

基于特征融合的粒子滤波在红外小目标跟踪中的应用

王 鑫 唐振民

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘 要 针对红外图像序列中的小目标跟踪问题, 在分析红外小目标特点的基础上, 提出了一种基于特征融合的粒子滤波目标跟踪算法。该方法利用粒子滤波支持目标特征融合的优点, 提出将灰度特征和分形特征相融合, 并将融合后的信息用于粒子权值的计算, 从而大大提高了跟踪算法的稳健性。实验结果表明, 和传统的粒子滤波算法相比, 该算法能够更加准确、有效地跟踪红外序列中的小目标。

关键词 红外小目标跟踪 粒子滤波 特征融合 灰度直方图 分形维数

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)01-0091-07

Application of Particle Filter Based on Feature Fusion in Small IR Target Tracking

WANG Xin, TANG Zhenmin

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract For small target tracking in infrared (IR) image sequences, a particle filter algorithm based on feature fusion is presented with the analysis of the characters of small IR targets. Taking the advantage of particle filter of supporting target feature fusion method, this algorithm combines the gray feature with fractal feature, and then uses the fusion results to calculate the particle weights, which greatly improves the robustness of the tracking algorithm. The experimental results show that the presented method is more accurate and effective for small IR target tracking in infrared image sequences than the traditional particle filter method.

Keywords small IR target tracking, particle filter, feature fusion, gray histogram, fractal dimension

0 引言

红外小目标的自适应跟踪是计算机视觉领域的一个研究热点, 同时也是红外精确制导、红外预警等系统中的一项核心技术。远距离时, 红外目标在图像中只占几个像素的位置, 缺乏纹理、形状、大小等结构信息, 同时由于远距离传输造成的能量衰减及传感器噪声的影响, 导致目标信号强度很弱, 容易被

背景杂波所淹没。因此, 建立一个具有良好鲁棒性和稳健性的红外小目标跟踪算法是一项具有挑战性的课题。

国内外研究人员提出了多种红外小目标跟踪方法, 如模板匹配法^[1]、光流法^[2]、管道滤波法^[3]等。其中, 模板匹配法计算复杂、计算量大, 并且很难保证对目标的准确提取。光流法计算量大、实时性差, 而且抗噪性能很低。管道滤波法在低信噪比情况下往往会出现多帧检测不到目标, 导致检测失败。近

收稿日期: 2008-07-18 改回日期: 2008-11-06

第一作者简介: 王 鑫 (1981—), 女, 南京理工大学博士研究生。主要研究方向为图像处理、目标检测和跟踪。Email: rongtian_heler@yahoo.com.cn

年来,非参数估计的粒子滤波法^[4-5]在目标跟踪领域迅速发展,取得了较好的效果,但是当小目标信噪比很低时,跟踪性能受到了较大影响。

为了克服红外序列图像中小目标信息描述不足的缺点,提高目标跟踪精度,增强稳健性,本文提出了一种基于特征融合的粒子滤波目标跟踪算法:首先以待跟踪目标的带有空间信息的灰度直方图特征为模板,用 Bhattacharyya 系数来度量候选目标与目标模板之间的相似性,然后计算候选目标的分形特征,接着融合这两种特征,并用于粒子权值的计算中,最后即得到目标状态的最佳估计。实验证明,本文算法能够有效、稳健地跟踪红外小目标。

1 粒子滤波跟踪算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计的滤波方法^[6],近年来成为一种非线性非高斯条件下用于目标跟踪的非常有效的工具,它的一个重要优点就是可以融合目标的多特征信息。对于离散时间目标跟踪问题,假设目标的状态方程和观测方程为

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (2)$$

式中, \mathbf{x}_k 为系统状态向量, \mathbf{z}_k 为观测向量; \mathbf{u}_k 和 \mathbf{v}_k 分别表示系统噪声和观测噪声; $f(\cdot, \cdot)$ 为系统状态转移模型, $h(\cdot, \cdot)$ 为系统观测模型。

基于上述模型,要估计 k 时刻的状态 \mathbf{x}_k , 只要计算后验概率密度 $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 即可, $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ 可以通过预测和更新两步递推得到:

$$\text{预测: } p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}$$

$$\text{更新: } p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1})} \quad (3)$$

式(3)构成了最优贝叶斯估计,但遗憾的是在很多场合下没有解析解,所以只能通过近似方法计算,粒子滤波就是其中一类有效的逼近方法。粒子滤波的核心思想是利用一系列随机样本的加权和表示所需的后验概率密度,设 k 时刻的粒子为 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$, 所对应的归一化权值为 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$, 粒子滤波即用 $\{(\mathbf{x}_k^i, w_k^i)\}_{i=1}^N$ 来描述后验概率:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^i) \quad (4)$$

其中

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})} \quad (5)$$

式中, $q(\cdot)$ 为重要密度函数,通常将 $p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)$ 作为重要密度函数。

粒子滤波算法存在退化问题:随着时间的增加,某一权值可能趋于 1 而其余权值都趋于 0 几乎可以忽略不计。因此,在获得粒子权值以后要通过重采样技术来解决该问题,其基本思想是删减低权值粒子,集中处理高权值粒子。

2 改进的红外小目标跟踪算法

2.1 灰度特征提取

在基于粒子滤波的目标跟踪算法中,目标模板的选取是影响目标跟踪性能的一个重要因素。目标模板是指目标特征的集合,基于视觉图像的目标具有多种特征,如颜色特征、梯度特征、纹理特征等。在红外小目标图像中,目标只占几个像素,缺乏有效的形状或纹理信息,通常能用的只是它的灰度。常见的灰度直方图用来统计图像或图像中某个区域的灰度分布情况,但它缺乏像素的空间分布信息,为了克服这个缺点,提高算法的鲁棒性,本文采用带有空间位置信息的灰度直方图建立目标模板^[7]。

设原始红外图像灰度级为 L (一般 $L = 256$), 为了提高跟踪效率,将灰度级映射为 B 级 (例如 $B = 32$)。设参考目标中心位置为 \mathbf{x}_0 , \mathbf{x} 表示目标区域中的某一点,则目标模板的带有空间位置信息的灰度直方图可以表示为

$$q_u = C \sum_{i=1}^M k \left\| \frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \delta(b(\mathbf{x}_i) - u) \quad (6)$$

$u = 1, \dots, B$

式中, $C = \left| \sum_{i=1}^M k \left\| \frac{\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right|^{-1}$ 为归一化常数, M

为目标区域像素总数, $h = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}$ 为目标区域大小, $\delta(\cdot)$ 为 delta 函数, $b(\mathbf{x}_i)$ 是点 \mathbf{x}_i 处的灰度值特征映射函数, $k(\cdot)$ 表示为核函数。

类似地,可以得到当前帧中心位置为 \mathbf{y} 处候选目标的带有空间位置信息的灰度直方图 $p_u(\mathbf{y}_i)$ 。利

用 Bhattacharyya 系数即可度量候选目标和目标模板之间的相似性^[8]:

$$\rho(q_u, p_u(y_j)) = \sum_{u=1}^B \sqrt{q_u p_u(y_j)} \quad (7)$$

ρ 越大, 说明两者越相似, 也就是说, 该候选目标是真正目标的概率越大。

2.2 分形特征提取

对于红外小目标的跟踪, 由于受到强噪声影响, 仅采用灰度特征进行跟踪有时会导致跟踪有偏, 甚至跟踪错误的现象, 也就是说, 仅仅依靠目标的灰度信息进行跟踪并不可靠。因此, 为了提高算法的稳健性, 本文在采用红外目标灰度特征的同时, 还融合了其较为显著的分形特征, 将它们相结合共同用于粒子权值的计算, 这样有效抑制了强噪声的影响, 增加了红外小目标跟踪的能力。

分形理论最初是由法国数学家 Mandelbrot 提出^[9], 近年来, 它在单帧红外小目标的检测中取得了良好的效果^[10]。分形是对一些看似不规则但具有统计自相似性的几何形体进行的数学描述, 分维是分形的维数, 可以定量地描述分形特征, 它反映了图像表面的粗糙程度。由于自然背景和人造目标的表面粗糙度有所差别, 对应的分维不同, 因此可以根据分维值来区分它们。具体来说, 自然背景符合分形布朗运动, 其相邻像素之间有一定的相关性, 灰度变化较小; 而人造目标自身具有灰度突变的边缘, 而边缘像素灰度值的变化较大。为了准确定位目标, 通常选择的分维数计算区域的尺寸要略大于目标尺寸, 当该区域内为自然背景时, 求得的分维数较小; 相反, 对于包含较多人造目标边缘的区域, 求得的分维数较大, 若该区域正好选中人造目标, 它所包含的目标边缘最多, 相邻像素的灰度变化信息最丰富, 因此求得的分维数也就最大^[11-12]。

Penland 通过对自然纹理图像的研究, 证明了大多数自然景物的表面所映射的灰度图像满足分形布朗运动 (FBM) 场模型, 该模型可以很好地描述分形信号。设随机函数 $B_H(t)$ 为分形布朗运动, 其概率分布函数满足:

$$P\left\{\frac{B_H(t+\Delta t) - B_H(t)}{\|\Delta t\|^H} < y\right\} = F(y) \quad (8)$$

式中, $P_r(\cdot)$ 为概率测度, t 为 N 维欧氏空间 \mathbf{R}^n 的任意一点, $F(y)$ 为高斯分布的概率函数, $H \in (0, 1)$ 是描述自相似性或表面不规则度的因子, 它与分维 FD

和拓扑维数 N (2 维图像的拓扑维数 $N = 2$) 之间的关系是:

$$FD = N + 1 - H \quad (9)$$

由上式可知分维数 FD 的值应在 $(2, 3)$ 区间内。

FBM 具有非平稳性, 但它的增量为平稳高斯随机过程, 即

$$E(|B_H(t+\Delta t) - B_H(t)|^2) \propto |\Delta t|^H \quad (10)$$

式中, $E(\cdot)$ 为求均值运算, 由此可得:

$$\log E(|B_H(t+\Delta t) - B_H(t)|^2) = H \log |\Delta t| + C \quad (11)$$

式中, C 为常数。通过最小二乘法拟合数据点对 $(\log E(|B_H(t+\Delta t) - B_H(t)|^2), \log |\Delta t|)$, 则由拟合出来的直线的斜率可求出 H , 从而得到图像的分维值 FD 。

根据上述理论, 要计算当前帧中心位置为 y_i 处候选目标的分形特征, 只要选取以 y_i 为中心, 大小为 $m \times n$ 的局部区域, 将该区域内所有像素计算得到的分维值作为这个候选目标的分形特征即可。同时由前面所述, 由于自然背景通常呈现较低的分形维数, 而待检测的人造目标整体呈现较高的分形维数, 因此在所有的候选目标中, 分维值越大也就是分形特征越明显的候选目标是真正目标的概率越大; 反之, 分维值越小的候选目标为真正目标的可能性越小。

下面通过一个实验来说明分形特征用于目标跟踪的有效性和可靠性。图 1 为分形特征示意图。图 1(a) 为一幅原始海面红外图像, 方框内为一个待跟踪的红外小目标, 大小约为 3×3 。图 1(b) 左侧是根据计算原始图像中每个像素的分维值, 并以该分维值为像素值, 构造出来的一幅新的图像, 称之为原始图像的分维像 (这里为了方便显示与识别, 将值域在 $(2, 3)$ 区间的分维值线性变换到 $[0, 255]$ 区间内)。为了更直观地反映目标周围的分维分布情况, 图 2(b) 右侧给出了以目标为中心 9×9 范围内的像素点的分维值矩阵。由该矩阵可见, 目标中心点的分维值为 247, 是矩阵中所有分维值的最大值。通过前述的理论分析和实验验证, 可得到如下结论: (1) 目标中心点对应的分维值通常比目标上的其他点或背景点都要高; (2) 目标点的分维值一般比背景点的分维值高。也就是说, 以分维值越大的点为中心所对应的目标是真正目标的概率越大。

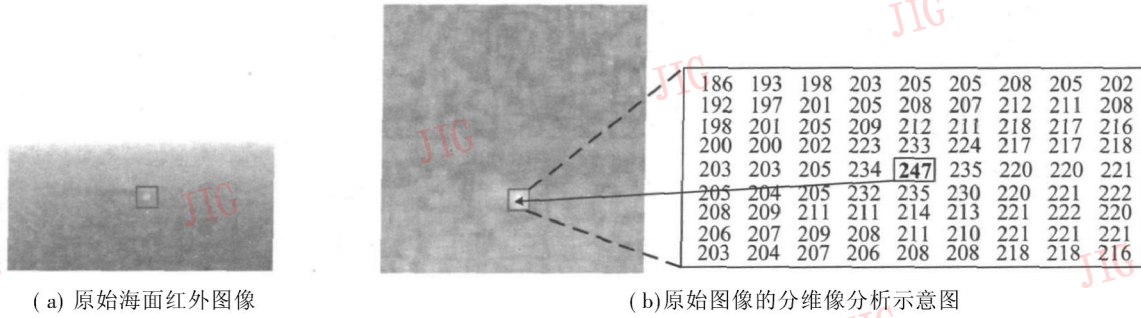


图 1 分形特征示意图

Fig 1 Schematic diagram of the fractal feature

2.3 改进算法的具体实现

根据以上分析,融合目标灰度特征和分形特征的红外小目标跟踪改进算法,其具体实现过程如下:

首先从初始帧中手动提取目标模板,得到目标的初始状态参数 $(x_b, y_b, \hat{x}_1, \hat{y}_1)$, (x_b, y_b) 表示红外目标中心的位置, (\hat{x}_1, \hat{y}_1) 分别代表红外目标的速度;同时在目标初始状态附近随机分布粒子集 $s_1 = \{(x_b^i, y_b^i, \hat{x}_1^i, \hat{y}_1^i), w_1^i\}_{i=1}^N$, 其中 $\{w_1^i = 1/N\}_{i=1}^N$, N 为粒子个数。

然后选择二阶自回归模型作为状态转移模型:

$$s_k - s_{k-1} = s_{k-1} - s_{k-2} + r \cdot u_{k-1} \quad (12)$$

式中, r 表示粒子随机传播半径; u_{k-1} 是 $[-1, 1]$ 的随机数。

为了计算粒子权值,一方面根据灰度特征,利用 Bhattacharyya 系数度量每个粒子带有空间位置信息的灰度直方图和目标模板带有空间位置信息的灰度直方图之间的相似性 $\rho(q_u, p_u(y_i))$, 同时要给灰度更接近目标模板的粒子赋予更高的权值,因此,它所对应的观测模型的形式一般表达成一个标准差为 σ

的高斯函数 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1-\rho(q_u, p_u(y_i))}{2\sigma^2}\right]$; 另一

方面,计算每个粒子的分形特征,即分维值 $FD(y_i)$, 根据 3.2 节的分析,分维值越大也就是分形特征越明显的粒子是目标的概率越大,同时,需要注意的是由于是 2 维图像,且 H 的值在 $(0, 1)$ 区间,则由式 (9) 计算的分维数 FD 的值在 $(2, 3)$ 区间,为了使分形特征对应的观测概率在 $(0, 1)$ 区间,同时保证它所对应的动态范围不变,所以本文采用 $(FD(y_i) - 2)$ 来表示分形特征对应的观测模型。然后将这两种特征融合,得到如下形式的联合观测模型:

$$p(z_k | s_k^i) = \left| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{1-\rho(q_u, p_u(y_i))}{2\sigma^2}\right] \right| \cdot \left| FD(y_i) - 2 \right| \quad (13)$$

式中, σ 为经验常数,可根据跟踪性能来选取^[7-8], 对于红外小目标跟踪,经多次实验验证 σ 一般可取为

$[1, 10]$, 本文第 4 节实验中取 $\sigma = 3$ 。

由观测模型即可计算粒子权值:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | s_k^i) \quad i = 1, \dots, N \quad (14)$$

需要说明的是,对于每个粒子,需要衡量它和目标模板灰度特征之间的相似性,以计算它为真正目标的概率。而分形特征是以粒子为中心,在局部区域内进行计算得来的。本文采取的方法是将这些分维值融入观测模型中,对灰度特征予以补充和校正。其原因在于:一方面,对于目标分形特征而言,分维值受目标局部背景影响较大,因此不适合将粒子和目标模板的分维值相比较;另一方面,待选粒子局部背景近似相同,而分维值越高的粒子是真正目标的可能性越大,通过比较这些待选粒子的分维值大小,可以得到待选粒子是真正目标的概率。通过实验验证,相对于仅采用灰度特征的方法,本文提出的融合分形特征的方法,大大提高了跟踪的准确性和稳健性。

计算出粒子权值后,还要将它们归一化。同时采用重采样技术避免退化现象。本文直接将具有最大权值的粒子赋给其余粒子,这样不仅可以减少计算量,同时还剔除了错误信息,使得跟踪精度得到提高。

最后,可以通过粒子的加权和计算当前帧中目标的状态:

$$\hat{s}_k = E(s_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^N w_k^i s_k^i \quad (15)$$

综上所述,本文提出的改进算法的流程图如图 2 所示。

3 仿真结果与分析

为了验证本文提出算法的有效性,采用 2 组不同背景的红外图像序列进行跟踪实验。实验是在 P4 2.80GHz, 512MB 内存的 PC 机上,通过 MATLAB6.5 仿真完成。每个实验均采用本文提出的融合灰度特征和分形特征的粒子滤波算法和传统的仅基于灰度特征的粒子滤波算法对目标进行跟踪,

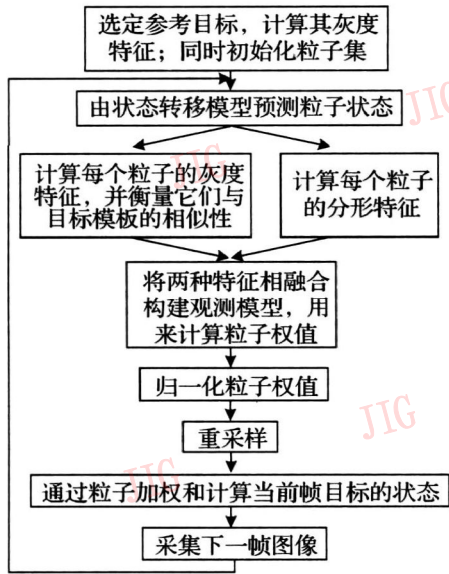


图 2 改进算法的流程图

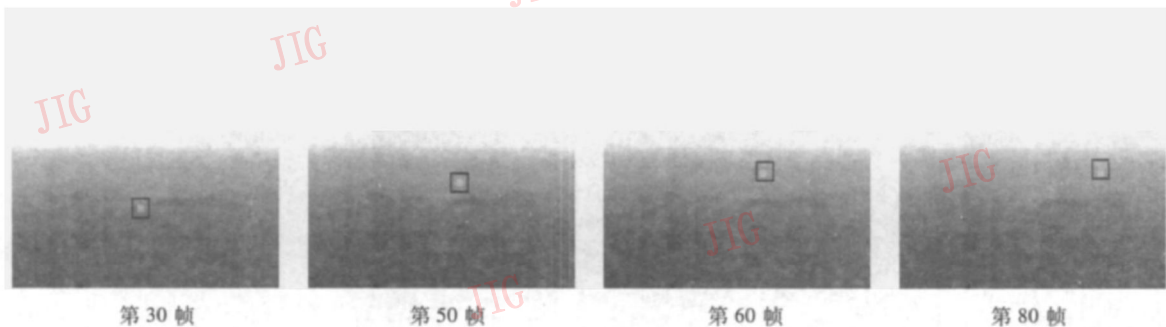
Fig 2 Flow chart of the improved algorithm

然后将这两种算法的跟踪结果进行比较。

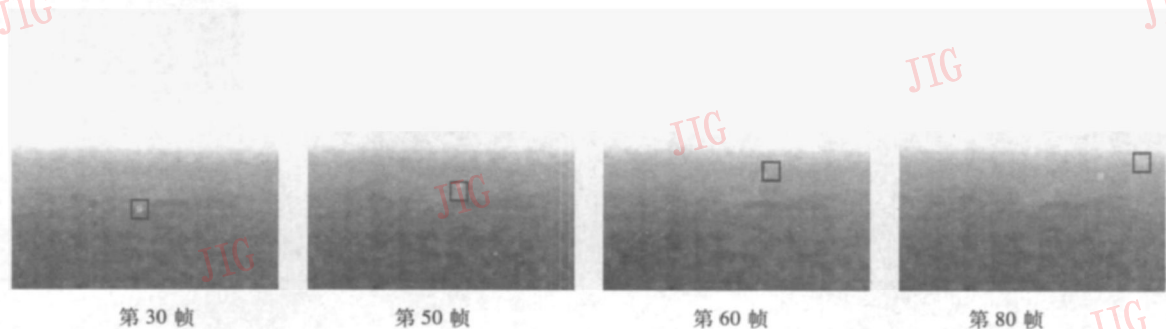
第 1 个实验序列为海面背景下的红外图像序列, 序列长度为 100 帧, 每帧图像的分辨率为 128×128 待跟踪的红外小目标是一只船, 大小约为 3×3 。第 2 组实验序列为天空背景下的红外图像序列, 序列长度为 180 帧, 每帧图像的分辨率为 $128 \times$

128 跟踪目标为序列中出现的一个飞机, 大小约为 3×5 。两组实验序列目标的参考模型分别在该序列的第 1 帧中手动选定。两组实验采用相同的参数: 1) 灰度量级数 $B = 32$ 这样设置是为了降低计算量、提高算法的实时性, 实验结果表明, 该灰度量级数对跟踪的稳健性影响很小; 2) 考虑到图像序列中红外目标尺寸的大小, 及跟踪的精确性和效率, 这里选取 $m, n = 9$ 大小的局部区域来计算每个粒子的分形特征; 3) 粒子数 $N = 100$ 粒子传播半径 $r = \frac{\sqrt{N}}{2}$, 这是考虑到跟踪精度和速度后的一个折中选择, 粒子数目和粒子传播半径越大, 跟踪精度越高, 但同时计算量越大; 4) 联合观测模型中 σ 的值取 3。

图 3 是序列 1 部分帧跟踪的结果, 图 3(a) 为本文算法的跟踪结果, 图 3(b) 为传统基于灰度特征的粒子滤波算法的跟踪结果, 矩形框内为跟踪到的目标。由图可见, 两种方法处理到第 30 帧时, 都准确跟踪到了目标, 然而随着目标和背景的灰度差别减小, 对比度逐渐变低, 导致跟踪难度增加。在第 50-60 帧中, 本文提出的算法都较好地跟踪到了目标, 而传统基于灰度特征的粒子滤波算法跟踪到的点逐渐偏离目标, 导致跟踪失败。



(a) 本文算法的跟踪结果



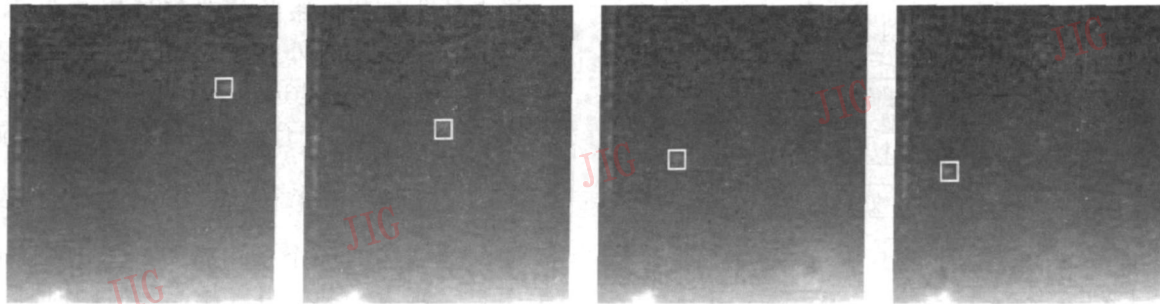
(b) 传统基于灰度特征的粒子滤波算法的跟踪结果

图 3 序列 1 的跟踪结果

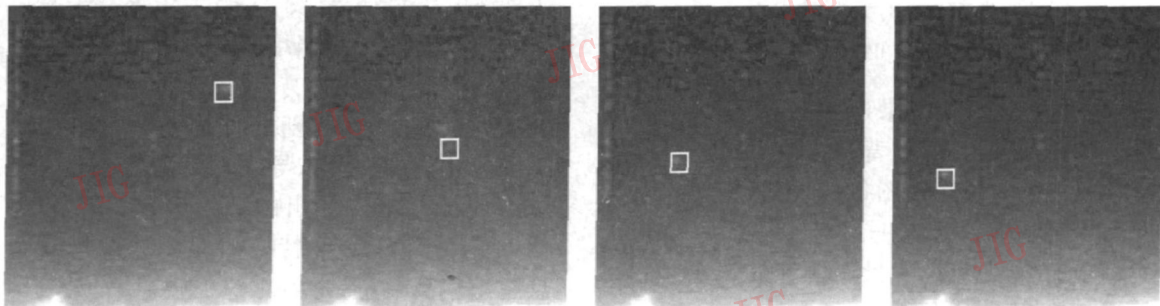
Fig 3 The tracking results of sequence 1

图 4是序列 2 部分帧跟踪的结果, 由图可见, 当两种算法都跟踪到第 90 帧时, 由于目标飞机很小且灰度受到了周围背景的干扰, 使得灰度特征变得不可靠, 但是目标的分形特征良好, 所以此时本文提出

的算法仍维持了很好的跟踪性能, 而此时传统的基于灰度特征的粒子滤波算法则出现了较大的跟踪误差。



(a) 本文算法的跟踪结果



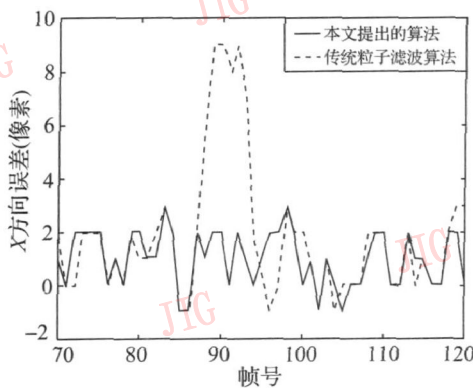
(b) 传统基于灰度特征的粒子滤波算法的跟踪结果

图 4 序列 2 的跟踪结果

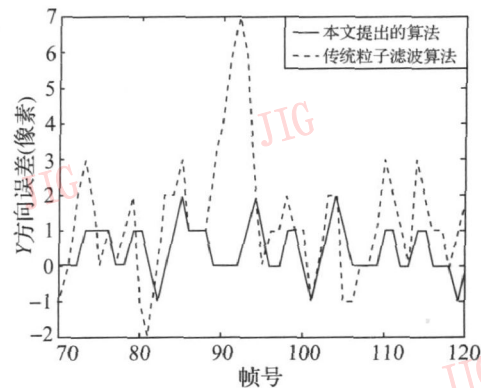
Fig 4 The tracking results of sequence2

下面通过分析两种算法进行目标跟踪的误差的比较, 进一步说明本文提出的算法较传统的粒子算法具有优越性。图 5 是针对序列 2 两种算法的跟踪误差曲线。由图可见, 本文算法的跟踪误差明显比

传统的仅仅基于灰度特征的粒子滤波算法要低, 因此, 本文提出的融合灰度特征和分形特征的粒子滤波跟踪算法能够更加准确地对红外小目标进行跟踪。



(a) 序列 2 中部分帧 x 方向的跟踪误差



(b) 序列 2 中部分帧 y 方向的跟踪误差

图 5 针对序列 2 两种算法的目标跟踪误差曲线

Fig 5 The tracking error curves of two algorithms for sequence2

通过上述实验结果表明, 与仅采用灰度特征的粒子滤波算法相比, 本文提出的融合灰度特征和分形特征的粒子滤波方法大大提高了跟踪的鲁棒性和准确性。实验使用 MATLAB6.5 仿真完成, 算法的跟踪速度约为 7~10fps(帧/秒), 还可以根据实际的应用, 选择更好的软硬件配置来优化该算法, 以提高算法的效率, 从而使其满足实时跟踪的要求。由此可见, 本文提出的算法有效解决了红外序列中的小目标的自适应跟踪问题。

5 结 论

本文根据红外小目标的特点, 提出了一种基于特征融合和粒子滤波的目标跟踪改进算法。粒子滤波是非线性非高斯条件下目标跟踪的一种有效方法, 它的一个重要优点就是可以融合目标的多特征信息。对于红外小目标而言, 灰度特征和分形特征是其非常重要的两个特征, 它们各自具有优点但也存在一定的局限性, 直接采用基于灰度特征的粒子滤波跟踪方法, 常常会出现目标跟踪有偏或跟踪错误的现象; 而分形特征目前仅用于单帧红外目标检测上。考虑到这两种特征的优点, 本文将它们相融合, 并将融合后的信息用于粒子权值的计算, 大大提高了算法的鲁棒性和准确性。实验结果表明, 本文提出的算法能够解决由于强噪声导致的目标灰度突变而造成的跟踪丢失, 能够实时、稳健地跟踪红外小目标。

参考文献 (References)

[1] Sun Sun-gu. Target detection using local fuzzy thresholding and binary template matching in forward-looking infrared images [J]. *Optical Engineering* 2007, 46(3): 036402-1-9

[2] Qu You-shan, Duan Yong-qiang, Li Ying-cai et al. Automatic detection of moving point targets in staring infrared binocular imaging system [C] // *Proceedings of SPIE: Remote Sensing and*

Infrared Devices and Systems Changchun, China: SPIE Press, 2006, 603E: 603110/1-603110/9

[3] Zhang Hai-ying, Zhang Tian-wen, Wen Xuan, et al. Modified pipeline algorithm for detection and tracking of infrared point targets [C] // *Proceedings of SPIE: 2nd International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing USA: International Society for Optical Engineering* 2006, 6150: 615027/1-615027/6

[4] Cheng Jian, Zhou Yue, Cai Nian, et al. Infrared object tracking based on particle filters [J]. *Journal of Infrared and Millimeter 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.]

[5] Gao Jian-pu, Wang Yu-jian, Yang Hai-qiang, et al. Particle filter face tracking using color and shape histogram as clues [J]. *Journal of Image and Graphics* 2007, 12(3): 466-473. [高建坡, 王煜坚, 杨浩等. 以颜色和形状直方图为线索的粒子滤波人脸跟踪 [J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(3): 466-473.]

[6] Gordon N. J., Salmond D. J., Smith A. F. M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian bayesian state estimation [J]. *IEE Proceedings Part E: Radar and Signal Processing* 1993, 140(2): 107-113

[7] Perez P., Hue C., Vermaak J. et al. Color-based probabilistic tracking [C] // *Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision* London, UK: Springer-Verlag, 2002, 1: 661-675

[8] Nummiaro K., Koller-Meier E., Van Gool L. An adaptive color based particle filter [J]. *Image and Vision Computing* 2003, 21(1): 99-110

[9] Mandelbrot B. B. *The Fractal Geometry of Nature* [M]. San Francisco, CA, USA: W. H. Freeman and Company, 1982

[10] Tian Jie, Zhang Chun-hua. Fractal-based detection of objects in underwater images [J]. *Journal of Image and Graphics* 2005, 10(4): 479-483. [田杰, 张春华. 基于分形的水声图像目标探测 [J]. *中国图象图形学报*, 2005, 10(4): 479-483.]

[11] Sun Yu-qiu, Tian Jin-wen, Liu Jian. Novel method on dual-band infrared image fusion for dim small target detection [J]. *Optical Engineering* 2007, 46(11): 116402-1-8

[12] Pentland A. P. Fractal-based description of natural scenes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 1984, 6: 661-674