

# 复杂动态场景下运动目标跟踪的卡尔曼粒子滤波方法

廖逸琪 任侃 顾国华 钱惟贤 徐富元

南京理工大学电光学院, 江苏 南京 210094

**摘要** 针对复杂动态场景中粒子滤波算法跟踪目标时稳定性不高且易受背景噪声影响的特点,提出了改进的卡尔曼粒子滤波(KPF)目标跟踪算法。利用卡尔曼嵌入粒子滤波的方法对粒子滤波预测的状态值进行二次预测,并且利用二次采样技术增强粒子的丰富度,从而在一定程度上消除背景噪声的影响。同时为了满足卡尔曼滤波对线性运动的要求以及消除背景快速变化对跟踪精度的影响,采用灰度投影算法计算背景偏移从而进行运动补偿。实验结果表明,改进的卡尔曼粒子滤波跟踪算法在复杂动态场景中可以有效地跟踪运动目标,证明提出的KPF算法精度高、稳健性强、实时性好。

**关键词** 图像处理;目标跟踪;灰度投影算法;卡尔曼算法;粒子滤波;稳健性

**中图分类号** TP91.4 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/LOP51.091001

## Kalman Particle Filter Algorithm for Moving Target Tracking Based on the Complex Dynamic Scene

Liao Yiqi Ren Kan Gu Guohua Qian Weixian Xu Fuyuan

*School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology,  
Nanjing, Jiangsu 210094, China*

**Abstract** Aiming at the unstable characteristics of the particle filter algorithm which is easily affected by background noise in complex dynamic scene while it is tracking target, an improved Kalman particle filter (KPF) target-tracking algorithm is put forward. The method of using embedded Kalman particle filter is used to predict the predicted status value of particle filter secondarily. And the secondary sampling technique is used to enhance particle richness, and thus eliminates the influence of background noise to a certain extent. Besides in order to meet the requirements of Kalman on linear motion and to eliminate the effect of rapid background change on tracking accuracy, the gray projection algorithm is promoted to calculate the background migration for motion compensation. The experiment results show that the improved Kalman particle filter algorithm can effectively track the moving object in the complex dynamic scene, which proves that the proposed KPF algorithm has high precision, strong robustness and good real-time performance.

**Key words** image processing; target-tracking; gray projection algorithm; Kalman filter algorithm; particle filter; robustness

**OCIS codes** 100.2000; 100.2960; 100.4999

## 1 引言

针对运动目标的跟踪, Schmidt提出了卡尔曼滤波方法<sup>[1]</sup>,采用线性递归滤波的方法进行状态预测,但是仅适用于线性目标跟踪<sup>[2]</sup>; Fukunaga提出了均值偏移理论<sup>[3]</sup>,它采用核函数直方图对目标建模,对运动目标部分遮挡、目标的旋转、变形以及背景运动都不敏感,但是针对尺度变化的目标或者严重遮挡的目标,在模型更新方面有所不足,同时难以跟踪高速目标。相比上述两种方法,粒子滤波(PF)能够更好地解决非线性、

收稿日期: 2014-04-04; 收到修改稿日期: 2014-04-25; 网络出版日期: 2014-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(61271332)、总装预先研究基金(40405050303)、江苏省“六大人才高峰”支持计划(2010-DZXX-022)、江苏省基础研究计划青年基金(BK20130769)

作者简介: 廖逸琪(1990—),女,硕士研究生,主要从事运动检测和跟踪方面的研究。E-mail: 124486064@qq.com

导师简介: 任侃(1983—),男,讲师,主要从事图像与视频处理、内容检索、人机交互界面设计和用户体验方面的研究。

E-mail: k.ren@njust.edu.cn

非高斯运动目标跟踪问题,同时能解决目标部分遮挡的问题<sup>[4]</sup>。但是在复杂场景中粒子滤波易受背景噪声影响,并且在遮挡严重的情况下容易丢失目标,因此针对粒子滤波的缺点,学者们提出了粒子滤波的改进算法,如不敏卡尔曼粒子滤波(UKF)<sup>[5]</sup>、衰减记忆无味粒子滤波(MAUPF)<sup>[6]</sup>或者特征融合粒子滤波<sup>[7]</sup>等算法,均是在粒子基础上对重要函数或者采样方式进行修正,虽然跟踪效果在特定场景中较好,但是算法复杂度普遍较高。

此外,针对复杂场景中的目标跟踪,国内科研人员近年提出了几种新的方法。文献[8-9]提出了通过自适应模板更新并查找对比的方式进行目标跟踪,在目标尺寸变化或者局部遮挡的时候有一定效果;文献[10]针对复杂红外背景提出新的目标跟踪方法,主要以形态学滤波结合卡尔曼方法进行目标跟踪,在一定程度上较适用于红外复杂场景中目标的跟踪。

上述的一系列方法对复杂场景中的目标具有一定的跟踪效果,但是有些仅适用于线性目标跟踪,有些复杂度太高,另外,如果在场景动态变化较大时,上述方法都难以解决场景变化带来的误差累加问题。针对复杂动态场景下目标跟踪的不稳定性,本文提出了卡尔粒子滤波(KPF)算法,通过灰度投影算法<sup>[11]</sup>快速实现图像粗配准,消除背景快速变化影响的同时将目标运动线性化,然后利用粒子滤波算法和卡尔曼算法融合的方式得到新的粒子来跟踪目标,最后可以有效实现复杂动态场景中运动目标的稳健跟踪。

## 2 粒子滤波算法原理

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法的滤波方法,近年来成为非线性非高斯条件下非常有效的目标跟踪工具。粒子滤波的主要思想是利用蒙特卡罗方法从状态的后验概率密度函数  $p(x_{0:k}|z_{1:k})$  中抽取  $N$  个独立同分布的样本  $\{x_{0:k}^i, i=1, \dots, N\}$ , 在  $k$  时刻状态的后验概率密度(PDF)可以用经验分布逼近为

$$\hat{p}(x_{0:k}|z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta[x_{0:k} - x_{0:k}^i], \quad (1)$$

式中  $\delta$  为克罗内克函数,  $x_{0:k}$  是  $0$  到  $k$  帧图像中目标的状态值,然而通常状态的 PDF 是未知的,这时要从一个容易采样的重要性分布函数  $q(x_{0:k}|z_{1:k-1})$  中独立抽取  $N$  个样本  $\{x_{0:k}^i, i=1, \dots, N\}$ , 状态的 PDF 逼近为

$$\begin{cases} \hat{p}(x_{0:k}|z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{w}_k^i \delta[x_{0:k} - x_{0:k}^i] \\ \hat{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $w_k(x_{0:k}) = \frac{p(z_{1:k}|x_{0:k})p(x_{0:k})}{q(x_{0:k}|z_{1:k})}$  称为重要性权值,  $q$  为重要性分布函数。 $k$  时刻的系统状态估计为  $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$ 。

同时,针对粒子滤波采样过程粒子退化现象, Gordon 提出了重采样思想,有效地提高了粒子滤波的跟踪精度。

## 3 KPF 算法的实现

在传统的粒子滤波算法基础上进行改进,首先利用灰度投影法进行图像粗配准,消除背景变化过快对跟踪精度的影响,同时可以将相邻目标运动的状态拟线性化。然后将卡尔曼算法嵌入粒子滤波算法,在粒子滤波获得预测值后利用卡尔曼算法将拟线性化的目标运动进行二次预测,获得更为精确的目标位置。对传统粒子滤波的采样技术进行改进,在卡尔曼算法计算到目标的准确位置后再次进行二次粒子采样,然后与粒子滤波产生的一次转移粒子进行比较统计且选取权重大的粒子进行重采样,这种方法增加了粒子多样性,提高了算法精度。算法具体流程图如图 1 所示。

### 3.1 灰度投影法进行图像配准

当相邻两帧图像背景变化不大时,采用传统粒子滤波跟踪算法可以较好跟踪目标;但是在利用转动平台拍摄高速运动目标时,为了保证目标在镜头内的可获取性,平台也要对应进行高速运动,因此背景变化较快。此时若不考虑背景的运动速度而直接利用目标的先验运动速度来估计最新一帧的目标状态,则容易产生误差叠加,并且随着背景的不断快速变化会导致目标跟踪的不稳定性。为了更准确地进行目标跟踪,对

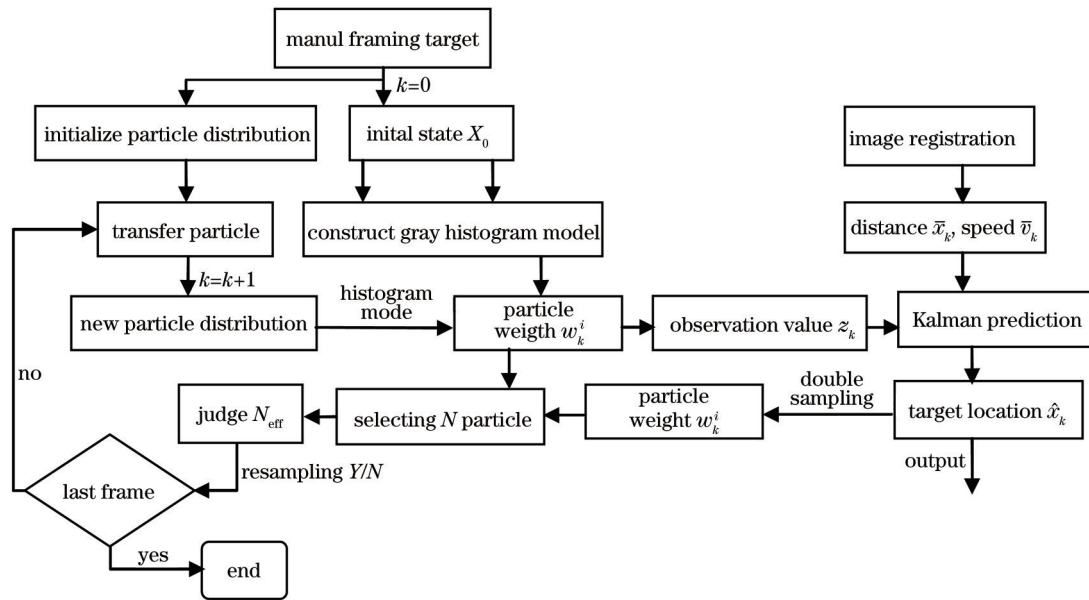


图1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of the algorithm

图像进行跟踪之前都对相邻两帧图像进行粗配准,通过灰度投影法快速计算背景位移,从而消除背景剧烈运动带来的影响;同时灰度投影法消除背景运动影响后目标运动可以在相邻两帧之间拟线性化,便于后续卡尔曼处理。

灰度投影就是将每一帧  $M \times N$  图像的二维灰度信息映射成 2 个独立的一维投影序列。计算公式为

$$\begin{cases} G_k(x) = \sum_{y=1}^N G_k(x, y) \\ G_k(y) = \sum_{x=1}^M G_k(x, y) \end{cases}, \quad (3)$$

式中  $G_k(x)$  和  $G_k(y)$  分别为水平方向和垂直方向的投影量,  $G_k(x, y)$  表示第  $k$  帧图像。再利用相关公式

$$C(i) = \sum_{j=1}^{N-2L} [G_k(i+j) - G_r(L+j)]^2, \quad 1 \leq i \leq 2L, \quad (4)$$

式中  $C(i)$  为互相关值,  $G_k(i+j)$  和  $G_r(L+j)$  分别为第  $k$  帧和第  $r$  帧图像的投影向量。利用(4)式可以求得相邻两帧图像的水平或垂直的位移矢量。具体流程如下:

Input: 相邻两帧图像  $I_1, I_2$

Output: 水平位移矢量  $\Delta x$  或垂直位移矢量  $\Delta y$

For  $i=0$  to  $N$

对图像 1 和图像 2 进行行投影分别得到  $G^1(x)$  和  $G^2(x)$

对  $G^1(x)$  和  $G^2(x)$  进行正弦函数滤波

End

For  $i=0$  to  $M$

对图像 1 和图像 2 进行列投影分别得到  $G^1(y)$  和  $G^2(y)$

对  $G^1(y)$  和  $G^2(y)$  进行正弦函数滤波

End

初始化  $L=20, C_r=0, C_c=0$

While 未获取  $C_r$  与  $C_c$  极值 do

For  $i=1:2L$

For  $j=1:N-2L$

计算  $C_r(i)$  和  $C_c(i)$  [(4)式]

End

End

寻找  $C_r$  与  $C_c$  极值。

End

根据上述流程,如图2所示,求得相邻两帧图像的水平位移为  $\Delta x$ 。然后将后一帧图像像素向位移矢量的相反方向移动相应大小的像素距离,从而成功补偿消除了图像序列背景的运动,将相邻两帧图像目标转换到同一坐标系中并且可以将目标运动拟线性化。

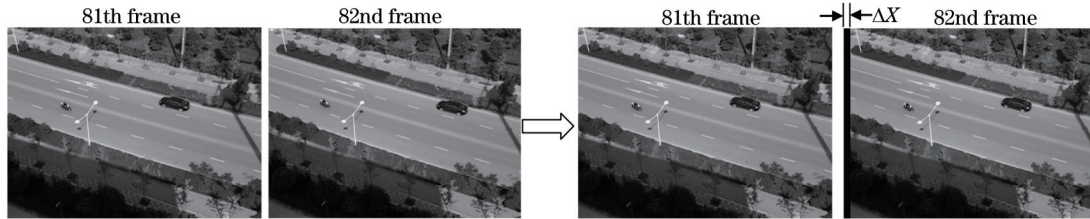


图2 图像补偿预处理

Fig.2 Pretreatment by image compensation

### 3.2 目标跟踪的实现

在传统的粒子滤波算法中常采用一阶AR动态模型进行粒子传播:  $x_t = Ax_{t-1} + B\omega_{t-1}$ , 式中  $x_t$  为目标在  $t$  时刻的状态,  $\omega_{t-1}$  为归一化的随机数噪声量,  $A, B$  为常数。根据AR动态模型可知粒子传播需要同时知道确定性位移部分  $Ax_{t-1}$  和不确定性位移部分  $B\omega_{t-1}$ 。

在复杂场景中,目标运动状态难以预先估计,并且会出现遮挡的问题,会影响对粒子转移确定性位移的获取,因此采用适应性更好的粒子滤波算法对目标进行跟踪。在本文中,由于预先消除了背景运动的影响,可以近似将相邻两帧之间的运动看成线性运动,将最优提议分布线性化,选取高斯分布作为次最优提议分布。

利用粒子滤波一阶AR模型进行状态转移后得到观测值  $z_k$ , 由于状态预测存在误差,考虑到卡尔曼滤波能良好地预测线性高斯分布运动,所以利用卡尔曼滤波进行二次预测。首先利用卡尔曼预测公式  $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1}$  ( $A$  表示相邻帧间的状态转移矩阵)预测系统状态  $\hat{x}_k$ , 然后将观测值  $z_k$  与系统状态  $\hat{x}_k$  代入卡尔曼最优化公式  $\hat{x}_k = \hat{x}_k + G_k(z_k - H\hat{x}_k)$ 。由于传统的粒子滤波没有考虑观测值,会产生较差的先验值,而本文充分利用最新的观测值  $z_k$ , 通过卡尔曼滤波求取最优预测值  $\hat{x}_k$ , 增强了粒子群的有效性。

传统粒子滤波存在粒子退化的现象,重采样技术虽然在一定程度上能解决退化现象,但是无法从根本上提升粒子的权重,粒子总体有效度降低。本文提出一种增强粒子丰富度的方法:在第一次粒子滤波转移后获得的粒子群数量为  $N$ ; 在第二次卡尔曼算法对目标状态进行最优化预测后,利用离散正态分布  $N(u, p)$  求取新的粒子群,数量为  $N$ 。将  $2N$  个粒子根据颜色直方图求取的权重值进行对比,同时计算粒子间的空间距离  $d = \sqrt{dx^2 + dy^2}$ ,  $dx$  和  $dy$  分别代表粒子间横向和纵向的坐标差,若  $d < d_{thred}$ , 则判断两粒子为重合粒子,反之则分开处理。最后通过比较可得  $N$  个较稳定,权重较大的粒子,解决了粒子退化的现象。

目标跟踪过程的具体步骤如下:

1) 在第  $k=1$  帧图像上手动选取目标区域,将目标的中心位置设为初始状态  $x_0$ 。根据目标区域的颜色分布,统计目标的颜色直方图信息

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^m K \left( \left\| \frac{y - x_i}{h} \right\| \right) \delta[b(x_i) - u], \quad (5)$$

式中  $K \left( \left\| \frac{y - x_i}{h} \right\| \right)$  为核函数,  $C_h$  为归一化参数,  $h$  为带宽,  $\delta[b(x_i) - u]$  为权值。然后在区域内均匀选取数量为  $N$  的粒子,粒子初始权值均为  $1/N$ ;

2) 在第  $k(k \geq 2)$  帧图像时,先对第  $k$  帧和第  $k-1$  帧图像利用灰度投影法计算出相位偏移后进行图像补偿,将两帧图像的坐标转换到一个坐标系中,然后采用一阶AR模型对粒子的状态进行传播,利用第  $k-1$  帧的  $N$



个粒子得到第  $k$  帧图像新的粒子状态  $x_k^i$ ,  $x_k^i$  表示第  $k$  帧图像的第  $i$  个粒子状态。其中, AR 模型传播式为  $x_k^i = Ax_{k-1}^i + v_k^i$ , 式中  $A$  为 4 阶单位阵,  $v_k^i$  为高斯白噪声;

3) 根据步骤 2) 中得到的第  $k$  帧图像上的预测粒子信息, 在每个粒子周围选取同目标区域大小相同的区域, 计算各个粒子的颜色直方图信息。然后计算粒子的颜色直方图与目标的颜色直方图的 Bhattacharyya 距离  $d(y)$ 。再计算每个粒子的权重, 计算公式为

$$w_k^i \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{d(y)}{2\sigma^2}\right], \quad (6)$$

式中  $\sigma$  为观测值的标准差。再将权值归一化, 计算得到当前的观测值  $z_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$ ;

4) 利用第  $k$  帧图像得到的观测值  $z_k$  和第  $k-1$  帧图像得到的观测值  $z_{k-1}$  可以求得目标的相对位移  $\bar{s}_k = z_k - z_{k-1}$ , 除去帧频可求得目标的运动速度  $\bar{v}_k$ , 目标的运动速度  $\bar{v}_k$  每次都实时更新。将  $z_k$ 、 $x_{k-1}$  和  $\bar{v}_k$  代入卡尔曼预测与最优化公式中, 得到目标的新状态值  $\hat{x}_k$  及协方差  $P_k$ , 然后以  $\hat{x}_k$  为中心在目标周围用线框出目标;

5) 利用步骤 4) 中得到的目标状态值  $\hat{x}_k$  和协方差  $P_k$ , 采用离散正态分布方式在  $\hat{x}_k$  周围进行新的粒子采样, 采样粒子数为  $N$ , 然后计算新粒子的颜色直方图与目标颜色直方图的 Bhattacharyya 距离  $d(y)$ , 并计算新的粒子权重  $w_k^i \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{d(y)}{2\sigma^2}\right]$ ;

6) 将步骤 2) 得到的粒子和步骤 5) 得到的新采样粒子的权重  $w_k^i$  和  $\hat{w}_k^i$  进行大小比较, 选取其中权值大且不重复的  $N$  个粒子作为最新粒子, 并选取它们对应的权重作为新的权重  $w_k^i$ ;

7) 计算有效粒子数  $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^2$ , 并判断是否小于所设阈值, 若小于阈值则对步骤 6) 中求得的  $N$  个新的粒子进行重采样, 粒子的权重重新设为  $1/N$ , 且作为下一帧预测的起始粒子; 若大于阈值粒子维持不变。转到步骤 2)。

## 4 仿真结果分析

实验平台为 Intel Core 2 Duo CPU, 主频为 2.1 GHz, 在该平台上使用 Matlab 进行仿真实验。

为了验证本文二次采样方法的效果即采样粒子的有效性, 本文用变量均方根误差 (RMSE,  $E_{\text{RMS}}$ ) 来表示粒子与目标实际中心位置距离的均方根累加和:

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_k - x_k^i)^2}, \quad (7)$$

式中  $x_k$  为目标在第  $k$  帧的实际位置,  $x_k^i$  为第  $k$  帧第  $i$  个粒子的位置。同时计算粒子与实际目标位置之间的距离大小  $D$ , 然后与阈值  $D_{\text{thred}}$  比较大小来统计有效粒子总数。

表 1 算法数据对比表

Table 1 Comparison of the algorithm data

Algorithm	Number of particle	Valid number	$E_{\text{RMS}}$
PF	200	70.374	6.893
KPF	200	98.527	4.221

以室外一组复杂动态场景视频为例, 取其中 100 帧视频进行统计数据。由表 1 分析可知, 当粒子数  $N$  为 200 时, KPF 算法平均有效粒子数明显多于 PF 算法, 并且 KPF 算法的  $E_{\text{RMS}}$  值也明显小于 PF 算法, 证明本文采用的二次采样粒子方法效果较好。

为了验证本文 KPF 算法的准确性, 对两组视频进行测试和显示, 通过对比 KPF 算法与 PF 算法来验证本文算法在目标跟踪过程中的效果。

视频一是对背景变化比较大且部分路径有大噪声影响的复杂场景进行目标跟踪的视频图像,采集大小为  $480 \text{ pixel} \times 640 \text{ pixel}$ ,帧频为  $20 \text{ frame/s}$ ,设粒子数  $N$  为 200,取其中第 160 帧、200 帧和 220 帧为例进行分析。图 3 对 PF 算法和 KPF 算法分别进行了比较,从图中可以观测到从 160 帧到 200 帧及 200 帧到 220 帧背景变化较大,采用传统粒子滤波 PF 算法时,若以第 160 帧为起始开始跟踪图中摩托车,随着背景的快速变化,产生的跟踪误差逐渐累加,由于第 160 帧和 200 帧之间没有明显的背景噪声的影响,所以 PF 算法在 200 帧时能框住部分目标,还没有完全丢失目标。而在 220 帧时由于电线杆遮挡过大的影响产生噪声叠加,PF 算法彻底跟丢目标,并且在后面会不断发散,目标难以锁定。这主要是由于当背景动态变化比较快时,传统粒子滤波跟踪目标稳定性不好,容易受到背景噪声的干扰,误差会随着跟踪的进行不断累加,所以在遮挡时间较长或相关大噪声影响下,后续跟踪效果较差,无法满足稳健跟踪的要求;通过图 3 可以看出,本文提出的 KPF 算法在背景变化较快时虽然不能完全框住目标,但是由于利用灰度投影法消除了背景变化带来的部分影响,所以相比 PF 算法已经能够较精确地计算出运动目标的位置,而且在遮挡的情况下仍然能跟紧目标。

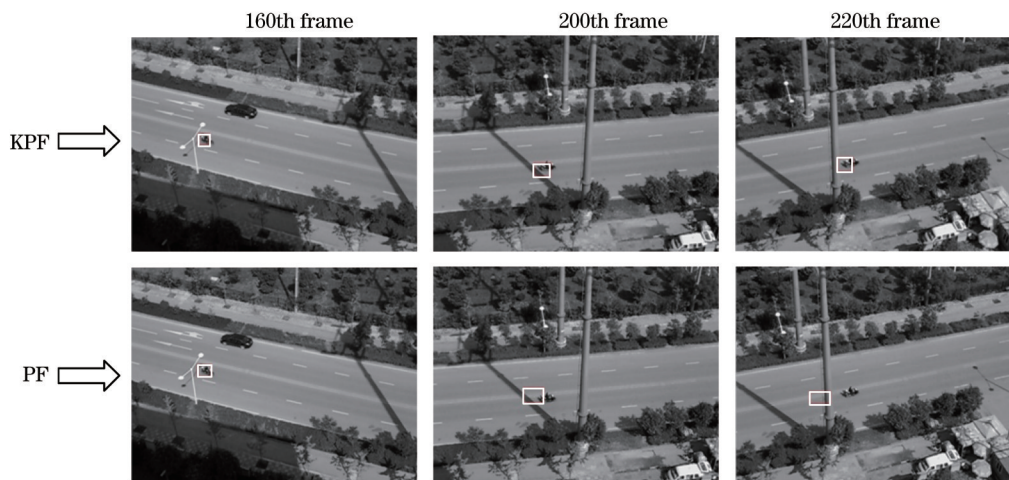


图3 PF算法与KPF算法比较

Fig.3 Comparison of PF algorithm and KPF algorithm

视频二是对背景不断变化且比较复杂的场景进行目标跟踪的视频图像,采集大小为  $640 \text{ pixel} \times 480 \text{ pixel}$ ,帧频为  $20 \text{ frame/s}$ ,取粒子数  $N$  为 200。从视频的第 130 帧开始每隔 20 帧截取图像观测目标跟踪效果。图 4 为 KPF 算法复杂动态跟踪场景中的跟踪效果图,在第 130 帧的时候由于目标车辆周围干扰较少,所以能够准确地框出目标的位置;在第 150 帧中目标车辆经过其他汽车以及第 170 帧中经过树尖的部分遮挡时,目标还能够准

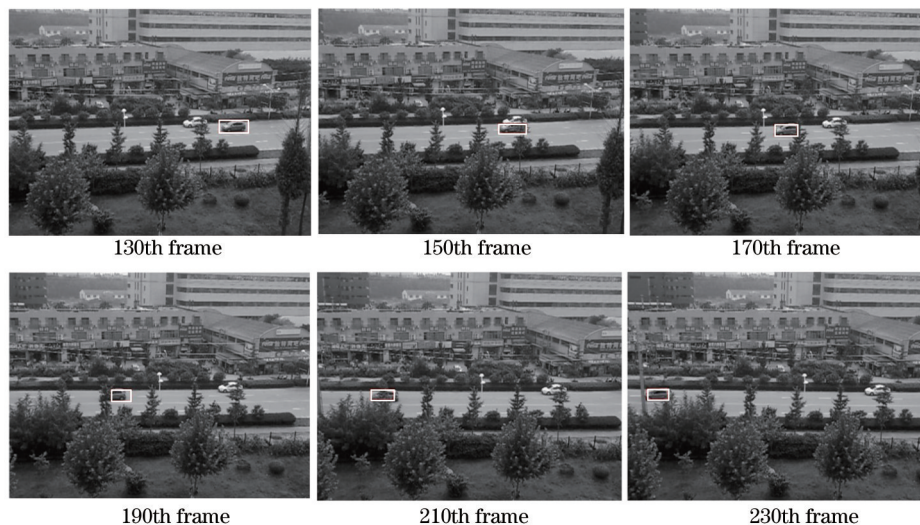


图4 KPF算法效果图

Fig.4 Working sketch for KPF algorithm

确地被跟踪;而在第 190 帧、210 帧和 230 帧的时候由于周围树木较密集的影响,跟踪到的目标中心位置略微偏移目标的实际位置,但是仍然能够基本跟紧车辆目标,充分证明本文算法具有良好的跟踪效果,算法准确性良好。

为了验证本文 KPF 算法的稳定性,以视频一为背景,将本文算法和标准粒子滤波算法的跟踪目标轨迹与实际目标运动轨迹进行对比。如图 5 所示,可以看出,在长时间的跟踪过程中,本文 KPF 跟踪算法和目标的真实轨迹基本一致,没有跟丢目标;而标准粒子滤波 PF 算法在无遮挡物时或者部分遮挡时,因为目标移动时背景也在快速变化导致粒子递推过程中产生了误差,所以跟踪轨迹与真实轨迹有小幅度移动,当遇到大的电线杆遮挡物遮挡时间较长时( $x=210, y=214$ ),目标彻底被跟丢。

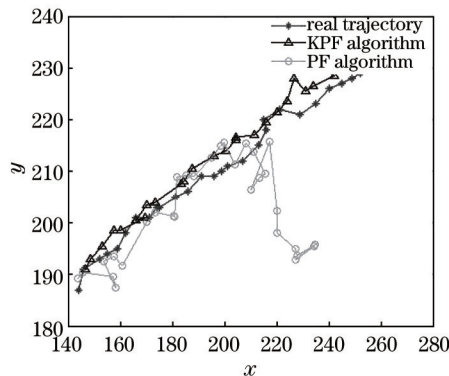


图 5 跟踪算法比较

Fig.5 Comparison for tracking algorithm

图 5 中对两种算法跟踪效果的仿真分析表明,本文的 KPF 算法相比于传统的 PF 算法能够很好地消除背景噪声和背景遮挡的影响,同时也能够抑制背景变化过快带来的部分噪声影响,在复杂动态场景中进行长时间跟踪时,不易跟丢目标,所以 KPF 算法具有良好的稳定性。

为了验证本文 KPF 算法的实时性,将 KPF 算法在不同帧序列的运行时间与其他算法相对比,通过比较实际耗时性能对其实时性进行分析。

表 2 算法耗时对比

Table 2 Comparison of time consumption for the algorithms

unit: ms

Frame	Kalman	PF	UPF	KPF
10	1	27	300	46
30	<1	25	250	38
50	1	32	420	55
70	1	30	280	42

由表 2 可知,以 100 帧的视频序列为例,取其中第 10、30、50、70 帧进行分析。传统的卡尔曼算法,在预测和更新过程算法较为简单,所以耗时基本忽略不计;对于 PF、UPF、KPF 算法,本文统一选取粒子数为 100, PF 算法在 Matlab 上运行时耗时较少,满足实时的要求;UPF 算法由于需要对每个粒子状态进行采样,所以耗时较大,复杂度太高;本文提出的改进 KPF 算法只是在原有的 PF 算法基础上添加了卡尔曼算法的预测,另外添加的灰度投影算法也只是简单地进行行列累加计算以及相关计算,所以整体耗时没有增加很多,从表 2 中可以看出 KPF 算法相比其他算法整体耗时不大,满足实时性要求。

## 5 结 论

针对复杂动态场景中标准粒子滤波算法的缺陷进行改进,提出了改进的卡尔曼粒子滤波算法,在用粒子滤波得到目标位置的同时,采用卡尔曼滤波进行一次新的粒子撒点,将两次得到的粒子权重进行比较,得到粒子的最优位置。为了满足卡尔曼滤波对线性运动的要求以及消除背景快速变化对跟踪精度的影响,对图像进行跟踪之前对相邻两帧图像进行粗配准,通过灰度投影法快速计算背景位移,从而消除背景运动过快带来的影响。仿真实验得到的结果表明本文提出的改进的卡尔曼粒子滤波算法在复杂动态场景中的目



标跟踪精度高,且具有良好的稳健性和实时性。

### 参考文献

- 1 Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45.
- 2 Zhang Xuguang, Zhang Yun, Wang Yanning, *et al.*. Covariance tracking based on forgetting factor and Kalman filter [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(8): 2317-2323.  
张旭光, 张云, 王艳宁, 等. 基于遗忘因子与卡尔曼滤波的协方差跟踪[J]. *光学学报*, 2010, 30(8): 2317-2323.
- 3 Yang C, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. 1: 176-183.
- 4 Han Lei, Guo Xiaojin, Qi Wei, *et al.*. Improved particle algorithm [J]. *Video Engineering*, 2012, 36(7): 16-19.  
韩磊, 郭晓金, 齐威, 等. 改进的粒子滤波算法[J]. *电视技术*, 2012, 36(7): 16-19.
- 5 Zhang Miao, Hu Jianwang, Zhou Yunfeng, *et al.*. Comparison of improved particle filtering algorithms [J]. *Electronics Optics & Control*, 2009, 16(2): 30-32.  
张淼, 胡建旺, 周云锋, 等. 改进粒子滤波算法的比较[J]. *电光与控制*, 2009, 16(2): 30-32.
- 6 Wang Chaohui, Xu Yibing, Xu Yawei. Research on memory attenuation UKF particle filter algorithm [J]. *Microelectronics & Computer*, 2012, 29(8): 50-52.  
王朝辉, 徐一兵, 许亚伟. 衰减记忆无迹卡尔曼粒子滤波算法研究[J]. *微电子学与计算机*, 2012, 29(8): 50-52.
- 7 Zhang Hui, Zhao Baojun, Tang Linbo, *et al.*. Infrared object tracking based on adaptive multi-features integration [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(5): 1291-1296.  
张辉, 赵保军, 唐林波, 等. 基于自适应多特征整合的红外目标跟踪[J]. *光学学报*, 2010, 30(5): 1291-1296.
- 8 Jia Guimin, Wang Xiangjun, Zhang Shihai. Target tracking algorithm based on adaptive template update in complex background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(3): 659-663.  
贾桂敏, 王向军, 张世海. 复杂背景下基于自适应模板更新的目标跟踪算法[J]. *光学学报*, 2009, 29(3): 659-663.
- 9 Gao Lin, Tang Peng, Sheng Peng, *et al.*. Visual object tracking based on conditional random field under complex scene [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(6): 1721-1728.  
高琳, 唐鹏, 盛鹏, 等. 复杂场景下基于条件随机场的视觉目标跟踪[J]. *光学学报*, 2010, 30(6): 1721-1728.
- 10 Luo Huan, Yu Lei, Liao Jun, *et al.*. Tracking framework for small infrared multi-target in complex background [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(6): 1536-1541.  
罗寰, 于雷, 廖俊, 等. 复杂背景下红外弱小多目标跟踪系统[J]. *光学学报*, 2009, 29(6): 1536-1541.
- 11 Druckmüller M. Phase correlation method for the alignment of total solar eclipse images [J]. *The Astrophysical Journal*, 2009, 706(2): 1605-1608.