

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)05-0821-08

论文索引信息: 薛模根, 袁广林, 谢恺. 灰度与速度线索融合红外小目标跟踪 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 821-828

## 灰度与速度线索融合红外小目标跟踪

薛模根<sup>1),2)</sup>, 袁广林<sup>1),2)</sup>, 谢恺<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009) <sup>2)</sup>(解放军炮兵学院四系, 合肥 230031)

**摘要:** 红外小目标跟踪易受到相似目标与背景的干扰, 针对此问题提出一种融合灰度与速度线索的红外小目标跟踪算法。该算法通过快速时域高通滤波器滤除噪声并突出目标, 利用主分量分析提取速度特征; 以分层粒子滤波为框架, 首先利用高通滤波图像灰度核函数加权直方图进行第1层粒子滤波, 粗略地估计目标状态; 然后利用速度线索进行第2层粒子滤波, 精确地估计目标状态。实验结果表明, 提出的红外小目标跟踪算法具有较强的抗干扰性能和较高的跟踪精度。

**关键词:** 速度线索; 主分量分析; 分层粒子滤波; 红外小目标跟踪

### Integrating gray and velocity cue for infrared small target tracking

Xue Mogen<sup>1),2)</sup>, Yuan Guanglin<sup>1),2)</sup>, Xie Kai<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

<sup>2)</sup>(Forth Department, Artillery Academy of PLA, Hefei 230031 China)

**Abstract:** Infrared small target tracking is susceptible to similar target and background. To address this problem, an algorithm for infrared small target tracking based on gray and velocity cue integration is proposed. The algorithm enhances the target with high pass filter, and calculates velocity of target by principal component analysis. Target tracking is achieved by a cascade particle filter which consists of two stages of importance sampling. At the first stage, the states of target are crudely estimated with gray kernel histogram in high pass filter space. The velocity cues are used to precisely calculate the states of target in the second stage. The experimental results show that the proposed algorithm has stronger ability to resist to interference of noise, and significantly improves the tracking accuracy in comparison with existing tracking algorithms.

**Keywords:** velocity cues; principal component analysis; layered particle filter; infrared small target tracking

## 0 引言

红外图像小目标跟踪是视频分析和理解的基本步骤之一, 也是计算机视觉的重要研究内容, 其主要应用于火控、告警和制导等领域。虽然多年来该课题一直引起国内外的广泛重视, 但是由于红外图像小目标能量弱、无纹理和形状信息等可区分性信息、易受噪声干扰等原因, 该课题仍然是目前研究的

热点。

文献[1]提出基于辅助粒子滤波的红外小目标检测前跟踪算法。该算法使用形态学滤波对图像进行白化预处理并构建目标观测模型, 采用辅助粒子滤波算法估计目标运动状态, 利用跟踪滤波器的输出构造似然比, 并进行似然比检验。文献[2]提出基于  $H_\infty$  滤波器的红外小目标运动预测和跟踪方法, 该方法侧重于对目标状态的滤波与估计, 对如何进行目标的状态观测并未涉及。文献[3]考虑到当

收稿日期: 2009-12-14; 修回日期: 2010-05-31

基金项目: 中国博士后科学基金项目(200801493; 20080430223)。

第一作者简介: 薛模根(1964—), 男, 教授, 博士生导师。2006年获二炮工程学院兵器发射理论与技术博士学位, 主要研究方向为图像理解、计算机视觉、光电防御等。E-mail: ygl6904@sina.com。

前观测值对状态后验估计的影响,提出基于 unscented 粒子滤波的红外弱小目标跟踪算法,该算法以目标灰度描述目标。文献[4]提出一种基于目标幅度连续性和运动一致性的红外小目标跟踪识别方法,该方法一定程度上减少了小目标跟踪过程中测量点与航迹关联的不确定性。文献[5]以灰度核函数加权直方图描述目标,通过均值移位(mean shift)进行目标观测,在时间尺度上基于 Kalman 滤波进行红外小目标跟踪。除上述文献外,文献[6-10]对红外目标跟踪进行了研究。文献[6]提出级联灰度空间特征描述红外目标,利用 mean shift 进行红外目标跟踪。文献[7]利用红外目标区域的灰度分布描述目标,基于粒子滤波进行红外目标跟踪。文献[8]以灰度核函数加权直方图描述目标,结合 mean shift 和粒子滤波进行红外目标跟踪。文献[9]提出一种针对红外目标跟踪的融合算法,该方法融合直方图和不交矩两个线索,利用 mean shift 与穷举搜索定位目标。文献[10]利用 mean shift 实现了基于 LBP(local binary pattern)纹理特征的红外目标跟踪方法。另外,文献[11]提出一种基于 AdaBoost 的集成目标跟踪方法,用于红外目标跟踪。

由于红外小目标空间尺度较小,其表现特征仅具有灰度信息,而纹理和结构等信息不足,使得基于目标灰度概率密度或目标灰度滤波概率密度的均值偏移法和粒子滤波法<sup>[1,3,5-8]</sup>、基于目标几何特征的不交矩<sup>[9]</sup>法、基于目标纹理信息的 mean shift 法<sup>[10]</sup>和基于目标几何特征的边缘方向直方图<sup>[11]</sup>法等传统扩展目标跟踪方法难以保证小目标的跟踪性能,需要利用目标在序列图像上的信息进行跟踪。文献[4]虽然利用了目标幅度连续性和运动一致性进行红外小目标跟踪,但是对如何提取目标的速度特征并进行速度相关并未涉及。远距离红外小目标具有一定的运动连续性<sup>[4-5]</sup>,在视频图像采集频率足够高的条件下,可以将小目标在连续几帧(5~10)的运动近似为线性模型。为了提高红外小目标跟踪的鲁棒性和跟踪精度,提出基于分层粒子滤波的灰度与速度线索融合红外小目标跟踪算法。该算法与现有方法的主要区别是根据红外小目标的运动连续性,利用 PCA(principal component analysis)提取红外小目标的速度特征,并利用分层粒子滤波将速度与灰度线索融合进行红外小目标跟踪。

## 1 高通滤波灰度核函数加权直方图

利用灰度线索跟踪红外小目标易受到具有相似灰度噪声的干扰,高通滤波<sup>[12-13]</sup>能降低噪声的干扰并突出目标。红外图像高通滤波主要有空域高通滤波<sup>[12]</sup>和频域高通滤波<sup>[13]</sup>两类,这两类方法存在的主要问题是速度较慢。为了保证目标跟踪的实时性,本文对空域背景预测高通滤波<sup>[12]</sup>进行了改进,提出一种快速背景预测高通滤波方法。

### 1.1 快速背景预测高通滤波

空域背景预测高通滤波<sup>[12]</sup>速度慢的主要原因有两个:一是参与运算的像素数较多;二是被预测的像素较多。本文从这两个方面对其进行改进。经典空域背景预测高通滤波参与运算的像素为预测点邻域内的所有像素(邻域大小为  $n \times n, n \geq 5$ )。研究发现,背景预测不必取邻域内的所有像素,可以取其中的部分像素,论文利用环形邻域进行像素选择,某一像素点  $(i, j)$  的环形邻域定义为

$$R_{r,\theta}(i, j) = \{(l, k)\} \quad (1)$$

式中,  $l = i + r \cos \theta, k = j + r \sin \theta, r = 0, 1, \dots, L$  为环形邻域半径,  $\theta = 0, \frac{2\pi}{m}, \dots, \frac{2\pi(m-1)}{m}$  为环形邻域相位角。通过环形邻域可以对参与背景预测的像素点进行合理选择,假如环形邻域值没有确切位于像素位置,其灰度值可以通过最近邻插值得到。图 1 为环形邻域示意图。由于像素灰度具有较强的相关性,所以不必对每一像素均进行背景预测,部分像素的背景灰度值可以利用插值得到。本文利用网格法搜索图像中的部分像素进行背景预测,其他未被访问的像素背景灰度值,利用最近邻插值得到。图 2 为网格法搜索示意图,其中灰色像素的背景灰度值,通过背景预测过程得到,白色背景像素的背景灰度值,通过最近邻插值得到。图 3(a)为一帧红外小目标

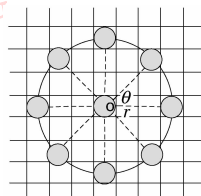


图 1 环形邻域

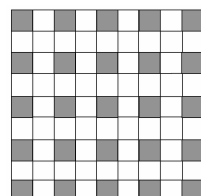


图 2 网格法搜索

Fig. 1 Circular neighborhoods Fig. 2 Method on grid search

图像, (b) 为本文方法的高通滤波图像。由图 3 可以看出, 在原始目标图像中, 小目标淹没在云层背景中, 利用高通滤波, 滤除了大部分云层背景的干扰, 突出了小目标。

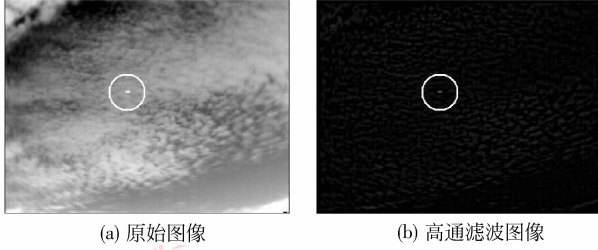


图 3 背景预测高通滤波图像

Fig. 3 High pass filter image with background prediction

### 1.2 高通滤波灰度核函数加权直方图与相似性度量

在红外小目标跟踪中, 常常选择原始灰度空间作为特征空间描述目标, 但是在原始灰度空间小目标易于被噪声淹没。为了克服这一缺点, 选择高通滤波灰度空间作为特征空间。在高通滤波灰度空间里建立红外小目标的灰度核函数加权直方图, 形成红外小目标的高通滤波灰度特征的核函数加权直方图。

在高通滤波灰度空间里, 假设目标模型的像素集合为  $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ , 其中心在  $x_0$ 。定义量化函数  $b(x_i) = f(x_i) / (256/m) : R^2 \rightarrow \{1, \dots, m\}$  表示像素  $x_i$  的量化灰度值, 其中  $f(x_i)$  是像素  $x_i$  的灰度值,  $m$  是像素灰度值的量化区间。设  $k(x)$  是核函数  $K(x)$  的轮廓函数,  $h$  为核函数的带宽, 则目标模型高通滤波灰度核函数加权直方图描述为

$$\hat{q}_u(x_0) = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b(x_i) - u) \quad (2)$$

式中,  $\delta$  是 Kronecker Delta 函数,  $C$  是归一化常数, 其值为

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)$$

同样地, 设候选目标区域的像素集合为  $\{x_i\}_{i=1, \dots, n_h}$ , 其中心在  $y$ , 则候选目标高通滤波灰度核函数加权直方图描述为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b(x_i) - u) \quad (3)$$

式中,  $C_h$  是归一化常量, 其值为

$$C_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)$$

相似性度量函数选择为 Bhattacharyya 系数, 目标模型  $\hat{Q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1, \dots, m}$  和候选目标  $\hat{P} = \{\hat{p}_u\}_{u=1, \dots, m}$  的特征概率密度分布的 Bhattacharyya 系数为

$$\rho[\hat{P}, \hat{Q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u \hat{q}_u} \quad (4)$$

$\rho[\hat{P}, \hat{Q}]$  的值在 0 ~ 1 之间, 其值越大表示两个模型越相似。基于  $\rho[\hat{P}, \hat{Q}]$  的定义, 灰度观测概率模型定义为

$$p(y_i / x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(1 - \rho[\hat{P}(x_i), \hat{Q}])}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

## 2 基于 PCA 的速度特征提取与相似性度量

远距离红外小目标具有一定的运动连续性<sup>[4-5]</sup>, 在视频图像采集频率足够高的条件下, 可以将小目标在连续几帧 (5 ~ 10) 的运动近似为线性模型, 所以在时空 3 维空间里, 序列红外图像中运动小目标的位置向量会形成近似线性像素轨迹, 如图 4 所示。基于红外小目标的这一性质, 利用 PCA 可以提取其速度特征。这里的速度是一个矢量, 包括速度的大小和速度的方向。目标的速度大小正比于目标轨迹的主轴长度, 目标的速度方向与目标轨迹的主轴方向相同, 而目标轨迹的主轴长度和主轴方向可以利用 PCA 求得, 所以利用 PCA 可以计算目标的速度。假设  $\{x_i\}_{i=i-k}^{i-1}$  为  $t-1$  时刻目标在连续  $k$  帧图像中的位置向量集合, 其中  $x_i = [x_i, y_i]^T$  为目标在第  $i$  帧图像上的位置向量, 则基于 PCA 的速度特征提取算法描述如算法 1。

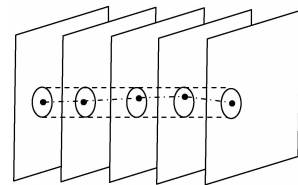


图 4 目标轨迹

Fig. 4 Track of target

### 算法 1 基于 PCA 的速度特征提取算法

输入:  $t-1$  时刻的目标轨迹  $\{x_i\}_{i=i-k}^{i-1}$  和  $t$  时刻目标的位置向量  $x_t$ 。

输出:  $t$  时刻的目标速度  $v_t$ 。

1) 目标位置向量集合更新: 从集合  $\{x_i\}_{i=i-k}^{i-1}$  中

去除  $\mathbf{x}_{i-k}$ , 并将  $\mathbf{x}_i$  加入集合  $\{\mathbf{x}_i\}_{i=t-k}^{t-1}$  中, 得到  $\{\mathbf{x}_i\}_{i=t-k+1}^t$ .

2) 计算均值矢量

$$\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^t \mathbf{x}_i$$

3) 计算协方差矩阵

$$\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\} = \frac{1}{k} \sum_{i=t-k+1}^t \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T - \mathbf{m}_x \mathbf{m}_x^T$$

4) 计算协方差矩阵  $\mathbf{C}_x$  的特征值与特征矢量。

5) 求  $\mathbf{C}_x$  特征值的最大值  $\lambda_{\max}$  及其相应的特征矢量  $\mathbf{e}_{\max}$ , 则目的速度大小  $|\mathbf{v}_t| \propto \lambda_{\max}$ , 速度的方向  $\mathbf{v}_t$  与矢量  $\mathbf{e}_{\max}$  的方向相同, 其中  $\lambda_{\max}$  与  $\mathbf{e}_{\max}$  含义如图 5 所示。

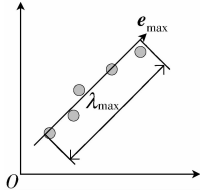


图 5 目标轨迹主轴

Fig. 5 Principal axes of track

任意两个速度  $\mathbf{v}_j$  和  $\mathbf{v}_k$  的相似性度量定义如下:

$$\rho[\mathbf{v}_k, \mathbf{v}_j] = \frac{\min(|\mathbf{v}_k|, |\mathbf{v}_j|)}{\max(|\mathbf{v}_k|, |\mathbf{v}_j|)} \cdot \frac{\mathbf{v}_k^T \mathbf{v}_j}{\|\mathbf{v}_k\| \cdot \|\mathbf{v}_j\|} \quad (6)$$

式中,  $|\mathbf{v}_j|$  和  $|\mathbf{v}_k|$  分别是速度  $\mathbf{v}_j$  和  $\mathbf{v}_k$  的大小,  $\mathbf{v}_j$  和  $\mathbf{v}_k$  分别是速度  $\mathbf{v}_j$  和  $\mathbf{v}_k$  的方向。  $\rho[\mathbf{v}_k, \mathbf{v}_j]$  的值在  $0 \sim 1$  之间, 其值越大表示两个模型越相似。基于  $\rho[\mathbf{v}_k, \mathbf{v}_j]$  的定义, 速度观测概率模型定义为

$$p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{(1 - \rho[\mathbf{v}_t(\mathbf{x}_t^i), \mathbf{v}_t])}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

### 3 目标跟踪算法

在第 1 节与第 2 节, 分别提出了快速高通滤波核函数加权直方图的构建与小目标速度特征提取等内容。这一节给出完整的红外小目标跟踪算法和算法的复杂度分析。

#### 3.1 算法描述

为了克服标准粒子滤波的不足, 文献 [14-15]

提出分层粒子滤波进行目标跟踪。本文以分层粒子滤波为框架, 融合灰度与速度线索跟踪红外小目标, 完整的算法描述如算法 2。

**算法 2** 灰度与速度线索融合红外小目标跟踪算法

输入: 红外图像序列  $I_1, I_2, \dots, I_n$  和目标的初始状态  $\hat{\mathbf{x}}_1$ 。

输出: 目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_n$ 。

初始化:  $t = 1$  粒子集合  $\{\mathbf{x}_{2,t}^i, 1/N_2\}_{i=1}^{N_2}$  和目标模型  $\{\mathbf{q}_t, \mathbf{v}_t\}$

FOR  $t = 2, 3, \dots, n$

1) 重采样: 将粒子数从  $N_2$  增大到  $N_1$ , 抽取  $\alpha_j \sim \{w_{2,t-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_2}$ , 用粒子集  $\{\mathbf{x}_{2,t-1}^{(\alpha_j)}, 1/N_1\}_{j=1}^{N_1}$  取代粒子集  $\{\mathbf{x}_{2,t-1}^{(i)}, w_{2,t-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_2}$ 。

2) 预测: For  $i = 1, \dots, N_1$ , 抽取  $\mathbf{x}_{1,t}^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_{1,t-1}^{(i)})$ 。

3) 在第 1 层滤波执行 For  $i = 1, \dots, N_1$  令  $w_{1,t}^{(i)} = p(\mathbf{q}_t | \mathbf{x}_{1,t}^{(i)})$ 。

4) 在第 2 层滤波执行:

(1) 重采样: 将粒子数从  $N_1$  减少到  $N_2$ , 抽取  $\alpha_j \sim \{w_{1,t}^{(i)}\}_{i=1}^{N_1}$ , 用粒子集  $\{\mathbf{x}_{1,t}^{(\alpha_j)}, 1/N_2\}_{j=1}^{N_2}$  取代粒子集  $\{\mathbf{x}_{1,t}^{(i)}, w_{1,t}^{(i)}\}_{i=1}^{N_1}$ ;

(2) 权值更新: For  $i = 1, \dots, N_2$  令  $w_{2,t}^{(i)} = p(\mathbf{v}_t | \mathbf{x}_{2,t}^{(i)})$ ;

(3) 归一化权值, 使  $\sum_{i=1}^{N_2} w_{2,t}^{(i)} = 1$ 。

5) 估计目标状态  $\hat{\mathbf{x}}_t = \sum_{i=1}^{N_2} \mathbf{x}_{2,t}^{(i)} w_{2,t}^{(i)}$ 。

6) 目标模型更新  $\mathbf{q}_t = \lambda \mathbf{q}_{t-1} + (1 - \lambda) \mathbf{q}(\hat{\mathbf{x}}_t)$ ,  $\lambda = 0.9$ ;

利用算法 1 计算  $\mathbf{v}_t$ 。

END FOR

需要说明的是, 在目标跟踪的前  $k$  帧 ( $4 \leq k \leq 10$ , 本文  $k = 5$ ), 利用高通滤波核函数加权直方图描述目标, 基于标准粒子滤波进行目标跟踪, 根据前  $k$  帧的跟踪结果建立目标初始轨迹, 并计算目标的初始速度  $\mathbf{v}_1$ 。

#### 3.2 算法复杂度分析

基于粒子滤波的视觉跟踪主要包括重要性采样与重采样两个过程。重要性采样需要根据观测模型计算每一个粒子的观测似然并进行粒子的权值归一化, 重采样根据粒子的权值选择粒子, 所以粒子滤波视觉跟踪的时间复杂度主要取决于粒子数  $N$  和观测似然计算复杂度  $|F|$ , 其时间复杂度  $T = N|F|$  是粒子数和观测似然时间复杂度的线性函数。因此, 根据  $N|F|$  比较本文算法与基本粒子滤波的时间复

杂度。由于基于线索独立构造粒子的观测似是是基于粒子滤波特征融合的主要方法,所以这里主要比较这一算法(下面称为基本粒子滤波)和本文算法的时间复杂度。假设灰度线索的时间复杂度为 $|F_i|$ ,本文提出的速度线索的时间复杂度为 $|F_v|$ ;基本粒子滤波的粒子数为 $N_i$ ,本文算法两层粒子滤波的粒子数分别为 $N_i$ 和 $N_v$ ,则基本粒子滤波的时间复杂度为 $N_i(|F_i| + |F_v|)$ ,而本文算法的时间复杂度为 $(N_i + N_v)(|F_i| + |F_v|)$ 。由以上分析可知,如果 $N_i = N_i + N_v$ ,则基本粒子滤波与本文算法的时间复杂度相同。但是线索独立的假设并非总成立,而且线索独立乘性融合对噪声干扰敏感,如果跟踪目标受到相似背景或目标的干扰等情况往往使跟踪失效。本文算法采用了分层滤波的策略,使这些问题得到解决。

## 4 实验结果与分析

以 Visual C++6.0 为开发工具,实现了提出的小目标跟踪算法,并在 P4 2.0 GHz CPU,256 MB 内存的台式机上调试通过。采用天空背景下的飞机和复杂地背景下的车辆红外小目标图像序列,对提出的小目标跟踪算法进行实验验证,并与文献[8]提出的基于均值漂移和粒子滤波的红外目标跟踪算法

进行比较。实验中,跟踪目标的真实运动轨迹通过手工标定得到。

### 4.1 天空背景目标跟踪实验

第1组实验目的是测试本文算法在相似灰度背景干扰情况下的跟踪性能,并与文献[8]提出的算法进行比较。跟踪目标是天空背景下的飞机,在跟踪目标的近邻存在具有相似灰度的云层干扰。该图像序列共227帧,图像大小为 $320 \times 240$ ,目标初始大小为 $5 \times 5$ 。实验中,本文算法灰度特征的量化区间为32,核函数为Epanechnikov核,两层粒子滤波使用的粒子数分别为30和15,粒子传播半径为10;文献[8]中算法灰度特征的量化区间为32,核函数为Epanechnikov核,使用的粒子数为45,粒子传播半径为10。

由图6(a)可以看出,由于受到相似背景的干扰,文献[8]中算法的跟踪结果在第133帧图像跟踪发生了漂移,导致以后各帧图像中跟踪失败。由图6(b)本文算法跟踪结果可以看出,在相似灰度背景和目标的干扰下,本文提出的算法仍能稳定、准确地跟踪目标。图7为两种算法在该图像序列上的跟踪误差。从图7中可以看出,在大部分情况下本文算法的误差都较小。平均跟踪误差和跟踪时间如表1所示,本文算法的平均单帧跟踪时间是14.28 ms,小于文献[8]中算法的平均单帧跟踪时间15.69 ms。

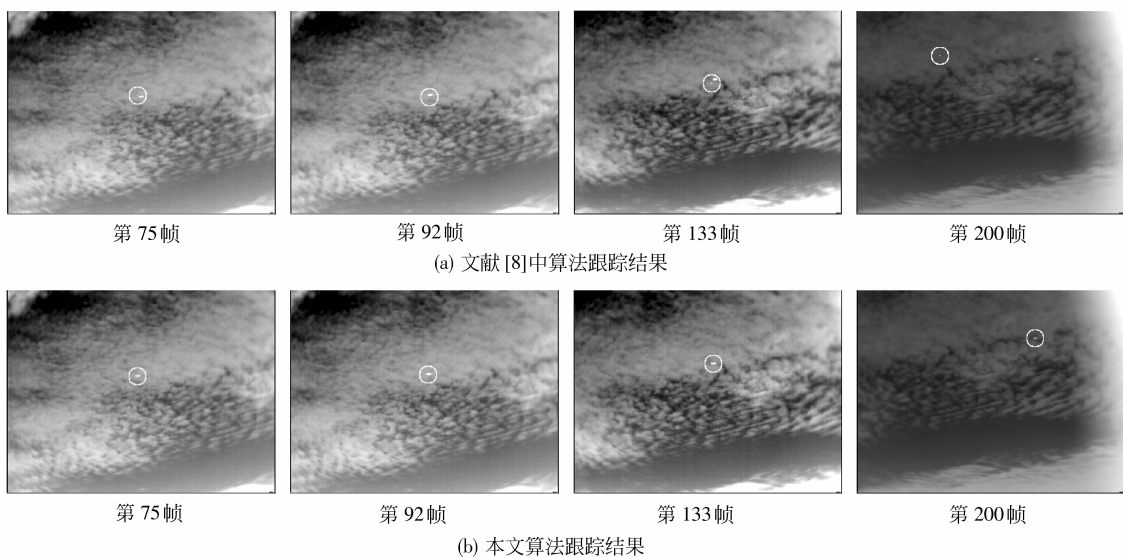


图6 第1组实验结果

Fig.6 Tracking results of the first experiment

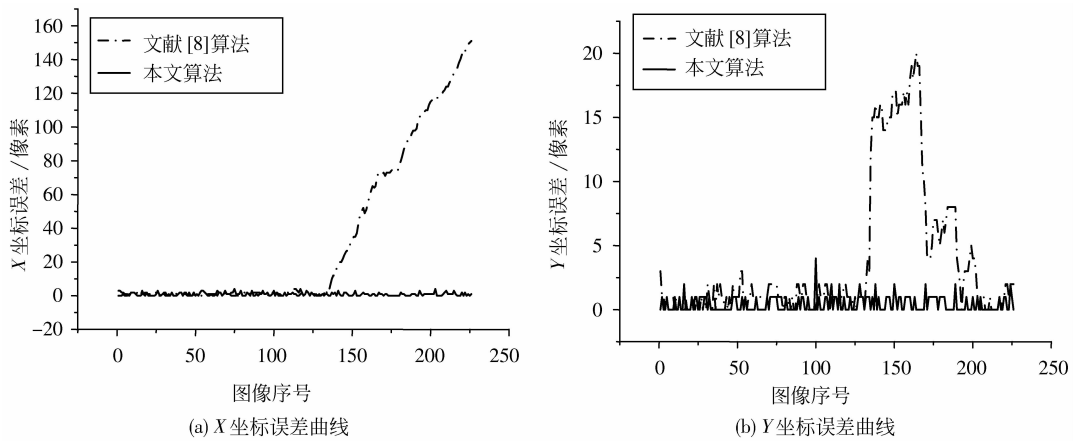


图 7 第 1 组实验两种算法的跟踪误差比较

Fig. 7 Comparison of tracking error for two algorithms of the first experiment

表 1 第 1 组实验跟踪误差 (均值  $\pm$  标准差) 和平均每帧跟踪时间Tab. 1 Tracking errors (mean  $\pm$  std) and average tracking time of the first experiment

算法	X 误差/像素	Y 误差/像素	跟踪时间/ms
文献[8]	$34.3 \pm 2265.87$	$3.88 \pm 30.30$	15.69
本文	$0.83 \pm 0.86$	$0.43 \pm 0.38$	14.28

## 4.2 复杂背景目标跟踪实验

第 2 组实验目的是测试本文跟踪算法在复杂背景和多目标运动交错遮挡情况下的跟踪性能,并与文献[8]提出的算法进行比较(图 8)。跟踪目标是复杂背景下的运动车辆,在小目标跟踪过程中受到地杂波和其他目标的干扰,并且存在多目标运动交错遮挡情况,为小目标跟踪带来了较大困难。该图

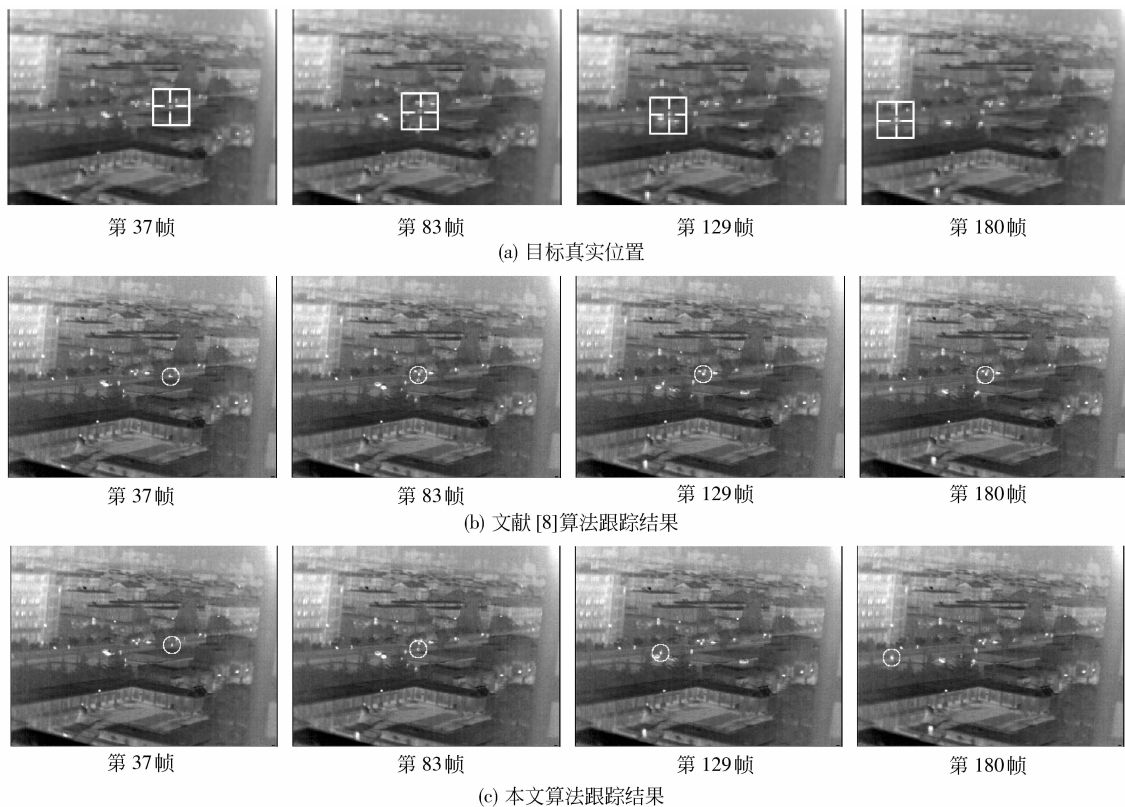


图 8 第 2 组实验结果

Fig. 8 Tracking results of the second experiment

像序列共 200 帧,图像大小为  $320 \times 240$ ,目标初始大小大小为  $6 \times 6$ 。实验中,本文算法灰度特征的量化区间为 32,核函数为 Epanechnikov 核,两层粒子滤波使用的粒子数分别为 40 和 20,粒子传播半径为 10;文献[8]中算法灰度特征的量化区间为 32,核函数为 Epanechnikov 核,使用的粒子数为 60,粒子传播半径为 10。

由图 8(b)可以看出,由于受到复杂背景与相似目标的干扰,文献[8]中算法的小目标跟踪在第 83 帧图像发生了误跟踪,导致在以后各帧图像中目标

跟踪失败。由图 8(c)可以看出,虽然地面背景复杂,并且在第 83 帧跟踪目标的近邻存在相似灰度目标的干扰,在第 129 帧存在目标交错遮挡,但是本文算法仍能稳定、准确地跟踪目标。图 9 为两种跟踪算法在该图像序列上的跟踪误差。从图 9 中可以看出,在大部分情况下本文算法的误差都较小。平均跟踪误差和跟踪时间如表 2 所示,本文算法的平均单帧跟踪时间是 21.85 ms,小于文献[8]中算法的平均单帧跟踪时间 25.35 ms。

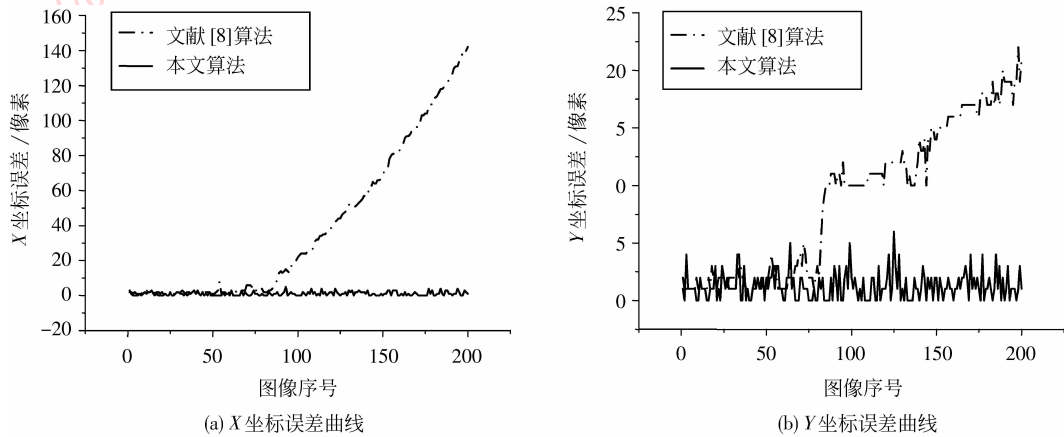


图 9 第 2 组实验两种算法的跟踪误差比较

Fig. 9 Comparison of tracking error for two algorithms of the second experiment

表 2 第 2 组实验的跟踪误差(均值 ± 标准差)和平均每帧跟踪时间

Tab. 2 Tracking errors (mean ± std) and average tracking time of the second experiment

算法	X 误差/像素	Y 误差/像素	跟踪时间/ms
文献[8]	$39.59 \pm 1.895.42$	$8.9 \pm 41.61$	25.35
本文	$1.07 \pm 1.39$	$1.25 \pm 1.42$	21.85

## 5 结 论

为了提高红外小目标跟踪对相似背景和目标的抗干扰能力,提高目标跟踪的鲁棒性和准确性,提出一种基于分层粒子滤波的灰度与速度特征融合红外小目标跟踪算法,主要贡献有以下两点:一是提出利用主分量分析(PCA)提取目标速度特征的方法,并定义了速度相似性度量函数;二是为了保证目标跟踪的实时性,对空域背景预测高通滤波进行了改进,提出一种快速背景预测高通滤波方法。在上述两个方面的基础上,论文以分层粒子滤波为框架构建了

红外小目标跟踪算法,该算法分别以灰度和速度线索进行两层粒子滤波,由粗到精细地估计出目标状态。实验结果表明,提出的红外小目标跟踪算法能稳定地跟踪红外小目标,并且对相似背景和目标具有较强的抗干扰能力。目标的速度对粒子滤波中粒子数的确定具有指导意义,对如何根据目标的速度特征自适应地选择粒子数是进一步研究的内容。

## 参考文献 (References)

[ 1 ] Hu Hongtao, Jing Zhongliang, Hu Shiqiang. Auxiliary particle filter solution to track-before-detect for small infrared targets [ J ]. Control and Decision, 2005, 20(11):1208-1211. [ 胡洪涛,敬忠良,胡士强.基于辅助粒子滤波的红外小目标检测前跟踪算法[J].控制与决策,2005,20(11):1208-1211. ]

[ 2 ] Ling Jianguo, Liu Erqi, Yang Jie, et al. Approach of infrared small target motion prediction and tracking based on  $H_{\infty}$  filter [ J ]. J. Infrared Millim Waves, 2005,24(5):366-369. [ 凌建国,刘尔琦,杨杰,等.基于  $H_{\infty}$  滤波器的红外小目标运动预测和跟踪方法[J].红外与毫米波学报,2005,24(5):366-369. ]

- [ 3 ] Kang Li, Xie Weixin, Huang Jingxiong. Tracking of infrared small target based on unscented particle filtering [ J ]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(1) : 1-4. [ 康莉, 谢维信, 黄敬雄. 基于 unscented 粒子滤波的红外弱小目标跟踪 [ J ]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(1) : 1-4. ]
- [ 4 ] Li Zhengzhou, Jin Gang, Huang Nengli. A Novel method for tracking and recognizing infrared dim and small moving target based on modified probabilistic data associating filter [ J ]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(4) : 953-956. [ 李正周, 金钢, 黄能力. 基于改进概率数据关联滤波的红外小运动目标跟踪 [ J ]. 电子与信息学报, 2008, 30(4) : 953-956. ]
- [ 5 ] Xu Rongping, Yang Lei. Small target tracking approach combined the merits of two tracking frameworks under infrared complex background [ J ]. J. Infrared Millim Waves, 2008, 27(5) : 354-360. [ 徐蓉萍, 杨磊. 红外复杂背景中一种融合两类跟踪框架优点的小目标跟踪算法 [ J ]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(5) : 354-360. ]
- [ 6 ] Cheng Jian, Yang Jie. Novel infrared object tracking method based on mean shift [ J ]. J. Infrared Millim Waves, 2005, 24(3) : 231-235. [ 程建, 杨杰. 一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法 [ J ]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(3) : 231-235. ]
- [ 7 ] Cheng Jian, Zhou Yue, Cai Nian, et al. Infrared object tracking based on particle filters [ J ]. J. Infrared Millim Waves, 2006, 25(2) : 113-117. [ 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. ]
- [ 8 ] Wei Kun, Zhao Yongqiang, Pan Quan, et al. IR target tracking based on mean shift and particle filter [ J ]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2008, 19(2) : 214-217. [ 魏坤, 赵永强, 潘泉, 等. 基于均值漂移和粒子滤波的红外目标跟踪 [ J ]. 光电子 · 激光, 2008, 19(2) : 214-217. ]
- [ 9 ] Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian, et al. Infrared target tracking algorithm based on algorithm fusion [ J ]. Acta Optica Sinica 2008, 28(5) : 860-865. [ 管志强, 陈钱, 钱惟贤, 等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法 [ J ]. 光学学报, 2008, 28(5) : 860-865. ]
- [ 10 ] Wang Yongzhong, Zhao chunhui, Liang Yan, et al. A method for IR imaging target tracking based on texture feature [ J ]. Acta Photonica Sinica, 2007, 36(11) : 2163-2167. [ 王永忠, 赵春晖, 梁彦, 等. 一种基于纹理特征的红外成像目标跟踪方法 [ J ]. 光子学报, 2007, 36(11) : 2163-2167. ]
- [ 11 ] Avidan S. Ensemble tracking [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2) : 261-271.
- [ 12 ] Peng Jiaxiong, Zhou Wenlin. Infrared background suppression for segmenting and detecting small target [ J ]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(12) : 47-51. [ 彭嘉雄, 周文琳. 红外背景抑制与小目标分割检测 [ J ]. 电子学报, 1999, 27(12) : 47-51. ]
- [ 13 ] Yang L, Yang J, Yang K. Adaptive detection for infrared small target under sea-sky complex background [ J ]. Electron Letter, 2004, 40(17) : 1083-1085.
- [ 14 ] Pérez P, Vermaak J, Blake A. Data fusion for visual tracking with particles [ J ]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3) : 495-513.
- [ 15 ] Li Y, Ai H Z, Yamashita T, et al. Tracking in low frame rate video: a cascade particle filter with discriminative observers of different life spans [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10) : 1728-1740.