# 基于粒子滤波的 OFDM 盲信道估计方法*

丁金忠, 黄 焱, 李 浩
(解放军信息工程大学 信息工程学院, 郑州 450002)

**摘 要：** 为了精确估计 OFDM 系统信道响应,提出一种基于粒子滤波的 OFDM 信道盲估计方法。该方法将 OFDM 信道建模为一阶时变自回归模型。利用基于子空间分解的方法得到初始信道响应,通过带反馈的粒子滤波方法更新信道响应和模型参数,实现对 OFDM 信道的估计。仿真结果表明,该方法不仅能对非时变信道进行有效估计,而且可以较好地跟踪时变信道,算法能够快速收敛。

**关键词：** 正交频分复用;自回归模型;子空间分解;粒子滤波;反馈

**中图分类号：** TN929 **文献标志码：** A **文章编号：** 1001-3695(2012)09-3376-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.09.046

# Particle filtering based algorithm for blind channel estimation in OFDM systems

DING Jin-zhong, HUANG Yan, LI Hao
(*College of Information Engineering, the PLA University of Information Engineering, Zhengzhou* 450002, *China*)

**Abstract:** This paper proposed a particle filtering based algorithm for blind channel estimation. This algorithm modeled the channel in OFDM system as a time-varying auto-regressive model. It implemented channel estimation as follow: got initial channel impulse(CIR)response via subspace-based method, updated CIR and model parameter by a particle filtering algorithm with feedback. Finally, simulation results show that the proposed algorithm not only can estimate invariable channel, but also track time-varying channel. Besides, it converges rapidly.

**Key words:** OFDM; auto-regressive model; subspace decomposition; particle filtering; feedback

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)作为一种多载波传输技术,具有高效的频谱利用率及良好的抗多径衰落能力,是下一代移动通信系统最具吸引力的候选方案之一[1]。为了提高 OFDM 系统传输可靠性,需要对信道响应进行估计。一般信道估计算法可以分为基于导频的信道估计和盲信道估计方法两大类。早期出现的基于导频的信道估计方法在发送数据中插入导频数据,在接收端利用导频数据得到信道响应。这类方法以牺牲传输效率为代价得到较高的估计性能,当信道条件较差时,就需要频繁地发送导频信息,这在某些重视传输效率的场合是难以接受的。OFDM 系统中的盲信道估计方法最主要的是子空间分解方法[2~5],这类基于信号统计信息的信道估计方法通常需要非常大的数据量才能获得较好的估计性能,所以不适用于跟踪时变信道。

近年来,由于具有较强的处理非线性非高斯问题的能力,粒子滤波(particle filtering, PF)方法开始被应用于 OFDM 信道估计与均衡领域。粒子滤波是一种基于蒙特卡罗和贝叶斯递推估计的滤波方法,其基本思想是:首先依据系统状态向量的经验条件分布,在状态空间产生一组带权重的随机样本集合,即粒子;然后根据观测值不断调整粒子的样本值和权重,并修正状态向量的经验条件分布。通过以上两个步骤的循环进行,达到使粒子分布趋近状态向量真实分布的目的。文献[6]将 OFDM 系统信道建模为模型参数恒定的二阶 AR 模型,首先利用导频信息获取初始粒子集,再利用粒子滤波方法跟踪时变信道响应。这种方法基于信道模型参数恒定的假设,不能很好地模拟实际信道。文献[7]将 OFDM 系统信道看成一个时变的 AR 模型,构造信道响应和信道模型参数两个粒子集,得到一种利用粒子滤波联合估计信道响应和信道模型参数的方法。虽然这种实时更新信道模型参数的方法能更好地拟合实际信道,但是因为要同时处理两个粒子集,无疑极大地增加了算法的复杂度,阻碍了其在实际 OFDM 系统中的应用。另外,上述两种算法粒子初始化均采用依赖导频符号的 LS 方法,因此,接收端必须知道导频信息。

本文用一个模型参数动态变化的 AR 模型来近似 OFDM 系统信道响应,提出了一种新的基于子空间分解及粒子滤波的盲信道估计算法。首先,利用子空间分解的方法得到初始粒子集$\{H_0^{(p)}, p=1,2,\cdots,N_p\}$;然后,通过粒子滤波的方法更新信道响应$\hat{H}_n=\{\hat{H}_{n,k}, k=1,2,\cdots,N\}$;最后,利用接收数据$Y_n=\{Y_{n,k}, k=1,2,\cdots,N\}$和$\hat{H}_n$估计发送数据$\hat{X}_n$,对$\hat{H}_n$进行修正得到$\overline{H}_n$,并根据$\overline{H}_n$更新信道模型参数。该方法无须导频符号辅助,有利于数据传输效率的提高。

## 1 OFDM 系统结构及其信道状态空间模型

OFDM 系统结构如图 1 所示。发送端产生 0、1 比特序列经串并转换分配到各个子载波上进行基带调制。采用 IFFT 变换来保证系统各个子载波之间相互正交,转换成时域信号。为了有效克服码间干扰,在 OFDM 系统中常采用循环前缀(cyclic prefix, CP)技术,即复制符号末尾的 $M$ 个样点到原 OFDM 数

**收稿日期：** 2011-12-17; **修回日期：** 2012-02-10 **基金项目：** 河南省基础与前沿技术研究计划资助项目(102300410008)

**作者简介：** 丁金忠(1985-),男,浙江义乌人,硕士研究生,主要研究方向为信号与信息处理(djz1206@163.com);黄焱(1964-),男,江西南昌人,教授,主要研究方向为通信信号的分析与处理;李浩(1986-),男,河北衡水人,硕士研究生,主要研究方向为调制译码联合处理和信源信道联合处理.

据之前作为循环前缀,与原 OFDM 数据构成一个完整的 OFDM 符号。最后,将数据并串转换后进行发送。发送信号经过存在多径衰落影响与加性高斯白噪声干扰的信道后到达接收端,接收端通过一系列与发送端相反的处理过程恢复出发送数据,实现信息的传递。

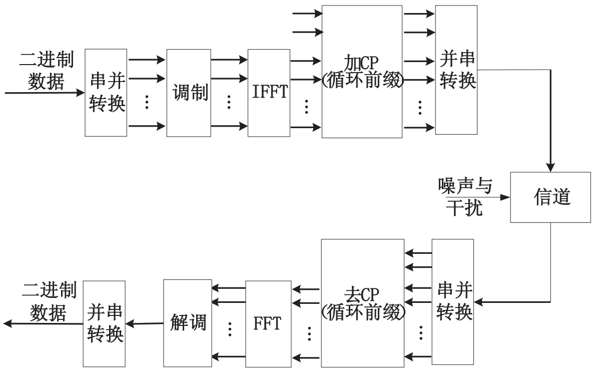


图1　OFDM系统结构

假设系统子载波数为 $N$,第 $k$ 个调制符号的频域表示为 $S_k=[s_k(0),s_k(1),\cdots,s_k(N-1)]^{\mathrm{T}}$,定义 IDFT 矩阵:

$$F_N=\frac{1}{\sqrt{N}}\begin{bmatrix}1 & 1 & \cdots & 1\\ 1 & \omega_N^{-1} & \cdots & \omega_N^{-(N-1)}\\ \cdots & \cdots & & \cdots\\ 1 & \omega_N^{-(N-1)} & \cdots & \omega_N^{-(N-1)(N-1)}\end{bmatrix}\tag{1}$$

其中:$\omega_N=\mathrm{e}^{-j\pi/N}$。

在 IDFT 变换产生的时域信号前添加长度为 $M$ 的循环前缀,以上过程的矩阵表达式为

$$X_k=\begin{bmatrix}F_N(N-M+1:N,:)\\ F_N\end{bmatrix}S_k=\bar{F}_{N+M}S_k\tag{2}$$

假设系统信道为 $L(L\leqslant M$,以下讨论不考虑符号间干扰)阶 FIR 信道,其时域冲击响应 $h=[h(0),h(1),\cdots,h(L-1)]$,发送符号经过该信道后的接收信号为

$$Y_k=H_kX_k+U_k\tag{3}$$

其中:$U_k$ 为高斯白噪声,$H_k$ 是由 $h$ 构成的$(N+M)(N+M)$维 Toeplitz 矩阵:

$$H_k=\begin{bmatrix}h(0) & 0 & 0 & \cdots & 0\\ h(1) & h(0) & 0 & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & h(0) & \cdots & 0\\ h(L) & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots\\ 0 & \cdots & & \cdots & 0\\ 0 & \cdots & h(L) & \cdots & h(0)\end{bmatrix}_{(N+M)\times(N+M)}\tag{4}$$

本文将 OFDM 信道建模为模型参数时变的动态 AR 模型,即信道频域响应 $H_n$ 满足:

$$H_n=\alpha_nH_{n-1}+(1-\alpha_n)V_n\tag{5}$$

其中:$\alpha_n$ 为 $n$ 时刻的 AR 模型参数,可以用零阶贝塞尔函数 $J_0(2\pi f_dT)$近似,$f_d$ 表示最大多普勒频移,$T$ 为 OFDM 符号周期,通常归一化最大多普勒频移 $f_dT\in(0.001,0.1)$,对应的 $J_0(2\pi f_dT)$在$(0.9037,1)$之间取值;信道状态噪声 $V_n=[V_n(0),\cdots,V_n(N-1)]^{\mathrm{T}}$ 服从均值为 0、方差为 1 的高斯分布。

$n$ 时刻接收端的频域观测方程为

$$Y_n=H_nX_n+U_n\tag{6}$$

其中:$U_n$ 为 $n$ 时刻的系统噪声。

## 2　基于粒子滤波的 OFDM 时变信道估计方法

通过两个步骤实现对 OFDM 信道的估计:a)采用基于子空间分解的信道估计方法得到信道响应初值,对粒子集进行初始化;b)采用粒子滤波方法实现对 OFDM 系统信道的跟踪。

### 2.1　粒子集初始化

文献[3]的方法是基于含虚载波的 OFDM 系统提出来的,改变系统模型后仍适用于有循环前缀但不含虚载波的情形。本文利用系统循环前缀引入的周期平稳性,采用基于子空间的方法得到信道响应,初始化粒子集。首先利用子空间分解的方法求得噪声向量,再利用噪声向量与信道冲击响应之间相互正交的特性,估计得到信道冲击响应。具体实现过程如下:连续观测 $N_o$ 个 OFDM 符号,构成$(N_o(N+M)-L)\times 1$ 维的接收信号向量 $\tilde{Y}_n=\tilde{H}\tilde{X}_n+\tilde{U}_n=\tilde{H}\tilde{W}\tilde{S}+\tilde{U}_n$。其中:$\tilde{U}_n$ 是高斯白噪声;$\tilde{H}$是由当前时刻信道冲击响应 $h$ 构成的$(N_o(N+M)-L)\times(N_o(N+M))$维信道传输矩阵;$\tilde{W}$是 $N_o$ 阶单位阵与 $\bar{F}_{N+M}$的克劳内克乘积。假设信息源独立同分布,则接收信号向量 $\tilde{Y}_n$ 的自相关矩阵可以表示为

$$R_{\tilde{Y}}=E[\tilde{Y}_n\tilde{Y}_n^{\mathrm{H}}]=\tilde{H}R_{\tilde{X}}\tilde{H}^{\mathrm{H}}+\sigma^2I=\tilde{H}\tilde{W}R_{\tilde{S}}\tilde{W}^{\mathrm{H}}\tilde{H}^{\mathrm{H}}+\sigma^2I\tag{7}$$

其中:$R_S$是发送符号自相关矩阵;$\sigma^2$ 是噪声方差;$I$是$(N_o(N+M)-L)\times(N_o(N+M)-L)$阶单位阵。

对接收信号自相关矩阵进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)得:

$$R_{\tilde{Y}}=[U_s\ U_n]\begin{bmatrix}\Lambda_s+\sigma^2I_{N_o\times N} & 0\\ 0 & \sigma^2I_{N_o\times M-L}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}V_s^{\mathrm{H}}\\ V_n^{\mathrm{H}}\end{bmatrix}\tag{8}$$

其中:$U_s$ 为张成信号子空间的一组基,对应于较大的 $N_oN$ 个奇异值;$U_n$ 为张成噪声子空间的一组基,对应于 $N_oM$ 个较小的奇异值。

由于信号子空间与噪声子空间正交,而 $\tilde{H}\tilde{W}$ 的列向量也是信号子空间的一组基,可得

$$U_n^{\mathrm{H}}(i)\tilde{H}\tilde{W}=0\quad i=1,\cdots,N_o(N+M)-L\tag{9}$$

估计系统信道响应即求取 $\hat{h}$ 以满足条件

$$\hat{h}=\arg\min_{\|h\|=1}\sum_{i=1}^{N_oM-L}\|U_n^{\mathrm{H}}(i)\tilde{H}\tilde{W}\|^2=\arg\min_{\|h\|=1}\sum_{i=1}^{N_oM-L}U_n^{H}(i)\tilde{H}\tilde{W}\tilde{W}^{\mathrm{H}}\tilde{H}^{\mathrm{H}}U_n(i)\tag{10}$$

$U_n(i)$为 $U_n$ 的第 $i$ 列,用 $U_n$ 的每一列 $U_n(i)$分别构造 $L\times N_o(N+M)$阶 Toeplitz 矩阵 $\bar{U}_i=\mathrm{Toeplitz}([U_n^{\mathrm{T}}(i)\ \underbrace{0\cdots0}_{L}])$。由 $\tilde{H}$ 和 $\bar{U}_i$ 的特殊结构得:

$$U_n^{\mathrm{T}}(i)\tilde{H}=h^{\mathrm{T}}\ \bar{U}_i\tag{11}$$

将式(11)代入式(10)得到

$$\hat{h}=\arg\min_{\|h\|=1}\sum_{i=1}^{N_oM-L}h^{\mathrm{T}}\ \bar{U}_i^*\ \tilde{W}\tilde{W}^{\mathrm{H}}\ \bar{U}_i^{\mathrm{T}}h^*\tag{12}$$

令 $Q=\sum_{i=1}^{N_oM-L}\bar{U}_i^*\ \tilde{W}\tilde{W}^{\mathrm{H}}\ \bar{U}_i^{\mathrm{T}}$,则 $\hat{h}$ 即为对应于矩阵 $Q$ 最小特征值的特征向量。

对估计得到的 $\hat{h}$ 作 $N$ 点 FFT 变换 $\hat{H}_0=\mathrm{fft}(\hat{h})$,初始化粒子集$\{H_0^{(p)}=\hat{H}_0,p=1,2,\cdots N_p\}$,所有粒子权重均为 $1/N_p$。

### 2.2　粒子滤波更新信道响应

根据粒子滤波原理[8],假设已知 $n-1$ 时刻分布 $p(h_{n-1}|y_{1:n-1})$,可以通过式(13)(14)预测、更新得到 $n$ 时刻的先验分布:

$$p(h_n|y_{1:n-1})=\int p(h_n|h_{n-1})p(h_{n-1}|y_{1:n-1})\mathrm{d}h_{n-1}\tag{13}$$

$$p(h_n|y_{1:n})=\frac{p(y_n|h_n)p(h_n|y_{1:n-1})}{p(y_n|y_{1:n-1})}\tag{14}$$

其中：$p(y_n|y_{1:n-1})=\int p(y_n|h_n)p(h_n|y_{1:n-1})\mathrm{d}h_n$。

但由于上述过程中存在积分运算，不易计算。通常，采用序贯重要性采样（sequential importance sampling, SIS）的方法来逼近。从易于采样的重要性函数中采样得到当前时刻的粒子集 $h_n^{(p)}\sim q(h_n|h_{1:n-1}^{(p)},y_{0:n})$，则 $n$ 时刻的后验分布可近似为

$$p(h_{1:n}|y_{1:n})\approx\sum_{p=1}^{N_p}\omega_n^p\delta(h_{1:n}-h_{1:n}^p) \tag{15}$$

通过合理选取易于采样的重要性函数 $q(h_n^p|h_{n-1}^p,y_n)$，式中 $\omega_n^p$ 可以递归地得到：

$$\omega_n^p\propto\omega_{n-1}^p\frac{p(y_n|h_n^p)p(h_n^p|h_{n-1}^p)}{q(h_n^p|h_{n-1}^p,y_n)} \tag{16}$$

为了降低实现复杂度，本文选择先验分布 $p(h_n|h_{n-1})$ 作为重要性函数，权重更新公式可简化为

$$\omega_n^p\propto\omega_{n-1}^p p(y_n|h_n^p) \tag{17}$$

为了提高算法对时变信道的估计性能，提出了判决反馈更新信道模型参数的方法。已知 $n-1$ 时刻的信道冲击响应 $\bar{H}_{n-1}$，利用粒子滤波方法得到当前时刻的信道冲击响应 $\hat{H}_n$；然后根据接收信号 $Y_n$ 与 $\hat{H}_n$ 判决得到发送符号 $\hat{X}_n$，再修正信道冲击响应估计值 $\bar{H}_n$，最后反馈 $\bar{H}_n$ 以更新当前时刻的信道模型参数 $\{\alpha_{n,k}=\bar{H}_{n,k}/\bar{H}_{n-1,k},k=1,2,\cdots,N\}$。

算法实现步骤如下：

a）根据 $\tilde{H}_n=\alpha_{n-1}\bar{H}_{n-1}$ 粗估得到 $n$ 时刻的信道响应，并由 $H_{n-1}^{(p)}$ 得到新的粒子集 $H_n^{(p)}$。

b）得到 $n$ 时刻接收信号 $Y_{n,k}$ 后，利用 a）粗估得到的信道响应 $\tilde{H}_n$，依据最小误差准则估计各个子载波上的发送符号 $\tilde{X}_{n,k}=\arg\min\limits_{X_{n,k}\in\{X\}}|Y_{n,k}-\tilde{H}_{n,k}X_{n,k}|$。

c）更新当前时刻所有粒子的权重 $\bar{\omega}_n^p=\omega_{n-1}^p p(Y_n|H_n^{(p)})=\omega_{n-1}^p\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\mathrm{e}^{-\frac{|Y_n-\tilde{X}_nH_n^{(p)}|2}{2\sigma^2}}$，并进行权重归一化 $\omega_n^p=\bar{\omega}_n^p/\sum_{i=1}^{N_p}\bar{\omega}_n^i$。

d）计算有效粒子数 $N_{ef}=1/\sum_{p=1}^{N_p}(\omega_n^p)^2$，与预先设定的重采样门限进行比较，如果有效粒子数小于重采样门限，则进行重采样，所有粒子权重设为 $1/N_p$。

e）得到 $n$ 时刻信道响应估计 $\hat{H}_n=\sum_{p=1}^{N_p}\omega_n^pH_n^{(p)}$，估计当前时刻发送符号 $\hat{X}_n$，得到信道响应的精确估计值 $\bar{H}_n=Y_n/\hat{X}_n$，并更新信道模型参数 $\alpha_{n,k}=\bar{H}_{n,k}/\bar{H}_{n-1,k}$。

f）如果未到数据结尾，转到 a）继续；否则结束。

## 3　仿真实验

在 MATLAB 实验环境下，对所提出的算法进行仿真以验证算法性能。仿真条件如下：OFDM 系统子载波数 $N=64$，循环前缀长度 $M=8$，系统采样率为 7.2 kHz，符号周期 10 ms，各子载波调制方式均采用 BPSK，共产生 50 帧 OFDM 数据，每一帧 OFDM 数据包含 20 个 OFDM 符号；仿真中每隔一个符号周期对信道采样一次，即假定在一个 OFDM 符号内信道保持恒定不变。仿真分别在多径非时变信道和瑞利衰落信道下进行，信道多径数均为 5。非时变多径信道响应设为 $h=[0.158-0.664i-0.198+0.267i-0.325+0.197i-0.378-0.245i-0.278-0.003i]$；瑞利衰落信道最大多普勒频移为 0.5 Hz（对应归一化最大多普勒频移 $f_dT=0.005$），各径参数如表 1 所示；粒子滤波方法粒子数设为 100，重采样门限取 0.25。共进行 500 次蒙特卡罗实验。图 2 ~ 4 的仿真图给出了实验结果。

表 1　瑞利衰落信道各径参数

| 径数 | 相对时延/ms | 平均功率/dB |
|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 |
| 2 | 0.1 | −2 |
| 3 | 0.4 | −8 |
| 4 | 0.6 | −10 |
| 5 | 0.8 | −15 |

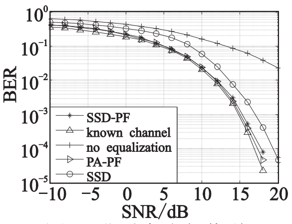

图2　非时变多径信道条件下误比特率

图 2 表示在非时变多径信道条件下，分别采用子空间分解方法（subspace decomposition, SSD）[3] 估计信道，基于子空间分解和粒子滤波方法（subspace decomposition particle filtering, SSD-PF）估计信道，导频辅助粒子滤波方法（pilot assisted particle filtering, PA-PF）[7] 估计信道，已知信道以及不进行均衡所得到的系统误比特率性能随信噪比变化曲线。从图 2 中可见，不进行均衡的误比特率明显低于其他三者，本文算法性能优于基于子空间分解的方法，接近于 PA-PF 方法与已知信道情形。图 3 为在瑞利衰落信道条件下，上述方法的误比特率性能曲线。从图 3 中可以看出，在时变信道条件下，基于子空间分解的方法性能严重恶化。当信噪比大于 0 dB 时，本文算法较 SSD 方法有 2 ~ 7 dB 的性能增益，且随着信噪比增大，增益越来越大。在两种信道条件下分别比较 PA-PF 算法与本文提出的 SSD-PF 算法，两者性能接近，但是本文方法可以在完全不依赖于任何导频的条件下进行信道估计。

图 4 表示在两种信道条件下，本文算法误比特率随符号数变化的情况。从图 4 中可以看出，从第 50 个符号开始，算法逐渐趋于稳定。

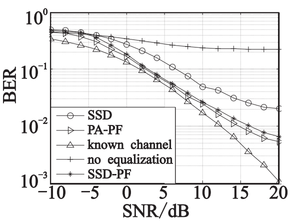

图3　瑞利衰落信道条件下误比特率

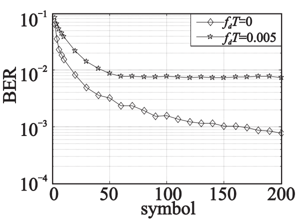

图4　SSD-PF算法误比特率随符号数变化情况

## 4　结束语

本文提出了一种基于粒子滤波的 OFDM 信道估计方法。采用子空间分解方法得到初始信道响应，然后利用粒子滤波方法得到每一时刻的信道参数，并不断更新信道模型参数以逼近真实信道。本文算法无须依赖训练序列，且适用于现有的 OFDM 系统。仿真结果表明，本文算法在非时变多径信道与瑞利衰落信道条件下均具有较好的估计性能，并且能够快速收敛，但计算量较大。在后续研究中可以考虑并行处理和对部分子载波进行估计，然后进行内插得到剩余子载波上的信道响应等方法来提高估计速度。

**参考文献：**

[1] BERTHOLD U, JONDRAL F K, BRANDES S, *et al*. OFDM-based overlay systems: a promising approach for enhancing spectral efficiency[J]. IEEE Communication Magazine, 2007, 45(12): 52-58.

（下转第 3382 页）

(上接第 3378 页)

[2] EDFORDS O, SANDE M, Van de BEEK J J, *et al*. OFDM channel estimation by singular value decomposition [J]. IEEE Trans on Communications,1998,46(7): 931-938.

[3] LI Cheng-yang, ROY S. Subspace-based blind channel estimation for OFDM by exploiting virtual carriers [J]. IEEE Trans on Wireless Communications,2003,2(1): 141-150.

[4] MUQUET B, De COURVILLE M, DUHAMEL P. Subspace-based blind and semi-blind channel estimation for OFDM systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002,50(7):1699-1712.

[5] 李琪琪, 赵晓晖. 基于信号子空间的改进 OFDM 系统信道半盲估计[J]. 电路与系统学报,2008,13(6):108-113.

[6] QIN Wen, PENG Qi-cong. Particle filtering for tracking time-varying dispersion channels in OFDM systems[C]//Proc of IEEE Information Theory Workshop. 2006: 683-686.

[7] 穆晓敏, 曹丽果, 陆彦辉. 一种新的基于粒子滤波的 OFDM 时变信道估计方法[J]. 郑州大学学报,2011,32(2): 84-87.

[8] DJURIC P M, KOTECHA J H, ZHANG Jian-qui, *et al*. Particle filtering[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003,20(5):19-38.