 对比实验分别取 $\beta=2$ 与 $\beta=0$ 。当 $\beta=0$ 时, TS 模型即是 NCV 模型, 故下文称其为 NCV 模型。粒子数相同, 都取 $N=$

100。跟踪目标为机场跑道背景下加速行驶的汽车, 其尺寸约为 $30 \text{ pixel} \times 50 \text{ pixel}$, 如图 6 所示 (彩图见期刊电子版), 其中: 黑色闭合曲线表示其轮廓, 曲线内部红色点表示粒子。

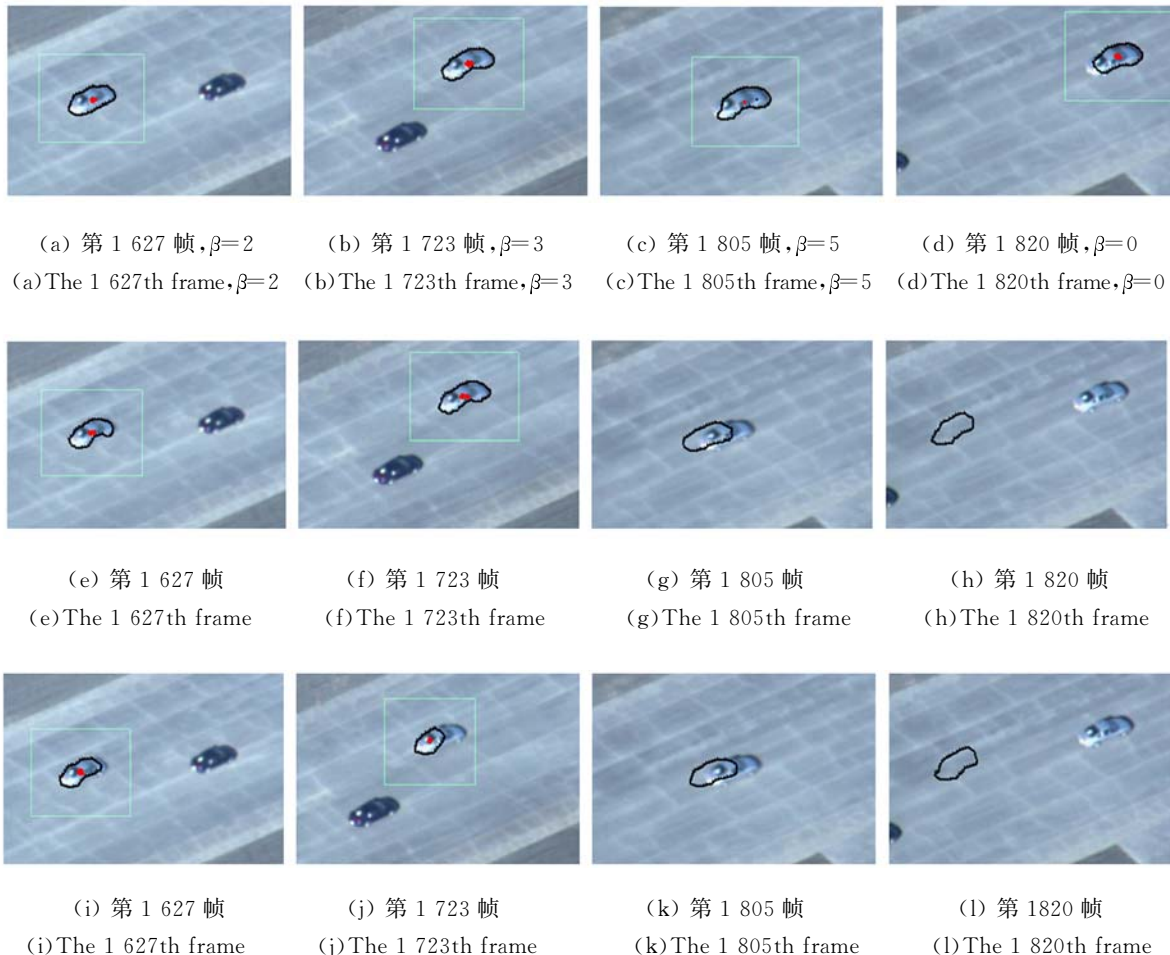


图 6 加速车辆的跟踪结果(上排:TSA, 中排:NCV, 下排:TS)

Fig. 6 Tracking results of accelerating car (Upper: TSA, Middle: NCV, Lower: TS)

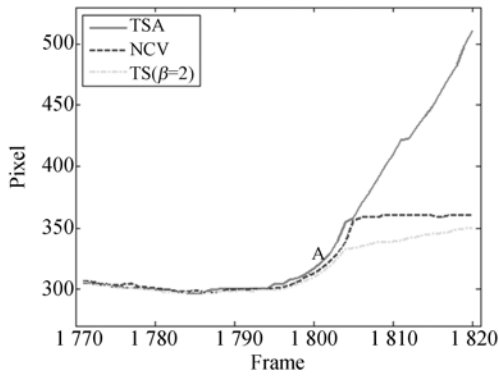
目标从 1 600 frame 到 1 800 frame 的加速过程中, 本文的 TSA 模型与 NCV 模型的跟踪效果良好, TS 模型逐渐出现累积误差, 如图 6(j) 所示。这是因为 TS 模型中保守模型假设目标匀速运动, 对应的 RW 模型对加速有抑制作用, 而 TS 中 RW 模型与 NCV 模型混合权重比例固定, 所以逐渐会出现累积误差。车辆从 1 800 frame 突然大幅度加速, 目标在像面内加速度达 5 pixel/s^2 , 如图 7(a) 中的 A 区域所示。TS 模型与 NCV 模型都依靠粒子的随机扩散应对目标加速, 其能力有限, 故此时 2 种算法全部跟踪失败。TSA 模型中大部分粒子因权重过小被抛弃, 然而其“先驱”粒子可以正确预测其加速过程, 所以正常粒子在

“先驱”粒子牵引作用下仍能跟踪目标, 如图 6(c) 所示。其中: 目标轮廓内部黑点表示“先驱”粒子 (彩图见期刊电子版)。在 1 800~1 805 frame 的 TSA 模型中, $\beta \in [5, 6]$, 这表示此过程 RW 模型的权重很大。在 1 805~1 820 frame 目标逐渐趋于匀速运动, TSA 模型中的 $\beta \in [0, 2]$, 这表示此过程 RW 模型被抑制。由图 7 可知, 整个过程 TSA 模型都能准确跟踪。图 7(a)、(b) 分别表示 1 770~1 820 frame 目标跟踪轨迹的 X、Y 坐标。由此实验可知, TSA 动态模型能对目标加速运动有较好的预测能力。

实验 3: 对比算法仍为 TS 粒子滤波算法。取 $\beta=2$, 此时, 2 组对比实验动态模型均为 NCV, 一个

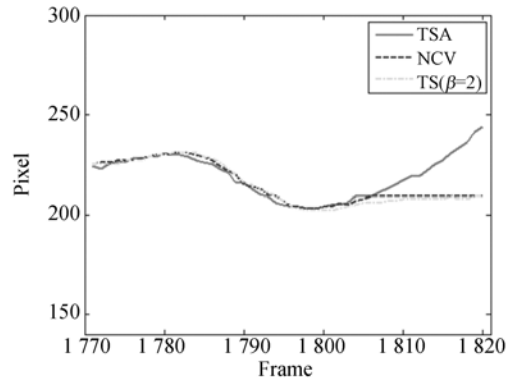
的粒子数与本文 TSA 模型等同, $N=100$, 表示为 NCV1, 另一个粒子数 $N=200$, 表示为 NCV2。跟踪目标为机场背景下匀速行驶的汽车, 目标尺寸约为 $25 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$ 。在 1 050~1 300 frame, 相机

在空中大幅度摆动, 使目标在像面内沿 X 方向剧烈运动, 目标轨迹有 9 处大幅度变向, 对应图 9(a) 中 B1~B9 区域。X 方向最大速度为 15 pixel/s , 最大加速度为 5.17 pixel/s^2 。



(a) X 方向的跟踪轨迹

(a) Tracking trajectory in X direction

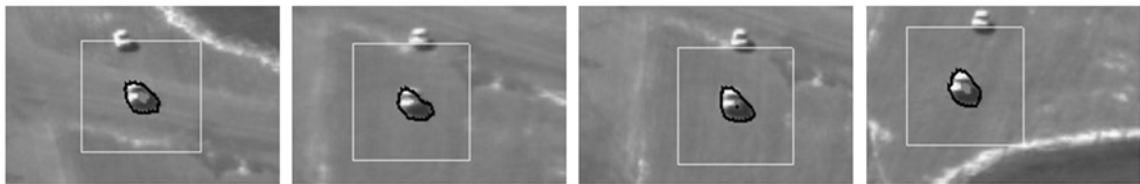


(b) Y 方向的跟踪轨迹

(b) Tracking trajectory in Y direction

图 7 加速车辆的跟踪轨迹

Fig. 7 Tracking trajectory of acceleration car



(a) 第 1 050 帧, $\beta=0$

(b) 第 1 162 帧, $\beta=6$

(c) 第 1 168 帧, $\beta=6$

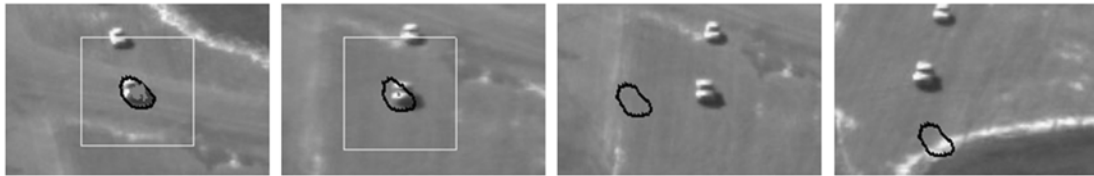
(d) 第 1 280 帧, $\beta=2$

(a) The 1 050th frame, $\beta=0$

(b) The 1 162th frame, $\beta=6$

(c) The 1 168th frame, $\beta=6$

(d) The 1 280th frame, $\beta=2$



(e) 第 1 050 帧

(f) 第 1 162 帧

(g) 第 1 168 帧

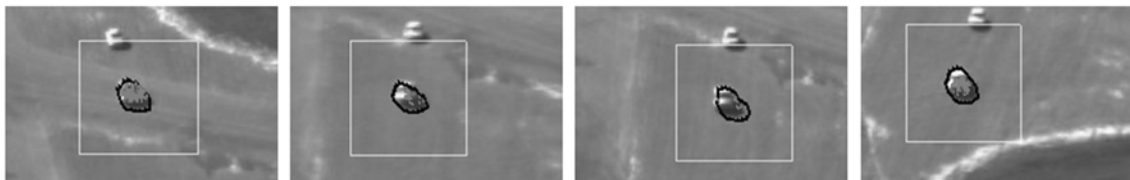
(h) 第 1 280 帧

(e) The 1 050th frame

(f) The 1 162th frame

(g) The 1 168th frame

(h) The 1 280th frame



(i) 第 1 050 帧

(j) 第 1 162 帧

(k) 第 1 168 帧

(l) 第 1 280 帧

(i) The 1 050th frame

(j) The 1 162th frame

(k) The 1 168th frame

(l) The 1 280th frame

图 8 航拍相机大幅度摆动时的跟踪结果(上排:TSA, 中排:NCV1, 下排:NCV2)

Fig. 8 Tracking results from aviation camera with swing (Upper: TSA, Middle: NCV1, Lower: NCV2)

跟踪过程中,NCV1 在目标变向区 B4 几乎耗尽全部粒子,跟踪失败,如图 8(f)所示;NCV2 模型虽消耗大量粒子,但仍能成功跟踪,如图 8(j)所示;本文 TSA 同样损失大量粒子,但少量粒子依靠“先驱”粒子的牵引作用,跟踪稳定,如图 8(b)所示。NCV2 模型虽可对目标 9 次变向进行跟踪,但在变向区域其跟踪精度比 TSA 模型略差,如图 9(c)所示(彩图见期刊电子版)。图 9(a)、图 9(b)、图 9(c)分别为目标在 1 050~1 300 frame 在 X、Y 方向的运动轨迹及跟踪误差。定义跟踪误差为:

$$D_{err} = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}, \quad (26)$$

其中: (x_i, y_i) 表示算法输出的目标位置, (x_c, y_c) 表示目标真实位置。图 10 为目标沿 X 方向的速度、加速度变化曲线。

图 11(彩图见期刊电子版)表示“先驱”粒子与正常粒子的相似度对比。正常粒子相似度为零时,目标变速特别剧烈,这时正常粒子虽受“先驱”粒子

牵引,速度大幅变化,但仍不足以应对目标速度的突变,全部跟踪失败。此时只有“先驱”粒子进行跟踪,在下一帧重采样阶段正常粒子才恢复跟踪能力,图 8(c)对应正常粒子全部跟踪失败的时刻。

为进一步验证本文算法的鲁棒性,将实验 3 重复 50 次,得到表 2 的统计结果。表 2 中,正确跟踪率为稳定完成跟踪测试次数占实验总次数的百分比。由表 2 可知,TSA 模型的正确跟踪率为 98%,略优于 NCV2 模型,NCV1 模型的正确跟踪率仅为 18%。NCV2 模型虽然同样具有较好的跟踪能力,但其依靠的手段是增大粒子数目,即增加粒子的覆盖范围,这必然会增加运算时间。目标尺寸约为 25 pixel×30 pixel,其跟踪平均处理帧率仅为 20 frame/s,而 TSA 模型的最小跟踪时间约为 28 ms,最大跟踪时间约为 40 ms,平均处理帧率为 26 frame/s。此实验进一步证明:TSA 模型可以稳定跟踪目标变速运动,且兼顾实时性。

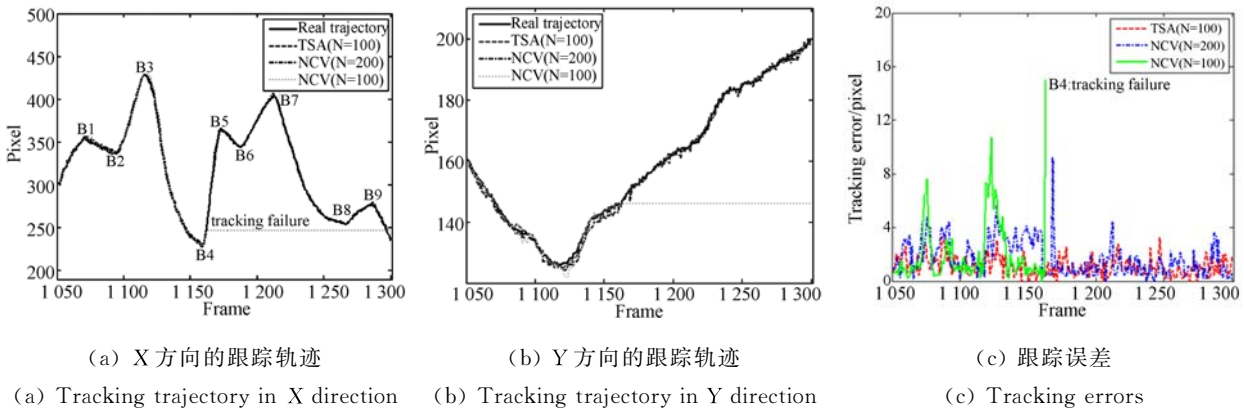


图 9 航空相机大幅度摆动时的跟踪轨迹及跟踪误差
Fig. 9 Tracking trajectories and tracking errors from aviation camera with swing

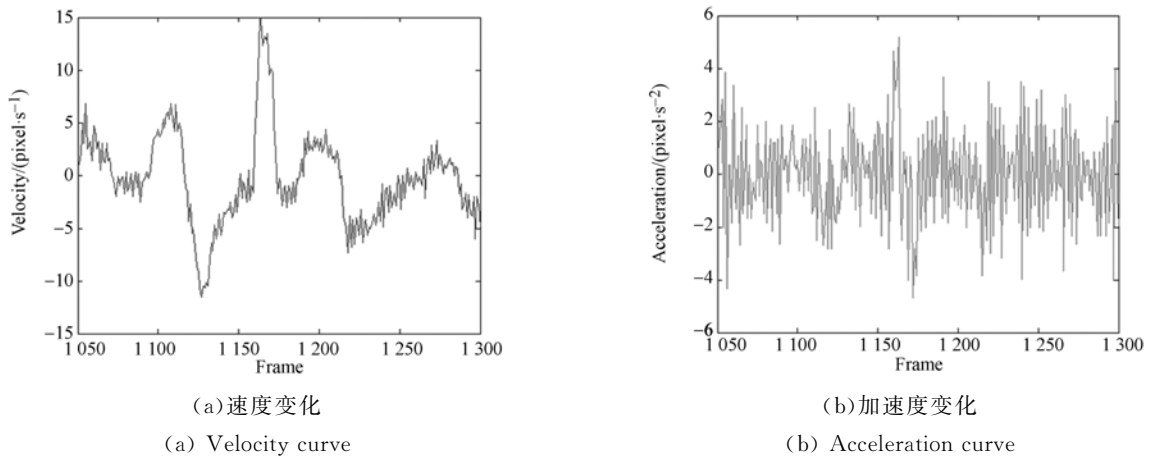


图 10 目标速度、加速度变化
Fig. 10 Velocity and acceleration curves of target

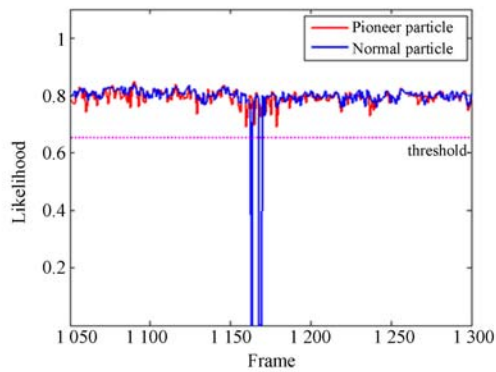


图 11 先驱粒子与正常粒子的相似度对比

Fig. 11 Likelihood comparison of pioneer particle and normal particle

表 2 3 种算法跟踪性能对比结果

Tab. 2 Comparison of tracking performance of three tracking algorithms

算法	动态模型	粒子数目	帧率/ (frame · s ⁻¹)	成功率
TSA-AK	TSA	100	26	49/50
NCV1	NCV	100	28	9/50
NCV2	NCV	200	20	48/50

参考文献:

- [1] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]. *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000, 2: 142-149.
- [2] 丘文涛, 赵建. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(6): 827-831.
- QIU W T, ZHAO J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6): 827-831. (in Chinese)
- [3] 吴君钦, 刘昊, 罗勇. 静态背景下的运动目标检测算法 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(5): 682-686.
- WU J Q, LIU H, LUO Y. Algorithm of moving object detection in static background [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(5): 682-686. (in Chinese)
- [4] BLAKE A, ISARD M. *Active Contours* [M]. New York: Springer, 1998.
- [5] KHAN Z H, GU I Y H, BACKHOUSE A G. Ro-

6 结 论

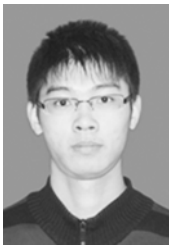
本文研究粒子滤波的动态模型与观测模型, 以寻求一种适合机载环境对地目标跟踪的算法。动态模型方面, 基于 Kristan 双步动态模型的结构, 针对其不适合空对地目标跟踪的缺点, 对其保守模型进行改进, 使模型具备描述加速运动的能力, 改进后的模型 (TSA) 仅需使用较少粒子即可对目标大幅度变速运动进行准确预测。观测模型方面, 基于 Yilmaz 提出的非对称核函数思想, 针对其核函数构造时间过长的缺点, 提出了利用 Snake 提取目标轮廓, 构造非对称核函数的方法。最后, 进行了目标轮廓提取及跟踪的对比实验。实验结果表明, 机载环境下对大幅度变速运动的地上目标跟踪时, 提出的跟踪算法的正确跟踪率为 98%, 具有较好的鲁棒性, 同时其耗时情况满足实时要求, 对尺寸约为 25 pixel × 30 pixel 目标, 平均跟踪帧率为 26 frame/s。

当目标处在复杂背景下, 其轮廓信息不再明显, 此时本文的目标模板更新策略将失效, 如何解决目标在复杂背景下的模板更新问题将是本文后续研究的重点。

- bust visual object tracking using multi-mode anisotropic mean shift and particle filters [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(1): 74-87.
- [6] OKUMA K, TALEGHANI A, FREITAS N D, *et al.*. A boosted particle filter: Multitarget detection and tracking [C]. *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2004, 3021: 28-39.
- [7] ARULAMPALAM M, MASKELL S, GORDON N, *et al.*. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2002, 50(2): 174-188.
- [8] 孟勃, 朱明. MSMC 跟踪算法在目标跟踪中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2008, 16(1): 122-127.
- MENG B, ZHU M. Application of MSMC algorithm to visual tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(1): 122-127. (in Chinese)
- [9] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking: Dynamic models [J]. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, 2003, 39(10): 1333-

- 1363.
- [10] ZHAI Y, YEARY M B, CHENG S, *et al.*. An object-tracking algorithm based on multiple-model particle filtering with state partitioning [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, 58(5): 1797-1809.
- [11] SVENSSON D, SVENSSON L. A new multiple model filter with switch time conditions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(1): 11-25.
- [12] CHEN J X, KIM M Y, WANG Y, *et al.*. Switching Gaussian process dynamic models for simultaneous composite motion tracking and recognition [C]. *CVPR*, 2009: 2655-2662.
- [13] 陈爱华, 孟勃, 朱明, 等. 多模式融合的目标跟踪算法[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(1): 185-190.
CHEN A H, MENG B, ZHU M, *et al.*. Multi-pattern fusion algorithm for target tracking [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(1): 185-190. (in Chinese)
- [14] KRISTAN M, STANISLAV K, LEONARDIS A. A two-stage dynamic model for visual tracking[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2010, 40(9): 1505-1519.
- [15] YILMAZ A. Object tracking by asymmetric Kernel mean shift with automatic scale and orientation selection [C]. *CVPR*, 2007: 1-6.
- [16] ZHOU H, KUMAR K S P. A "current" statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets [J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 1984, 7(5): 596-602.
- [17] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOUS D. Snake: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [18] WILLIAMS D J, SHAB M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation[J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, 55(1): 14-16.
- [19] COHEN L D. On active contour models and balloons [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1991, 53(2): 211-218.

作者简介:



宋 策(1987—),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士研究生,2009年于哈尔滨工程大学获得学士学位,主要从事目标跟踪与嵌入式系统方面的研究。E-mail: songce528@163.com

导师简介:



张 葆(1966—),男,吉林磐石人,博士,研究员,博士生导师,1989年、1994年于长春光机学院分别获得学士、硕士学位,2004年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事航空光电成像技术研究。E-mail: cleresky@vip.sina.com

(版权所有 未经许可 不得转载)