

基于粒子群优化粒子滤波的 SC-FDE 系统信道估计方法

刘屹东, 陈西宏, 袁迪喆

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

摘要 信道估计是 SC-FDE 系统中接收机对信道进行补偿的前提, 针对该系统经典估计算法 PF 算法存在的粒子权值退化问题, 结合粒子群算法, 提出了基于粒子群寻优的改进 PF 算法的 SC-FDE 系统时变信道估计方法。在分析 SC-FDE 系统通信原理和建立信道估计动态空间模型的基础上, 分析粒子滤波原理, 引入粒子群寻优的思想, 通过 Logistic 映射获得随机粒子序列, 并利用 PSO 算法改善粒子分布区域。利用 MATLAB 软件将 PSO-PF 算法与 LS 算法、EKF 算法、DFT 算法进行仿真对比, 仿真结果表明, 与其他传统信道估计算法相比, PSO-PF 算法在高斯噪声与非高斯噪声信道环境中均能有较低的误码率与归一化均方误差, 并且在慢时变信道环境中性能更好。

关键词 SC-FDE; 信道估计; 粒子群优化粒子滤波

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2022.04.010

中图分类号 TN92 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2022)04-0065-05

A Channel Estimation in SC-FDE System Based on Particle Swarm Optimization Particle Filter

LIU Yidong, CHEN Xihong, YUAN Dizhe

(Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract Channel estimation is the premise for receiver to compensate the channel in the SC-FDE system. Aimed at the problems that particle weight degradation exists in the PF algorithm of the classic estimation algorithm of the system in combination with the PSO algorithm, a time-varying channel estimation method for SC-FDE system based on particle swarm optimization and improved PF algorithm is proposed. On the basis of analyzing the SC-FDE system communication principle and the establishment of the channel estimation dynamic space model, the principle of particle filtering is analyzed, the idea of PSO algorithm is introduced, the random particle sequence is obtained through Logistic mapping, and the PSO algorithm is used to improve the particle distribution area. Use MATLAB software to compare the PSO-PF algorithm with LS algorithm, EKF algorithm, and DFT algorithm. The simulation results show that compared with other traditional channel estimation algorithms, the PSO-PF algorithm has lower BER and NMSE both in Gaussian noise channel and in non-Gaussian noise channel environments, and better performance in a slow time-varying channel environment.

Key words SC-FDE; channel estimation; PSO-PF

收稿日期: 2021-10-21

基金项目: 国家自然科学基金(61671468)

作者简介: 刘屹东(1998-), 男, 湖南衡阳人, 硕士生, 研究方向为散射难通信技术。E-mail: lyd19981205@163.com

引用格式: 刘屹东, 陈西宏, 袁迪喆. 基于粒子群优化粒子滤波的 SC-FDE 系统信道估计方法[J]. 空军工程大学学报, 2022, 23(4): 65-69.
LIU Yidong, CHEN Xihong, YUAN Dizhe. A Channel Estimation in SC-FDE System Based on Particle Swarm Optimization Particle Filter[J].
Journal of Air Force Engineering University, 2022, 23(4): 65-69.

随着社会的高速发展,无线通信技术在改善人们生活的同时,人们对通信质量需求也在不断提高。在如何提高通信质量的研究中,对抗由传输条件不理想导致的多径衰落问题是无线通信领域的重要课题^[1],由于信号传输的多径效应使得传输路径之间产生时延,当时延大于码元宽度时,不同路径上的信号会相互干扰,即表现为时域上的符号间干扰(inter symbol interference, ISI)^[2]导致信号失真,严重影响通信系统可靠性和稳定性。目前,为解决无线通信领域由于多径衰落引起信号的 ISI 问题,有两种主流方案,分别是针对多载波传输的正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)技术和针对单载波传输的单载波频域均衡(single-carrier frequency domain equalization, SC-FDE)技术。由 H. Sari 等人在 20 世纪 90 年代提出完整概念的 SC-FDE^[3]相较于 OFDM 不仅具有相似的复杂度,还具有较低的峰均功率比(peak to average power ratio, PAPR),同时其硬件要求低、对同步精度不敏感,能够有效克服多径衰落效应对信号传输的影响。信道估计对 SC-FDE 系统的通信性能有重要影响,是本文研究的重点。

选择信道跟踪误差较小及滤波性能良好的算法是进行信道估计的关键,传统的信道估计算法包括最小均方误差(minimize mean square error, MMSE)算法、最小二乘估计(least squares, LS)算法和卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)算法。其中, KF 算法在预测值服从高斯分布时能提供更好的估

计效果。扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法在 KF 算法基础上提出改进,从而应用于非高斯、非线性滤波问题^[4]。粒子滤波(particle filter, PF)算法是用于解决非线性滤波问题的经典算法,相较于 KF 算法和 EKF 算法,PF 算法不受模型限制、滤波精度均匀且稳定性好,这些优势使其拥有更广泛的应用^[5]。文献[6]将 PF 算法成功应用于 SC-FDE 系统进行信道估计,但是由于存在粒子权值退化的缺陷,PF 算法在迭代过程中精度会下降,估计性能不佳^[7];针对该问题,文献[8]提出将新近量测信息值加入建议分布,但计算量较大;文献[9]提出将 PF 算法中粒子改进为随环境变量自适应变化,但粒子相关性增加,实时性变差;文献[10~11]将粒子群算法^[12](particle swarm optimization, PSO)引入到 PF 算法中,利用其粒子寻优能力使得粒子的分布趋向于高后验概率区域,从而改善粒子权值退化问题,提升算法性能。

针对 SC-FDE 系统的多径信道环境以及经典 PF 算法应用时出现权值退化的问题,本文将基于粒子群优化的粒子滤波(PSO-PF)算法应用于 SC-FDE 系统信道估计中。

1 单载波频域均衡系统

1.1 单载波频域均衡系统原理

SC-FDE 系统见图 1。与多载波传输系统不同的是,单载波传输系统的信号处理更侧重于接收端。

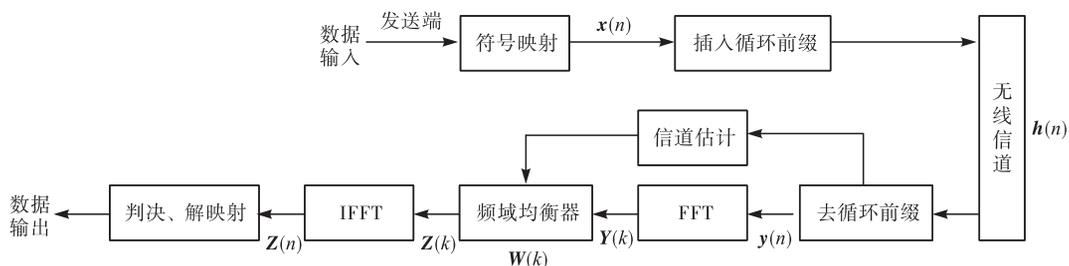


图 1 SC-FDE 系统框图

在发送端,数据通过符号映射成数据帧,同时要在各个数据帧之间插入循环前缀作为保护间隔^[13],以在一定程度上消除 ISI,一般该循环前缀选用特殊字(unique word, UW)且长度大于信道的最大时延扩展 τ_m 。

数据流经过带有加性噪声的无线信道进入接收端后,可表示为:

$$y(n) = h(n)x(n) + v(n), \quad n=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中: $h(n)$ 为信道冲激响应; $v(n)$ 为加性噪声。

去除循环前缀,再通过 FFT 变换到频域,在频域有:

$$Y(k) = H(k)X(k) + V(k), \quad k=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

在频域均衡器经过信道估计与均衡处理之后得到均衡信号 $Z(k)$,再通过 IFFT 变换回时域,得到 $z(n)$,最后进行判决、解映射操作得到所需信息即原始信息^[14]。即:

$$Z(k) = W(k)Y(k) = W(k)H(k)X(k) + W(k)V(k) \quad (3)$$

$$z(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N W(k)Y(k) \exp(j \frac{2\pi}{N} kn) \quad (4)$$

其中滤波器系数 $W(k)$ 的两种常用获得方法是迫零(zero forcing, ZF)算法和最小均方误差

(MMSE)算法^[15]。

$$W_{LS} = \frac{1}{H} \quad (5)$$

$$W_{MMSE} = \frac{H^*}{(|H|^2 + 1/SNR)} \quad (6)$$

上式在实际应用中可以用估计值 \hat{H} 代替 H 。

1.2 动态空间模型建立

建立动态空间模型为解决信道估计问题的常用方法^[16-17]。通常,动态空间模型由状态方程和观测方程构成:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) \quad (7)$$

$$z_k = h(x_k, v_k) \quad (8)$$

式中: x_k 为 k 时刻的状态量; z_k 为 k 时刻 x_k 的观测量; u_k 为状态噪声; v_k 为观测噪声。

在该系统中,式(2)即可作为观测方程,状态方程则可由一阶自回归模型(AR)建模得到,即:

$$H(k) = \alpha H(k-1) + U(k) \quad (9)$$

式中:AR 系数 α 可以反映信道变化快慢; $U(k)$ 为过程噪声,其方差为 σ^2 ,均值为 0。

系数 α 可由 Bessel 函数表示:

$$\alpha = J_0(2\pi f_d t_s) \quad (10)$$

式中: f_d 为最大多普勒频展; t_s 为符号采样周期。

噪声 $U(k)$ 服从以下分布:

$$U(k) \sim \delta N(0, \eta^2) + (1-\delta)N(0, \eta^2) \quad (11)$$

式中:参数 δ, η 依具体信道确定。

2 基于 PSO-PF 算法的 SC-FDE 系统信道估计

2.1 粒子滤波算法

粒子滤波算法的核心思想是构造预测模型来获取状态变量的先验概率密度,再用观测值进行修正以获取后验概率密度。该算法的基本思路可概括为使用 1 个由 n 个粒子构成的样本粒子集 $\{H_k^i, \omega_k^i\}$ 表示系统后验概率密度函数 $p(H_k | Y_k)$,其中粒子集取自后验概率分布的状态空间。基本步骤如下:

步骤 1 样本初始化。从重要性采样密度函数中抽取 N 个粒子:

$$H_k^i \sim q(H_k H_{k-m:k-1}^i, Y_k) \quad (12)$$

得到新粒子集 $H_{0,k}^i$,初始化粒子权值为 $\omega_0^i = \frac{1}{N}$ 。

步骤 2 更新权值。在 k 时刻,更新粒子的权值为:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(Y_k H_k^i) p(H_k H_{k-m:k-1}^i)}{q(H_k H_{k-m:k-1}^i, Y_k)} \quad (13)$$

选择重要性采样密度为 $q(\cdot) = p(H_k H_{k-m:k-1}^i)$,

则有:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i p(Y_k H_k^i) \quad (14)$$

式中: $p(Y_k H_k^i)$ 为似然函数。

步骤 3 归一化权值。

$$k^i = \omega_k^i / \sum_j \omega_k^j, i = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

步骤 4 重采样。取有效样本数 $N_{ef} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_k^i}$,

判断有效样本数与设定门限值 N_{th} 的大小,若 $N_{ef} < N_{th}$,则重采样。

步骤 5 计算状态估计值。

$$\hat{H}_k = \sum_{i=1}^N k^i H_k^i \quad (16)$$

步骤 6 时刻 $k = k+1$,迭代返回步骤 1。

由于 PF 算法中粒子是从重要性密度函数而不是后验概率密度函数中采样得到,同时随着运算时间增加粒子权值(15)的方差也在递增,导致部分粒子的权值趋近于 0,即粒子失效,也称为粒子退化^[18],因此需要提出新的改进方案。

2.2 粒子群算法(PSO)

PSO 算法模拟了鸟群觅食行为^[19],通过众多鸟儿(粒子)自己对自己(个体)以及自己对他人(全局)之间不断交换位置信息,对比择出最优适应度,用以更新速度,再通过速度来迭代更新位置,最终达到最优。

针对最优问题目标函数为:

$$\min J(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (17)$$

PSO 优化算法主要步骤如下:

步骤 1 随机生成粒子群。

步骤 2 通过目标函数(17),求出每组粒子适应度值,以此判断是否更新个体极值 p_{best} ,再通过粒子群内部信息交互来更新全局极值 g_{best} 。

步骤 3 更新粒子速度值 v_i ,并判断是否超出限定的速度范围,若超出范围,则取相近边界值来代替当前速度。

步骤 4 更新粒子位置值 x_i ,并判断是否超出限定的位置空间,若超出范围则取相近边界值来代替当前位置。

$$v_i(k+1) = w v_i(k) + c_1 r_1 (p_{best}(k) - x_i(k)) + c_2 r_2 (g_{best}(k) - x_i(k)) \quad (18)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (19)$$

式中: $v_i(k)$ 为粒子 i 第 k 次迭代时的速度; w 为惯性系数; c_1 为个体加速度; c_2 为全局加速度; $x_i(k)$ 为粒子 i 第 k 次迭代时的位置; p_{best} 和 g_{best} 分别为个体极值与全局极值。

步骤 5 判断极值满足条件或迭代次数达到上限,结束迭代。

通过以上描述可以发现:当似然函数与先验密度重合部分较小时,经过权值更新后仅部分粒子权值增加,其他粒子权值降低,有效粒子数减小,状态估计准确度降低,而在权值更新前加入 PSO 寻优可以使得粒子趋向高后验概率区域分布,从而避免或减少该问题影响。

2.3 PSO-PF 算法信道估计实现

根据上文的讨论,为了弥补 PF 算法的粒子权值退化缺陷,改善算法性能,本文提出将粒子群优化粒子滤波算法应用到 SC-FDE 系统的信道估计中,进行信道估计的算法流程总结如下:

步骤 1 信道估计初始化,选择使用已知的训练序列来获取初始信道值 \mathbf{H}_0 。

步骤 2 从初始信道重要性采样密度函数中抽取 N 个粒子得到信道状态初始粒子集 $\{\mathbf{H}_0^i\}, i=1, 2, \dots, N$, 并赋予粒子集中的粒子初始权值

$$\{\omega_0^i\}_{i=1,2,\dots,N} = \left\{ \frac{1}{N} \right\}_{i=1,2,\dots,N}。$$

步骤 3 执行 PSO 算法。

1)利用经典混沌系统的 Logistic 映射将初始粒子集映射到混沌空间,生成新的随机赋值的粒子群。其中,Logistic 映射可表示为:

$$z_{i+1} = \mu z_i (1 - z_i), i=0, 1, \dots, N \quad (20)$$

式中: $\mu \in (2, 4]$ 为随机参数,令 $\mu=3, 0 \leq z_0 \leq 1$ 。

2)计算上一步得到粒子群中每个粒子的适应度值,并且更新每个粒子的个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} 。

定义适应度函数为:

$$\text{fitness} = \exp \left[-\frac{1}{2R_{v_k}} (Y_k - \hat{Y}_k)^2 \right] \quad (21)$$

式中: R_{v_k} 为观测噪声的方差; Y_k 为观测值; \hat{Y}_k 为估计值。

3)根据式(18)、(19),更新每个粒子的速度值 v_i 和位置值 x_i ,使粒子状态逼近真实值。

4)判断优化是否完成,若没有则返回 2)。

步骤 4 权值更新,利用步骤 2 得到的粒子集更新观测值,并通过式(14)计算得到新的权值。

步骤 5 重采样,设定样本门限值 N_{th} ,将样本有效值与其比较,满足重采样条件时进行重采样。

步骤 6 计算信道状态估计值 $\hat{\mathbf{H}}_k$ 。

步骤 7 判断算法是否结束,若未结束,则 $k=k+1$,返回执行步骤 2。

步骤 8 利用计算信道状态估计值 $\hat{\mathbf{H}}_k$ 与观测

值 Y_k 译码得到信息 \mathbf{X}_k ,完成信道估计。

3 仿真与分析

利用 MATLAB 对本文提出算法进行仿真,信源采用 QPSK 调制,数据帧使用 UW 前缀,共 200 帧;信道参数由上文所提 AR 模型产生,采样周期 $t_s=0.001$ s,最大多普勒频移 f_d 分别取 10、20、30 Hz,以模拟不同程度的时变信道;采样粒子数取 200,设置重采样粒子门限为 100。

本文在对基于粒子群优化粒子滤波改进算法(PSO-PF)的 SC-FDE 系统信道估计进行仿真的基础上,通过改变噪声环境与归一化多普勒衰减率 $f_d t_s$,并将其与最小二乘估计(LS)算法、扩展卡尔曼滤波(EKF)算法、DFT 信道估计算法的仿真结果进行对比,以分析 PSO-PF 算法在该系统信道估计中的适应性、误码率性能和归一化均方误差性能。

图 2 为 PSO-PF 算法在加性高斯白噪声(AWGN)环境下, $f_d t_s$ 分别取 0.01、0.02 和 0.03 时所表现的误码率(BER)性能。从图 2 可以看出,随着归一化多普勒衰减率的增加,信道时变特性加剧,信道条件变得恶劣,系统 BER 增加,算法估计精度下降,在误码率为 10^{-2} 处,相邻曲线信噪比差约为 3 dB,且随着误码率降低,信噪比差值越大。

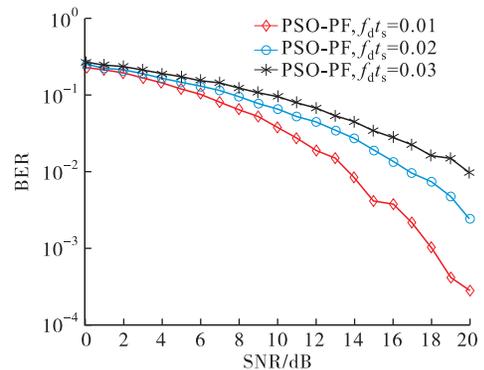


图 2 不同 $f_d t_s$ 下 PSO-PF 算法的误码率性能比较

图 3、图 4 分别为在加性高斯白噪声(AWGN)环境下, $f_d t_s$ 分别取 0.01 和 0.02 时,将本文算法与 LS 算法、EKF 算法、DFT 算法在同一系统中进行仿真,对其所表现的 BER 性能进行比较,图 5 为上述算法在加性高斯白噪声(additive white gaussian noise, AWGN)环境下, $f_d t_s$ 取 0.01 时所表现的归一化均方误差(normalized mean squared error, NMSE)性能比较。从图中可以看出,不同时变特性的信道条件下,各算法具有相近的性能,但横向对比,本文所提出的 PSO-PF 算法不论是 BER 性能还是 NMSE 性能均要明显优于其他 3 种算法。

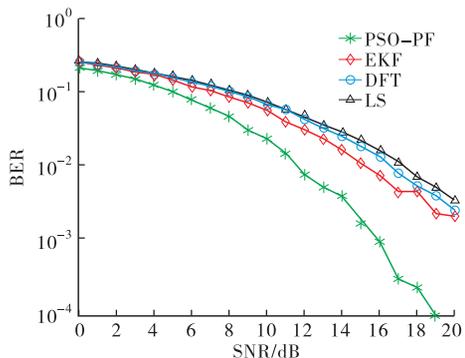


图 3 $f_d t_s = 0.01$ 时,不同算法误码率性能比较

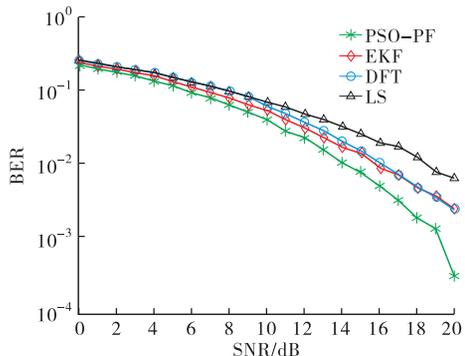


图 4 $f_d t_s = 0.02$ 时,不同算法误码率性能比较

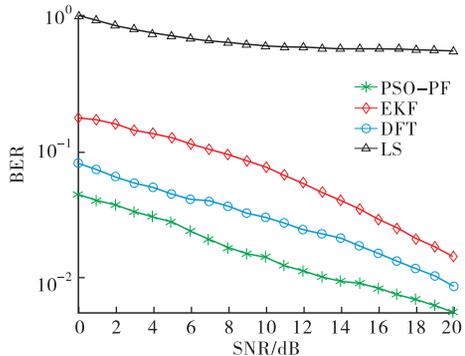


图 5 $f_d t_s = 0.01$ 时,不同算法归一化均方差性能比较

图 6 为在非高斯分布噪声环境下, $f_d t_s = 0.01$ 时,将本文算法与 LS 算法、EKF 算法、DFT 算法在同一系统中进行仿真,对其所表现的 BER 性能进行比较。结合图 3 可以看出,在非高斯噪声环境下,传统 LS 算法 BER 性能较差,而 PSO-PF 算法性能稳定,各种噪声环境适应性较强。

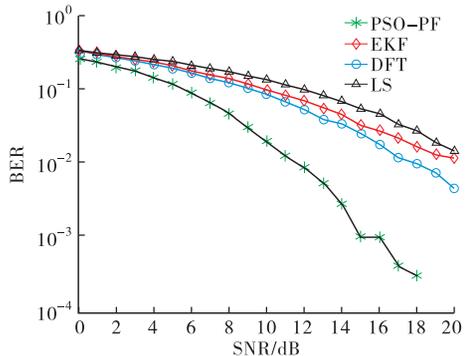


图 6 非高斯噪声环境下 $f_d t_s = 0.01$ 时,不同算法误码率性能比较

4 结语

本文将 PSO 算法引入到传统非线性滤波算法 PF 算法中,提出一种基于粒子群优化的粒子滤波 (PSO-PF) 算法用于 SC-FDE 系统的信道估计,利用 PSO 算法的寻优能力解决 PF 算法的粒子权值退化问题,提升估计精度。仿真结果表明:与一些传统信道估计算法相比,PSO-PF 算法在高斯噪声与非高斯噪声环境中均能有较低的误码率与归一化均方误差,并且在慢时变信道环境中性能更好,因此,相较于传统的 PF 算法,PSO-PF 算法能够有效提高 SC-FDE 系统中的信道估计性能。

参考文献

- [1] 郭雷博. 基于 SC-FDE 散射通信系统的信道估计和均衡技术研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2020.
- [2] 齐永磊. 基于 MIMO-SCFDE 的频域均衡与信道估计技术研究[D]. 西安:空军工程大学,2018.
- [3] SARI H, KARAM G, JEANCLAUDE I. Frequency Domain Equalization of Mobile Radio and Terrestrial Broadcast Channels [C]//Global Telecommunications Conference, San Francisco, CA, USA; IEEE,1994: 1-5.
- [4] 薛长虎, 聂桂根, 汪晶. 扩展卡尔曼滤波与粒子滤波性能对比[J]. 测绘通报, 2016(4): 10-14.
- [5] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(8): 1679-1694.
- [6] 顾晨阳, 李丁山, 李含辉. 单载波频域均衡系统信道估计的粒子滤波方法 [J]. 信号处理, 2014, 30 (4): 483-488.
- [7] GORDON N, SALMOND D, SMITH A. Novel Approach to Non-Linear/Non-Gaussian Bayesianstate Estimation [J]. IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2): 107-113.
- [8] QI C, BONDON P. A New Unscented Particle Filter [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas, NV; IEEE, 2008: 3417-3420.
- [9] HU H D, HUANG X L, LI M M. Federated Unscented Particle Filtering Algorithm for SIN-S/CNS/GPS System [J]. Journal of Central South University of Technology, 2010, 17(4): 778-785.
- [10] 方正, 佟国峰, 徐心和. 粒子群优化粒子滤波方法[J]. 控制与决策, 2007, 22(3): 273-277.
- [11] ZHAO J, LI Z Y. Particle Filter Based on Particle Swarm Optimization Resampling for Vision Tracking [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8910-8914.

