

基于多特征自适应融合的车辆跟踪方法^{*}

李昱辰^{1,2} 李战明^{1,2}

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 甘肃省工业过程先进控制重点实验室, 兰州 730050)

摘要: 提出了一种新的自适应多特征融合跟踪算法。该算法采用多项式近似与中心差分方法实现建议分布函数的优化处理,通过扩展卡尔曼滤波器在采样粒子集中融入最新的量测信息,较好地克服了粒子权重退化问题;同时,为克服乘性与加性融合算法的缺陷,采用自适应多特征融合方法,将目标汽车静态和动态互补特征作为观测信息,在新算法的框架内进行自适应融合跟踪。实验结果表明,该方法有效提升了不同环境下车辆跟踪系统的精确性和鲁棒性。

关键词: 车辆跟踪 多特征融合 有限差分 粒子滤波

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)04-0033-06

Vehicle Tracking Based on Multi-feature Adaptive Fusion

Li Yuchen^{1,2} Li Zhanming^{1,2}

(1. School of Electric Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2. Key Laboratory of Advanced Control of Industrial Processes of Gansu Province, Lanzhou 730050, China)

Abstract: A kind of adaptive multi-feature fusion tracking algorithm was proposed. The proposed algorithm overcame the particle degeneration phenomenon well by using finite-difference extended Kalman filter. The proposal distribution function was optimized. The latest observation information was fused into the suggestion distribution function by using finite-difference extended Kalman filter. Meanwhile, an adaptive multi-feature fusion method was proposed to overcome the defects of the additive fusion and the multiplicative fusion. The proposed method used static and dynamic characteristics as complementary observables in the framework of improved particle filter. Experimental results showed that the proposed method was effective in enhancing the accuracy and robustness of vehicle tracking system in different environments.

Key words: Vehicle tracking Multi-feature fusion Finite-difference Particle filter

引言

为实现不同环境下运动目标的鲁棒跟踪,近年来,研究人员提出了很多跟踪方法^[1~11],其中,基于特征的跟踪方法实时性和鲁棒性较好,应用最为广泛。颜色特征因为对目标的旋转、姿态变化、部分遮挡情况具有很好的鲁棒性,得到了广泛的应用。但是采用单一的颜色特征也存在着很大的缺陷:当背景颜色和目标颜色相近时,或光照条件变化较大时,容易导致跟踪失败。针对这一问

题,文献[2]采用样本车辆车型模板结合尺度不变特征变换(SIFT)作为量测信息进行建模跟踪,并在标准粒子滤波框架内进行跟踪。该方法虽然一定程度上提高了视频车辆跟踪系统的精确性,但是目标模板方法无法适应转弯、上下坡等情况,而且标准粒子滤波算法(Particle filter, PF)因为缺乏最新量测信息的支持,随着跟踪时间的延长,会出现权值退化问题,跟踪精度急剧下降。文献[9]采用颜色特征和局部积分方向特征进行观测建模,并采用分层粒子滤波方法进行融合跟踪,有效地

收稿日期: 2012-04-14 修回日期: 2012-04-29
^{*} 国家自然科学基金资助项目(60964003)和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20106201110003)
作者简介: 李昱辰, 博士生, 主要从事图像识别和智能信息处理研究, E-mail: 35146291@qq.com

提升了不同场景下车辆的跟踪精度,但是该方法也存在两个很大的缺陷:①局部积分特征只能代表目标车辆的部分特征信息,在光照变化较大、部分遮挡或者大部分遮挡等情况下,这种特征效果较差,甚至会丢失目标。②简单的加性融合对后验概率置信度的提升效果较差,而且融合后概率密度的鉴别能力变化较小,没能有效提高融合跟踪的可信度。

本文提出一种新的粒子滤波算法,采用多项式差分近似的有限差分扩展卡尔曼滤波器优化采样粒子集合,削弱权值退化现象;并在新算法的框架内实现目标汽车的颜色与运动边缘特征的自适应融合处理。

1 算法原理

1.1 标准粒子滤波算法

粒子滤波的主要思想是通过一簇赋予相应权值的粒子集合近似目标的后验状态密度,理论上可以表示任意形式的概率分布,摆脱了线性近似和高斯分布的制约,在目标跟踪领域获得了成功的应用^[2-8]。但是标准粒子滤波算法忽略了当前观测值 z_k 的影响,当运动模型噪声很大时,系统预测值将很难与真实情况匹配,导致滤波收敛困难;而当噪声过小时,就会产生滤波过收敛现象,形成“粒子匮乏”。目前,通过寻优技术或滤波方法对抽样函数进行优化,在采样粒子中融入最新的量测信息是一种行之有效的方

1.2 改进粒子滤波算法

在文献[1]的基础上,采用中心差分扩展卡尔曼滤波器对建议分布函数进行优化。

在给定非线性函数 $y=f(x)$,可在 $x=\hat{x}$ 处获取相应的差分展开式为

$$f(x) \approx f(\hat{x}) + f'_{AD}(\hat{x})(x - \hat{x}) + \frac{f''_{AD}(\hat{x})}{2!}(x - \hat{x})^2 \tag{1}$$

$$\begin{cases} f'_{AD}(\hat{x}) = \frac{f(\hat{x} + h) - f(\hat{x} - h)}{2h} \\ f''_{AD}(\hat{x}) = \frac{f(\hat{x} + h) + f(\hat{x} - h) - 2f(\hat{x})}{h^2} \end{cases} \tag{2}$$

式中 h ——区间长度

$f(\hat{x})$ —— $f(x)$ 在 $x=\hat{x}$ 处的取值

$f'_{AD}(\hat{x})$ ——一阶项导数

$\frac{f''_{AD}(\hat{x})}{2!}$ ——二阶项系数

下标 AD 表示差分计算。

在 $x=\hat{x}$ 处进行 Taylor 级数展开,有

$$\begin{aligned} f(x) \approx & f(\hat{x}) + f'_{AD}(\hat{x})(x - \hat{x}) + \frac{f''_{AD}(\hat{x})}{2!}(x - \hat{x})^2 + \\ & \left(\frac{f^{(3)}(\hat{x})}{3!}h^2 + \frac{f^{(5)}(\hat{x})}{5!}h^4 + \dots \right)(x - \hat{x}) + \\ & \left(\frac{f^{(4)}(\hat{x})}{4!}h^2 + \frac{f^{(6)}(\hat{x})}{6!}h^4 + \dots \right)(x - \hat{x})^2 \end{aligned} \tag{3}$$

可以看出,这种差分方法增强了系统的精度阶数,提升了滤波精度,采用该方法对采样粒子进行优化处理并实现最终跟踪的步骤如下:

(1) 系统初始化

$$\hat{\mathbf{x}}_0^{(i)} = E\mathbf{x}_0^{(i)} \tag{4}$$

$$\mathbf{P}_0^{(i)} = E(\mathbf{x}_0^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_0^{(i)})(\mathbf{x}_0^{(i)} - \hat{\mathbf{x}}_0^{(i)})^T \tag{5}$$

$$\mathbf{P}_0^{(i)} = \mathbf{S}_0^{(i)} \mathbf{S}_0^{(i)T} \tag{6}$$

$$\omega_0^{(i)} = 1/N \tag{7}$$

(2) 引进 4 个矩阵的 Cholesky 分解

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \hat{\mathbf{S}}_x \hat{\mathbf{S}}_x^T \quad \mathbf{P}_{k+1/k} = \tilde{\mathbf{S}}_x \tilde{\mathbf{S}}_x^T$$

$$\mathbf{Q} = \mathbf{S}_v \mathbf{S}_v^T \quad \mathbf{R} = \mathbf{S}_w \mathbf{S}_w^T$$

时间更新

$$\mathbf{x}_{k|k-1} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}) \tag{8}$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{S}_x \mathbf{S}_x^T + \mathbf{Q} \tag{9}$$

量测更新

$$\mathbf{y}_{k|k-1} = h(\mathbf{x}_{k|k-1}) = \mathbf{H}\mathbf{x}_{k|k-1} \tag{10}$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1} \tag{11}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{K}(\mathbf{y}_k - \mathbf{y}_{k|k-1}) \tag{12}$$

$$\mathbf{P}_{k/k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}\mathbf{H}) \mathbf{P}_{k/k-1} \tag{13}$$

$$\hat{\mathbf{S}}_{\mathbf{x}(k|k)} = \text{chol}(\mathbf{P}_{k/k})^T \tag{14}$$

采样

$$\mathbf{x}_k^{(i)} \sim q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k}) \approx N(\mathbf{x}_k^{(i)}, \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}) \tag{15}$$

权重

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) p(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_k^{(i)} | \mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:k})} \tag{16}$$

归一化

$$\bar{\omega}_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} \tag{17}$$

(3) 重采样

对于给定的阈值 N_{th} ,如有 $N_{eff} < N_{th}$,则令 $\bar{\omega}_k^{(i)} = 1/N$,利用粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, \bar{\omega}_k^{(i)}, i=1, \dots, N\}$ 进行重采样。

(4) 输出

$$\hat{p}(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(i)}) \tag{18}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^{(i)} \tag{19}$$

$$\mathbf{P}_k = \frac{1}{N_m} \sum_{i=1}^N (\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k^{(i)})^T \tag{20}$$

2 多特征融合跟踪的实现

2.1 跟踪模型

图 1 为多特征融合跟踪系统的总体跟踪框架,采用滤波的方法对目标进行跟踪,首先要建立有效的运动模型和观测模型,采用的模型为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{V}_k \quad (21)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k \quad (22)$$

式中 $\mathbf{A}$ ——系统状态转移矩阵

$\mathbf{V}_k$ ——均值为零高斯白噪声

$\mathbf{H}$ ——观测矩阵 $\mathbf{W}_k$ ——观测噪声

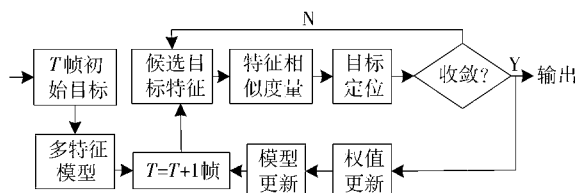


图 1 基于多特征融合跟踪的算法框架

Fig.1 Algorithm frame based on multi-feature fusion tracking

根据采样粒子权值分配方法,本文借鉴 Bhattacharrya 距离的思想,定义似然函数作为系统的观测模型,即

$$p(z_k | x_k^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{l_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (23)$$

式中 l_i ——第 i 个粒子观测值与真实值之间的 Bhattacharrya 距离

σ ——高斯分布的方差

根据该观测模型计算系统状态采样粒子的公式为

$$\omega_k^{(i)} = \omega_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_k^{(i)}) \quad (24)$$

2.2 特征观测

基于特征的滤波跟踪方法因其具有较强的鲁棒性,近年来受到了广泛的关注,其中,颜色特征对遮挡、旋转等复杂情况具有较强的鲁棒性,因此,考虑采用颜色直方图特征和运动边缘特征作为本文的特征观测信息。

2.2.1 颜色直方图特征

对于给定的目标初始位置 $\mathbf{x}_0 = (x_0, y_0)^T$,则在特征搜索空间内第 u 个直方图特征的概率密度可以表示为

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^m K\left(\frac{\|y - x_i\|}{a}\right) \delta(b(x_i) - u) \quad (25)$$

其中
$$C_h = \frac{1}{\sum_i K(\|x_i^*\|)}$$

式中 C_h ——目标特征概率密度的归一化系数,归一化目的是使 $\sum_{u=1}^m p_u(y) = 1$

a ——一个完整目标搜索区域的有效面积

δ ——狄拉克函数

y ——完整搜索区域的中心坐标

m ——整个完整搜索区域的像素个数

$b(x_i)$ ——第 i 个粒子 x_i 位置所对应目标特征的具体函数值

$K(\cdot)$ 为颜色直方图特征的特征权值加权函数,对不同贡献的像素值进行相应的权值分配,其具体定义为

$$K(s) = \begin{cases} 1 - s^2 & (s < 1) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (26)$$

则目标的初始模板为

$$p(y) = \{p_u(y)\}_{u=1,2,\dots,m} \quad (27)$$

采用 Bhattacharrya 距离对模板的匹配程度进行度量,度量公式为

$$d_i = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (28)$$

其中
$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u(y)}$$

则有相应的权值更新公式为

$$\omega_{\text{COLOR}k}^{(i)} = \omega_{\text{COLOR}k-1}^{(i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (29)$$

2.2.2 运动边缘特征

基于信息特征互补的思想,采用运动特征与颜色直方图特征进行融合处理。

给定相邻帧图像 I_k, I_{k-1} ,则差分图像可以计算为

$$\text{diff}_k = |I_k - I_{k-1}| \quad (30)$$

则运动边缘图像 E_k 为

$$E_k = \nabla \text{diff}_k = \left[\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial x} \quad \frac{\partial \text{diff}_k}{\partial y} \right] \quad (31)$$

相应的方向角 θ 可以表示为

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial y}}{\frac{\partial \text{diff}_k}{\partial x}}\right) \quad (32)$$

$\theta \in [0 \sim 2\pi]$,给定量化间距 $\Delta\theta$,则方向编码可以计算为

$$C_{ij} = \begin{cases} \theta_{ij}/\Delta\theta & (|\partial f/\partial y| + |\partial f/\partial x| > T) \\ m & (\text{其他}) \end{cases} \quad (33)$$

则第 u 个方向编码概率为

$$f(u) = \sum \delta(u - c_{ij}) \quad (34)$$

相邻两帧的相似程度通过 Bhattacharrya 距离进行度量,有

$$D_k = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{f_p^{(u)} f_q^{(u)}}} \quad (35)$$

则基于运动边缘特征的似然函数为

$$\omega_{\text{DIFF}_k}^{(i)} = \omega_{\text{DIFF}_{k-1}}^{(i)} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{D_k^2}{2\sigma^2}\right) \quad (36)$$

实验中采用的参数设计为 $T=5$, 方向量化为 16 个。

2.3 自适应融合方法的实现

融合规则是当前融合跟踪领域的研究热点, 针对当前乘性融合和加性融合缺陷^[7], 借鉴文献^[7]的思想, 提出了一种不确定性自适应融合规则。根据前面的特征观测信息, 则有归一化的权值为

$$\omega_{di} = \omega_{\text{COLOR}_k}^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_{\text{COLOR}_k}^{(i)} \quad (37)$$

$$\omega_{Di} = \omega_{\text{DIFF}_k}^{(i)} / \sum_{i=1}^N \omega_{\text{DIFF}_k}^{(i)} \quad (38)$$

融合后的权值为

$$\omega_i = \frac{\omega_{di}\omega_{Di} + \beta^{(1)}\omega_{di} + \beta^{(2)}\omega_{Di} + \beta^{(1)}\beta^{(2)}}{(1 + \beta^{(1)})(1 + \beta^{(2)})} \quad (39)$$

$\beta^{(1)}$ 、 $\beta^{(2)}$ 分别为两种特征权值归一化的自适应调整因子, 其中不确定度自适应调整因子 $\beta^{(i)}$ 的具体计算方法为

$$\beta_{t+1}^{(i)} = \sigma_i H(p_t^{(i)}) \quad (40)$$

式中 $\sigma_i = \text{tr}\Sigma$, 是在 t 时刻所有采样粒子的空间位置方差值, 表示采样粒子的空间分布的分散程度。 Σ 表示不同位置的两个粒子所代表的位置误差的协方差举证, σ_i 越大, 采样粒子的位置空间越分散。 $H(p_t^{(i)})$ 是时刻 t 第 i 中特征值的粒子观测概率值的信息熵, 代表了观测概率值在粒子上的分散程度。

$$H(p^{(i)}) = - \sum_{j=1}^N (p(z^{(i)} | x_j) \ln p(z^{(i)} | x_j)) \quad (41)$$

其中, $p(z^{(i)} | x_j)$ 表示第 i 种特征值在第 j 个采样粒子下的观测概率值。 $H(p^{(i)})$ 的大小反映了系统状态在相应特征观测值下采样粒子的分布均匀程度。

3 实验

为验证本文算法的有效性, 对高速公路上高速运行的汽车进行了两组运动汽车跟踪实验。第 1 组实验主要是在高速直路行驶无遮挡、高速直路行驶有遮挡以及慢速转弯行驶 3 种情况下, 分别采用文献^[2]和文献^[9]以及本文方法进行运动车辆的跟踪实验, 并将 3 种方法的输出结果进行了比较; 第 2 组实验是在夜晚情况下, 采用本文方法对高速直路行驶和慢速转弯行驶两种情况下的多个车辆进行同时跟踪。实验中选择直路和弯路的跟踪路段如图 2 和图 3 所示, 直路段的车辆处于高速运行状态, 而转弯路段的车辆速度相对较低。本次实验中, 采用均值估计器对目标状态进行估计, 其表达式有

$$\hat{x}_t = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_t^j \quad (42)$$

跟踪结果的均方误差根为

$$R_{\text{MSE}} = \left[\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{x}_t - x_t)^2 \right]^{1/2} \quad (43)$$

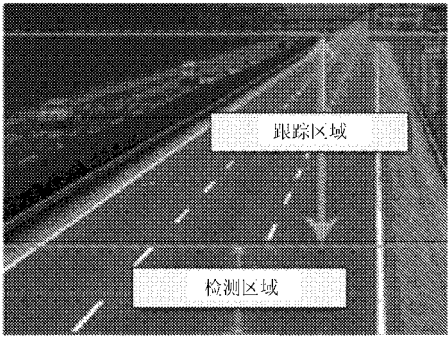


图 2 直路跟踪实验区域

Fig. 2 Experiment area of straight road tracking

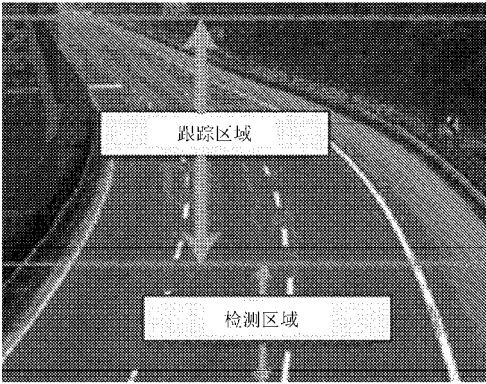


图 3 弯路跟踪实验区域

Fig. 3 Experiment area of curve road tracking

第 1 组实验: 为比较本文方法与文献^[2]、^[9]所采用的方法的实际跟踪效果, 本组实验分别对高速直路行驶 (车速 $v \geq 60 \text{ km/h}$) 与转弯慢速行驶 (车速 $v \leq 40 \text{ km/h}$) 情况下的行驶车辆进行了实际的跟踪实验, 并对高速行驶情况下的抗遮挡情况进行了验证。3 种方法的输出结果如图 4~9 所示。

由图 4~9 可看出, 在车速为 78 km/h 时, 3 种方法在 3 种情况下都可以有效的跟踪目标车辆, 其中文献^[2]方法跟踪的误差较大, 特别是在距离较大和出现遮挡的情况下, 文献^[2]的方法不能自适应调整被跟踪目标的区域大小, 导致跟踪精度下降, 而文献^[9]和本文方法均表现出了较高的鲁棒性和精确性。由 3 种情况下的均方误差跟曲线可以看出, 本文方法始终保持着较高的跟踪精度。

第 2 组实验: 为检验本文算法对不同环境的适应程度, 在该组实验中采用本文方法对夜晚情况下的高速 (车速 $v = 60 \text{ km/h}$) 直路行驶和慢速 (车速 $v = 30 \text{ km/h}$) 弯路转弯两种情况下的多个车辆进行同时跟踪, 输出结果如图 10、11 所示。可以看出, 本文方法在夜晚情况下对多个目标车辆仍然可以保持较好的跟踪状态, 由于光线变差的原因, 当目标车辆

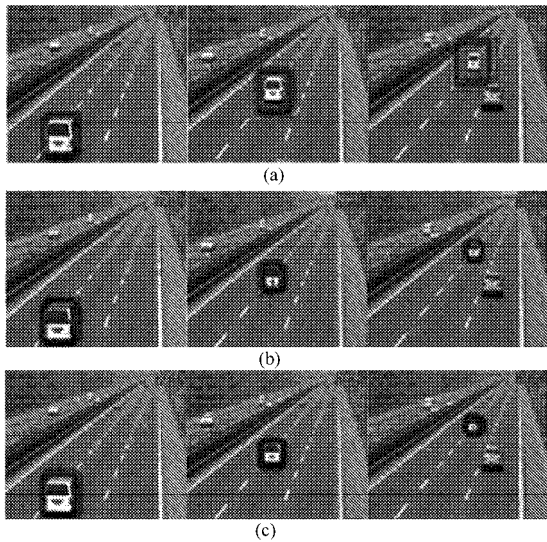


图 4 高速($v = 78 \text{ km/h}$)直路无遮挡时跟踪效果
Fig.4 Tracking results of high speed on straight road
(a) 文献[2]方法 (b) 文献[9]方法 (c) 本文方法

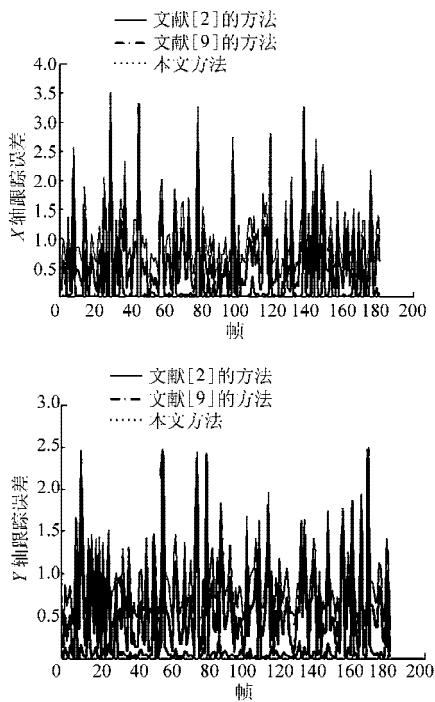


图 5 高速直路无遮挡时跟踪均方误差根曲线

Fig.5 RMSE curves of high speed without shutter on straight road

行驶距离较远的时候,目标的分辨效果变差,但是仍然满足有效跟踪的需求。

4 结束语

针对不同复杂场景下的车辆跟踪问题,本文提出了一种多特征自适应融合跟踪方法。通过中心差分 and 多项式逼近方法对扩展卡尔曼滤波器进行修正,并采用修正后的滤波器优化采样粒子集,有效提

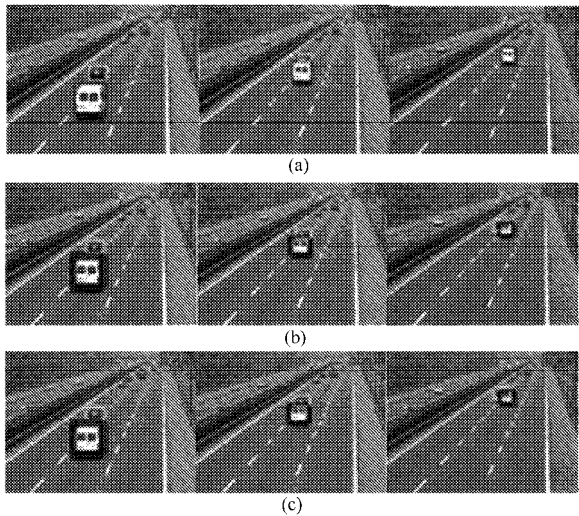


图 6 高速($v = 78 \text{ km/h}$)直路有遮挡时跟踪效果
Fig.6 Tracking results of high speed with shutter on straight road

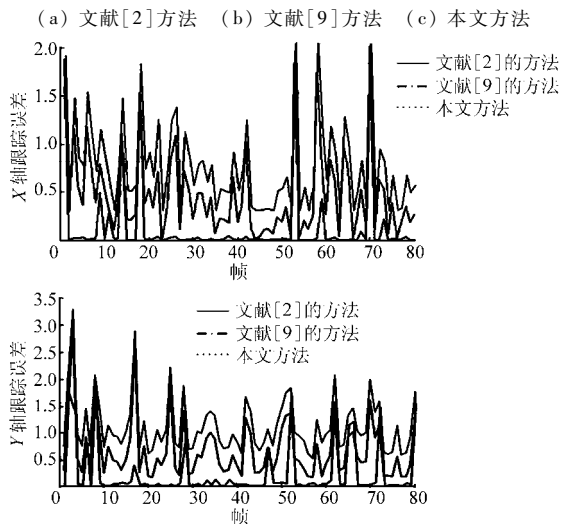


图 7 高速直路有遮挡时跟踪均方误差根曲线
Fig.7 RMSE curves of high speed with shutter on straight road

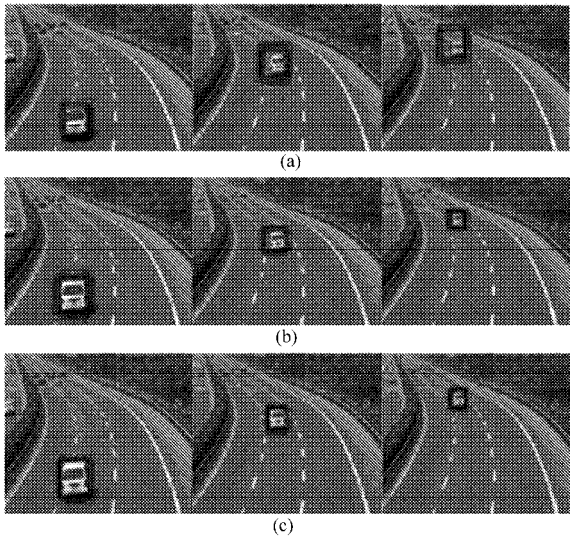


图 8 慢速($v = 35 \text{ km/h}$)弯路时跟踪效果
Fig.8 Tracking results of slow speed on curve road
(a) 文献[2]方法 (b) 文献[9]方法 (c) 本文方法

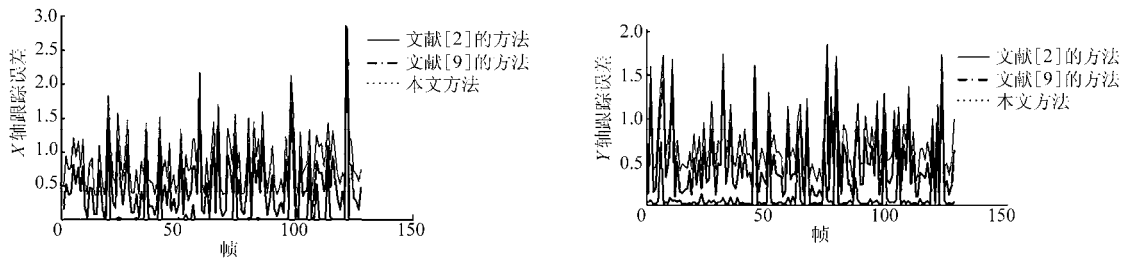


图 9 慢速弯路时跟踪均方误差根曲线

Fig.9 RMSE curves of slow speed on curve road

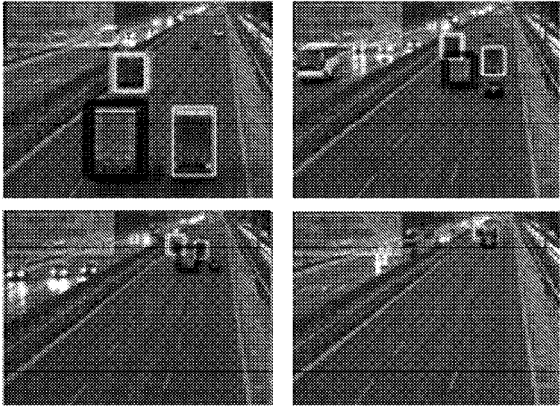


图 10 夜晚高速($v=60\text{ km/h}$)直路本文方法跟踪效果
Fig.10 Tracking result of high speed on straight road in night with proposed method

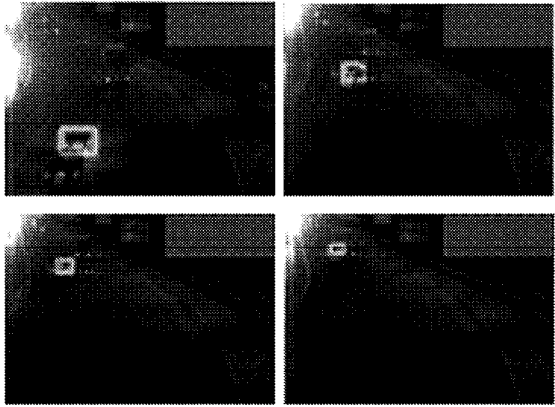


图 11 夜晚慢速($v=30\text{ km/h}$)转弯本文方法跟踪结果
Fig.11 Tracking result of slow speed on curve road in night with proposed method

升了采样精度。在新滤波器的框架内采用多特征自适应融合的方法有效提升了跟踪系统的精度和抗干

扰能力。实验结果表明本文方法在复杂环境中具有很好的跟踪效果。

参 考 文 献

1 巫春玲,韩崇昭. 用于弹道目标跟踪的有限差分扩展卡尔曼滤波算法[J]. 西安交通大学学报,2008,42(2):143~146.
Wu Chunling, Han Chongzhao. Finite-difference extended Kalman filter algorithm for ballistic target tracking[J]. Journal of Xi'an Jiao Tong University, 2008, 42(2):143~146. (in Chinese)

2 高韬,刘正光,岳士宏,等. 用于智能交通的运动车辆跟踪算法[J]. 中国公路学报,2010,23(3):89~94.
Gao Tao, Liu Zhengguang, Yue Shihong, et al. Moving vehicle tracking algorithm used for intelligent traffic[J]. China Journal of Highway and Transport,2010,23(3):89~94. (in Chinese)

3 林菜,赵又群,徐朔南. 基于粒子滤波算法的汽车状态估计技术[J]. 农业机械学报,2011,42(2):23~28.
Lin Fen, Zhao Youqun, Xu Shuonan. Vehicle states estimation technology based on particle filter algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2011,42(2):23~28. (in Chinese)

4 Doucet A, Godsill S J, Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000,10(3):197~208.

5 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004,92(3):401~422.

6 杨璐,李明,张鹏. 一种新的改进粒子滤波算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2010,37(5):862~865.

7 顾鑫,王海涛,汪凌峰,等. 基于不确定性度量的多特征融合跟踪[J]. 自动化学报,2011,37(5):550~559.
Gu Xin, Wang Haitao, Wang Lingfeng, et al. Fusing multiple features for object tracking based on uncertainty measurement[J]. Acta Automatica Sinica, 2011,37(5):550~559. (in Chinese)

8 高越,赵丹培,姜志国. 复杂环境下的鲁棒目标跟踪方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(5):817~822.
Gao Yue, Zhao Danpei, Jiang Zhiguo. Robust tracking under complex environments[J]. Journal of Computer-aided Design and Computer Graphics, 2010, 22(5):817~822. (in Chinese)

9 Qi Wei, Zhang Xiong, Li Chao, et al. A robust approach for multiple vehicles tracking using layered particle filter[J]. AEU-international Journal of Electronics and Communications, 2011,65(7):609~618.

10 王书朋,姬红兵. 用于目标跟踪的自适应粒子滤波算法[J]. 系统仿真学报,2010,22(3):630~633.

11 李远征,卢朝阳,高全学,等. 基于多特征融合均值迁移粒子滤波跟踪算法[J]. 电子与信息学报,2010,32(2):411~415.