

## 平坦衰落信道下一种基于进化粒子滤波的盲检测器

张红燕 谢跃雷 欧阳缮

(桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004)

**摘要:** 该文针对平坦瑞利衰落信道下的盲粒子滤波检测器存在的样本贫化问题,提出了一种基于进化粒子滤波的盲检测方法。在粒子滤波的重采样阶段,引入进化规划思想,即采用进化粒子滤波的方法解决样本的贫化现象,从而构成了一种基于进化粒子滤波的盲检测器。仿真结果表明,在信道模型系数未知条件下,该检测器的误码率性能较盲粒子滤波检测器优越,接近已知信道模型系数情况下的混合卡尔曼滤波检测器性能。

**关键词:** 进化粒子滤波; AR 模型; 平坦衰落信道

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1413-03

## A Blind Evolutionary Particle Filtering Detector in Flat Fading Channels

Zhang Hong-yan Xie Yue-lei Ouyang Shan

(School of Information and Communications, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

**Abstract:** To overcome the drawbacks of samples impoverishment, an evolutionary particle filtering algorithm is proposed for blind signal detection over flat Rayleigh fading channels whose model coefficients are unknown. During the resampling of particle filtering, evolutionary programming is used. The evolutionary particle filtering algorithm is adopted to overcome the drawbacks of samples, which forms into a blind detection based in evolutionary particle filtering. It is shown through simulations that the proposed particle filtering detector maintains comparable performance with mixture Kalman filter with known model coefficients.

**Key words:** Evolutionary particle filtering; AutoRegressive (AR) model; Flat fading channels

### 1 引言

在实际的无线移动通信中,由于传输环境的复杂多变,传输信道和噪声有时会表现出非线性或非高斯特性<sup>[1]</sup>。传统无线通信中的信号处理算法多是建立在线性高斯模型基础上的,在非线性或非高斯条件下,性能将恶化。粒子滤波算法由其对非线性以及非高斯分布的不敏感,且具有线性复杂度,引起了研究者的极大兴趣,应用于无线通信中的信道均衡和检测等算法<sup>[1-4]</sup>。文献[3, 4]中给出两种基于粒子滤波的检测器,这些检测器利用序列蒙特卡罗取样思想,以带有权值的粒子来近似状态后验密度函数,再按照贝叶斯估计方法检测出信息码元,无误码传递且对非高斯噪声不敏感。但以上几种检测算法,都是建立在信道模型参数已知的条件下,在实际应用中,必须先对信道的参数进行估计,即以上几种检测器都是非盲检测器。

文献[5]中给出一种信道模型系数未知的平坦衰落信道下的盲粒子滤波检测器,该检测器采用了一种新的混合重要性密度函数,重采样阶段用辅助粒子滤波和平滑核技术,结合MKF算法构成了一种全盲的检测器。然而文献[5]中作者也

指出,即使采用辅助粒子滤波和平滑核算法,无法保证从正确的分布函数中取样,仍然会存在样本贫化问题。

本文提出一种基于进化粒子滤波的盲检测器,在信道模型系数未知的平坦衰落信道下,采用文献[5]中的重要性密度函数,但在重采样过程中引入进化粒子滤波的方法,以进化规划中的变异的思想,增加粒子的多样性,解决由于样本贫化带来的性能下降的问题。

### 2 系统模型及粒子滤波检测器

粒子滤波算法用于信号检测,需要建立动态状态空间模型,在无线衰落信道下,典型的通信系统基带模型<sup>[1, 2]</sup>如下:

$$\begin{cases} a_{1,t} = a_{1,t-1}, a_{2,t} = a_{2,t-1} \\ \mathbf{h}_t = \mathbf{Q}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{g}v_t \\ y_t = \mathbf{g}^T \mathbf{h}_t s_t + u_t \end{cases} \begin{array}{l} \text{状态方程} \\ \\ \text{量测方程} \end{array} \quad (1)$$

其中  $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} -a_{1,t} & -a_{2,t} \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{h}_t = [h_t \ h_{t-1}]^T$ ,  $\mathbf{g} = [1 \ 0]^T$ ,  $h_t$  是信道复衰落系数,  $u_t$  为噪声干扰,可以是加性高斯噪声,也可以是加性非高斯噪声。平坦衰落信道的衰落系数  $h_t$  可以用二阶的 AR 过程来近似即  $h_t = \sum_{i=1}^2 a_i h(t-i) + v_n$ , 其中  $\{a_i\}_{i=1,2}$  是 AR 模型的系数,  $v_n$  是零均值的复白高斯噪声,方差为  $\sigma_v^2$ 。

2006-12-05 收到, 2007-07-11 改回

国家 973 计划项目(2008CB317109)和广西自然科学基金(桂科基: 0448073)资助课题

盲信号检测所要解决的问题就是要在已知观测数据  $y_t$ ，而  $a_{1,t}$  和  $a_{2,t}$  未知、且不需要发送训练序列的情况下估计出信息码元  $s_t$ 。

从 Bayesian 估计角度分析盲检测问题，在时刻  $t$ ，码元的所有信息都包含在后验概率密度函数  $p(s_t | \mathbf{y}_{0:t})$  中。然而，由于模型(1)的非线性特性， $p(s_t | \mathbf{y}_{0:t})$  的数学表达式是无法得到的。粒子滤波用一组粒子来近似表示后验概率密度函数  $p(s_t | \mathbf{y}_{0:t})$ ，由于直接从后验概率密度函数中取样是困难的，通常粒子从重要性函数中取样<sup>[1-4]</sup>产生，且每个样本带有权值  $w_t^j$ ，这组带权值的粒子可近似表示概率密度函数  $p(\mathbf{x}_{0:t-1} | \mathbf{y}_{0:t-1})$ ，当接收到新的观察数据  $y_t$  时，通过更新权值和样本来近似概率密度函数  $p(\mathbf{x}_{0:t} | \mathbf{y}_{0:t})$ ，详细过程可参见文献[2]，这里不再细述。重要性函数的选取对粒子滤波的性能极为重要，选择不同的重要性函数及重采样方法，衍生出许多不同的粒子滤波算法。此外，基本的粒子滤波算法存在权值  $w_t^{(j)}$  退化问题<sup>[1, 2]</sup>，经过若干次迭代， $w_t^{(j)}$  的值会变得相当小，需要一个重采样过程来克服权值退化。

文献[5]中采用了一种混合重要性函数，且在重采样过程中利用辅助粒子滤波和平滑核的方法，构成了一种盲粒子滤波检测器。但注意到  $a_1$  和  $a_2$  是静态参数，并且在整个粒子滤波中没有涉及到  $a_1$  和  $a_2$  的采样。传统的重采样后， $a_1$  和  $a_2$  的粒子退化到很少的不同的值，而新到的观测值对  $a_1$  和  $a_2$  的粒子更新没有任何帮助，使得最后估计的精确性大大依赖于初始化的样本。为了克服这种缺点，应用了辅助粒子滤波和平滑核技术<sup>[6]</sup>，但是，这种平滑核的方法是一种近似的方法，不能保证从正确的分布中取样。下面给出一种基于进化粒子滤波的盲检测器，以进化粒子滤波的方法来解决样本贫化问题。

### 3 基于进化粒子滤波的盲检测器

粒子滤波的重采样虽然抑制了权值的退化，但也引入了其它问题，重采样后，粒子不再独立，具有较高权的粒子被采样多次，粒子丧失了多样性，极端情况下，经过若干次迭代后，所有粒子都坍塌到一个点上，这称为样本的贫化。遗传算法通过模拟达尔文“优胜劣汰、适者生存”的原理激励好的结构，同时寻找更好的结构，是一种随机的优化与搜索方法。遗传算法反映的是一种进化变异思想，粒子滤波器中存在的主要问题是样本贫化的问题，用进化变异的思路解决贫化的问题，本身就具有可行性。将遗传算法中的进化规划引入粒子滤波算法中，构成了进化粒子滤波器<sup>[7]</sup>。

在给出的进化粒子滤波盲检测器中，仍然选择混合重要性函数，充分利用混合重要性函数易采样、计算效率高的优点。在重采样的过程中，引入进化粒子滤波器，此时，必须对已有的进化粒子滤波器进行一定的修改，使其适用于混合重要性函数。详细的基于进化粒子滤波算法的盲检测器的方法如下：

•For  $j = 1, \dots, N$ ，参数  $\mathbf{a}_0$  样本的初始化

从先验分布均匀分布中采样  $N$  个样本，计算  $\{\mathbf{a}_t^{(j)}\}_{j=1}^N$  和  $\sigma_v^{(j)2}$ ；

•For  $j = 1, \dots, N$

(1)预测步骤

$$\boldsymbol{\mu}_t^{(j)} = \mathbf{Q}_{t-1}^{(j)} \boldsymbol{\eta}_t^{(j)} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_t^{(j)} = \mathbf{Q}_{t-1}^{(j)} \boldsymbol{\Theta}_t^{(j)} (\mathbf{Q}_{t-1}^{(j)})^T + \sigma_v^{(j)2} \mathbf{g} \mathbf{g}^T \tag{3}$$

(2)采样步骤

(a) For  $s_t = 1$  和  $s_t = -1$ ，计算

$$m_t^{(j)}(s_t) = \mathbf{g}^T \boldsymbol{\mu}_t^{(j)} s_t, c_t^{(j)}(s_t) = s_t \mathbf{g}^T \boldsymbol{\Sigma}_t^{(j)} (s_t \mathbf{g}^T)^T + \sigma_u^2 \tag{4}$$

$$\lambda_t^{(j)}(s_t) = N_c(m_t^{(j)}(s_t), c_t^{(j)}(s_t)) \tag{5}$$

(b)以正比于  $\lambda_t^{(j)}(m)$ ， $\forall j$  的概率采样样本  $m \in \{-1, 1\}$ ，赋值  $s_t^{(j)} = m$ ，计算，

$$\rho_t^{(j)} = \sum_{m \in \{-1, 1\}} \lambda_t^{(j)}(m) \tag{6}$$

$$F(j) = N_c(m_t^{(j)}(m), c_t^{(j)}(m)) \tag{7}$$

计算相应的权，

$$\bar{w}_t^{(j)} = \rho_t^{(j)} w_{t-1}^{(j)} \tag{8}$$

(3)更新步骤

$$\mathbf{K}_t^{(j)} = \boldsymbol{\Sigma}_t^{(j)} (s_t^{(j)} \mathbf{g}^T)^T / c_t^{(j)}(s_t^{(j)}) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{\eta}_t^{(j)} = \boldsymbol{\mu}_t^{(j)} + \mathbf{K}_t^{(j)} (y_t - c_t^{(j)}(s_t^{(j)})) \boldsymbol{\mu}_t^{(j)} \tag{10}$$

$$\boldsymbol{\Theta}_t^{(j)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_t^{(j)} s_t^{(j)} \mathbf{g}^T) \boldsymbol{\Sigma}_t^{(j)} \tag{11}$$

•For  $j = 1, \dots, N$  对权值进行归一化，可得

$$w_t^{(j)} = \bar{w}_t^{(j)} / \sum_{j=1}^N \bar{w}_t^{(j)}$$

统计个体目标的自然度， $F(j) = F(j) / \sum_{j=1}^N F(j)$

$$\hat{s}_t = \text{sgn} \left( \sum_{j=1}^N s_t^{(j)} w_t^{(j)} \right) \tag{12}$$

执行重采样步骤

(a)变异 每一个体  $\mathbf{a}_{t-1} = [a_{1,t-1}^{(j)}, a_{2,t-1}^{(j)}]_{j=1}^N$  变异得到新个体  $\mathbf{a}'_{t-1} = [a'_{1,t-1}{}^{(j)}, a'_{2,t-1}{}^{(j)}]_{j=1}^N$ ，其中  $\mathbf{a}'_{t-1}{}^{(j)} = \mathbf{a}_{t-1}^{(j)} + \sigma_t^{(j)} \mathbf{g} N_t(0, 1)$ ， $\sigma_t^{(j)} = \sqrt{F(j)}$ ， $N_t(0, 1)$  表示正态分布。

(b)统计 由父代  $\mathbf{a}_{t-1}$  和变异  $\mathbf{a}'_{t-1}$  合并为候选集  $\{\mathbf{a}_{t-1} \cup \mathbf{a}'_{t-1}\}$ ，对这  $2N$  个个体进行统计操作，得到  $2N$  个适应值的似然函数  $f_i$  (适应度)  $i=1, 2, \dots, 2*N$ ，

For  $i = 1, \dots, N$

$$m_t^{(i)}(\hat{s}_t) = \mathbf{g}^T \boldsymbol{\mu}_t^{(i)} \hat{s}_t \tag{13}$$

$$c_t^{(i)}(\hat{s}_t) = \hat{s}_t \mathbf{g}^T \boldsymbol{\Sigma}_t^{(i)} (\hat{s}_t \mathbf{g}^T)^T + \sigma_u^2 \tag{14}$$

$$f(i) = N_c(m_t^{(i)}(\hat{s}_t), c_t^{(i)}(\hat{s}_t)) \tag{15}$$

$$f(i) = f(i) / \sum_{j=1}^{2N} f(j) \tag{16}$$

(c)竞争计分 随机选取  $S$  ( $S \geq 1$ ) 个竞争样本，与每一个体比较适应度  $f_i$ ，将胜过  $Z_i$  的个数作为其得分  $W_i$ 。

(d)选择 按竞争得分  $W_i$  降序排列所有粒子，选择前半作为下一代群体  $\mathbf{a}_t$ 。返回到算法开始处。

在实现上面的粒子滤波算法时，要对  $t-1$  时刻的均值和

方差进行保存,因为重采样步骤中计算似然函数时要用到。进行重采样时, $S$ 的样本,均值和方差应作为一个整体。进化粒子滤波算法有不同使用方案,可定时运行,也可在预测出现一定偏差时调用。这里采用的是定时运行,每隔5步运行一次。

信道模型系数 $a_1$ 和 $a_2$ 是静态参数,但在所提出的检测器的重采样过程中,用进化粒子滤波方法对 $a_1$ 和 $a_2$ 样本先进行变异,扩大样本群,再进行竞争选择,从而增加了样本集多样性,克服了样本贫化问题。

#### 4 仿真结果

本节给出一些模拟结果来验证所提出的检测器的性能。信道的衰落系数 $h_t$ 是用改进的Jakes模型通过24个振荡器来产生的。仿真中采用DBPSK调制,在计算码元误码率时,为使算法达到稳定状态,抛弃前100个码元。信噪比的定义为 $\text{var}\{h_t\}/\text{var}\{n_t\}$ 。Known Channel代表假设信道 $h_t$ 已知的情况下的检测,EPF-50和EPF-100,分别代表粒子数为50和100的所提出的盲检测器,MKF-50,代表已知信道模型系数 $a_1$ 和 $a_2$ 的情况下,粒子数为50的Mixture Kalman Filter检测器<sup>[3]</sup>,Differential Detection代表差分检测器<sup>[3]</sup>,PF-SK-300代表粒子数为300的在重采样过程中实用平滑核的粒子滤波检测器<sup>[5]</sup>,信道采用AR(2)模型。

图1仿真结果显示了提出的基于进化粒子滤波盲检测器的良好性能,基本接近已知信道模型系数的MKF算法的性能,即使在粒子数只有50的情况下,性能都很好。差分检测器尽管在低信噪比的情况下,性能略优于另外两种算法,但是其在信噪比高于20dB的时候,性能明显变差,而且存在一个低限。

图2的仿真试验分别比较在信噪比为30dB,衰落率为0.03到0.07的情况下,几种检测器的性能。从图2的仿真结果可以看出,差分检测器的性能最差,粒子数为100的EPF与粒子数为300的PF-SK性能非常接近,前者还略优于后者。

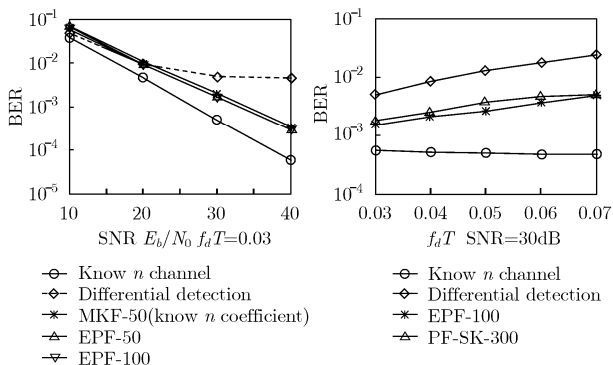


图1 衰落率为0.03时,几种检测器性能比较

图2 信噪比为30dB,衰落率从0.03到0.07几种检测器性能比较

#### 5 结论

信道模型系数未知的平坦瑞利衰落信道情况下,信道模型的系数与系统输出是一种非线性关系。对信道模型的系数这类较长时间维持不变的状态,粒子滤波算法时常遭受退化的影响。在信道模型系数未知的平坦瑞利衰落信道下,提出了一种新的基于进化粒子滤波的检测器,它能够解决一般的粒子滤波对于估计长时间不变的状态存在的样本贫化的问题,而且性能接近于已知信道模型系数下混合卡尔曼滤波检测器的性能。仿真结果显示,即使在粒子数较少的情况下,这种检测器都可以在未知信道模型系数的平坦衰落信道下进行盲信号检测。

#### 参考文献

- [1] Hukunchand K J. Sequential Monte Carlo methods for dynamic state space models with applications to communications. [Ph.D. Dissertation] State University of New York, 2001.
- [2] Djuric P M and Kotecha J H. Particle filtering: a review of the theory and how it can be used for solving problems in wireless communications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(5): 19-38.
- [3] Chen R, Wang X, and Liu J S. Adaptive joint detection and decoding in flat-fading channels via mixture Kalman filtering. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2000, 46(6): 2079-2094.
- [4] Punsakaya E, Andrieu C, and Doucet A. Particle filtering for demodulation in fading channels with non-gaussian additive noise. *IEEE Trans. on Commun.*, 2001, 49(4): 572-582.
- [5] Huang Y and Djuric P M. A blind particle filtering detector of signals transmitted over flat fading channels. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2004, 52(7): 1891-1900.
- [6] Pitt M and Shephard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filter. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 1999, 94(4): 590-599.
- [7] Mo Yi-wei and Xiao De-yun. Evolutionary particle filter and its application. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(2): 269-272.

张红燕: 女, 1978年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理、序列蒙特卡罗方法在无线通信中的应用等。

谢跃雷: 男, 1975年生, 讲师, 研究方向为通信中的信号处理、多用户检测技术、序列蒙特卡罗方法在通信中的应用等。

欧阳缙: 男, 1960年生, 教授, 博士生导师, 主要从事自适应信号处理、通信信号处理等研究工作。