

# 改进粒子滤波算法在深空红外 小目标跟踪中的应用

叶有时,刘淑芬,孙 强,刘鸿瑾,刘 波,杨 桦,吴一帆

(北京控制工程研究所,空间智能控制技术国家级重点实验室,北京 100190)

**摘 要:** 非负矩阵分解具有较好的特征提取性能,广泛应用于数据融合领域,而粒子滤波则是一种处理非线性和非高斯动态系统状态估计的有效方法.该文结合两种算法的优点,提出了一种基于改进粒子滤波的红外小目标跟踪算法.利用 NMF 融合当前与之前的粒子分布权重,减小经典粒子滤波退化发散带来的精度误差.避免了目标遮挡及暂时消失带来的跟踪错误.仿真实验证明本文算法相对于经典粒子滤波,具有更好的跟踪精度和稳定性.

**关键词:** 深空; 红外小目标跟踪; 粒子滤波; 非负矩阵分解

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)08-1506-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.08.006

## Application of Improved Particle Filter Algorithm in Deep Space Infrared Small Target Tracking

YE You-shi, LIU Shu-fen, SUN Qiang, LIU Hong-jin, LIU Bo, YANG Hua, WU Yi-fan

(Beijing Institute of Control Engineering, National Key Laboratory of Science and Technology on Space Intelligent Control, Beijing 100190, China)

**Abstract:** The non-negative matrix factorization (NMF) is widely used in data fusion for the advantage of feature extraction, and the particle filter (PF) is an effective method for the state estimation of non-linear and non-Gaussian dynamic systems. Therefore, an infrared small target tracking algorithm based on improved particle filter is proposed. Current and previous particle distribute weights are fused by NMF in order to reduce the precision error caused by particle divergence in classic PF method. So the tracking error of sheltered and disappeared target can be avoided. Experimental results show that the proposed method has better tracking precision and is more stability for small target tracking than the classic PF method.

**Key words:** deep space; infrared small target tracking; particle filter; non-negative matrix factorization(NMF)

### 1 引言

天文天体研究、空间航天器、星际探测器的探测、定位、识别及导航都离不开红外小目标跟踪技术,要求在没有任何先验姿态,处于任何方位的情况下,依靠导航星表的辅助,对空间中焦点位于无穷远、辐射角度几近平行的小目标,独立开展长时的测量跟踪<sup>[1]</sup>.传统地面红外小目标跟踪对象通常为有限距离内的短时目标,可利用目标本身的一些形体特征<sup>[2]</sup>实现可靠跟踪.难点主要集中在目标模式识别、背景消除和摄动补偿等<sup>[3]</sup>.空中及海天红外小目标跟踪受场景影响严重,目标多为飞机及舰船等人工建造物,虽具有较强机动性不易建模,但一些先验信息的获取及模型参数的灵活调整弥补了这些

不足,出现了先跟踪后检测算法<sup>[4]</sup>.与地面、海天及空中小目标跟踪相比,深空小目标成像距离远,目标弱小,无法利用形状特征进行模式识别.跟踪场景中既有位置近似恒定不变的恒星,还有缓动的行星,高速机动、运动状态呈非线性变化的人造目标等,容易出现目标因遮挡或光照暂时消失的情况.同时,地外环境下全天时跟踪先验信息的匮乏及参数调整的劣势,都会降低深空红外小目标跟踪的稳健性,要求跟踪算法具有高独立性、稳定性、适用性强的特点.

鉴于状态滤波估计具有跟踪精度高,鲁棒性好的特点,目前应用广泛的目标跟踪算法大多为基于运动模型的状态滤波算法,如经典卡尔曼滤波<sup>[5]</sup>、扩展卡尔曼滤波(EKF)<sup>[6]</sup>、无迹卡尔曼滤波(UKF)<sup>[7]</sup>,以上算法或者容

易对强非线性系统导致滤波有偏或发散,或者虽然利用非线性模型,但不适用于非高斯分布的系统.为更好的实现非线性非高斯情况下的动态系统状态估计,出现了粒子滤波(Particle Filter)算法<sup>[8]</sup>,它利用状态空间中一系列随机抽取的离散加权样本点(粒子)逼近系统状态的后验概率密度函数,通过样本的递推迭代产生新的状态分布,当样本足够大时,精度可以逼近最优估计.该方法对系统和噪声的性质没有过多要求,适用于非线性非高斯系统.但是由于迭代过程中往往会出现粒子退化、多样性贫乏等问题<sup>[9]</sup>,在目标因遮挡而暂时消失或观测噪声急剧增大的情况下跟踪精度较差.针对以上问题,本文对经典粒子滤波方法进行改进,引入灰度加权算子构造新的测量函数生成重要性权重,衡量预测值与观测值之间的误差,然后应用 NMF 算法融合当前与之前的粒子权重分布,充分考虑之前粒子状态对跟踪的影响,淘汰小权值无效粒子的同时补充相同数量以粒子集期望为中心,方差范围内的新粒子完善多样性.一定程度上抑制了粒子匮乏和退化,实现对目标遮挡及暂时消失情况下的稳定跟踪.

## 2 基本粒子滤波算法

粒子滤波算法的核心是寻找一组在状态空间传播的随机样本(或称粒子)对贝叶斯滤波中的概率密度函数进行近似.即独立地从状态的后验分布  $p(s_{0:t} | z_{1:t})$  中采样得到  $N$  个带权重的样本(粒子)  $\{s_{0:t}^i\}_{i=1}^N$ ,用随机样本(粒子集)近似表示后验概率分布.实际应用中,通常采用一个已知的、易于采样的概率密度函数  $q(s_{0:t} | z_{1:t})$  来代替后验概率分布,从中采样获取样本粒子.称为建议分布函数或重要性密度函数<sup>[10]</sup>.令  $\tilde{w}_t(s_{0:t}^i)$  表示归一化重要性权重:

$$\tilde{w}_t(s_{0:t}^i) = \frac{w_t(s_{0:t}^i)}{\sum_{k=1}^N w_t(s_{0:t}^k)} \quad (1)$$

$$\text{其中 } w_t(s_{0:t}) = \frac{p(z_{1:t} | s_{0:t})p(s_{0:t})}{q(s_{0:t} | z_{1:t})}$$

状态后验分布可近似表达为如下形式:

$$\hat{p}(s_{0:t} | z_{1:t}) = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t(s_{0:t}^i) \delta(s_{0:t} - s_{0:t}^i) \quad (2)$$

式中  $\delta(\cdot)$  为 Dirac-delta 函数,  $\hat{p}(\cdot)$  表示估计概率,  $z_{1:t}$  为从开始到时刻  $t$  的观测值.  $N$  趋向于无穷大时,重要性采样粒子分布逼近于  $p(s_{0:t} | z_{1:t})$ . 因为估计  $p(s_{0:t} | z_{1:t})$  需要所有的观测数据  $z_{1:t}$ , 计算量随时间推移而增加.序贯重要性采样可采用递归方式计算重要性权重,每次获得新观测  $z_t$  后,递推地将前一时刻粒子集  $s_{0:t-1}^i$  更新至  $s_{0:t}^i$ :

$$q(s_{0:t} | z_{1:t}) = q(s_{0:t-1} | z_{1:t})q(z_t | s_{0:t-1}, z_{1:t}) \quad (3)$$

假设系统状态演变是一个马尔可夫过程,各观测量独立,  $w_t(s_{0:t}^i)$  简记作  $w_t^i$ , 得出重要性权重迭代更新形式:

$$\begin{aligned} w_t^i &= \frac{p(z_{1:t} | s_{0:t}^i)p(s_{0:t}^i)}{q(s_{0:t-1}^i | z_{1:t-1})q(z_t | s_{0:t-1}^i, z_{1:t})} \\ &= w_{t-1}^i \frac{p(z_t | s_{0:t}^i)p(s_{0:t}^i)}{q(s_{0:t}^i | z_{1:t})} \end{aligned} \quad (4)$$

故而粒子滤波状态递推时传播的只是重要性权重  $w_t^i$ , 不必关注之前的权值和观测量.通过式(2)和(4)迭代,采用随机粒子对后验分布进行逼近,不受线性、高斯条件限制.

## 3 改进粒子滤波的目标跟踪算法

若目标在当前观测中因遮挡或能量减弱暂时消失,或观测噪声突然增大时,参考分布不能有效表示真实分布,似然分布与粒子先验分布相差较大,经典粒子滤波从中抽取的有效粒子的概率很低,将导致跟踪结果发散.为解决以上问题,本文对经典粒子滤波进行改进.

### 3.1 粒子的灰度加权测量函数

由于粒子随机样本的多假设性,基于粒子滤波的红外目标跟踪并不十分依赖系统状态转移模型的精确性,当目标只有平移运动时可采用二阶模型,由  $s_t = (x_t, vx_t, y_t, vy_t)^T$  表示  $t$  时刻目标运动状态,其中  $x_t, vx_t, y_t, vy_t$  依次为目标在  $x, y$  方向的位置和速度.通过目标检测结果获取观测值作为初始状态生成若干粒子群,构造初始化粒子.

为衡量预测状态与观测状态的误差,引入灰度加权算子  $M$ , 将跟踪窗口内像元像素值与灰度加权算子模板进行卷积,使越靠近模板中心的像素得到的权值越大,获得每个粒子的灰度加权重值.空间红外小目标大小一般在  $5 \times 5$  大小以下.由此选取  $5 \times 5$  的灰度加权算子模板,对于稍有一定形状的小目标,具有对边缘阻挡、目标的旋转以及背景运动不敏感的特点.

$$M = \begin{pmatrix} 32 & 32 & 32 & 32 & 32 \\ 32 & 64 & 64 & 64 & 32 \\ 32 & 64 & 128 & 64 & 32 \\ 32 & 64 & 64 & 64 & 32 \\ 32 & 32 & 32 & 32 & 32 \end{pmatrix}$$

粒子权值计算公式表达如下:

$$u^i = \sum_{i=a-(m-1)/2}^{a+(m-1)/2} \sum_{j=b-(n-1)/2}^{b+(n-1)/2} I_{i,j} \otimes M_{5 \times 5} \quad (5)$$

其中  $u^i$  为粒子  $i$  的灰度加权重值,  $I_{i,j}$  为粒子状态中目标位置  $(a, b)$  对应的  $m \times n$  大小的跟踪窗口内各像元像素值.跟踪窗口相比模板太大,使绝大部分粒子权重相似,粒子传播方向不收敛,经多次迭代仍不能优选有

效粒子.跟踪窗口与模板相比太小,容易造成粒子贫化导致多样性散失,仅有极少、甚至没有大权值的粒子产生,使跟踪目标丢失.设  $a$  为算子模板边长,跟踪窗大小  $m$  与  $n$  一般取值为  $a \leq m = n \leq 3a/2$ .

观测模型使用观测量对系统状态转移结果进行验证,由于每个粒子都代表目标状态的一种可能,系统观测的目的就是使与实际情况相近的粒子获得的权值大一些,与实际情况相差较大的粒子获得的权值小一些.利用灰度加权算子构建一种新的测量函数度量粒子目标状态与目标观测之间的相似性,定义为:

$$K = |z_t^i - u_t^i| \quad (6)$$

其中  $z_t^i$  为当前图像中目标观测量的灰度加权重值,  $u_t^i$  为根据上一时刻状态转移得到当前时刻的粒子灰度加权重值,  $K$  值越小代表估计粒子与真实观测越相似,利用当前观测对粒子滤波过程进行约束和修正.给定粒子  $s_t^i$ , 结合观测模型,定义观测似然为:

$$\begin{aligned} p(z_t^i | s_t^i) &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(K)^2\right\} \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_t^i - u_t^i)^2\right\} \end{aligned} \quad (7)$$

则每个粒子的权重  $w_t^i = p(z_t^i | s_t^i)$  简化为

$$w_t^i \propto \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_t^i - u_t^i)^2\right\} \quad (8)$$

### 3.2 基于 NMF 的粒子重要性权重融合

为了消除目标遮挡及暂时消失对跟踪的影响,对粒子滤波重要性权重迭代过程进行改进,引入非负矩阵分解<sup>[11]</sup>(NMF)算法,将上一时刻目标状态的粒子权值分布融合进当前粒子权值分布中,生成新的粒子权重进行重采样,在出现目标遮挡时,使预测结果综合考虑当前与之前状态的粒子权值对后验概率密度分布的影响,逼近状态后验分布以实现红外弱小目标跟踪.

非负矩阵分解可描述为:已知一个  $n \times m$  大小的非负矩阵  $V$  和一个小于  $n$  或  $m$  的秩  $r$ , 找出非负的  $n \times r$  大小的基矩阵  $W$  和非负的  $r \times m$  大小的系数矩阵  $H$  来近似表达矩阵  $V$ , 使

$$V = WH \quad (9)$$

$W$  具有一定的线性无关性和稀疏性,可用  $W$  中很

少的元素描述大量原始数据矩阵  $V$  的特征及结构.为了获得原始矩阵更多的局部特征信息,减少噪声干扰,使  $W$  矩阵中的基向量更加正交和平滑,获得对矩阵  $V$  更具代表性的表达,在 NMF 目标函数<sup>[11]</sup>基础上加入三个约束条件,重新构建目标函数  $F$  衡量原始矩阵  $V$  与其低秩近似表达  $WH$  之间的逼近效果:

$$\begin{aligned} F &= \sum_{i,j} [V_{ij} - (WH)_{ij}]^2 + 0.01 \sum_{i,j} w_{i,j}^2 + 0.01 \sum_{i,j} h_{i,j}^2 \\ &+ 0.005 \sum_{i,j} \left( w_{i,j} - \sum_{i,j} w_{i,j} / (m \times n) \right)^2 \end{aligned} \quad (10)$$

(1)约束  $\sum_{i=1}^n w_{ij}^2$  取值最小,使系数矩阵  $H$  含有更多的零元素,稀疏性最大<sup>[12]</sup>,使用于表达原始矩阵  $V$  的基矩阵  $W$  基本元素数目最少,正交性最大,减少基向量之间的冗余.

(2)约束  $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m h_{ij}^2$  取值最大,使基矩阵  $W$  中信息量最大<sup>[12]</sup>,富含原始矩阵  $V$  更多的细节信息.同时也增大了  $H$  矩阵的稀疏性.

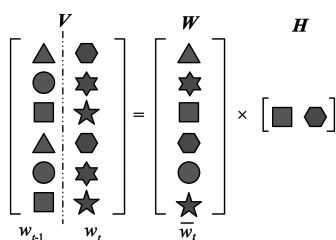
(3)通过约束  $\sum_{i,j} \left( w_{i,j} - \sum_{i,j} w_{i,j} / (m \times n) \right)^2$  取值最小,使得矩阵  $W$  的平滑性最大,可以剔除在矩阵迭代运算结构畸变过程中产生的野值,确保粒子权重不会剧变和畸变.

NMF 算法提供了迭代交替求解  $W$  和  $H$  的方法,使用如下准则完成  $W$  和  $H$  的更新:

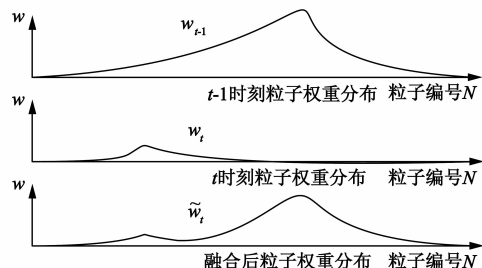
$$H_{ij} \leftarrow H_{ij} \frac{(W^T V)_{ij} - 0.01 H_{ij}}{(W^T W H)_{ij} + eps} \quad (11)$$

$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} \frac{(V H^T)_{ij} - 0.01 W_{ij} - 0.005 (W_{ij} - \bar{W})}{(W H H^T)_{ij} + eps} \quad (12)$$

算法中每次迭代  $W$  和  $H$  的新值由当前值乘以某个系数得到,而这些系数取决于算法公式中的近似程度,按照这样的规则不断的迭代,可以确保  $W$  和  $H$  收敛到一个局部最优的矩阵分解形式.基于 NMF 的粒子权重融合如图 1(a) 示意.给定  $n$  个粒子组成的状态重要性权值序列  $w_t = [w_{(t,1)}, w_{(t,2)}, \dots, w_{(t,n)}]^T$ , 可以得到一个  $n \times 2$  大小的矩阵  $V = [w_{t-1}, w_t]$ .  $V$  中每一列对应



(a) NMF 分解用于特征提取融合示意



(b) 粒子权重融合效果

图1 基于NMF的粒子权重融合

当前时刻  $t$  状态和上一时刻  $t-1$  状态的粒子群重要性权值. 通过 NMF 算法将  $V$  分解为基矩阵  $W$  和系数矩阵  $H$ , 提取  $V$  的全局特征向量构成  $W$ , 可由  $W$  获取融合后粒子集权重  $w_i$ .

如图 1(b) 所示,  $t-1$  时刻图像中存在弱目标, 各粒子重要性权重分布为  $w_{t-1}$ .  $t$  时刻图像中小目标因遮挡、噪声干扰等原因暂时消失, 造成当前测量的重要性权重散失, 对应真实目标状态的粒子权重分布曲线  $w_t$  的波峰消失, 影响重采样结果, 降低目标跟踪精度. 采用 NMF 对  $t-1$  和  $t$  时刻的粒子重要性权重进行融合, 新的粒子权重集  $\bar{w}_t$  综合考虑了当前和之前粒子权重分布特点, 利用融合后粒子权重分布的良好稀疏性, 可突出体现最有可能反应真实目标位置的大权重粒子的分布概率, 具有更强的鲁棒性.

为避免粒子匮乏<sup>[9]</sup>使后期目标状态预测的位置单一化, 在 NMF 融合粒子权重后进行衡量, 去除权值小于权重均值的无效粒子, 补充入相同数量以当前量测权重为期望, 粒子集权重方差范围内的新粒子完善粒子多样性, 在预测位置附近生成多个粒子, 代表各种可能的目标状态, 可很好的克服动态背景变化及成像器姿态调整时, 目标在观测值附近抖动的问题.

### 3.3 改进的粒子滤波跟踪算法流程

**步骤 1: 初始化** 在初始帧中提取目标运动参数, 在观测值跟踪窗口内依据系统状态向量的经验条件分布, 从先验分布中进行随机抽样, 得到一组带有相应权值的粒子  $\{s_0^i\}_{i=1}^N$ , 每个粒子代表一个可能的运动状态, 初始的重要性权值  $w_i = 1/N$ .

**步骤 2: 重要性采样及权值计算** ①重要性采样: 按建议分布计算状态转移后的预测估计粒子状态, 然后按式(5)计算每一粒子的灰度加权算子权值  $u^i$ ; ②按式(6)~(8)计算粒子的重要性权值  $w_i^i$ ; ③粒子权重归一化:  $\bar{w}_i = w_i^i \left( \sum_{i=1}^N w_i^i \right)^{-1}$ .

**步骤 3: 重采样** 根据前一时刻的粒子重要性权重  $w_{t-1}$  和当前时刻的重要性权重  $w_t$ , 利用式(6), (8)的 NMF 算法融合得到新的粒子重要性权重  $\bar{w}_t$ . 然后以粒子集权重的均值为阈值, 淘汰小权值粒子, 在新的量测附近补充入相当数量以当前观测值权重为期望, 粒子集方差范围内的新粒子, 得到新的粒子集  $\{s_0^i\}_{i=1}^N$ .

**步骤 4** 将这些粒子分别代入状态方程, 利用动态转移模型移动粒子位置得到新点集. 判断跟踪是否结束, 否则返回步骤 2 迭代计算.

## 4 实验结果与分析

基于图像敏感器的航天器导航一般分为图像预处理、目标检测、目标跟踪三个阶段. 本文定位于目标跟

踪阶段, 故而研究对象为前级预处理后的增强图像(如图 2 所示). 选用的仿真图像是在此基础上, 加入一定运动规律特定目标后的序列图像. 可有效反映目标跟踪阶段实际图像的特性. 实验采用的软件平台为 MATLAB 2009A, 硬件平台为 Intel core i5-4570 3.2GHz, 选作对比实验的经典粒子滤波算法为目前应用广泛、易于工程实现的采样重要性重采样(SIR)粒子滤波算法<sup>[13]</sup>, 通过本文引入步骤对经典 PF 算法进行改进后, 与经典 PF 算法实验结果进行对比, 检验算法的跟踪精度以及抗粒子退化能力. 虽然目前一些改进的粒子滤波算法具有更高精度及鲁棒性的优点, 但由于算法结构复杂<sup>[14,15]</sup>, 运算量大, 不在本文讨论之列.

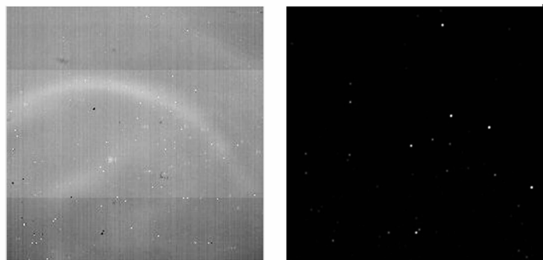


图2 成像器采集图像及前级处理后的增强图像

### 4.1 改善粒子退化多样性的验证

实验对象为模拟深空红外背景图像序列, 共 40 帧, 数据位宽 14bit,  $256 \times 256$  分辨率, 目标  $4 \times 4$  大小, 整个序列中目标速度经历了前期的缓慢变化和后期的剧烈变化. 通过目标检测得到运动目标的先验初始位置为  $(25, 42)$ , 初始速度为  $(2, 2)$ , 小目标非线性运动模型为:

$$s_t = F \cdot s_{t-1} + B + W_t \quad (13)$$

$$\text{其中, } F = \begin{pmatrix} 0.8 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 0.005T^2 + 10 \\ 0 \\ 5 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

$W_t$  是零均值, 方差矩阵为  $Q$  的高斯噪声, 方差矩阵

$$Q = \begin{pmatrix} 0.05T^3/3 & 0.05T^2/2 & 0 & 0 \\ 0.05T^2/2 & 0.05T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.05T^3/3 & 0.05T^2/2 \\ 0 & 0 & 0.05T^2/2 & 0.05T \end{pmatrix}.$$

实验分别对经典粒子滤波(PF)和本文提出的改进粒子滤波(IPF)的粒子退化和采样多样性效果进行分析比较, 两种算法参数设置相同, 采用的粒子数目均为 500, 分别采集跟踪序列中的第 7, 17, 27, 37 帧进行分析. 图 3(a) 为 PF 算法在跟踪过程中的粒子分布情况, 图 3(b) 为本文 IPF 算法在跟踪过程中的粒子分布情况. 可以看到, PF 算法中大量粒子的权值随着时间的推移变小, 仅仅在真实目标附近的粒子权值较大, 随着状

态的不断转移,无效粒子向四周发散,导致了粒子多样性的散失,影响目标跟踪精度.而本文 IPF 算法应用 NMF 算法融合多次迭代的粒子权值分布,在重采样过

程中淘汰小权值粒子的同时,以粒子权重期望为中心,在方差范围内补充新的粒子集,丰富粒子多样性,有效抑制了粒子退化发散.

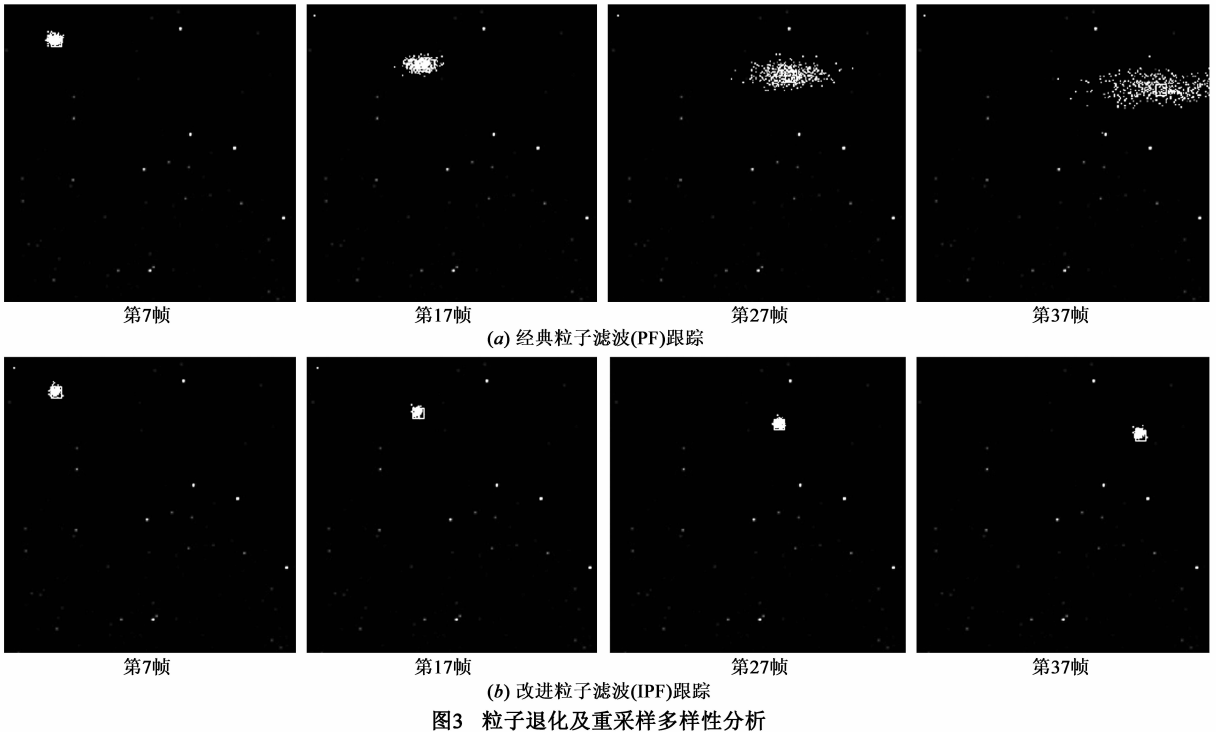


图3 粒子退化及重采样多样性分析

#### 4.2 目标遮挡及暂时消失序列的跟踪

为验证算法对目标遮挡及暂时消失情况下的目标跟踪能力,增加了观测序列的长度,共有 80 帧图像,数据为 14 位宽,256 × 256 分辨率,目标为 4 × 4 大小,场景复杂,采用式(13)所述的非线性小目标运动模型,使用新的运动状态参量.

目标状态方程中

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 0.8 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0.0025T^2 + 5 \\ 0 \\ 2.5 \\ 0 \end{pmatrix},$$

$\mathbf{W}_i$  是零均值,方差矩阵为

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} 0.05T^3/3 & 0.05T^2/2 & 0 & 0 \\ 0.05T^2/2 & 0.05T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.05T^3/3 & 0.05T^2/2 \\ 0 & 0 & 0.05T^2/2 & 0.05T \end{pmatrix} \text{的高斯噪声.}$$

其中 34、35 帧目标因能量弱小暂时消失,38 帧 ~ 40 帧运动目标与固定恒星点出现交叉遮挡.整个序列中目标速度经历了前期的缓慢变化和后期的剧烈变化,实验序列目标初始位置为(25,42),初始速度为(1,1).采用本文提出的改进粒子滤波算法对目标暂时消失情

况下弱小目标跟踪效果进行验证,采集第 7,17,27,37,47,57,67,77 帧图像跟踪实验结果如图 4 所示,证实本文算法可对遮挡和暂时消失的小目标进行稳定跟踪.

对两种算法在目标暂时消失情况下的目标跟踪精度进行分析比较.

图 5 给出了 PF 和本文 IPF 的相应跟踪误差曲线,如图 5 可见,在第 34、35 帧图像出现目标暂时消失时,PF 算法出现了较大的跟踪误差,而本文 IPF 算法由于采用 NMF 融合了之前粒子权重分布,保留了之前粒子的重要性分布,可以持续稳定跟踪暂时消失的小目标.38 ~ 40 帧出现目标与固定恒星点存在遮挡的情况,PF 跟踪精度再度受到影响,而本文 IPF 算法可以继续以较小的误差跟踪目标.本文算法在整个序列中目标定位误差较小,优于经典粒子滤波.

#### 4.3 运算量及实时性对比

依次设置粒子数量为 50, 100, 200, 300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000, 1500, 2000, 3000, 4000, 5000, 10000.对经典粒子滤波执行时间( $T_{PF}$ )和本文算法执行时间( $T_{IPF}$ )进行对比,结果如表 1 及图 6 所示:当粒子数量为 50 时,本文算法执行时间是经典粒子滤波算法的 8 倍,但当粒子数量不断增大到 600 后,IPF 执行时间约为 PF 算法执行时间的 2 倍,这是因为 NMF 算法的特征

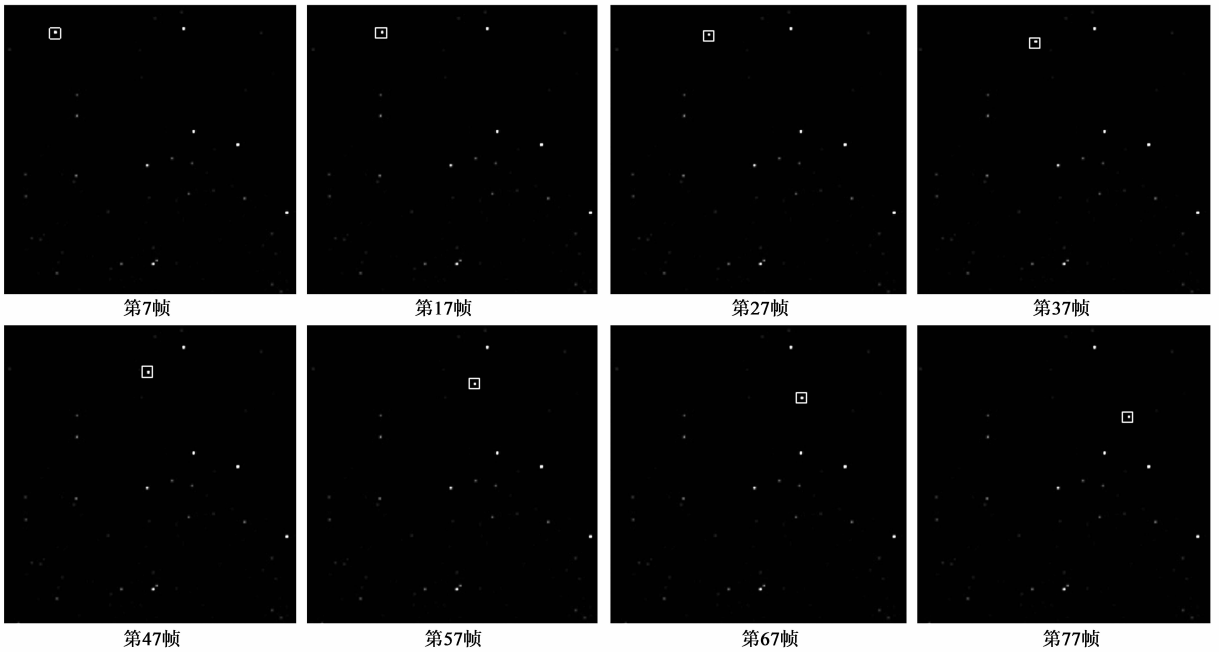


图4 遮挡及目标消失情况下的改进粒子滤波跟踪

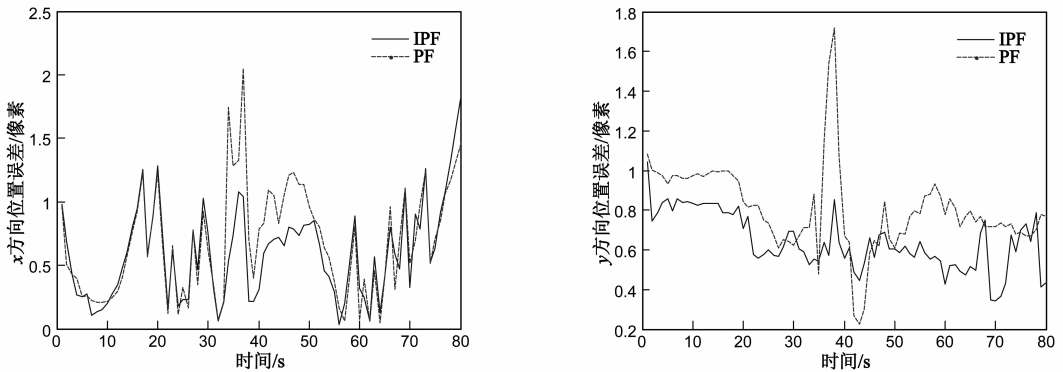


图5 遮挡及目标消失情况下x与y坐标跟踪精度对比

表 1 两种粒子滤波目标跟踪算法的运算性能对比

粒子个数	50	100	200	300	400	500	600	700	800	900
经典粒子滤波运算时间(s)	0.125	0.188	0.312	0.468	0.608	0.765	0.936	1.124	1.326	1.498
本文粒子滤波运算时间(s)	0.967	1.061	1.264	1.451	1.669	1.888	2.137	2.355	2.590	2.855

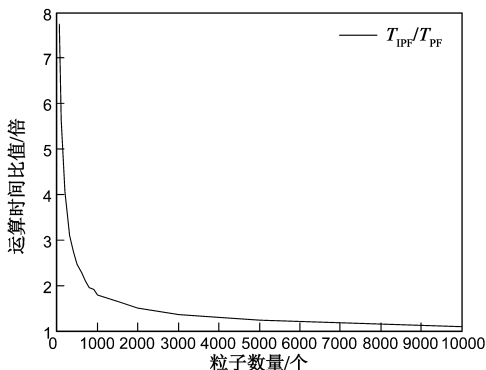


图6 两种PF跟踪算法在不同粒子数目下的运算时间对比

散导致运算时间过长. 当粒子数量为 10000 时,  $T_{IPF}$  与  $T_{PF}$  执行时间之比为 1.0957, 运算量基本相同.

随着成像器性能的不不断提升, 星敏感器的分辨率达到了  $2048 \times 2048$  大小, 跟踪开窗一般为  $50 \times 50$  大小, 为保证跟踪质量, 对于粒子数量的选择一般需覆盖四分之一以上视窗面积, 故粒子数量应选取 600 ~ 2000. 以 1.5 ~ 2 倍执行时间的代价换取更加可靠稳健的跟踪, 对于可靠性要求极高的航天应用是可以承受的.

## 5 总结

本文针对深空红外小目标暂时消失造成的跟踪错误以及重采样过程中粒子多样性散失造成跟踪发散等

提取融合特性保证了粒子特征的收敛, 避免了粒子发

问题,对传统粒子滤波算法进行改进,引入灰度加权算子作为测量函数生成重要性权重,利用 NMF 特征融合提取并保留粒子权重分布中的奇异点,丰富了粒子分布的多样性,避免粒子退化.仿真实验验证了该方法在目标遮挡及暂时消失情况下的稳健跟踪能力,精度优于经典粒子滤波.但本文算法仅利用目标位置及速度状态进行特征滤波维持跟踪,对形状特征信息暂无考虑,维度较小,暂不适用于与形体特征密切的地面小目标跟踪.下一步将重点研究如何将 NMF 的特征提取性能应用到基于形状特征的跟踪中,在不增加粒子数量的情况下,提升地面小目标跟踪性能.

### 参考文献

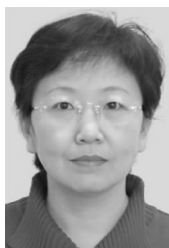
- [1] 李葆华,刘国良,刘睿,王常虹.天文导航中的星敏感器技术[J].光学精密工程,2009,17(7):1616-1620.  
Li Bao-hua, Liu Guo-liang, Liu Rui, Wang Chang-hong. Key techniques of star sensors for celestial navigation[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(7): 1616-1620. (in Chinese)
- [2] 魏长安,姜守达.基于形态重构与跟踪的红外小目标检测算法[J].电子学报,2009,37(4):850-853.  
Wei Chang-an, Jiang Shou-da. Infrared small target detection algorithm based on morphological reconstruction operator and tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 850-853. (in Chinese)
- [3] 史红,刘涛,李鸣,沈敏洁.基于 Meanshift 优化粒子滤波算法的低空平台下车辆跟踪[J].吉林大学学报,2012,50(3):535-539.  
Shi Hong, Liu Tao, Li Ming, Shen Min-jie. Meanshift optimization based particle filter tracking of vehicles in low altitude platform[J]. Journal of Jilin University, 2012, 50(3): 535-539. (in Chinese)
- [4] Buzzi S, Lops M, Ferri M. Track-before-detect procedures in a multi-target environment[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 44(3): 1135-1148.
- [5] Abhari S Q, Qazvin I, Ershadi T Z. Target tracking based on mean shift and kalman filter with kernel histogram filtering[J]. Computer and Information Science, 2011, 4(2): 152-160.
- [6] S J Julier, J K Uhlmann. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. IEEE Proc of Aerospace and Electronic Systems, 2004, 92(3): 401-422.
- [7] 徐小来,雷英杰,谢文彪.基于 UKF 的自组织直觉模糊神经网络[J].电子学报,2010,38(3):638-645.  
Xu Xiao-lai, Lei Ying-jie, Xie Wen-biao. Self-organising intuitionistic fuzzy neural networks based on UKF[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(3): 638-645. (in Chinese)
- [8] Das S, Kale A, Vaswani N. Particle filter with a mode tracker for visual tracking across illumination changes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2340-2346.
- [9] Askar Hamdulla, Xiang Guiyig. A particle filter based algorithm for state estimation of dim moving point target in IR image sequence[J]. Journal of Multimedia, 2009, 4(6): 371-378.
- [10] Oh S, Russell S, Sastry S. Markov chain monte carlo data association for multi-target tracking[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(3): 481-497.
- [11] DD Lee, H S Seung. Algorithms for non-negative matrix factorization[J]. Advances in Neural Information Processing, 2001, 13: 556-562.
- [12] S Z Li, X W Hou, H J Zhang. Learning spatially localized parts-based representation[A]. Proc of IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition[C]. Los Alamitos, California, USA, 2001. 207-212.
- [13] 梁军,乔立岩,彭喜元.基于 SIR 粒子滤波状态估计和残差平滑的故障检测算法[J].电子学报,2007,35(12A):32-36.  
Liang Jun, Qiao Li-yan, Peng Xi-yuan. Fault detection based on SIR state estimation and smoothed residual[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12A): 32-36. (in Chinese)
- [14] 万九卿,梁旭,马志峰.基于自适应观测模型交互多模型粒子滤波的红外机动目标跟踪[J].电子学报,2011,39(3):602-608.  
Wan Jiu-qing, Liang Xu, Ma Zhi-feng. Infrared maneuvering target tracking based on IMM-PF with adaptive observation model[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 602-608. (in Chinese)
- [15] Das S, Kale A, and Vaswani N. Particle filter with a mode tracker for visual tracking across illumination changes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2340-2346.

### 作者简介



叶有时 男,1983 年生于河北任丘.北京理工大学信号与信息处理专业博士.研究方向为星载计算机、星载光学成像敏感器大规模集成电路设计.

E-mail: youngtree@bit.edu.cn



刘淑芬 女,研究员,1961 年生于吉林长春,天津大学电子工程系硕士,中国计算机学会容错计算专业委员会成员,主要研究方向为星载计算机容错及可靠性设计、星载电子系统体系结构、星载电子产品抗辐射加固技术.