

基于随机集模型的 MIMO-OFDM 信道估计算法

赵知劲 汪百川* 尚俊娜 徐春云

(杭州电子科技大学通信工程学院 杭州 310018)

摘 要: 在多径分量数确定的前提下, MIMO-OFDM 系统采用传统的基于导频辅助和盲信道估计算法能获得较好性能。实际无线环境中, 多径分量数目与幅度都是时变的, 则传统信道估计方法不再适用。该文采用随机集理论建模 MIMO-OFDM 系统信道多径分量数的变化和 MIMO 信道。基于此模型提出了集中粒子空间重采样方法(CRS), 在保留大概率粒子抽样样本的同时主动抛弃小概率抽样样本, 以获得更为准确的真实样本逼近。并提出了基于集中重采样 Rao-Blackwellised 粒子滤波的信道估计方法(RBPFC)。仿真结果表明: 所提出的 RBPFC 方法信道估计性能最好, 基本 Rao-Blackwellised 粒子滤波方法次之但优于基本粒子滤波算法, 卡尔曼滤波的信道估计方法性能最差。

关键词: 信道估计; 多输入多输出; 正交频分复用; 随机集; 贝叶斯迭代; 混合粒子滤波

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)02-0489-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00315

An Estimation Algorithm of MIMO-OFDM Channels Based on RST

Zhao Zhi-jin Wang Bai-chuan Shang Jun-na Xu Chun-yun

(Telecommunication School, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The typical pilot-aided and blind estimation method for MIMO-OFDM channel can achieve good performance when the number of multi-path components is constant. However, in the practical wireless environment, the number of channel taps and amplitude are all unknown and time-varying in whole process, thus typical estimation methods are not suitable. In this paper, the channel-taps' varying condition and a new channel model are established by using RST theory. Based on this model, the re-sample method by Concentrating particle Resample Space (CRS) is proposed. By abandoning low probability samples and reserving high probability samples, more accurate approximation is obtained at each iteration. And then the channel estimation method using Rao-Blackwellised Particle Filtering with CRS (RBPFC) is proposed. Simulation results show that the performance of RBPFC is the best, the performance of Rao-Blackwellised particle filtering scheme follows but is better than that of the basic particle filtering scheme, and the performance of Kalman filter-based scheme is the worst.

Key words: Channel estimation; MIMO; OFDM; Random Set (RST); Bayesian recursive; Rao-Blackwellised Particle Filtering (RBPFC)

1 引言

信道估计是 MIMO-OFDM 系统接收端设计中的重要部分, 接收端分集合并及符号译码都需要信道响应信息。传统的基于导频辅助的信道估计方法^[1,2]降低了频率利用效率, 而由文献[3]提出的盲信道估计和均衡方案因为需要长时间的稳定信道数据而不适用于快衰落信道。文献[4]中第 1 次阐述了无线衰落信道的马尔可夫特性并将其建模为一阶 AR 模型, 在此前提下, 卡尔曼滤波对于服从线性高斯

分布的信道估计性能最佳, 而文献[5]中根据不同的信道变化模型采用了粒子滤波算法, 获得了很小的滤波误差和预测误差, 受到了广泛重视。但是上述方案都假设信道多径分量数在通信过程中固定不变, 而实际通信环境中由于介质的变化导致多径分量数也为随机变量, 因而不能准确估计信道的变化情况。本文研究以随机集模型拟合真实环境中信道多径分量数时变情况, 以 Rao-Blackwellised^[6]粒子滤波(RBPF)跟踪信道多径数变化情况, 同时估计各径幅度。对于传统重采样方案不能精确选取随机集模型下大概率粒子作为新时刻迭代初值的情况, 提出了集中重采样空间的 RBPF 方案(RBPFC), 获得比传统粒子滤波算法更精确的估计性能。

2010-03-29 收到, 2010-10-25 改回

国家自然科学基金(60872092)资助课题

*通信作者: 汪百川 muyelang2@163.com

2 基于随机集理论的 MIMO 信道模型

2.1 MIMO-OFDM 信道模型

考虑采用 R 个发送天线和 M 个接收天线的 MIMO 系统, OFDM 调制采用 K 维子载波, 其中包含 P 维梳状导频符号和 $K-P$ 维传输数据符号。发送天线 r 与接收天线 m 间信道矢量可描述为 $\mathbf{h}_{m,r;t} \triangleq [\alpha_{m,r;t}^{(1)}, \dots, \alpha_{m,r;t}^{(L)}]^\top$, L 为多径数。发送天线 r 在时刻 t 发射的数据矢量为 $\mathbf{x}_{r;t} \triangleq [x_{1,r;t}, \dots, x_{K,r;t}]^\top$, 并以 $\mathbf{X}_{r;t} \triangleq \text{diag}(\mathbf{x}_{r;t})$ 表示以 $\mathbf{x}_{r;t}$ 中元素为对角线元素的对角矩阵。由于 $\mathbf{X}_{r;t}$ 中导频分量和数据分量相互独立, 并且本文研究的信道估计算法仅利用导频信号进行。为表达简单起见, 将发送端 OFDM 导频符号分量就以 $\mathbf{X}_{r;t}$ 表示, 其对应的观测矢量用 $\mathbf{y}_{m;t}$ 表示。其经历 IFFT 和衰落信道后的接收端表达式可写为

$$\mathbf{y}_{m;t} = \sum_{r=1}^R \mathbf{X}_{r;t} \mathbf{F} \mathbf{h}_{m,r;t} + \mathbf{z}_{m;t} \quad (1)$$

这里 $\mathbf{z}_{m;t} \sim \mathcal{N}_c(\mathbf{z}_{m;t}; 0_{P \times 1}, N_0 \mathbf{I})$ 为加性高斯白噪声; \mathbf{F} 为 IFFT 矩阵, 其元素为 $\{\mathbf{F}\}_{k,l} = e^{j2\pi(l-1)(k-1)/K}$, $k = 1, \dots, K, l = 1, \dots, L$ 。

对多径矢量 $\mathbf{h}_{m,r;t}$ 可用随机集模型分析如下: 设矢量的第 l 个元素 $\mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)}$ 为定义于混合空间 $\{1, \dots, R\} \times \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, L\} \times \mathcal{C}$ 上的随机变量^[7], 该元素包含离散取值部分与连续取值部分。考虑到信道不存在的可能性, 则 t 时刻多径分量 $\mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)}$ 可写为如下形式:

$$\{\mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)}\} = \begin{cases} (m, r, l, a_{m,r;t}^l), & \mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)} \text{ 存在} \\ 0, & \mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)} \text{ 不存在} \end{cases} \quad (2)$$

其中 (m, r, l) 是 $\mathbf{h}_{m,r;t}^{(l)}$ 的离散部分, 表示所存在的多径分量属性, 即为发送天线 r 与接收天线 m 间的第 l 条多径分量; 幅度变量 $a_{m,r;t}^l$ 为连续空间 \mathcal{C} 取值的待估计参数。 $\mathbf{h}_{m,r;t}$ 在离散空间上的投影与连续空间投影并非相互独立, 离散空间投影 $\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})$ 和连续空间投影 $\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t})$ 存在如下关系:

$$\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) = \bigcup_{(m,r,l) \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})} \{a_{m,r;t}^l\} \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_{m,r;t} \triangleq \left[\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) \Big|_{\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) \triangleq \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})} \right] \bigcup \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) \quad (4)$$

这里 $|\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})| \triangleq |\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t})|$ 表明连续空间信道集合的势等于离散空间的势, 且各多径分量离散部分状态随时间变化过程类似 Markov 转移过程^[8]。

2.2 基于随机集理论的信道多径分量动态模型

t 时刻存在的信道多径分量由 $t-1$ 时刻存在的多径分量遗留部分和 $t-1$ 时刻不存在但 t 时刻产生的多径分量两部分构成, 类似可定义 t 时刻消失的

多径分量。定义 $\mathbf{S}_{m,r;t}$ 为 $t-1$ 时刻的多径分量在 t 时刻遗留部分, $\mathbf{B}_{m,r;t}$ 为 t 时刻新生的多径部分。可得 t 时刻信道离散部分转移概率为

$$f(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) = f(\mathcal{Q}(\mathbf{S}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \times f(\mathcal{Q}(\mathbf{B}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \quad (5)$$

离散部分变化情况已知条件下, 连续空间转移概率为

$$\begin{aligned} f(\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1}), \mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \\ = \prod_{(m,r,l) \in \mathcal{Q}(\mathbf{S}_{m,r;t})} f(a_{m,r;t}^l | a_{m,r;t-1}^l) \times \prod_{(m,r,l) \in \mathcal{Q}(\mathbf{B}_{m,r;t})} f(a_{m,r;t}^l) \end{aligned} \quad (6)$$

信道由上述离散部分转移过程与连续幅度变化情况构成, 相应的概率为两者之积:

$$f(\mathbf{h}_{m,r;t} | \mathbf{h}_{m,r;t-1}) = f(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \times f(\mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1}), \mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \quad (7)$$

3 基于 Rao-Blackwellised 粒子滤波(RBPF)的信道估计

由上节讨论得, MIMO-OFDM 系统基于随机集的信道估计状态方程和观测方程如下:

$$\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) \sim f(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t}) = A(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \mathcal{Q}^C(\mathbf{h}_{m,r;t-1}) \\ + D(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})) \mathbf{n}_{m,r;t} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{y}_{m;t} = \sum_{r=1}^R \mathbf{X}_{r;t} \mathbf{F} \mathbf{h}_{m,r;t} + \mathbf{z}_{m;t} \quad (10)$$

式(8)表示 t 时刻离散状态 $\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})$ 由 $t-1$ 时刻离散状态 $\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})$ 转移而来, $\mathbf{n}_{m,r;t}$ 为状态噪声。以随机集模型拟合信道离散部分服从类 Markov 模型, 定义各独立多径分量状态转移概率, 以 P_{began} 和 P_{death} 表示多径分量活跃跳变概率与消逝跳变概率。以 1 表示该单径存在, 0 表示某条单径消逝, 则 $f(\mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) | \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1}))$ 可分解为如下单径转移概率之积:

$$\begin{aligned} f(l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})} | l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})}) \\ = \begin{bmatrix} 1 - P_{\text{death}} & P_{\text{death}} \\ P_{\text{began}} & 1 - P_{\text{began}} \end{bmatrix} \begin{matrix} l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})=1} & l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t})=0} \\ l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})=1} & l_{i \in \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})=0} \end{matrix} \end{aligned} \quad (11)$$

已知活跃多径分量在离散部分确定条件下, 前后时刻信道幅度连续变化服从线性高斯分布^[9], 则基于 RBPF 的 MIMO-OFDM 信道估计算法(即 RBPF)流程如下:

- (1) 确定 $t-1$ 时刻粒子(离散部分)及其权重 $\{\omega_{i-1}^{(i)}, \mathcal{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t-1})^{(i)}\}_{i=1}^N$;
- (2) 根据信道跳变概率 P_{began} , P_{death} 和式(11)产

生 t 时刻粒子 $\{Q(\mathbf{h}_{m,r;t})^{(i)}\}_{i=1}^N$;

(3) 根据步骤 (2) 得到信道离散状态对应关系 $\{Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1:t})^{(i)}\}_{i=1}^N$, 并根据式 (9) 更新控制矩阵 $\mathbf{A}(Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1:t}))$ 和 $\mathbf{D}(Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1:t}))$; 再根据式 (10) 计算得到观测值 $\mathbf{y}_{m;t}^{(i)}$, 则各粒子权重 $\{\tilde{\omega}_t^i\}_{i=1}^N$ 计算如下:

$$\tilde{\omega}_t^i = \omega_{t-1}^i \times f(\mathbf{y}_{m;t} | Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1:t})^{(i)}, \mathbf{y}_{m;1:t-1}) \quad (12)$$

$$(4) \text{ 归一化权重: } \omega_t^i = \tilde{\omega}_t^i / \sum_{i=1}^N \tilde{\omega}_t^i;$$

(5) 经确定性重采样之后输出各个粒子的权重值 $\{\omega_t^i, Q(\mathbf{h}_{m,r;t})^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

对信道离散部分进行采样, 取最小权重方差重要性采样函数; 当得到信道离散部分后, 式 (9) 和式 (10) 退化为传统卡尔曼滤波的状态方程和观测方程, 对于 t 时刻各类离散部分不同的粒子可通过式 (13) 计算其后验概率近似值:

$$f(Q(\mathbf{h}_{m,r;t}) = \rho | \mathbf{y}_{m;1:t}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_t^i m_{Q(\mathbf{h}_{m,r;t})^{(i)}} \cdot (Q(\mathbf{h}_{m,r;t}) = \rho) \quad (13)$$

显然 $\rho > 1$, 对于离散部分属于不同 ρ 的粒子进行分类; 再根据

$$\hat{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}) = \arg \max_{Q(\mathbf{h}_{m,r;t})=\rho} f(Q(\mathbf{h}_{m,r;t}) = \rho | \mathbf{y}_{m;1:t}) \quad (14)$$

得到 t 时刻信道离散部分 $Q(\mathbf{h}_{m,r;t})$ 的最佳估计; 在 $Q(\mathbf{h}_{m,r;t})$ 已经确定的前提下, 得到信道幅度估计量^[10]为

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{m,r;t}(\text{RBPF}) &\triangleq [\hat{a}_{m,r;t}^1, \dots, \hat{a}_{m,r;t}^L] \\ &= \mathbf{E} \left[\mathbf{E} [\hat{\mathbf{h}}_{m,r;t} | \hat{Q}(\mathbf{h}_{m,r;t}), \mathbf{y}_{m;1:t}] \right] \\ &\approx \sum_{Q(\mathbf{h}_{m,r;t})^{(i)}=\rho(\max)} \omega_t^i \hat{\mathbf{h}}_{m,r;t}^{(i)} \\ &\quad \times \frac{1}{\sum_{Q(\mathbf{h}_{m,r;t})^{(i)}=\rho(\max)} \omega_t^i} \end{aligned} \quad (15)$$

4 基于集中重采样方案的 RBPF 信道估计方法

确定性重采样方案在常规粒子滤波器中被认为是最优的, 但针对本文采用随机集模型的粒子产生方式, 此方案并非最优。希望重采样方案能获得更接近实际情况的粒子, 但由于实际情况中多径数量不会经常发生改变, 故 P_{began} 和 P_{death} 通常为较小值。因此为了保证根据 $f(Q(\mathbf{h}_{m,r;t}) | Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1}))$ 而产生的粒子为真实情况下的抽样, 需要大量粒子数目, 所以需采用低复杂度的逼近。因此本文提出改进的重采样方法如下。

在已知天线对间最大多径数为 L 条件下, 信道模型中前后时刻同时发生 L 次状态跳变的概率为 $P_{\text{death}}^{Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1})} \times P_{\text{began}}^{L-Q(\mathbf{h}_{m,r;t-1})}$, 这是一个可忽略的极小

值, 而同时发生两次或两次以上跳变的概率也极小, 假设 t 时刻被抽样的粒子数为 Num_t , 以序列 $\{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{\text{Num}_t}\}$ 表示归一化后的粒子权重序列, 则存在如下表达式:

$$\lim_{\text{Num}_t \rightarrow \infty} P \left(\prod_{i=1}^{L+2} \max(\xi_i) \right) \xrightarrow{\text{a.s.}} 1 - \frac{P_{\text{death}} + P_{\text{began}}}{2}$$

此处 $\max(\xi_i)$ 表示权值中第 i 个最大值。上式物理含义为所有单径状态跳变情况和最大可能两径跳变情况渐进覆盖了整个跳变空间, 即表明在跳变概率为较小数量级时, 选取前 $(L+2)$ 个权重较大的粒子几乎包含了各种多径离散状态跳变情况, 于是本文提出的称为集中重采样方案如下:

$$\begin{aligned} \omega_t^k &= \sum_{i=1}^{\text{Num}_t} \omega_t^i - \sum_{i=1}^{\max(k+1)} \omega_t^i - \sum_{i=\max(k-1)}^{\max(1)} \omega_t^i, \\ k &= \max(1, \dots, \max(L+2)) \end{aligned} \quad (16)$$

这里 $\max(j)$ 表示粒子权重归一化后第 j 大的权重值。

RBPF 算法中第 (5) 步的重采样方案采用式 (16), 其他步骤不变, 称此方法为基于集中重采样空间的信道估计方案, 表示为 RBPF-C 算法。

5 性能仿真与分析

本节仿真分析比较上两节中 RBPF 和 RBPF-C 信道估计方法在一段时间即 100 个样本点 MIMO-OFDM 信道估计性能。

信道仿真条件为: 发送天线符号采用 4-QAM 调制方式; 各发送端采用 64 个子载波 ($K = 64$), 期间分布 8 个导频子载波 ($P = 8$), 频率间隔 $D_f = 8$; 导频位置如下:

$$k_p = P/2 + (p-1)D_f, \quad p = 1, \dots, P \quad (17)$$

各发送端导频符号皆为正交相移^[11], 且设通信过程中同一发送端导频符号固定不变。发送天线数 $R = 2$, 接收天线数 $M = 3$, 各天线对最大多径数 $L = 4$ 。假设信道能量被归一化, 各径独立变化, 多径扩展长度小于保护间隔长度; 信道幅度变化服从如下高斯分布-模型。

$$f(a_{m,r;1}^l) = N_c(a_{m,r;1}^l; 0, \delta_h^2) \quad (18)$$

$$f(a_{m,r;t}^l | a_{m,r;t-1}^l) = N_c(a_{m,r;t}^l; \lambda a_{m,r;t-1}^l, (1-\lambda^2)\delta_h^2) \quad (19)$$

此处 $\delta_h^2 = 1/L$ 为信道各径平均能量, $\lambda = 0.999$ 为均值系数。粒子滤波中的粒子维数 $\psi = RL = 8$, 粒子数量 $N = 100$ 。

(1) 多径信道跟踪估计性能 此处设定 $P_{\text{began}} = P_{\text{death}} = 0.05$ 。已知在第 1 至 100 的样本点上各径状态如下: 1 号多径始终存在; 2 号多径在第 1 至 74 个样本点上存在; 3 号多径在第 25 至 100 个样本点上存在; 4 号多径在整个跟踪过程中都不存

在。图 1、图 2 和图 3 分别给出了基本粒子滤波算法(PF)、RBPF 算法和 RBPFC 算法对多径信道变化过程估计的快拍。

由图可见, PF 方法对时变多径分量数目和顺序的估计误差与幅度估计误差都较大; 某些时刻, RBPF 算法能准确拟合各多径分量数目时变状况, 准确估计出了 2 号多径在第 75 至 100 样本点上不存在, 3 号多径在第 1 至 24 样本点上不存在, 并较准确估计各多径的幅度。但是由于某些时刻参杂了非最优粒子的幅值, 所以与 RBPFC 信道估计算法相比, RBPF 算法在这些时刻存在较大的幅度估计误差, 而 RBPFC 算法不但能准确逼近信道离散状态变化情况, 而且对连续幅度估计误差最小。

(2)频域均方误差(FMSE)和误比特率(BER)

本文引用频域均方误差(FMSE)衡量各种估计方法^[12], 其定义如下:

$$FMSE \triangleq \frac{\sum_{i=1}^{K-P} \sum_{m=1}^M \sum_{r=1}^R \sum_{t=1}^T |H_{k_i^s, m, r; t} - \hat{H}_{k_i^s, m, r; t}|^2}{MRT(K-P)} \quad (20)$$

其中

$$\hat{H}_{k^s, m, r; t} \triangleq \sum_{(m, r, l) \in Q(\hat{h}_{m, r; t})} \hat{h}_{m, r; t}^{(l)} e^{-j2\pi(k^s-1)\frac{l-1}{K}} \quad (21)$$

式(21)表明将导频子载波通道中的估计信道在整个

发送序列中进行内插, 然后计算发送数据符号通道中估计信道的均方误差。设跳变概率 $P_{\text{begin}} = P_{\text{death}} = 0.1$, 各天线发送 1 帧包含 6 个 OFDM 符号的数据, 共计 12 个 OFDM 符号, 1344 个比特。采用文献[13]中的 Clairvoyant detector 解码算法估计发送端的传输数据。图 4 和图 5 分别给出了卡尔曼滤波算法(KF)、PF 算法、RBPF 算法和 RBPFC 算法的 FMSE 曲线和 BER 曲线, 横坐标为信噪比。由图可见, RBPFC 算法性能最优, 证明了集中重采样方案的有效性; RBPF 算法性能次之但是优于 PF 滤波算法, KF 算法由于始终将多径分量维数视为常量, 所以性能最差。

6 结束语

传统的信道估计算法假设多径分量的数目为常数, 因而对时变信道估计性能不佳。本文利用随机集理论建立 MIMO-OFDM 系统数目和幅度都时变的多径信道模型, 提出了应用集中重采样的基于 Rao-Blackwellised 准则的混合粒子滤波的信道估计方法(RBPFC)。仿真结果表明, 本文提出的信道估计方法性能优于基于卡尔曼滤波、基本粒子滤波和混合粒子滤波的信道估计方法。

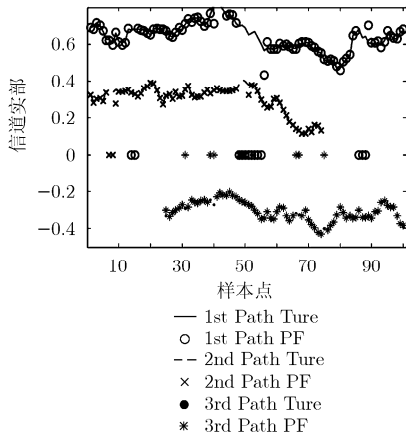


图 1 PF 估计信道快拍

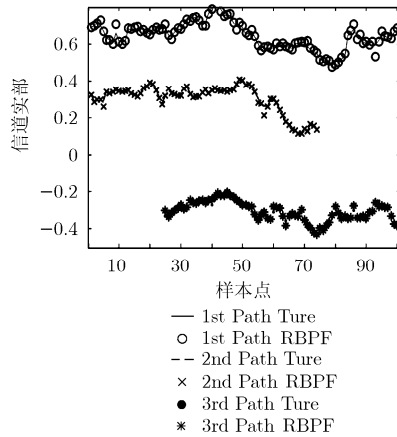


图 2 RBPF 估计信道快拍

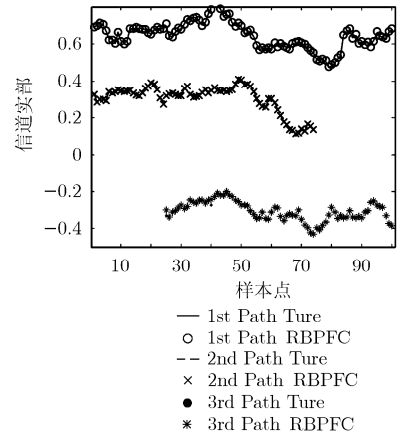


图 3 RBPFC 估计信道快拍

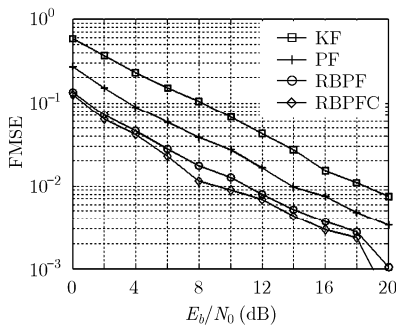


图 4 不同信噪比下 FMSE

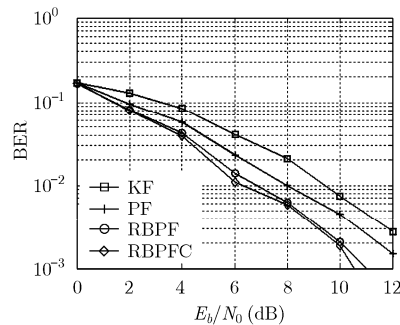


图 5 不同信噪比下 BER

参 考 文 献

- [1] Barhumi I, Leus G, and Moonen M, *et al.* Optimal training design for MIMO OFDM systems in mobile wireless channels [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [2] Boleskei H, Gesbert D, and Paulraj A J, *et al.* On the capacity of OFDM-based spatial multiplexing systems [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2002, 50(2): 225-234.
- [3] Boleskei H, Heath R W, and Paulraj A J, *et al.* Blind channel identification and equalization in OFDM-based multi-antenna systems [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2003, 50(1): 96-109.
- [4] Wang H and Chang P. On verifying the first order Markovian assumption for a Rayleigh fading channel [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1996, 45(2): 353-357.
- [5] 刘艳芳. 基于粒子滤波的 MIMO 时变信道估计[D]. [硕士论文], 北京交通大学, 2009.
- [6] Vihola M. Rao-Blackwellised particle filtering in random set multitarget tracking [J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 54(11): 409-414.
- [7] Angelosante D, Biglieri E, and Lops M, *et al.* Sequential estimation of OFDM channel [J]. *IEEE Proceeding of Signal Processing*, 2008, 53(8): 3238-3243.
- [8] Mahler R. Multi-target motion model [J]. *SPIE*, 1999, 37(20): 47-57.
- [9] Schoukens J, Lataire J, and Pintelon R, *et al.* Robustness issues of the best linear approximation of a nonlinear system [J]. *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*, 2009, 58(5): 1737-1745.
- [10] 马淑芬等著. 离散信号检测与估计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 45-56.
- [11] Chen R, Letaief K B. Channel estimation for space time coded OFDM systems in non sample spaced multipath channels[C]. Proc. IEEE Wireless Commun. Networking Conf. (WCNC), Sanya, China, Mar. 2002, 1: 61-66.
- [12] D Angelosante, Biglieri E, and Lops M. Sequential estimation of multipath MIMO-OFDM channels [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2009, 53(8): 3167-3181.
- [13] Morelli M and Mengali U A. comparison of pilot-aided channel estimation method for OFDM systems [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2001, 49(12): 3065-3073.
- 赵知劲: 女, 1959 年生, 教授, 研究方向为信号处理与软件无线电.
- 汪百川: 男, 1985 年生, 硕士生, 研究方向为信号处理.
- 尚俊娜: 女, 1978 年生, 副教授, 研究方向为卫星通信.