

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)11-1615-08

检索信息: 王相海, 方玲玲, 丛志环. 卡尔曼粒子滤波的视频车辆跟踪算法研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(11): 1615-1622

卡尔曼粒子滤波的视频车辆跟踪算法研究

王相海^{1,2)}, 方玲玲¹⁾, 丛志环¹⁾

¹⁾ (辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 大连 116029)

²⁾ (南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 南京 210093)

摘要: 近年来, 视频车辆跟踪作为城市智能交通系统 (ITS) 的一个关键技术受到关注。针对传统粒子滤波的非线性、非高斯性可能导致跟踪过程的不准确性, 提出一种基于卡尔曼 (Kalman) 粒子滤波的视频车辆跟踪算法, 该算法利用基于重要区域的目标颜色直方图统计模型对视频车辆目标进行建模, 并将其应用于 Kalman 滤波更新中, 通过采用 Mean Shift 算法将 Kalman 滤波器引用到粒子滤波器当中, 对车辆的运行轨迹进行校正, 实现了局部线性滤波, 实现了在保持跟踪系统整体上的非线性、非高斯性的同时, 兼顾其局部的线性高斯特性。实验结果表明, 本文方法与传统粒子滤波方法相比, 即使在复杂的环境下, 也能够较准确地对车辆进行跟踪。

关键词: 视频车辆跟踪; 粒子滤波; 卡尔曼滤波; Mean Shift

Research on video vehicle tracking algorithm based on Kalman and particle filter

Wang Xianghai^{1,2)}, Fang Lingling¹⁾, Chong Zhihuan¹⁾

¹⁾ (College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029)

²⁾ (State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)

Abstract: Recently, increasing attention has been focused on the video vehicle tracking, which serves as a key technology of intelligent transportation system (ITS). This paper introduces a new video vehicle tracking algorithm based on Kalman and particle filter by taking consideration of uncertainty in the tracking process due to the non-linear and non-Gaussian of the traditional particle filter. The algorithm uses the targets color histogram statistical model of the key regions to model video vehicle, and then applies it to update Kalman filter. Using the Mean Shift algorithm, the Kalman filter is introduced to the particle filter to calibrate the vehicle running tracking by a partial linear filtering. This further maintains the tracking system as a whole on the non-linear and non-Gaussian, and meantime takes into account the local characteristics of a linear Gaussian. Validation analysis shows that even in complicate environments, the proposed algorithm can have better accuracy in tracking of vehicles compared to that of the traditional particle filtering.

Keywords: video vehicle tracking; particle filter; Kalman filter; Mean Shift

基金项目: 辽宁省自然基金项目 (20102123); 辽宁“百千万人才工程”基金项目 (2008921036); 南京邮电学院图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金项目 (ZK207008)。

收稿日期: 2009-09-17; **改回日期:** 2009-12-01

第一作者简介: 王相海 (1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 高级会员。主要研究领域为多媒体信息处理, 计算机图形学。

E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn。

0 引言

汽车交通运输的快速发展在极大的促进物质交流和人员往来便捷的同时,也给城市的交通带来了很大的压力和负担,频繁出现的交通拥挤、道路阻塞和交通事故等越来越严重地困扰着各大城市的交通。为了解决地面交通所引发的这些问题,近年来智能交通系统(ITS)的研究受到关注,其中车辆跟踪技术作为 ITS 的重要组成部分而成为一个新的研究热点,特别是在背景复杂,车辆与摄像机发生相对位移或被遮挡以及光线发生变化等复杂环境下的车辆跟踪技术的研究是一直以来亟待解决的一个关键问题^[1]。近年来,针对这一问题人们进行了积极的研究,提出了一些有效的解决方法,比如文献[2]利用粒子滤波进行图像跟踪,提出了多种基于粒子滤波的跟踪算法,但其主要是针对具有非线性特性物体进行跟踪,在一定程度上影响了算法对复杂场景和不充分信息所描述的目标跟踪的鲁棒性,而且直接运用该方法采样效率低、计算量很大。Bai 等人利用 Mean Shift 算法和粒子滤波相结合来进行目标跟踪^[3],能够较好地处理跟踪过程中由于光线变化或遮挡所带来的影响,在一定程度上解决了粒子滤波计算量过大的问题,但由于其仍利用单一目标信息进行描述,目标跟踪的鲁棒性还有待改善。Collins 利用 Mean Shift 算法对目标进行跟踪,通过应用尺度空间来解决核函数带宽实时变化问题^[4],然而这种算法没有涉及模板更新问题,从而带来了目标的应用环境等发生变化时与初始模板匹配度不高的问题。为解决这类问题,文献[5]提出了一种基于统计直方图的目标模型模板,并将其应用于 Mean Shift 算法中,在一定程度上解决了核函数带宽的实时变化问题和模板更新问题,但跟踪过程中目标特征的修正问题还有待解决。

本文首先通过构造一个基于重要区域的目标核函数,建立一种基于该函数的车辆颜色直方图统计模型,进而将其应用于卡尔曼滤波更新中,提出一种基于 Mean Shift 的卡尔曼粒子滤波视频车辆跟踪算法。考虑到粒子滤波本身所具有的非线性和非高斯特性所带来的跟踪不稳健情况,通过 Mean Shift 算法将 Kalman 滤波器引用到粒子滤波器当中,对车辆

的运行轨迹进行校正,由于 Kalman 是线性高斯情况下最优的滤波方法,这样既保证了跟踪系统整体上的非线性、非高斯性,同时又兼顾了局部的线性高斯特性,进而保证了车辆跟踪的有效性和精度。仿真实验结果验证了方法的有效性。

1 重要区域目标颜色直方图统计模型

1.1 基于重要区域的目标核函数

视频车辆跟踪过程是在视频的每一帧中搜索与第 1 帧视频中选定的车辆最相似的区域,因此在车辆的不同方向上,距离目标中心越近的像素属于目标的概率就越大^[5]。传统 Mean Shift 算法的核函数一般选为高斯函数,由于高斯函数只在中心点上的概率为 1,这样对目标范围的确定通常比较敏感,事实上,目标中距离中心位置一定区域内的像素属于目标的概率都较大,只是距离中心位置越近的像素属于目标的概率更大一些,据此定义如下的基于目标区域的核函数:

$$P_{\text{pos}}(s) = \begin{cases} 1 & \|s\| \leq T \\ e^{-\frac{\|s\| - T}{h}} & \|s\| > T \end{cases}$$

式中 T 是选取的阈值, h 表示核带宽,这里指所有像素与阈值 T 的最大差值, s 为目标区域像素点的坐标, P_{pos} 表示 s 点属于目标的概率值。该核函数对目标的中心点及靠近中心的像素赋予了较高的权重,避免了道路或其他因素对目标车辆的干扰。

1.2 基于重要区域的目标颜色直方图模型

设车辆的颜色空间有 L 个灰度级,记 $h(r_k) = n_k$ ($k=0,1,\dots,L-1$) 为第 k 个灰度级 r_k 出现的频数 n_k 。定义函数 $b(s):R^2 \rightarrow \{0,1,\dots,L-1\}$ 为 s 处对应的灰度级,则车辆的颜色直方图统计模型为

$$p(h) = C \sum_{i=1}^N P_{\text{pos}}(s_i) \delta(s_i - u) \quad (1)$$

式中 C 是归一化常数, s_i 为第 i 位置处的坐标值, δ 是冲激函数, u 为直方图的颜色索引,范围为 $[1,L]$ 。

采用 Bhattacharyya 系数来测量候选区域与目标区域的相似程度^[6]:

$$\rho(p,q) = \sum_{k=1}^L \sqrt{p(k) \cdot q} \quad (2)$$

式中 q 表示初始帧中给定目标车辆的颜色直方图统计。一般 ρ 越大,表明候选区域与目标区域的分布越接近。

利用 ρ 可得到相应的均值和方差。假设目标车辆每个粒子(所谓粒子,即目标车辆所有可能的位置坐标)所对应的车辆位置经过 n 次迭代的过程为 $\{s(x, y)_i\}_{i=1}^n$, 其对应的 Bhattacharyya 系数为 $\{\rho_i\}_{i=1}^n$, 其对应均值 μ 和方差 σ^2 分别为

$$\mu = \sum_{i=1}^n (s(x, y)_i - s(x, y)_1) \rho_i \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (s(x, y)_i - s(x, y)_1 - \mu)^2}{n} \quad (4)$$

2 Kalman 滤波和粒子滤波

2.1 Kalman 滤波

Kalman 滤波是针对时变随机信号的一种滤波方法^[7], 该方法不要求保留历史观测数据, 当获得新的观测数据时, 可通过相应的一系列递归公式确定新的估量值, 该估计值一般可给出与当前系统状态相一致的最小均方差估计。其相应的计算过程如下^[8]:

物体的运动可通过以下离散线性方程来描述: $x_{t+1} = \Phi_t x_t + W_t; z_t = H_t x_t + V_t$, 其中, x_{t+1} 是系统当前状态 x_t 的预测状态, z_t 描述了系统状态之间的关系, Φ_t 描述物体平移及旋转运动模型矩阵, H_t 为关系矩阵, W_t, V_t 为运动模型的预测误差, 其统计特性与高斯白噪声相似。 W_t 和 V_t 对应的协方差矩阵分别为

$$E[W_t W_t^T] = \begin{cases} Q_t & i = t \\ 0 & i \neq t \end{cases}$$

$$E[V_t V_t^T] = \begin{cases} R_t & i = t \\ 0 & i \neq t \end{cases}$$

式中, $E[W_t V_t^T] = 0$ 。

Kalman 滤波包括两个阶段, 即预测阶段和修正阶段, 前一阶段主要包括系统状态向量和系统误差协方差矩阵的预测; 后一阶段则以系统测量公式为基础对系统状态和预测向量进行修正, 以获得系统状态的最优值。

1) 预测阶段

$$x(t+1|t) = \Phi_t x(t|t) + W_t \quad (5)$$

$$\text{cov}(t+1|t) = \Phi_t \text{cov}(t|t) \Phi_t^T + Q_t \quad (6)$$

式中, $x(t+1|t)$ 是利用上一状态得到的预测, $x(t|t)$

是结合预测值和度量值所得到的最优结果。 $\text{cov}(\cdot)$ 为对应的协方差。

2) 修正阶段

结合现在状态的预测值以及度量值就可得到 $k+1$ 时刻的最优化估算值:

$$x(t+1|t+1) = x(t+1|t) + KG(t+1) \times (z(t+1) - H(t+1)x(t+1|t)) \quad (7)$$

式中, $KG(t+1)$ 为 Kalman 增益, 定义如下:

$$KG(t+1) = \frac{\text{cov}(t+1|t)H(t+1)^T}{(H(t+1)\text{cov}(t+1|t)H(t+1)^T + R_t)}$$

最后, 更新 $t+1$ 时刻下 $x(t+1|t+1)$ 的协方差使算法可以自回归地运算下去:

$$\text{cov}(t+1|t+1) = (\mathbf{I} - KG(t+1)H(t+1)) \text{cov}(t+1|t) \quad (8)$$

其中, \mathbf{I} 为单位矩阵。

2.2 粒子滤波

粒子滤波(也称为贝叶斯滤波或蒙特卡罗滤波)是一种非线性、非高斯下跟踪的强有力方法^[9]。它在帧间以多粒子信息进行传递, 克服了传统“峰值”信息传递的片面性, 使其在局部遮挡场合具有很强的鲁棒性, 粒子滤波是一种数值近似方法, 其核心思想是用一组具有权值的粒子来构造一个基于样本的后验概率分布(图 1)。

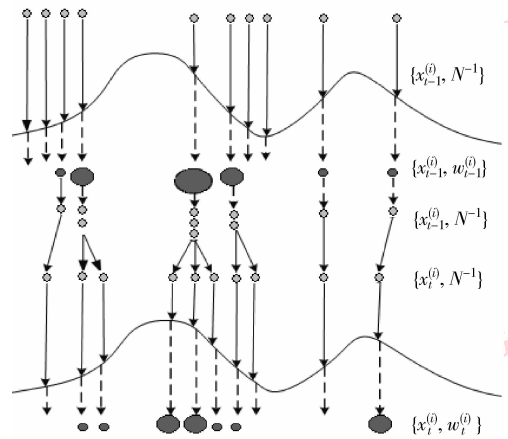


图 1 粒子滤波示意图^[10]

Fig. 1 Particle filter^[10]

设 x_t 和 y_t 分别表示 t 时刻目标的状态值和观测值, 相应的车辆跟踪问题就可以描述为在已知累积到 t 时刻所有观测值 $y_{(1:t)} = (y_1, y_2, \dots, y_t)$ 的条件下, 计算 t 时刻的状态 x_t 。在贝叶斯序贯估计中, 按以下两步递推式进行计算^[11-12]:

1) 预测阶段

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (9)$$

2) 滤波阶段

$$p(x_t | y_{1:t}) \propto p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1}) \quad (10)$$

式中, $p(x_t | y_{1:t})$ 称为后验概率密度(滤波密度)。

由式(9)(10), 该递推计算需要已知描述状态转移的运动模型 $p(x_t | x_{t-1})$ 和任意时刻状态的似然函数 $p(y_t | x_t)$ 。由于在车辆跟踪过程中, 很难直接从后验概率 $p(x_t | y_{1:t})$ 中取样, 所以利用下面加权粒子集来描述:

$$\{(x_t^{(i)}, w_t^{(i)} | i = 1, 2, \dots, N)\}, \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$$

其中每个粒子表示目标的一种假设状态。计算如下:

假设存在重要度密度 π_t , 有 $p(x_t | y_{1:t}) \propto \pi_t$, 根据贝叶斯理论, 有

$$\pi(x_t | y_{1:t}) = \pi(x_t | x_{t-1}, y_{1:t}) \pi(x_{t-1} | y_{1:t-1})$$

进一步有:

系统状态估计

$$x_t^{(i)} \sim \pi(x_t | x_{t-1}^{(i)}, y_t) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

权值的递推方程

$$w_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(y_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{\pi(x_t | x_{t-1}^{(i)}, y_t)} \quad (12)$$

粒子归一化

$$\bar{w}_t^{(i)} = w_t^{(i)} / \left| \sum_{j=1}^N w_t^{(j)} \right| \quad (13)$$

退化是粒子滤波算法的一个主要问题, 经过几次迭代后, 大多数权值都集中于某个或某几个粒子上, 为了避免这种退化现象, 通常是选择好的重要密度函数或使用重采样^[9-10, 12-13]。本文采用重采样技术。

3 基于 Mean Shift 算法的卡尔曼粒子滤波跟踪

3.1 基本思想

Mean shift 算法是一种密度梯度无参估计方法^[14], 该算法在初始帧中选择搜索区域, 计算核函数加权下的搜索窗口的直方图分布确定模型, 而后在跟踪帧中用同样的方法计算对应候选区域模型, 计算两模型的 Bhattacharyya 系数, 根据 Bhattacharyya 系数计算出的均值 μ 和方差 σ^2 以相似性最大为原

则使搜索区域沿密度增加最大的方向, 移动到区域的最终位置。粒子滤波的重点是选择一个好的概率密度函数^[12, 15], 考虑到其非线性非高斯性导致的跟踪过程的不稳健性, 我们进行了局部线性化, 同时由于卡尔曼方法是最好的局部线性滤波方法, 所以我们利用 Mean Shift 算法将卡尔曼方法引用到粒子滤波当中对车辆目标进行跟踪。对于每一个粒子, 用一个单独的基于 Mean Shift 算法的卡尔曼滤波器来产生概率分布, 找到其对应的最优值, 该方法既保证了整体上的非线性非高斯性, 同时又适应了局部的线性高斯性。具体过程如下:

将每个粒子应用于 Mean Shift 算法中, 根据式(3)(4)计算出均值 μ 和方差 σ^2 , 然后进行基于均值 μ 和方差 σ^2 Kalman 滤波修正, 最终得到的均值 μ 和方差 σ^2 决定了粒子的高斯概率分布, 进而引进粒子的新状态 x_k 。推导过程如下:

$$\begin{aligned} x(t+1) &= x(t) + KG(t+1)(z(t+1) - \\ &\quad H(t+1)x(t+1)) \\ &= x(t) + \frac{\text{cov}(t)H(t+1)^T}{H(t+1)\text{cov}(t+1)H(t+1)^T + R_t} \times \\ &\quad (H(t+1)x(t+1) + V(t+1)_{(\mu, \delta^2)} - H(t+1)x(t+1)) = \\ &\quad x(t) + \frac{\text{cov}(t)H(t+1)^T}{H(t+1)\text{cov}(t+1)H(t+1)^T + R_t} V_{t+1} \end{aligned}$$

式中, $K = \frac{\text{cov}(t)H(t+1)^T}{H(t+1)\text{cov}(t+1)H(t+1)^T + R_t}$ 为常数。这样, 上式可化简为

$$x(t+1) = x(t) + KV(t+1)$$

每个粒子随着它的均值 μ 和方差 σ^2 利用 Kalman 滤波进行高斯推移, 直到找到粒子的最优值为止。而均值 μ 和方差 σ^2 是通过 Mean Shift 算法获得的, 所以每个粒子均可看成后一个概率密度的高斯分布。

3.2 算法实现

算法共包括 4 个主要过程, 即参数初始化、采样、权值归一化和重采样。算法中目标模型用椭圆表示, k 是算法执行次数, N 表示所取粒子数目, s 是位置坐标(即粒子), w 为粒子权值, Tar_cen 和 Tar_size 分别用来表示所要跟踪对象的中心位置坐标和椭圆长短轴与水平位置形成的偏折角度, ρ 表示 Bhattacharyya 系数, A 、 B 表示 Kalman 预测过程中所对应的状态转移矩阵, 对应公式中的 Φ_t 和 H_t , 其分别为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

式中 t 为时间变量(这里用帧数表示)。粒子滤波抽取样本时对应的状态转移矩阵为

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0.6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0.6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

算法的主要过程如下:

1) 初始化

$k=0; \omega = 1/N;$

由式(1)计算固定区域 Tar_cen 和 Tar_size 的直方图;

在 Tar_cen 上叠加独立的高斯扰动产生 N 个粒子 s_N ;

i 表示粒子操作执行过程中的标记,初始值为 1。

2) 采样

(1) 基于 Mean Shift 算法进行初始化

由式(1)(2)计算 s_i^k 的直方图以及 Bhattacharyya 系数 ρ_0 ;

利用 ρ_0 根据式(3)(4)求出对应的均值 μ 和方差 σ^2 ;

将 A 、 B 值代入式(5)(6)进行 Kalman 预测候选粒子 s_{i1}^k 。

(2) 根据 Kalman 滤波更新粒子

计算候选粒子的统计直方图以及 Bhattacharyya 系数 ρ ,将其与 ρ_0 进行循环比较,过程如下:

if $\rho > \rho_0$ then $s(x, y)_j = (s(x, y)_{j-1} + s(x, y)_j)/2$;

(3) 检测新位置与原位置的变化情况

if $s(x, y)_j \neq s(x, y)_{j-1}$ then 进行如下操作:

① $s(x, y)_{j-1} = s(x, y)_j$,即用新位置代替原位置;

② 进行 Kalman 更新:将得到的 μ 和 σ^2 作为进化因子代入式(7)(8)获得下一候选粒子,继续迭代;

else 停止迭代。

(4) 抽取新粒子并赋予权值

得到近似服从高斯分布的建议分布,利用 C 通过式(11)抽取样本 S (粒子);

根据式(12)为每个样本赋以权值 ω_k^i 。

(3) For $i = 1, \dots, N$

通过式(13)归一化权值:

END For

4) 重采样

去除权值较小的粒子,保留权值较大的粒子。

5) 重复上述步骤 2)~4),直到车辆离开视频流。

4 实验与分析

为了验证算法的有效性,对 3 个不同环境和不同车辆行驶路线的交通视频流进行跟踪测试,视频流为 avi 格式,其中,一次独立实验的均方误差为

$$RMSE = \left(\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T (\hat{s}(x, y) - s(x, y))^2 \right)^{1/2}$$

图 2—图 4 分别给出了利用本文算法对交通视频中直线行驶、换道行驶和环岛行驶的车辆目标的跟踪结果;图 5 给出了在光照较差环境和存在遮挡等情况下进行车辆目标跟踪的实验结果,其中图 5(a)(b)分别为雪天环境和遮挡环境下不同类型车辆的跟踪结果。图 6—图 8 分别给出了车辆直线行驶、换道行驶和环岛行驶 3 种情况下本文算法与 Kalman 粒子滤波跟踪方法^[16]的比较图,其中图 6—图 8 中的(a)分别为 3 种环境下目标实际轨迹、Kalman 粒子滤波和本文算法跟踪结果的轨迹图,横轴和纵轴分别表示图像的帧数和每一帧所对应的误差值;图 6—图 8 中的(b)分别是 3 种环境下跟踪轨迹图所对应的均方误差(RMSE)值比较图,横轴和纵轴分别表示视频的帧数和每一帧所对应的误差值;图 6—图 8 中的(c)分别是 3 种环境下两种跟踪方法的均方误差(RMSE)曲线比较图,横轴和纵轴分别表示实验的次数和误差值。



图 2 直线行驶视频车辆跟踪情况

Fig.2 Straight driving tracking of video vehicle



图 3 换道行驶视频车辆跟踪情况

Fig.3 Lane changing driving tracking of video vehicle



图 4 环岛行驶视频车辆跟踪情况

Fig.4 Roundabout driving tracking of video vehicle



(a) 光照较差(雪天)情况下对应跟踪结果

(b) 遮挡情况下两车辆跟踪结果

图 5 复杂环境下车辆视频跟踪结果

Fig.5 The trajectory of tracking result under complicated environment

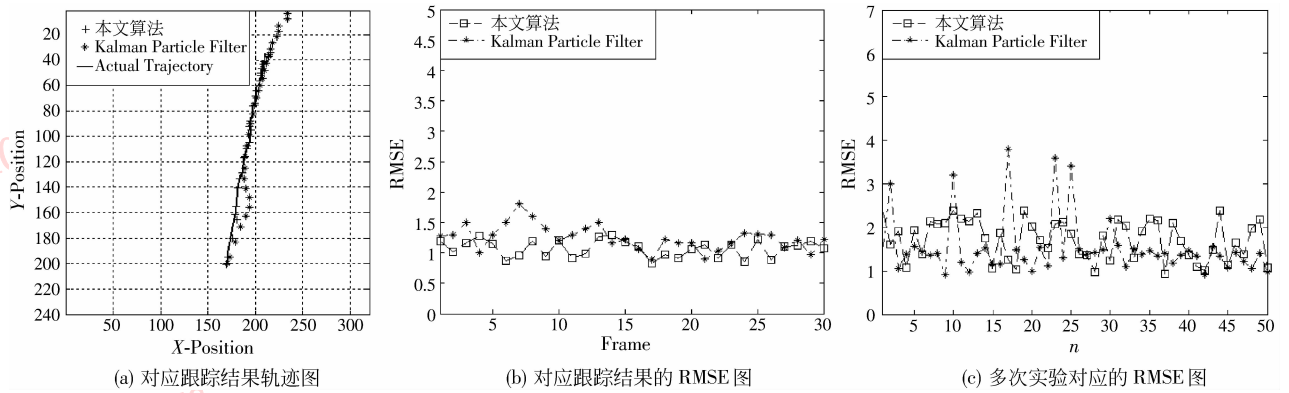


图 6 直线行驶视频车辆情况下本文算法与 Kalman 粒子滤波方法的比较

Fig. 6 The comparison between our approach and Kalman particle filter about straight driving tracking of video vehicle

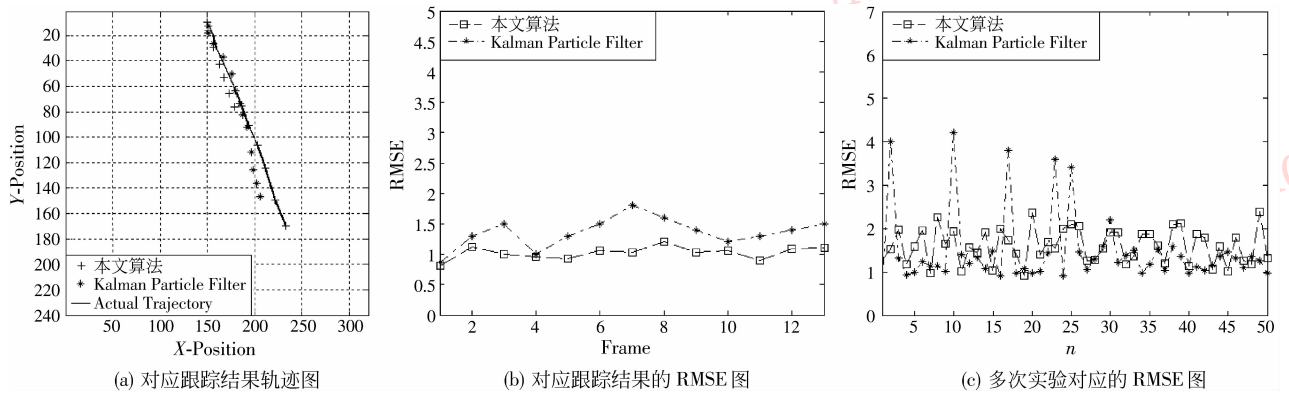


图 7 换道行驶视频车辆情况下本文算法与 Kalman 粒子滤波方法的比较

Fig. 7 The comparison between our approach and Kalman particle filter about lane changing driving tracking of video vehicle

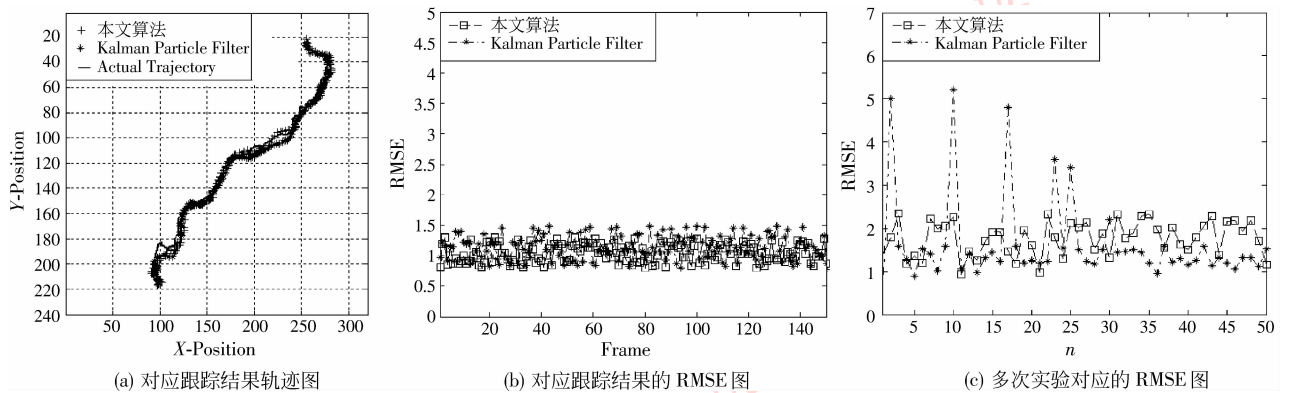


图 8 环岛行驶视频车辆情况下本文算法与 Kalman 粒子滤波方法的比较

Fig. 8 The comparison between our approach and Kalman particle filter about roundabout driving tracking of video vehicle

由上面实验结果可以看出,在不同环境的交通视频中(比如镜头晃动、光线变化、阴影和遮挡等),本文方法可以更准确、有效地捕捉到车辆的跟踪轨迹,均方误差表明了样本的离散程度。此外,在本文

算法跟踪过程中,粒子数可进行调节,对最复杂情况下的路段进行统计如表 1 所示,由统计结果可以看出当粒子数为 30 时,跟踪误差较小,而此后对粒子数的增加对跟踪精度并没有根本性的改善,这样本

文算法对粒子数的选择取 30 为宜。由于该结果是在交通视频背景复杂情况下取得的,所以同样适用于其他情况。

表 1 粒子数目统计表

Tab.1 Statistic of particle number

误差	粒子数					
	10	15	20	25	30	35
水平位置 平均误差	9.543 8	6.958 6	4.375 3	3.501 8	2.562 2	2.186 4
水平位置 最大误差	54.326 1	15.839 0	13.744 0	11.553 4	6.740 1	7.586 5
垂直位置 平均误差	8.528 0	4.584 9	5.665 7	2.961 0	2.783 7	3.079 2
垂直位置 最大误差	21.717 9	12.110 3	17.128 7	12.620 9	7.125 6	7.853 4

5 结 论

在基于目标区域的颜色直方图统计模型基础上,通过 Mean Shift 算法将卡尔曼滤波引用到粒子滤波中对车辆进行跟踪。根据 Bhattacharyya 系数计算均值 μ 和方差 σ^2 以相似性最大为原则使搜索区域沿密度增加最大的方向,移动到区域的最终位置,考虑到粒子滤波的非线性、非高斯性可能导致跟踪过程的不准确性,通过将 Kalman 方法引用到粒子滤波中实现了局部线性滤波,使得在保持跟踪系统整体上的非线性、非高斯性的同时,又兼顾了局部的线性高斯特性,从而保证了车辆跟踪的有效性和精度,即使在环境复杂下,算法也能够较准确地对车辆进行跟踪。

参考文献 (References)

- [1] Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 3(22): 266-280.
- [2] Zhang Bo. Research on visual tracking algorithm based on particle filter [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2007. [张波. 基于粒子滤波的图像跟踪算法研究[D]. 上海:上海交通大学, 2007.]
- [3] Bai Kejia, Liu Weiming. Improved Object Tracking with Particle Filter and Mean Shift [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistics. Piscataway, NJ:IEEE PRESS, 2007:431-435.
- [4] Robert T. Collins. Mean-shift blob tracking through scale space [J]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003, 2: 234-240.
- [5] Zha Yufei, Bi Duyan. An adaptive particle filter for moving objects tracking [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 1(29):92-95. [查宇飞, 毕笃彦. 一种基于粒子滤波的自适应运动目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 1(29):92-95.]
- [6] Kailath T. The divergence and Bhattacharyya distance measures in signal selection [J]. IEEE Transactions on Communication Technology, 1967, 1(15): 52-60.
- [7] Xun Lunhui, Fu Hui. Intelligent Prediction Theory and Methods of Traffic Information[M]. Beijing: Science Press, 2009. [许伦辉, 傅惠. 交通信息智能预测理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.]
- [8] Van Willigenburg L G, De Koning W L. Temporal linear system structure[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2008, 5(53): 1318-1323.
- [9] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian bayesian state estimation [J]. IEE Proceedings on Radar and Signal Processing, 1993, 140(2): 107-113.
- [10] Merwe R, Doucet A, Freitas Nando de, et al. The unscented particle filter [R]. Cambridge, UK: Cambridge University, Engineering Department, 2000.
- [11] Shen C, Anton Van den Hengel, Dick A. Probabilistic multiple cue integration for particle filter based tracking[C]//Proceedings of the VIIth Digital Image Computing Techniques and Applications. Sydney, Australia: Csiro Publishing, 2003: 399-408.
- [12] Doucet A, Godsill S J, Andrieu C. On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3):197-208.
- [13] Maskell S, Gordon N. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [14] Cheng Y. Mean Shift mode seeking and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8):790-799.
- [15] Chen H T, Liu T L. Trust-region methods for real-time tracking [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ:IEEE Press, 2001, 2:717-722.
- [16] Jia Jingping, Wang Qing, Chai Yanmei, et al. Object tracking by multi-degrees of freedom mean shift procedure combined with the Kalman particle filter algorithm[C]//Proceedings of the 2006 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ:IEEE Press, 2006: 3793-3797.