

文章编号:1671-6833(2011)02-0084-04

一种新的基于粒子滤波的 OFDM 时变信道估计方法

穆晓敏, 曹丽果, 陆彦辉

(郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:提出了一种基于粒子滤波的 OFDM 时变信道和模型参数的联合估计方法. 该方法将时变信道建成一个动态时变参数 AR 模型, 在传统粒子滤波算法的基础上, 引入核平滑收缩技术动态估计模型参数, 进而估计信道状态, 最终实现了状态方程参数和信道状态的联合估计. 仿真结果表明: 与传统的采用常系数 AR 模型的信道估计方法相比, 该方法在估计精度和系统性能方面均有明显的改善.

关键词:时变信道; 动态估计; 粒子滤波; 核平滑收缩

中图分类号: TN91 **文献标志码:** A

0 引言

无线通信系统中, 时变信道估计的好坏直接影响到接收端的检测性能, 因此一直以来都是国内外学者研究的焦点. 根据是否利用信道的统计特性, 目前已有的信道估计算法可分为参数化方法(比如 Kalman 滤波等)和非参数方法(如 LMS 等). 参数化方法的思路是首先利用信道的统计特性建立 AR 模型^[1], 然后利用 Kalman 和粒子滤波等方法来估计信道的冲激响应^[2-3]. 文献[2]将信道建模为低阶静态 AR 模型, 提出了基于 Kalman 滤波的信道估计方法, 但低阶静态 AR 模型不能准确建模无线信道^[4], 同时也说明了基于低阶 AR 模型的 Kalman 滤波算法在高信噪比时会产生地板效应.

粒子滤波(PF)算法作为一种基于贝叶斯估计的 Monte-Carlo 方法, 在处理非线性非高斯时变系统的参数估计和状态滤波方面有独到的优势,

因而近年来受到广泛关注并被尝试代替 Kalman 来解决非线性动态系统的估计和滤波问题. 笔者所提的基于粒子滤波的模型参数和信道状态的联合估计方法, 其思想是首先针对低阶静态 AR 模型不能准确跟踪无线信道时变性的缺点, 将信道建模为一个动态参数 AR 模型, 模型的时变系数根据当前信道状态的估计值和接收信号进行更新, 因此能实时地跟踪信道状态的变化; 其次引入粒子滤波算法进行信道状态估计, 它能克服卡尔曼滤波适用于线性高斯环境的局限性, 有效地改善非高斯环境时 OFDM 系统的检测性能.

1 OFDM 系统时变信道状态空间模型

OFDM 系统如图 1 所示, 将粒子滤波算法用于 OFDM 系统信道估计的思想是将信道建模为具有时变参数的动态 AR 模型(即状态方程), 在接收端建立观测方程, 利用当前时刻接收的观测信息和上个时刻的信道状态, 实时估计隐含的当

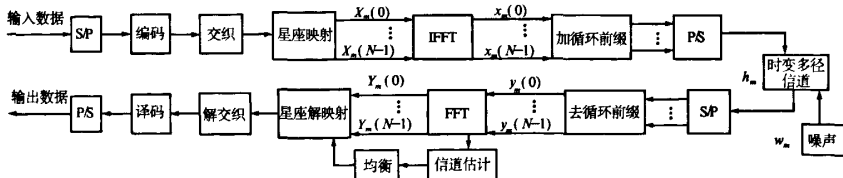


图1 OFDM 系统的基带模型

Fig. 1 Baseband model of an OFDM system

收稿日期:2010-09-26;修订日期:2010-11-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60702020)

作者简介:穆晓敏(1955-),女,河南郑州人,郑州大学教授,博士生导师,主要研究方向为通信信号处理、图像信号处理等,E-mail:ieixmmu@zzu.edu.cn.

前时刻的信道状态. 基于这一思想,我们将接收到的频域观测信号和信道状态方程分别表示为:

$$Y_m = X_m H_m + W_m \quad (1)$$

$$H_m = \alpha H_{m-1} + (1 - \alpha) V_m \quad (2)$$

式中: Y_m, X_m, W_m 分别表示 m 时刻(第 m 个 OFDM 符号)的接收信号、发送信号和系统噪声; 其中, Y_m, W_m 分别为 $N \times 1$ 矩阵(N 为子载波数); X_m 为 $N \times N$ 对角矩阵; $H_m = [H_m(0), \dots, H_m(N-1)]^T$; $V_m = [V_m(0), \dots, V_m(N-1)]^T$ 分别表示 m 时刻的信道频率响应和状态噪声; V_m 服从均值为 0, 方差为 1 的高斯分布.

根据 Jakes 信道模型的自相关特性^[5], 结合文献[1], 在低阶静态 AR 模型中, 式(2)中的模型系数 α 可以近似地用 $J_0(2\pi f_d T)$ 来代替, 其中 $J_0(\cdot)$ 是零阶贝塞尔函数, f_d 表示最大多普勒频移, T 表示 OFDM 符号周期. 为了能更好的描述信道状态的时变性, 笔者把 α 建模为 $J_0(2\pi f_d T)$ 周围抖动的待估计的随机变量, 该随机变量的均值为 $\hat{\alpha}$, 方差为 σ_α^2 .

由上述假设, OFDM 系统中时变信道估计建模即为从接收到的含噪信号中求解信道状态的数学问题, 而此类问题可利用粒子滤波方法来求解.

2 基于粒子滤波的模型参数和信道状态的联合估计方法描述

对于基于粒子滤波的 OFDM 时变信道估计问题, 当模型参数已知时, 可根据信道状态方程和信号观测方程进行迭代更新求解^[3], 但本文的信道状态方程中含有待估计的时变参数 α , 要想利用粒子滤波进行 OFDM 信道状态估计, 必须先估计出未知参数 α , 然后在此基础上抽样产生进行信道状态估计时所需的粒子集, 最后完成基于粒子滤波的模型参数和 OFDM 时变信道状态的联合估计.

2.1 粒子滤波算法和参数估计

粒子滤波的基本原理是用所求状态空间中一个带权重的粒子集 $\{z_{0:m}^i, w_{0:m}^i, i = 1, 2, \dots, N_p\}$ 来表示待估计量的后验概率密度 $p(z_{0:m} | Y_{1:m})$, 其中 N_p 为粒子数, z_m^i 表示 m 时刻的第 i 个粒子, 对应权重为 w_m^i , 然后用近似的概率密度来估计该变量. 针对 OFDM 时变信道联合估计问题, $z_{0:m}^i = \{H_{0:m}^i, \alpha_{0:m}^i\}$ 表示信道频率响应和模型参数的联合状态集合, $p(z_{0:m} | Y_{1:m})$ 为联合后验概率密度.

通常情况下, 很难直接从 $p(z_{0:m} | Y_{1:m})$ 抽样产生粒子, 因此需要引入一个容易抽样的已知概

率分布 $q(z_{0:m} | Y_{1:m})$, 称为重要性函数.

进一步地, 假设重要性函数满足 $q(z_{0:m} | Y_{1:m}) = q(z_{0:m-1} | Y_{1:m-1})q(z_m | Y_{1:m}, z_{0:m-1})$, 则权重为:

$$w_m^i \propto w_{m-1}^i \frac{p(z_m^i | z_{m-1}^i) p(Y_m | z_m^i)}{q(z_m^i | z_{0:m-1}^i, Y_{1:m})} \quad (3)$$

联合后验概率可以用下式来近似估计:

$$p(z_{0:m} | Y_{1:m}) \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_m^i \delta(z_{0:m} - z_{0:m}^i) \quad (4)$$

在实际应用中, 常选取先验分布 $p(z_m | z_{m-1})$ 为重要性函数, 则(3)式可简化为:

$$w_m^i \propto w_{m-1}^i p(Y_m | z_m^i) \quad (5)$$

在 OFDM 时变信道联合估计的问题中, 需要利用重要性函数实现对状态粒子和参数粒子的更新, 即 $p(z_m | z_{m-1}) = p(\alpha_m | \alpha_{m-1})p(H_m | H_{m-1}, \alpha_m)$.

对于 $p(\alpha_m | \alpha_{m-1})$, α 是一个在 $J_0(2\pi f_d T)$ 周围抖动的随机变量, 因此笔者采用核平滑方法^[6], 用下式进行估计:

$$p(\alpha_m | \alpha_{m-1}) \approx \sum_{i=1}^{N_p} w_{m-1}^i \kappa_{m-1}^i(\alpha) \quad (6)$$

式中: w_{m-1}^i 是 $m-1$ 时刻第 i 个粒子的权重; $\kappa_{m-1}^i(\cdot) = \kappa(\cdot | \hat{\alpha}_{m-1}^i, \sigma_{\alpha, m-1}^2)$ 是均值为 $\hat{\alpha}_{m-1}^i$, 方差为 $\sigma_{\alpha, m-1}^2$ 的核分布. 笔者选用最常用的高斯分布, 同时为了保证 m 时刻和 $m-1$ 时刻得到的抽样点具有相同的均值和方差, 采用收缩方法^[7]:

$$\begin{cases} \hat{\alpha}_{m-1}^i = a \alpha_{m-1}^i + (1-a) \bar{\alpha}_{m-1} \\ \sigma_{\alpha, m-1}^2 = h^2 \sum_{i=1}^{N_p} (\alpha_{m-1}^i - \bar{\alpha}_{m-1})^2 w_{m-1, \alpha}^i \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\bar{\alpha}_{m-1} = \sum_{i=1}^{N_p} \alpha_{m-1}^i w_{m-1, \alpha}^i$ 是 $m-1$ 时刻参数粒子的加权平均值, $h^2 = 1 - a^2$, 通常 $h = 0.1$. 则 m 时刻的参数粒子 α_m^i 可由式(7)计算出的均值为 $\hat{\alpha}_{m-1}^i$, 方差为 $\sigma_{\alpha, m-1}^2$ 的高斯分布中产生, 而后由 $m-1$ 时刻的状态粒子 H_{m-1}^i , 根据式(2)得到 m 时刻的状态粒子 H_m^i , 计算对应权重, 最后得到下个时刻参数粒子的均值和方差.

2.2 基于粒子滤波的 OFDM 时变信道联合估计算法描述

Step1: 初始化过程. 根据接收信号 Y_0 和训练序列, 利用经典 LS 算法得到的初始状态粒子集 $\{H_0^i, i = 1, 2, \dots, N_p\}$, 权重 $\bar{w}_{0, H}$ 均为 $1/N_p$, 根据归一化多普勒频移 $f_d T$ 的大致范围(0.001 ~ 0.1)来确定参数 α 是接近于 1 的随机变量, 因此设参数初始粒子集 $\{\alpha_0^i, i = 1, 2, \dots, N_p\}$ 满足[0 2] 的

均匀分布,权重 $\tilde{w}_{0,\alpha}$ 均为 $1/N_p$, $\hat{\alpha}_0 = 1$.

Step2:发送符号检测过程.首先对每个子载波,根据 $\hat{H}_{m,k} = \hat{\alpha}_{m-1,k} \hat{H}_{m-1,k}$ 进行粗估计,然后根据式(8)检测发送数据.

$$\hat{X}_{m,k} = \arg \min_{X_{m,k} \in \{X\}} |Y_{m,k} - X_{m,k} \hat{H}_{m,k}| \quad (8)$$

式中: $\hat{X}_{m,k}$ 为 m 时刻检测到的第 k 个子载波上的发送信号; X 为发送信号的集合.

Step3:更新参数粒子和状态粒子及计算权重.由式(7)计算得到 $m-1$ 时刻参数粒子满足的均值 $\hat{\alpha}_{m-1}^i$ 和方差 $\sigma_{\alpha,m-1}^2$,并从中抽取 N_p 个 m 时刻的参数粒子 α_m^i ,并由式(2)更新状态粒子 H_m^i ,由式(9)计算状态粒子对应的权重,并进行归一化:

$$w_{m,H}^{(i)} \propto \tilde{w}_{m-1,H}^{(i)} p(Y_m^{(i)} | H_m^{(i)}), \tilde{w}_{m,H}^{(i)} = \frac{w_{m,H}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{N_p} (w_{m,H}^{(i)})^2} \quad (9)$$

参数粒子对应权重为: $\tilde{w}_{m,\alpha}^i = \tilde{w}_{m,H}^i$.

Step4:判断状态粒子是否需要重采样.按照(10)式计算有效粒子个数:

$$\hat{N}_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_p} (\tilde{w}_{m,H}^{(i)})^2 \quad (10)$$

如果 $\hat{N}_{\text{eff}} > N_{\text{th}}$ (N_{th} 为有效粒子数目门限,取 $(2N_p/3)$),转到Step5,否则进行重采样^[8],得到新的状态粒子 H_m^i ,权重 $\tilde{w}_{m,H}^i = 1/N_p$.

Step5:计算 m 时刻的参数估计值 $\hat{\alpha}_m$ 和信道频率响应 \hat{H}_m .

$$\hat{\alpha}_m = \sum_{i=1}^{N_p} \tilde{w}_{m,\alpha}^{(i)} \alpha_m^{(i)} \quad (11)$$

$$\hat{H}_m = \sum_{i=1}^{N_p} \tilde{w}_{m,H}^{(i)} H_m^{(i)} \quad (12)$$

Step6:利用得到的 \hat{H}_m 和接收信号 Y_m 进行均衡,得到映射后的发送数据 \hat{X}_m ,再经过解调判决得到发送数据.

Step7: $m = m + 1$,转到Step2.

3 仿真结果及分析

为验证算法的有效性,对所提出的方法进行计算机仿真实验.仿真时假设信道在一个OFDM符号里是不变的,即一个符号对信道采样一次.系统仿真条件如下:载频2.4 GHz,带宽10 MHz,QPSK调制,子载波数目 N 为64,每帧OFDM符号个数 $N_d = 10$;采用瑞利衰落多径信道,多径条数为5;编码部分采用卷积码,译码部分采用维

特比译码算法;对应于慢变和快变信道,归一化多普勒频移 $f_d T$ 分别取0.01,0.03.通过仿真分析高斯和非高斯系统噪声下笔者所提方法的估计性能,并传统的常系数方法进行比较.

定义归一化均方误差(NMSE)评价估计性能:

$$E_{\text{nmse}} = \frac{\sum_{m=0}^{N_d-1} \sum_{k=0}^{N-1} E \left\{ \frac{\|H_{m,k} - \hat{H}_{m,k}\|^2}{\|H_{m,k}\|^2} \right\}}{N_d N} \quad (13)$$

其中, $\hat{H}_{m,k}$ 是 $H_{m,k}$ 的估计值.

3.1 系统噪声为高斯噪声时的估计性能

$f_d T$ 分别取0.01和0.03时,两种方法的归一化均方误差和系统误码率如图2所示.

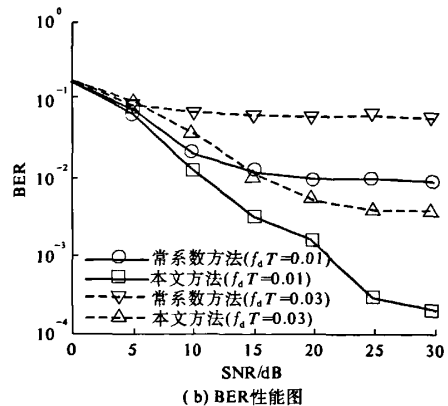
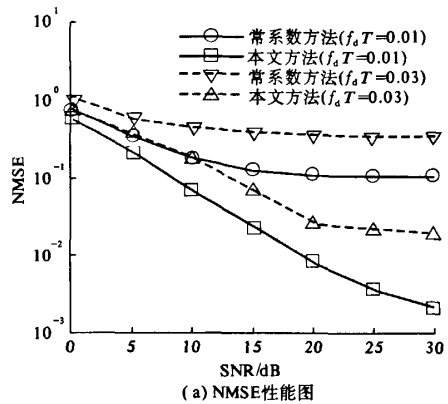


图2 高斯环境下,两种方法的NMSE/BER性能比较

Fig.2 The NMSE/BER performance comparison between the two methods under the Gaussian noise environment

从图2可以看出,两种方法在慢变信道时的性能都优于快变信道.在NMSE性能图上,在两种时变信道下,本文方法从 $\text{SNR} > 10$ dB后有明显优势;在BER性能图上,常系数方法在 $\text{SNR} > 15$

dB 出现地板效应,而本文方法随着信噪比的增加仍可得到较好的误码率性能,一定程度上改善了地板效应。其原因是该方法考虑到实际信道的时变特性,对模型参数进行实时估计,修正 AR 模型,能更好地跟踪信道的动态变化,信道估计更精确,进而得到较好的系统性能。

3.2 系统噪声为非高斯噪声时的估计性能

非高斯噪声选用 Middleton-A 类噪声^[9],它可用混合高斯模型来近似代替,其概率密度为 $p(w_n) = (1 - \varepsilon)N(0, \sigma_g^2) + \varepsilon N(0, \kappa\sigma_g^2)$, 其中 $N(0, \sigma_g^2)$ 表示均值为 0、方差为 σ_g^2 的复高斯分布,仿真中取 $\varepsilon = 0.3, \kappa = 100$ 。此种情况下,两种方法性能比较如图 3(a) 和 (b) 所示。由图 3 可知:在非高斯环境,两种时变信道下,本文方法在 NMSE 和 BER 性能上仍明显优于常系数方法。比较图 2 和图 3 还可得知:本文方法在非高斯环境下的性能相对于高斯环境时并没有下降。由此可说明它摆脱了高斯条件的限制,亦适用于非高斯环境。

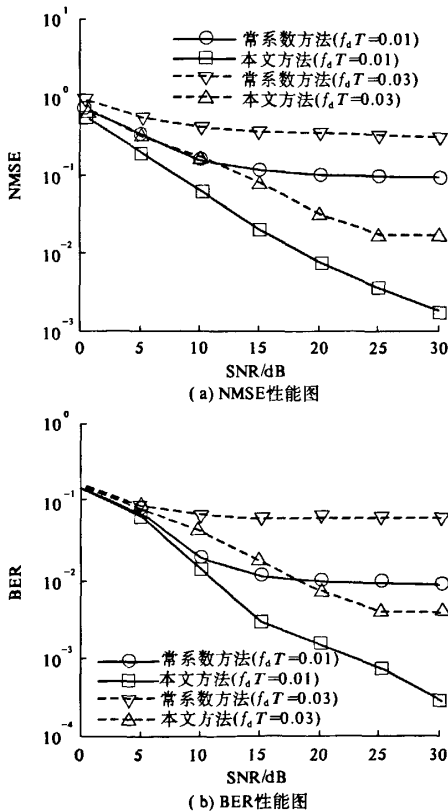


图3 非高斯环境下,两种方法的 NMSE/BER 性能比较

Fig.3 The NMSE/BER performance comparison between the two methods under the non-Gaussian noise environment

4 结论

为了提高 OFDM 时变信道估计精度,提出了一种基于粒子滤波的 OFDM 时变信道中模型参数和信道状态的联合估计方法,该方法将信道建模为动态、参数未知的 AR 模型,采用粒子滤波算法,结合核平滑收缩技术对模型参数进行估计,而后估计信道状态,实现信道状态和模型参数的联合估计。仿真结果表明,本文方法提高了估计精度,改善了系统性能,适用于实际的无线通信系统。

参考文献:

- [1] WANG Hong-shen, CHANG Pao-chi. On verifying the first-order Markovian assumption for a Rayleigh fading channel [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 1996, 45(2): 353 - 357.
- [2] KOMNINAKIS C, FRAGOULI C, SAYED A H, et al. Multi-input multi-output fading channel tracking and equalization using Kalman estimation [J]. IEEE Trans Signal Processing, 2002, 50(5): 1065 - 1076.
- [3] QIN Wen, PENG Qi-cong. Particle filtering for tracking time-varying dispersion channels in OFDM systems [C]//Information Theory Workshop, ITW'06 Chengdu, IEEE Press, 2006: 683 - 686.
- [4] BADDOUR K E, BEAULIEU N C. Autoregressive models for fading channel simulation [J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2005, 4(4): 1650 - 1662.
- [5] JAKES J W C. Microwave mobile communications [M]. New York: John Wiley & Sons, 1974.
- [6] DOUCET A, FREITAS N D, GORDON N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. New York: Springer, 2001: 202 - 206.
- [7] 刘凯, 李辉, 戴旭初. 一种新的含噪混沌信号降噪算法 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1849 - 1852.
- [8] HAYKIN S, HUBER K, CHEN Z. Bayesian sequential state estimation for MIMO wireless communications [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 439 - 454.
- [9] WANG Xiao-dong, POOR H V. Robust multiuser detection in non-Gaussian channels [J]. IEEE Trans Signal Processing, 1999, 47(2): 289 - 305.

(下转第 92 页)

- 上海交通大学计算机科学与技术系, 2007.
- [3] 涂超. 基于位图的大规模地形景观生成技术研究[J]. 郑州大学学报:工学版, 2003, 24(1): 46-49.
- [4] 马骏, 朱衡君, 龚建华. 基于 Cg 和 OpenGL 的实时水面环境模拟[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(2): 472-474.
- [5] YANN L. Realistic natural effect rendering [EB/OL]. <http://www.gamedev.net/reference/articles/article2138.asp>, 2004-09-7/2009-12-23.
- [6] HUN Y K. Virtual camera position [EB/OL]. <http://www.gamedev.net/reference/articles/article2023.asp>, 2003-02-13/2008-12-23.
- [7] 洪伟, 刘亚妮, 李骑. Cg 教程可编程实时图形权威指南[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2004: 179-209.
- [8] MATTHIAS W. Fresnel reflection [EB/OL]. http://developer.nvidia.com/object/fresnel_wp.html, 2004-07-14/2008-12-23.

Real-time Water Surface Simulation based on Refraction and Reflection Texture

TAN Tong-de, ZHAO Shuo, ZHAO Hong-li

(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The effects of water surface can greatly enhance the sense of immersion in virtual reality. This paper described an algorithm of the fast real-time surface simulation. The simulation of water surface for any scale was constructed by only two triangles, some technologies including Render-to-Buffer, Bump Mapping, Projective Texture Mapping and Texture Perturbation, were used to simulate the water surface with effect such as reflection, refraction, wave, and inverted reflection. Then the method of Texture Perturbation was proposed, which will make the surface more realistic. The experiments show that the optimum effect between realistic and real-time performance is obtained and the question of rendering a water surface in real-time in virtual environment is resolved well.

Key words: real-time water surface; render-to-buffer; bump mapping; refraction and reflection texture; texture perturbation

(上接第 87 页)

A Novel Channel Estimation Method for OFDM Time-Varying Channel based on The Particle Filter

MU Xiao-min, CAO Li-guo, LU Yan-hui

(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: A joint estimation method of the model parameter and time-varying channel states, which was based on the particle filter (PF) algorithm, was proposed for OFDM system. By modeling the time-varying channel for AR model of dynamic and time-varying coefficient, the model parameter was estimated by introducing the particle filter algorithm and kernel smoothing contraction technology. Besides, channel states were estimated later. Finally, it realizes the joint estimation of the channel states and the model parameter. Simulation results show that the above mentioned method has more significantly improved in the estimation precision and system performance compared with the traditional channel estimation method with AR model of constant coefficient.

Key words: time-varying channel; dynamic estimation; particle filter; kernel smoothing contraction