



## 基于改进遗传粒子滤波的纯方位机动目标跟踪

金巧园, 张国超, 代中华

引用本文:

金巧园, 张国超, 代中华. 基于改进遗传粒子滤波的纯方位机动目标跟踪[J]. *应用科技*, 2021, 48(5): 29–34.

JIN Qiaoyuan, ZHANG Guochao, DAI Zhonghua. Bearing-only maneuvering based on improved genetic particle filter algorithm[J]. *Applied science and technology*, 2021, 48(5): 29–34.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202012021>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于IMMPF对异型空间的室内定位算法研究

Research on indoor location algorithm of IMMPF in an NLOS environment

*应用科技*. 2021, 48(4): 68–74 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202010020>

### 面向无人机路径规划的多目标粒子群优化算法

Multi-objective particle swarm optimization algorithm for UAV path planning

*应用科技*. 2021, 48(3): 12–20,26 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202011008>

### 无人机编队时差定位时的空间布局分析

Analysis of spatial layout for unmanned aerial vehicle formation time difference of arrival location

*应用科技*. 2021, 48(2): 12–18,41 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.201908007>

### 改进灰狼算法在干扰资源分配中的应用

Research on improved gray wolf algorithm in interference resource allocation

*应用科技*. 2021, 48(2): 54–57,99 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.202007006>

### 不同优化算法在稳压器重量优化中的比较

Comparison of different optimization algorithms in weight optimization of a pressurizer

*应用科技*. 2020, 47(2): 98–103 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.201905020>

### 优化PSO算法的时差频差联合定位技术

The TDOA-FDOA joint location technology for the optimized PSO algorithm

*应用科技*. 2019, 46(4): 82–86 <https://dx.doi.org/10.11991/yykj.201811020>



微信公众平台



期刊网址

DOI: 10.11991/ykj.202012021

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1191.U.20210825.1836.017.html>

## 基于改进遗传粒子滤波的纯方位机动目标跟踪

金巧园, 张国超, 代中华

上海船舶电子设备研究所, 上海 201100

**摘要:**采用传统遗传粒子滤波算法解决纯方位机动目标跟踪时,由于进化过程中大权值父粒子产生新生代粒子的变异方式比较单一,会导致目标在机动时跟踪误差较大和收敛时间长的问题。为解决该问题,提出一种在进化时调整新生代粒子的分布方式及变异幅度的改进遗传粒子滤波算法,以扩大粒子分布范围、多样化变异幅度并提高粒子接近机动目标真实运动状态的可能性。经仿真实验验证,本文的改进遗传粒子滤波算法能有效提升纯方位机动目标跟踪的收敛速度,减小跟踪误差,提升系统的估计性能。

**关键词:**粒子进化;遗传算法;粒子滤波算法;机动目标;纯方位目标跟踪;粒子选择;扩散因子;均方根误差

中图分类号: TP751

文献标志码: A

文章编号: 1009-671X(2021)05-0029-06

## Bearing-only maneuvering based on improved genetic particle filter algorithm

JIN Qiaoyuan, ZHANG Guochao, DAI Zhonghua

Shanghai Marine Electronic Equipment Research Institute, Shanghai 201100, China

**Abstract:** The distribution of new generation of particles produced by the variation of the dominant parent particles in the bearing-only maneuvering target tracking based on traditional genetic particle filter is single, which will lead to large tracking error and long convergence time. To solve this problem, an improved genetic particle filtering algorithm that adjusts the distribution mode and variation amplitude of the new generation of particles during evolution is proposed to expand its distribution range, multiply the range of variation and increase its likelihood of approaching real state of the maneuvering target. Simulation results show that it can speed up convergence and reduce tracking error, which improves the estimation performance.

**Keywords:** particle evolution; genetic algorithm; particle filter algorithm; maneuvering target; bearing-only target tracking; particle selection; diffuse gene; root mean square error

被动声呐通过接收并处理目标辐射源信号获得目标的方位信息<sup>[1]</sup>,具有隐蔽性强的优点,是解决水下探测问题的重要设备。而利用不同时刻观测到的方位信息,确定目标位置和航迹的过程,称为纯方位运动目标分析<sup>[2]</sup>。由于水下环境复杂,噪声较大,且由被动声呐获得的目标信息较少,在作战时的被跟踪目标常通过机动来提高生存能力,而粒子滤波算法适用于非线性系统的状态估计、对噪声的高斯性依赖不强,因此常用于纯方位水下目标跟踪<sup>[3]</sup>。

粒子滤波算法用一批带权值粒子的加权和来

估计目标当前时刻的状态。在多次迭代之后,大部分粒子的权值会趋近于零,其余部分粒子的权值增大到趋近于1,造成粒子退化的现象。解决该现象的一种方式重采样,其核心在于复制权值大的粒子,抛弃权值小的粒子,它能有效提升有效粒子的数量,但会导致粒子贫化的问题。遗传算法在选择、杂交、变异等算子的作用下,遵循适者生存的原理模拟生物界的进化过程,具有全局寻优的能力<sup>[4]</sup>,在重采样时加入遗传算法能在提升有效粒子数量的前提下增加粒子的多样性。已有学者对遗传粒子滤波做了一些研究。李秀英<sup>[5]</sup>在重采样时引入杂交和突变避免了传统重采样导致的粒子枯竭,使定位精度得到提升。文献[6]在智能城市运动目标跟踪时,将量子遗传算法与粒子滤波算法相结合,在对粒子进行二进制编码时

收稿日期: 2020-12-27. 网络出版日期: 2021-08-26.

作者简介: 金巧园,女,助理工程师。  
张国超,男,工程师。

通信作者: 张国超, E-mail: zhangguochao@foxmail.com.

使用了量子比特和量子叠加态,在选择、交叉、变异等操作时使用了量子旋转门。于春娣等<sup>[7]</sup>在粒子变异时将高权值父粒子繁殖的子粒子对称地分布在父粒子两侧,从而增加粒子多样性,保证算法精度。戴银娟等<sup>[8]</sup>在重采样时将权值方差低于阈值的粒子进行交叉和变异操作,提高了预测结果的精度。文献 [9] 利用基因突变和重构粒子集的方法,设计了一种优化机制,以改善用于融合定位的粒子滤波算法中的粒子退化问题。

针对纯方位机动目标跟踪问题,若遗传重采样时由大权值父粒子变异产生的新生代粒子分布方向单一、变异幅度过小或过大,会导致目标机动后接近目标真实状态的粒子少、跟踪误差大和收敛时间长的问题,本文提出一种在进化时调整新生代粒子的分布方式及变异的幅度,实现对纯方位机动目标更精确跟踪的改进遗传粒子滤波算法。

## 1 基于粒子滤波的纯方位目标跟踪

### 1.1 纯方位运动目标跟踪模型

本文研究的是单个运动观测站,假定它与水下目标处于同一平面,跟踪态势可简化为二维平面<sup>[10]</sup>,被动跟踪系统在  $k$  时刻的状态方程和观测方程分别如下:

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\hat{z}_k = a \tan\left(\frac{x_k - x_{wk}}{y_k - y_{wk}}\right) + v_k \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{x} = \{x, y, v_x, v_y\}^T$  和  $\hat{z}$  为目标的状态向量和方位角测量值;  $(v_x, v_y)$  为目标速度;  $(x, y)$  和  $(x_w, y_w)$  为目标和观测站所在位置;  $\mathbf{w}$  和  $\mathbf{v}$  分别为过程演化噪声和观测噪声;  $a$  为常数; 状态转移阵  $\Phi$  和噪声转移阵  $\Gamma$  分别为

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\Gamma = \begin{pmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{pmatrix}$$

式中  $T$  是观测周期。水下纯方位运动目标跟踪就是根据被动声呐接收到的带噪声的方位角序列值来估计目标当前状态的过程。

### 1.2 跟踪流程

1) 初始化。根据先验信息给出目标初始状态以及过程演化噪声  $\mathbf{w}_0$  和观测噪声  $v_0$ , 按照高斯分布在初始状态附近采样  $N$  个粒子  $\mathbf{x}_0^i \sim p(\mathbf{x}_0)$ ,  $i=1, 2, \dots$ ,

$N$ , 粒子的权值  $w_0^i = 1/N$ ;

2) 在  $k$  时刻,按照式 (1) 的状态转换方程得到粒子  $\mathbf{x}_k^i$ ;

3) 用式 (2) 的测量方程计算  $k$  时刻各个粒子的方位角估计值  $\hat{z}_k^i$ , 并用正态分布概率密度函数计算方位角估计值与实际值之间的似然估计  $\hat{p}(z_k | \hat{z}_k^i)$ :

$$\hat{p}(z_k | \hat{z}_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}v_k} e^{-\frac{(z_k - \hat{z}_k^i)^2}{2(v_k)^2}}$$

4) 计算粒子的重要性权重  $w_k^{i*}$ , 归一化后得到权重  $w_k^i$ :

$$w_k^{i*} = w_{k-1}^i \cdot \hat{p}(z_k | \hat{z}_k^i)$$

$$w_k^i = \frac{w_k^{i*}}{\sum_{i=1}^N w_k^{i*}}$$

5) 计算有效采样大小的估计值  $\hat{N}_{\text{eff}}$ , 其数值越小表明退化越严重。当  $\hat{N}_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$  时, 进行重采样:

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2}$$

6) 计算  $k$  时刻目标状态的估计值  $\hat{\mathbf{x}}_k$ :

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \mathbf{x}_k^i$$

7) 令  $k=k+1$ , 重复步骤 2)~7)。

步骤 5) 中的重采样是防止粒子退化的一个重要的手段,常用的有系统重采样、分层重采样、多项式重采样和留数重采样等<sup>[11]</sup>, 它们的宗旨是复制权值大的粒子, 抛弃权值小的粒子。大权值粒子的过度复制和小权值粒子的简单剔除, 是重采样算法中粒子多样性丧失的主要原因<sup>[12]</sup>。粒子集中在某一时刻目标的高似然区域, 若目标持续机动一段时间, 接近目标真实状态的粒子数将很少, 跟踪的收敛时间将较长。遗传算法在选择、杂交、变异等算子的作用下, 遵循适者生存的原理模拟生物界的进化过程, 具有全局寻优的能力, 在重采样时加入遗传算法能在提升有效粒子数量的前提下增加粒子的多样性<sup>[13]</sup>。

## 2 改进遗传粒子滤波

本文改进遗传重采样的基本思想, 按照粒子的适应度选择出较适合环境的粒子, 选择完成后进化, 其中, 粒子的适应度由其权值决定, 在进化时将新生代粒子随机分配到以父粒子为中心均匀划分的各个扇面中, 而非单一地划分到父粒子的  $45^\circ$  或  $235^\circ$  方向, 父粒子进化得到的新生代粒子的

个数与扇面的个数相差 1, 从而扩大粒子分布范围, 提高新生代粒子的质量; 由于变异幅度过小会导致新生代粒子与父粒子的差异较小, 无法保证粒子的多样性, 变异幅度过大会使遗传算法沦为单纯的随机选择算法, 且水下目标位置和速度的变化幅度相差较大, 因此本文将扩散因子  $\gamma$  拆分成位置扩散因子  $\gamma_x$  和速度扩散因子  $\gamma_v$ , 分别对它们进行取值。当前时刻的目标状态由父粒子和新生代粒子共同估计, 并将所有粒子用于下一时刻的迭代。

### 2.1 粒子的选择

选择粒子的原则是适应度越高的粒子能进化出越多的新生代粒子, 反之则越少, 适应度小于阈值的粒子将直接被抛弃。本文借鉴文献 [14] 的简单重采样法中求粒子分解数的方法计算进化的新生代粒子数量, 即用式 (3) 比较父粒子的权值与  $1/N$  的整数倍, 将倍数  $n_k^i$  作为  $k$  时刻第  $i$  个粒子的新生代粒子数。

$$n_k^i = [w_k^i \cdot N + 0.5] \quad (3)$$

为了保证进化后粒子总数保持不变且权值和为 1, 需要根据前一个粒子的进化情况对当前粒子的权值进行少量 (小于  $1/2N$ ) 的调整。

$$\bar{w}_k^i = w_k^i + (w_{k-1}^{i-1} - n_k^{i-1}/N)$$

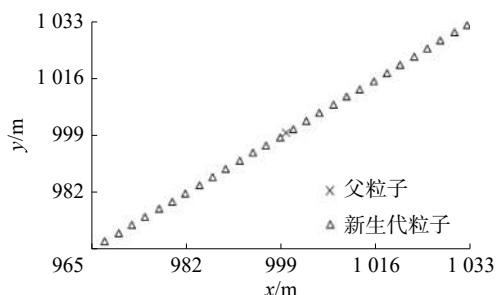
### 2.2 粒子的进化

传统的变异算子如式 (4), 其中  $\rho$  是步长。经过该变异后, 新生代粒子分布在以父粒子为中心、 $\rho$  为最大扩散半径的  $45^\circ$  和  $235^\circ$  方向内, 分布方向单一、分布区域较集中导致新生代粒子的涵盖面积较小。

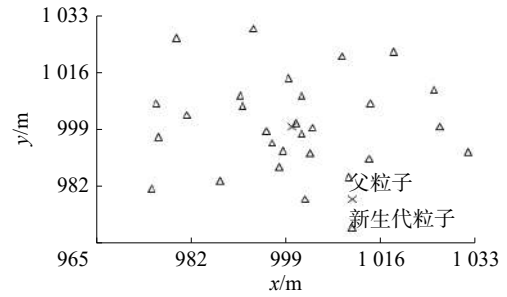
$$\bar{x} = x + \cdot N(0, 1) \quad (4)$$

式中  $N(0, 1)$  是期望为 0、方差为 1 的标准正态分布。

图 1 为粒子分布方式图。图 1(a) 显示了一个父粒子按传统变异算子进化生成 30 个子粒子的结果。由于该分布方式的新生代粒子的分布区域较集中, 在目标机动时可能会导致缺少与目标真实状态接近的粒子, 需要花费较长时间才能跟踪上目标。



(a) 传统遗传算子



(b) 本文改进遗传算子

图 1 粒子分布方式

为了使新生代粒子均匀分布在父粒子周围, 扩大粒子分布范围, 提高新生代粒子的质量, 本文对变异算子做了改进, 具体方式为:

- 1) 若  $n_k^i = 0$ , 则抛弃该粒子。
- 2) 若  $n_k^i = 1$ , 则复制该父粒子 1 次。

3) 若  $n_k^i \geq 2$  时, 先复制 1 次该父粒子。为了将其余的  $n_k^i - 1$  个新生代粒子均匀地分配到父粒子周围, 按式 (5) 将以父粒子为中心点的  $0 \sim 360^\circ$  分为  $n_k^i - 1$  个区间, 每个区间都将进化出 1 个新生代粒子, 在各区间内随机选取 1 个角度值, 存入数组  $\theta[n_k^i - 1]$  中, 并打乱顺序。同时调整速度的方向, 最终得到的  $n_k^i$  个子代粒子分布如式 (6):

$$\theta[i] \in \left( (i-1) \cdot \frac{2\pi}{n_k^i - 1}, i \cdot \frac{2\pi}{n_k^i - 1} \right), i = 1, 2, \dots, n_k^i - 1 \quad (5)$$

$$\begin{aligned} & \mathbf{x}_k^i, \mathbf{x}_k^i + \alpha(1) \frac{\gamma}{M_k}, \mathbf{x}_k^i + \alpha(2) \frac{2 \cdot \gamma}{M_k}, \dots, \\ & \mathbf{x}_k^i + \alpha(n_k^i - 1) \frac{(n_k^i - 1) \cdot \gamma}{M_k} \end{aligned} \quad (6)$$

式中

$$\gamma = \begin{pmatrix} \gamma_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \gamma_x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \gamma_v & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \gamma_v \end{pmatrix}$$

$$\alpha(i) = (\sin(\theta(i)), \cos(\theta(i)), \sin(\theta(i)), \cos(\theta(i)))^T$$

$\gamma/M_k$  代表变异步长, 步长决定了新生代粒子的扩散范围, 其中  $M_k = \max(n_k^i, i = 1, 2, \dots, N)$ 。因为目标在位置和速度上的变异幅度相差较大, 故本文将扩散因子  $\gamma$  分为 2 个: 位置扩散因子  $\gamma_x$  和速度扩散因子  $\gamma_v$ 。本文的扩散方式使权值越大的父粒子得到子粒子越多, 且扩散半径越大。图 1(b) 显示了一个父粒子按本文的改进变异算子进化生成 30 个子粒子的结果, 相较于传统变异算子将子粒子分布在父粒子两侧的方式, 本文的分布方式使子粒子覆盖的区域更广, 从而增加了粒子的多样性, 更有可能得到接近目标真实运动状态的子粒子, 经过不断地迭代, 跟踪误差将逐渐减小。

### 3 仿真分析

以正北为 0°, 采样周期  $T$  为 1 s, 共采样 600 s。观测站是运动的, 它的初始坐标为 (0, 0), 前 300 s 和后 300 s 运动方向分别为 60° 和 135°, 速度保持 9 m/s。目标与观测站的初始距离为 8 500 m, 初始方位角为 45°。目标运动情况如表 1 所示, 速度为 14 m/s, 在 61~120 s 和 181~240 s 两段时间内目标机动。

表 1 目标运动情况

时刻/s	目标运动状态
0~60	匀速直线运动, 航向 135°
61~120	转弯运动, $w=1^\circ/\text{s}$
121~180	匀速直线运动, 航向 195°
181~240	转弯运动, $w=-1^\circ/\text{s}$
240~600	匀速直线运动, 航向 135°

粒子数  $N$  取 500 个, 设目标方位角、速度、航向、相对观测站距离误差符合零均值高斯分布, 且  $\sigma_\beta=0.1^\circ$ ,  $\sigma_v=0.2 \text{ m/s}$ ,  $\sigma_{\text{course}}=0.1^\circ$ ,  $\sigma_r=0.1 \text{ m}$ , 将收敛时间定义为目标距离误差缩小至 10% 的时间<sup>[15]</sup>, 并用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 衡量各算法的性能, 均方根误差越小说明算法的性能越好。为保证算法性能测量的准确性, 本文将每个算法仿真 30 次。分别采用系统重采样粒子滤波 (system resampling particle filter, SRPF)、传统遗传粒子滤波 (genetic resampling particle filter, GRPF) 和本文改进遗传粒子滤波 (improved genetic resampling particle filter, IGRPF) 得到的纯方位目标跟踪结果以及各算法在迭代过程中的距离误差百分比如图 2 所示, 位置均方根误差 RMSE<sub>x</sub> 和速度均方根误差 RMSE<sub>v</sub> 如图 3 所示。

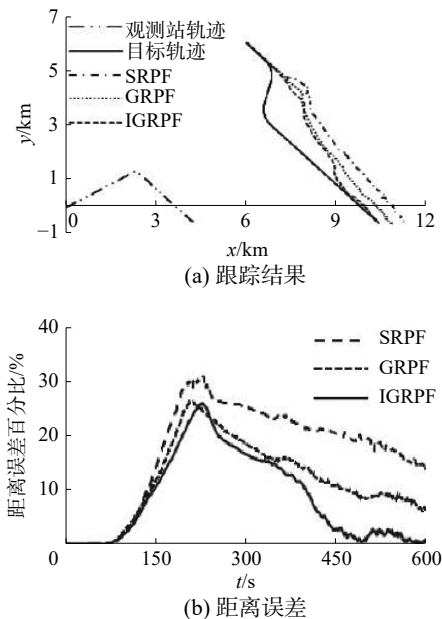
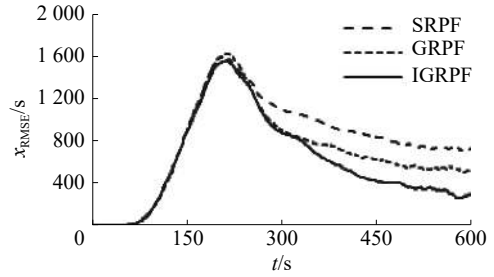
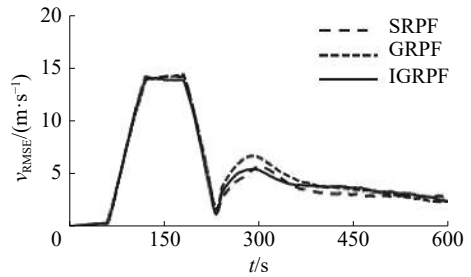


图 2 各算法跟踪结果



(a) 位置均方根误差



(b) 速度均方根误差

图 3 位置和速度均方根误差

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{\text{MC}} \sum_{i=1}^{\text{MC}} (X_i - \hat{X}_i)^2} \quad (7)$$

式中: MC 为仿真次数, 本文取 30;  $X_i$  和  $\hat{X}_i$  分别表示第  $i$  次仿真的参数真值和估计值。

#### 3.1 性能比较

从图 2 的各算法跟踪结果中可以看出, SRPF 的距离误差在 600 s 内始终未收敛, GRPF 和 IGRPF 算法的收敛时间分别为 468 s 和 399 s, 可见本文的 IGRPF 算法能有效提升纯方位机动目标跟踪的收敛速度; 结合图 3 和表 2 可知, 本文的 IGRPF 算法在跟踪机动目标时得出的位置均方跟误差相对 SRPF 和 GRPF 分别减少了 25.2% 和 13.0%, 速度均方根误差相对 SRPF 减少了 4.1%, 与 GRPF 基本一致, 由此验证了本文的改进遗传粒子滤波算法扩大了新生代粒子的分布范围、增加了粒子的多样化变异幅度。高质量的新生代粒子有效防止目标机动时状态估计时陷入孤立点, 并使得更多的粒子接近目标真实运动状态, 从而更准确地跟踪机动目标, 也说明本文的改进遗传重采样方法提升了系统的整体估计精度, 改善了估计性能。

表 2 各算法的平均位置均方根误差

算法	平均 $x_{\text{RMSE}}/\text{m}$	平均 $v_{\text{RMSE}}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
SRPF	812.051	5.342
GRPF	698.594	5.090
IGRPF	607.663	5.123

#### 3.2 仿真中粒子分析

图 4~6 是 3 种算法在目标第一次机动不久后 (取  $t=150 \text{ s}$ ) 的粒子分布情况, 能够反映粒子在不断预测修正和更新后的状态。由图 4~6 可见,

SRPF 和 GRPF 由于粒子变化范围较小、变异幅度缺乏多样性的问题造成了较大的跟踪误差, 分别是 945.9 m 和 839.7 m; 而本文的 IGRPF 算法在遗传重采样时, 权重较小的父粒子被抛弃, 权重越大的父粒子经过选择和变异算子处理后生成了更多的子粒子, 子粒子加权累加后得到的目标估计位置误差更小, 为 724.4 m。图 6(a) 中父粒子的半径与权重的大小成正比, 举例的父粒子权重较大, 进化后在图 6(b) 中生成了 5 个子粒子, 扩大了粒子的分布范围。经过不断预测修正和更新之后, IGRPF 算法的粒子能更快靠近目标的真实位置。

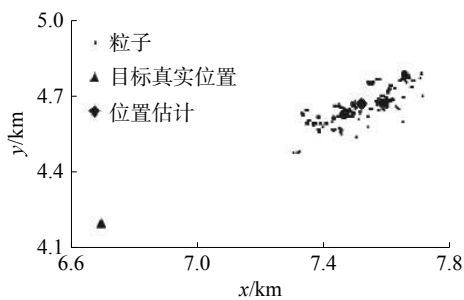


图4 SRPF 粒子分布

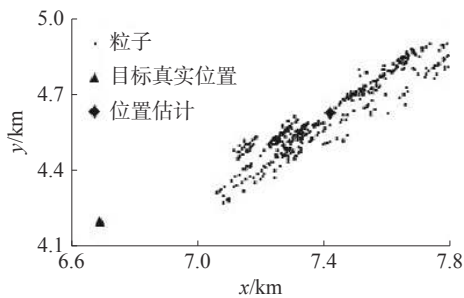
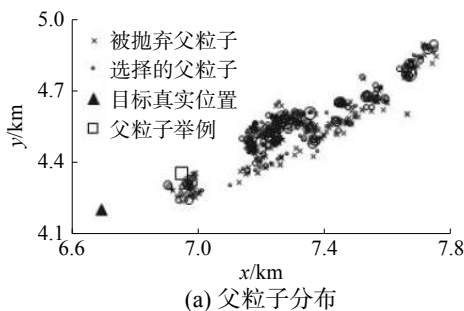
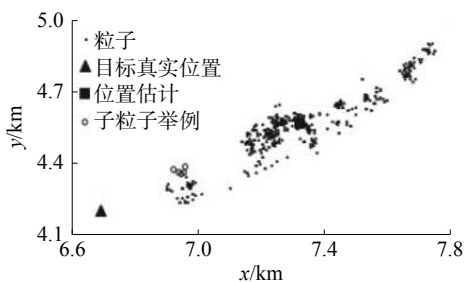


图5 GRPF 粒子分布



(a) 父粒子分布



(b) 新生代粒子分布

图6 IGRPF 粒子分布

## 4 结论

本文针对遗传粒子滤波算法在重采样时粒子变异方向和幅度单一, 在处理纯方位机动目标跟踪问题上易造成误差较大和收敛时间长的问题, 提出以下改进:

1) 调整了新生代粒子的分布方式, 扩大了其分布的范围。

2) 根据纯方位运动目标跟踪模型将扩散因子分为位置扩散因子和速度扩散因子, 使粒子变异的幅度更合理。

经仿真实验验证, 本文的改进遗传粒子滤波算法能有效提升纯方位机动目标跟踪的收敛速度并减小跟踪误差, 提升系统的估计性能, 以便更精准地完成水下目标探测。然而, 本算法仅在仿真数据上进行验证, 今后将逐步开展试验, 以验证算法的普适性和有效性。

## 参考文献:

- [1] 刘圣松. 基于纯方位估计的远程被动定位技术研究 [D]. 北京: 中国舰船研究院, 2014: 3-5
- [2] 刘忠. 纯方位目标运动分析 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 35-42
- [3] 王宇杰, 李宇, 鞠东豪, 等. 一种基于水下无人航行器的多目标被动跟踪算法 [J]. 电子与信息学报, 2020, 42(8): 2013-2020.
- [4] MOGHADDASI S S, NEDA F. A hybrid algorithm based on particle filter and genetic algorithm for target tracking[J]. Expert systems with applications, 2020, 147: 113118.
- [5] 李秀英. 无源单站定位技术研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2008: 44-53.
- [6] LIU Zhigang, JIN Shang, HUA Xufen, et al. Smart city moving target tracking algorithm based on quantum genetic and particle filter[J]. Wireless communications and mobile computing, 2020: 8865298.
- [7] 于春娣, 丁勇, 李伟, 等. 一种基于改进重采样的粒子滤波算法 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(2): 296-299.
- [8] 戴银娟, 郭佑民, 高锋阳, 等. 基于粒子滤波算法的车载储能元件 SOH 预测方法研究 [J]. 铁道科学与工程学报, 2019, 16(10): 2572-2577.
- [9] SUN Meng, WANG Yunjia, XU Shenglei, et al. Indoor positioning integrating PDR/geomagnetic positioning based on the genetic-particle filter[J]. Applied sciences, 2020, 10(2): 668.
- [10] 张瑞华. 二维纯方位目标跟踪算法与应用 [D]. 上海: 上海交通大学, 2011: 12-15.
- [11] 于金霞, 刘文静, 汤永利. 粒子滤波重采样算法研究 [J].

微计算机信息, 2010, 26(6-1): 44–45,60.

- [12] 张昆, 陶建锋, 贺思三. 基于 UKF 和优化组合策略的改进粒子滤波算法 [J]. *计算机工程与科学*, 2017, 39(8): 1483–1488.
- [13] 刘淑波, 张园, 初俊博, 等. 模糊遗传粒子滤波算法研究

[J]. *舰船电子工程*, 2020, 40(2): 18–20,53.

- [14] 赵丰, 汤磊, 张武, 等. 一种高实时性粒子滤波重采样算法 [J]. *系统仿真学报*, 2009, 21(18): 5789–5793.
- [15] 李璠瑶, 王海斌, 徐鹏, 等. 联合方位-径向速度的粒子滤波目标运动分析 [J]. *声学学报*, 2019, 44(4): 523–533.

### 本文引用格式:

金巧园, 张国超, 代中华. 基于改进遗传粒子滤波的纯方位机动目标跟踪 [J]. *应用科技*, 2021, 48(5): 29–34.

JIN Qiaoyuan, ZHANG Guochao, DAI Zhonghua. Bearing-only maneuvering based on improved genetic particle filter algorithm[J]. *Applied science and technology*, 2021, 48(5): 29–34.

(上接第 28 页)

- [4] 林祥国, 宁晓刚, 夏少波. 特征空间聚类的电力线激光雷达点云分割方法 [J]. *测绘科学*, 2016, 41(5): 60–63, 82.
- [5] 张秋雁, 杨忠, 陈聪, 等. 一种复杂环境下的电力线检测方法 [J]. *应用科技*, 2019, 46(5): 51–56.
- [6] 时圣革, 王森, 董力文. 一种基于方向可调滤波的航拍图像电力线检测算法 [J]. *光学与光电技术*, 2015, 13(6): 45–48.
- [7] 吕晓丽, 姜航, 李文辉. 基于无人机主动导航的电力线检测与定位 [J]. *兵器装备工程学报*, 2020, 41(10): 210–214.
- [8] VON GIOI R G, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2010, 32(4): 722–732.
- [9] 林火焮, 陈杰, 薛骅淳, 等. 基于 LSD 与统计分析的航拍图像电力线提取方法 [J]. *应用科技*, 2019, 46(2): 30–34.
- [10] 李彩林, 冯朝晖, 邓晓景, 等. 复杂地物背景下的电力线提取方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(22): 198–202.
- [11] 赵乐, 王先培, 代荡荡, 等. 复杂背景下电力线自动提取

算法 [J]. *高电压技术*, 2019, 45(1): 218–227.

- [12] PAN Chaofeng, CAO Xianbin, WU Dapeng. Power line detection via background noise removal[C]//*Proceedings of 2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. Washington, USA: IEEE, 2016.
- [13] 赵乐, 王先培, 姚鸿泰, 等. 基于可见光航拍图像的电力线提取算法综述 [J/OL]. *电网技术*. [2021–03–04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2410.TM.20200628.1816.021.html>.
- [14] TUPIN F, MAITRE H, MANGIN J F, et al. Detection of linear features in SAR images: application to road network extraction[J]. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 1998, 36(2): 434–453.
- [15] XU Zezhong, SHIN B S, KLETTE R. Accurate and robust line segment extraction using minimum entropy with Hough transform[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2015, 24(3): 813–822.
- [16] 郭芸, 王宜怀, 刘纯平, 等. 基于主曲线的遥感图像河岸线提取 [J]. *通信学报*, 2016, 37(11): 80–89.

### 本文引用格式:

骆顾平, 陈静, 苏成悦, 等. 复杂地物背景下的电力线识别算法 [J]. *应用科技*, 2021, 48(5): 23–28, 34.

LUO Guping, CHEN Jing, SU Chengyue, et al. A power line recognition algorithm under the background of complex ground objects[J]. *Applied science and technology*, 2021, 48(5): 23–28, 34.