

混合退火粒子滤波在 MIMO-OFDM 信道估计中的应用

陈西宏, 谢泽东, 刘晓鹏, 薛伦生, 赵 宇

(空军工程大学防空反导学院,西安,710051)

摘要 MIMO-OFDM 系统信道估计是接收机进行信号相干解调的关键。针对 MIMO-OFDM 系统面临的非高斯噪声信道环境,结合改进的混合退火建议分布,将混合退火粒子滤波改进算法用于对 MIMO-OFDM 系统进行信道估计。在建立系统状态空间模型和分析混合退火建议分布基础上,将模糊推理系统用于动态产生退火参数,得到混合退火粒子滤波改进算法;将其用于对 MIMO-OFDM 系统进行信道估计,并对信道估计误码率、归一化均方误差和算法复杂度进行了仿真分析。仿真结果表明,与扩展卡尔曼滤波、粒子滤波、混合退火粒子滤波算法相比,混合退火粒子滤波改进算法在非高斯噪声信道环境下能够有效降低系统误码率;同时,可用较少的采样粒子获得较好的系统性能。

关键词 MIMO-OFDM;信道估计;混合退火粒子滤波

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.010

中图分类号 TN92 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0047-06

Research on Application of Hybrid Annealed Particle Filter Algorithm in MIMO-OFDM Channel Estimation

CHEN Xihong, XIE Zedong, LIU Xiaopeng, XUE Lunsheng, ZHAO Yu

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: MIMO-OFDM system channel estimation is a key of coherent demodulation for signal receiver. Aimed at the fact that MIMO-OFDM system is faced with a non-gauss noise, combined with the improved proposal distribution, an improved hybrid annealed particle filter algorithm is used to estimate the MIMO-OFDM channel. On the basis of building the state-space model of system and analyzing the proposal distribution of hybrid annealed, the fuzzy inference system is used to get dynamic hybrid annealed parameters, and the improved hybrid annealed particle filter algorithm is obtained. The improved hybrid annealed particle filter algorithm is used to estimate the channel of the MIMO-OFDM system. In this process, the bit error rate (BER), the normalized mean square error (NMSE) and the algorithm complexity of the channel estimation are simulated. The simulation results show that compared with the extended Kalman filter, the particle filter and hybrid annealed particle filter algorithm, the improved hybrid annealed particle filter al-

收稿日期:2015-11-16

基金项目:国家自然科学基金(611172169)

作者简介:陈西宏(1961—),男,陕西蓝田人,教授,主要从事防空反导武器系统信息、控制与检测技术研究.E-mail:xhchen0315217@163.com

通信作者:谢泽东(1989—),男,湖北枣阳人,博士生,主要从事信道估计技术研究.E-mail:15129054136@163.com

引用格式:陈西宏,谢泽东,刘晓鹏,等.混合退火粒子滤波在 MIMO-OFDM 信道估计中的应用[J].空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(2):47-52. CHEN Xihong, XIE Zedong, LIU Xiaopeng, et al. Research on Application of Hybrid Annealed Particle Filter Algorithm in MIMO-OFDM Channel Estimation[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(2): 47-52.

gorithm can reduce effectively the bite error rate of system in non-gauss channel, and at the same time, this can also improve the performance of system by using a small amount of sampled particles.

Key words: MIMO-OFDM; channel estimation; hybrid annealed particle filter

信道估计技术是 MIMO-OFDM 系统的关键技术之一,信道估计性能好坏直接影响整体性能^[1]。

对于通信系统常见的非高斯分布环境噪声^[2],粒子滤波能够克服传统滤波的局限性,因此可用于对 MIMO-OFDM 时变信道进行估计^[3]。

在粒子滤波算法中,基于重要密度函数选择的改进粒子滤波算法得到了重视。文献[4]针对传统粒子滤波的建议分布没有利用到当前观测信息的缺点,提出一种基于多特征融合的退火算法来改进建议分布的粒子滤波跟踪方法;文献[5]针对非线性、非高斯系统状态的在线估计问题,在滤波算法中,用状态参数分解和退火系数来产生重要性概率密度函数,构造了混合退火粒子滤波器;文献[6]在混合退火粒子滤波的基础上,通过对系统状态和观测粒子方差的研究,提出了非线性环境下动态退火参数粒子滤波的改进算法;文献[7]在滤波算法中,根据系统状态噪声统计特性和量测噪声统计特性的关系引入调整因子,再由模糊推理系统产生退火系数。

针对 MIMO-OFDM 系统的非高斯噪声这一信道环境实际和粒子滤波算法自身存在的退化现象,本文将混合退火粒子滤波算法用于 MIMO-OFDM 系统信道估计。

1 MIMO-OFDM 系统模型

不失一般性,具有 N_t 根发送天线和 N_r 根接收天线的 MIMO-OFDM 系统见图 1^[8-9]。

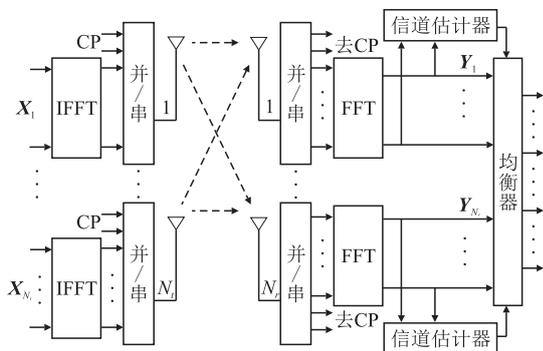


图 1 MIMO-OFDM 系统模型

Fig.1 MIMO-OFDM system model

图 1 中, $\mathbf{X}_i (i \in \{1, 2, \dots, N_t\})$ 是第 i 根发射天线的频域发射信号, $\mathbf{Y}_j (j \in \{1, 2, \dots, N_r\})$ 是第 j 根接收天线的频域接收信号, 则 n 时刻接收信号可表示为:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{H}_n \mathbf{X}(n) + \mathbf{V}(n) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}(n)$ 为 $N_t \times 1$ 维发射向量; $\mathbf{V}(n)$ 是 $N_r \times 1$ 维观测噪声; \mathbf{H}_n 为 $N_r \times N_t$ 维时变信道矩阵。

对于观测噪声 $\mathbf{V}(n)$, 可用 A 类 Middleton 噪声模型^[9]进行模拟, 即:

$$\mathbf{V}(n) \sim (1 - \epsilon)N(0, \kappa\zeta^2) + \epsilon N(0, \zeta^2) \quad (2)$$

式中: $0 \leq \epsilon \leq 1$ 为冲击噪声出现概率; $N(0, \zeta^2)$ 表示均值为 0、方差为 ζ^2 的复高斯分布; $(1 - \epsilon)N(0, \kappa\zeta^2)$ 为信道背景噪声; $\epsilon N(0, \zeta^2)$ 为出现概率为 ϵ 的信道冲击噪声。

对于时变无线信道, 常用 Jakes 模型^{[10]12-14} 和 AR 模型^[11] 来模拟。其中, AR 模型与状态空间方法结合最适合求解信道问题。由文献[12], 窄带无线时变信道可模拟为一阶 AR 模型:

$$\mathbf{H}_n = \alpha \mathbf{H}_{n-1} + \mathbf{d}(n) \quad (3)$$

式中: α 为一阶 AR 系数, 反映时间信道变化快慢; $\mathbf{d}(n)$ 为 $N_r \times N_t$ 维过程噪声, 其中的元素服从以下分布:

$$d_{ij,n} \sim \delta N(\mu, \eta^2) + (1 - \delta)N(-\mu, \eta^2) \quad (4)$$

式中: δ 、 μ 和 η 可根据实际信道情况离线确定。

AR 系数 α 可由下式表示:

$$\alpha = J_0(2\pi f_d T_s) \exp(j2\pi f_0 T_s) \quad (5)$$

式中: $J_0(\cdot)$ 表示零阶 Bessel 函数; f_0 为载波频偏; f_d 为最大多普勒频移; T_s 为符号采样周期。

综合式(1)和式(4), 得到 MIMO-OFDM 系统的动态状态空间模型, 进一步将其表示成一般形式:

$$\begin{cases} \mathbf{h}_n = f(\mathbf{h}_{n-1}, \mathbf{d}_n) \\ \mathbf{y}_n = g(\mathbf{h}_n, \mathbf{v}_n) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 分别为状态函数和观测函数; \mathbf{d}_n 和 \mathbf{v}_n 分别为状态噪声和观测噪声; \mathbf{h}_n 为系统状态量; \mathbf{y}_n 为 \mathbf{h}_n 的观测量。

2 混合退火粒子滤波算法

为限制粒子滤波权值退化现象, 需要选取好的建议分布函数。考虑到状态转移先验分布和观测条件后验分布各自优缺点, 混合建议分布被提出^[13]。

混合建议分布综合考虑了状态转移先验概率密度和当前最新的观测条件后验概率密度。与后验建议分布相比, 计算相对简单、权值更新容易; 与先验建议分布相比, 其重要性权值方差更小。

然而, 由于重要性权值积分计算实现难度大, 且

采样在似然函数呈峰值分布时效率极低,因此可利用状态噪声与观测噪声统计特性之间关系,引入退火参数来克服。

2.1 混合退火建议分布

将系统动态状态空间模型中的状态量 \mathbf{h}_n 分解,即 $\mathbf{h}_n = \{\mathbf{h}_{1,n}, \mathbf{h}_{2,n}\}$ 。其中, $\mathbf{h}_{1,n}$ 服从观测条件后验概率密度 $p(\mathbf{h}_{1,k} | h_{2,n}^{(j)}, h_{0;k-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n})$, $\mathbf{h}_{2,n}$ 服从状态转移先验概率密度 $p(\mathbf{h}_{2,n} | x_{2;n-1}^{(j)})$, 则混合退火建议分布的重要性概率密度函数可表示为:

$$q(\mathbf{h}_n | h_{0;n-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n}) = p(\mathbf{h}_{1,n} | h_{2,n}^{(j)}, h_{0;n-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n}) \times p(h_{2,n} | x_{2;n-1}^{(j)})^\beta \quad (7)$$

式中: $h_{2,n}^{(j)}$ 是采样自 $p(\mathbf{h}_{2,n} | h_{2;n-1}^{(j)})$ 的样本, $\mathbf{h}_{0;n}$ 和 $\mathbf{y}_{0;n}$ 分别为从起始 0 时刻到 n 时刻的状态量和观测测量。 β 是退火参数, $0 \leq \beta \leq 2$, 其选取要取决于状态噪声统计特性 \sum_d 以及观测噪声统计特性 \sum_v 的关系。

\sum_d 和 \sum_v 分别为系统的状态噪声 d_n 和观测噪声 v_n 的协方差。对于随机向量 \mathbf{X} , 协方差矩阵可定义如下:

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \text{cov}(X_1, X_1) & \text{cov}(X_1, X_2) & \cdots & \text{cov}(X_1, X_n) \\ \text{cov}(X_2, X_1) & \text{cov}(X_2, X_2) & \cdots & \text{cov}(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(X_n, X_1) & \text{cov}(X_n, X_2) & \cdots & \text{cov}(X_n, X_n) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $\text{cov}(X_k, X_j) = E[(X_k - EX_k)(X_j - EX_j)]$, $k, j = 1, 2, \dots, n$ 。

参考相应文献[14~15]可知,其对应的权值计算式为:

$$w_n^{(j)} = w_{n-1}^{(j)} p(\mathbf{y}_n | h_{2,n}^{(j)}, h_{0;n-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n-1}) \times p(h_{2,k}^{(j)} | h_{2;n-2}^{(j)})^{1-\beta} \quad (9)$$

退火参数的选取准则如下:

- 1) $\Sigma_d < \Sigma_v$ 时取 $0 < \beta < 1$, 等价于增加噪声使抽取的样本具有更广分布范围;
- 2) $\Sigma_d \approx \Sigma_v$ 时取 $\beta = 1$, 可能获得较为良好的滤波性能;
- 3) $\Sigma_d > \Sigma_v$ 时取 $1 < \beta < 2$ 使得先验函数的形状更加尖锐。这时, 可将似然函数作为建议分布, 将粒子推向高似然区域。

为减少计算量, 对式(7)执行对数运算得:

$$\lg q(\mathbf{h}_n | h_{0;n-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n}) = \lg p(\mathbf{h}_{1,n} | h_{2,n}^{(j)}, h_{0;n-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{0;n}) + \beta \lg p(\mathbf{h}_{2,n} | h_{2;n-1}^{(j)}) \quad (10)$$

2.2 改进的混合退火建议分布

以上混合退火建议分布中, 退火参数 β 取值固定。然而, 由于概率密度分布具有不确定性, 传统混合退火粒子滤波效率和性能不好^[16]。为此, 引入模糊推理系统(FIS)对传统的混合退火建议分布进行

改进。

定义调节因子 b , 表示为:

$$b = \frac{\sum_d}{\sum_v} \quad (11)$$

可以通过 b 值来调节 β 取值。

定义模糊子集 equal 表示在 1 附近, more 表示基本大于 1, less 表示基本小于 1。退火参数 β 的 FIS 规则如下:

$$\begin{aligned} \text{IF } b \in \text{equal}; & \text{ then } \beta \in \text{equal} \\ \text{IF } b \in \text{more}; & \text{ then } \beta \in \text{more} \\ \text{IF } b \in \text{less}; & \text{ then } \beta \in \text{less} \end{aligned} \quad (12)$$

式中: b 和 β 的隶属度函数分别见图 2、图 3。

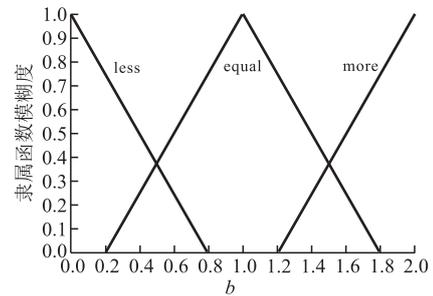


图 2 b 的隶属度函数

Fig.2 The membership function of b

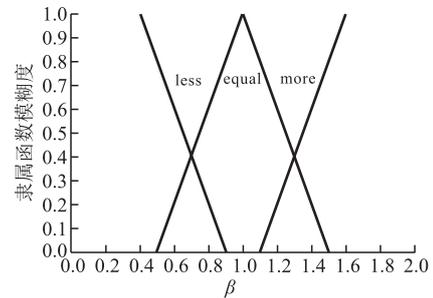


图 3 β 的隶属度函数

Fig.3 The membership function of β

选用中心法作为解模糊方法, FIS 为单输入单输出(SISO)系统, 故选用 SISO 模糊推理模型。

2.3 混合退火粒子滤波改进算法

选用上述改进的混合退火建议分布, 得到如下混合退火粒子滤波改进算法。其具体实现步骤为:

Step1 初始化。

设定 $n = 0$ 。

Step2 确定建议分布。

计算采样粒子 $h_n^{(j)}$ 的方差 $\sum_d = \text{var}(h_n^{(j)})$ 以及和观测粒子 $y_n^{(j)}$ 的方差 $\sum_v = \text{var}(y_n^{(j)})$, 代入式(11)后确定 b , 根据 FIS 确定 β , 再代入式(7)确定建议分布。

Step3 重要性采样。

抽取 2 个子状态的建议分布样本,代入式(9)计算权值,并计算归一化权值 $\tilde{w}_n^{(j)} = w_n^{(j)} / \sum_{j=1}^N (w_n^{(j)})$ 。

Step4 重采样。

计算有效样本数 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{j=1}^N (\tilde{w}_n^{(j)})^2$,若 $N_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$ (N_{th} 表示样本数阈值),则进行重采样^[17]。

Step5 状态的后验均值估计。

在已知 $q(h_k | y_{1:k})$ 情况下,得到状态的后验均值估计:

$$\bar{g}(h_n) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N g(h_n^{(j)}) \tilde{w}_n^{(j)} \quad (13)$$

Step6 终止条件判断。

判断 n 时刻是否为最后时刻。若是,则算法结束;若不是,则 $n := n + 1$,返回 **Step2**。

3 基于混合退火粒子滤波改进算法的 MIMO-OFDM 信道估计

3.1 基于改进算法的信道估计实现

按照上述混合退火粒子滤波改进算法设计混合退火粒子滤波器,作为 MIMO-OFDM 系统的信道估计器。具体实现步骤如下:

Step1 初始化。

使用训练序列将信道估计器预测部分先前状态粒子 $H_{n-1}^{(j)}$ 更新为 $H_n^{(j)}$ 。将 $H_n^{(j)}$ 送至接收器滤波部分,同时将其均值 \hat{H}_n^c 送至空时译码器。

Step2 粗估计。

空时译码器利用 \hat{H}_n^c 和接收信号 y_n 进行译码,得到发射信号 X_n 的粗糙估计 X_n^c 。

Step3 粒子更新。

空时译码器利用预测粒子 $H_n^{(j)}$ 和 y_n 、 X_n^c 进行滤波,得到新的滤波粒子 $H_n^{(j)}$ 。

Step4 细估计。

新的滤波粒子在用于产生准确度更高的信道状态估计 \hat{H}_n^r 的同时,将其延时 τ 后送至信道估计器预测部分。空时译码器利用 \hat{H}_n^r 和 y_n 进行译码得到译码估计 X_n^r 。

根据以上步骤,至此,实现了对 MIMO-OFDM 系统的信道估计。省略了 OFDM 处理过程的系统信道估计简化框图见图 4:

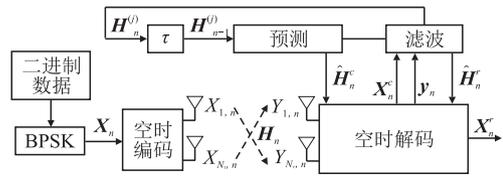


图 4 系统信道估计简化框图

Fig.4 The simplified block diagram of the channel estimation

3.2 算法性能仿真与分析

仿真中,主要参数设置为:2 发 2 收天线,信道系数 $h_{ij}(n)$ 由式(3)和式(5)产生,信源采用 BPSK 调制,符号速率为 144 kbps,最大多普勒频移 $f_d = 200$ Hz,载波频偏 $f_0 = 100$ Hz。离线确定的参数 δ 、 μ 和 η^2 分别选为 0.7、0.044 和 0.003 9。对 2 000 个码元进行 500 次蒙特卡洛仿真,粒子数取 200。

本文在对基于混合退火粒子滤波改进算法(IHAPF)的 MIMO-OFDM 时变信道估计进行仿真的基础上,将其与扩展卡尔曼滤波(EKF)、以转移先验作为建议分布的标准粒子滤波(PF)、文献[5]提出的混合退火粒子滤波(HAPF)的检测结果分别进行对比,并从误码率性能、归一化均方误差性能和复杂度 3 个方面进行分析。

3.2.1 误码率性能分析

由图 5 可知,EKF 算法仅仅采样均值和方差表征状态概率分布,对于非高斯分布的噪声信道其估计精度很难保证;在 SNR=6 dB 以后,出现误码平台,其误码率(BER)高达 10^{-2} 。PF 算法由于建议分布没有利用当前的观测数据,且其本身存在粒子退化现象,使得在较低信噪比环境下(SNR=6 dB)误码率较高,无法满足系统需要。HAPF 算法由于同时考虑了当前的观测数据,使得误码率性能得到提升,但是其退火参数固定,无法实时适应变化的信道环境^[6],因此引入具有动态退火参数的 IHAPF 算法,使误码率性能进一步提升。

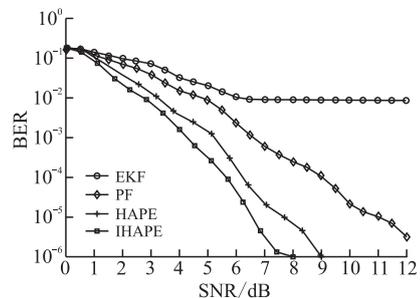


图 5 本文估计算法与其他算法的 BER 比较

Fig.5 The BER performance of estimation schemes when compared the proposed method with the others

3.2.2 归一化均方误差性能分析

由图 6 可知,本文的 IHAPF 算法的归一化均方误差(NMSE)与其他 3 种算法相比更小。与其他粒子滤波算法相比,EKF 算法由于只适用于滤波误差和预测误差很小的情况,使得其 NMSE 很大,无法适应非高斯噪声信道环境。PF 算法完全突破了 Kalman 滤波理论框架,对系统过程噪声和量测噪声没有任何限制,因此与 EKF 相比,PF 算法的 NMSE 相对较小。但是,PF 算法丢失了当前时刻的量测值,使得当前时刻状态严重依赖于模型,HAPF 算法综合考虑从转移先验和当前观测数据信息,针对性解决了该问题,其 NMSE 性能得到了提升。IHAPF 在 HAPF 算法基础上,引入动态参数使得该算法更加适应实际动态信道环境,NMSE 性能进一步提升。

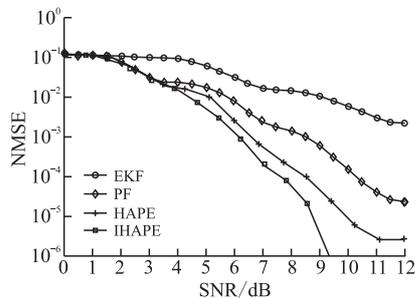


图 6 本文估计算法与其他算法的 NMSE 比较

Fig.6 The NMSE performance of estimation schemes when compared the proposed method with the others

3.2.3 算法复杂度分析

在信噪比 SNR=8 dB 时,上述 3 种粒子滤波算法中的粒子采样点数 N_0 对信道估计精度(NMSE)的影响见图 7。

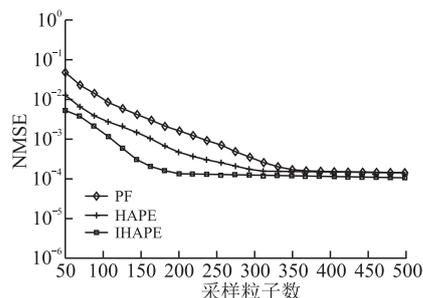


图 7 本文估计算法与其他粒子滤波算法的复杂度比较

Fig.7 The complexity of estimation schemes when compared the proposed particle filtering method with the others

如图 7 所示,IHAPF 算法由于使用了模糊推理系统,可以用较少的采样粒子得到较好的估计性能;在 $N_0=200$ 时 NMSE 性能就达到了稳定。HAPF

算法由于使用了固定的退火参数,因此需要较多采样粒子以获得稳定性能($N_0=320$)。PF 算法则需要相对更多的采样粒子,在 $N_0=400$ 时达到稳定。

同时,设 N_x 为状态向量的维数,可粗略估计出 EKF 复杂度为 $O(N_x^2)$,而 PF 的复杂度为 $O(N_x N_0)$ 。通过对算法所需加法、乘法次数计算和各算法仿真运行时间统计,HAPF 和 IHAPF 算法的计算复杂度大致为 PF 算法的 1.28 倍和 1.44 倍。当采用并行算法以及选用发射长训练序列时,IHAPF 算法复杂度进一步降低^[18]。因此,本文 IHAPF 算法能够在算法复杂度可接受范围内实现较高估计精度。

4 结语

本文主要针对传统的信道估计算法在对抗 MIMO-OFDM 系统存在的非高斯噪声时性能下降问题,将混合退火粒子滤波改进算法用于信道估计,并分别与扩展卡尔曼滤波、粒子滤波、混合退火粒子滤波算法进行比较。结果表明,混合退火粒子滤波改进算法在非高斯噪声信道环境下能够有效降低系统误码率;同时,可以用较少的采样粒子达到较高的系统性能。因此,混合退火粒子滤波改进算法用于对 MIMO-OFDM 系统信道估计,能够获得较为精确的信道状态信息,进而提升系统性能。

参考文献(References):

- [1] 王东明,高西奇,尤肖虎,等.宽带 MIMO-OFDM 系统信道估计算法研究[J].电子学报,2005, 33(7):1224-1227.
WANG Dongming, GAO Xiqi, YOU Xiaohu, et al. Channel Estimation Algorithms for Broadband MIMO-OFDM Systems [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7):1224-1227. (in Chinese)
- [2] MIDDLETON D. Non-Gaussian Noise Models in Signal Processing for Telecommunications; New Methods and Results for Class A and Class B Noise Models [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(4): 1122-1129.
- [3] SANJEEV M, MASKELL Simon, GORDON Neil, et al. A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [4] 初红霞,王科俊.多特征融合的退火粒子滤波目标跟踪[J].计算机工程与应用,2011, 47(6):164-167.
CHU Hongxia, WANG Kejun. Multi-Featured Integration Annealing Particle Filtering Target Tracking. [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47

- (6): 164-167. (in Chinese)
- [5] 杜正聪,唐斌,李可. 混合退火粒子滤波器[J]. 物理学报, 2006, 55(3): 999-1004.
DU Zhengcong, TANG Bin, LI Ke. The Hybrid Annealed Particle Filter[J]. Acta Phys Sin, 2006, 55(3): 999-1004. (in Chinese)
- [6] 白剑锋,南建国,邬蒙. 非线性粒子滤波目标跟踪应用仿真[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(4): 1569-1573.
BAI Jianfeng, NAN Jianguo, WU Meng. Application of Nonlinear Particle Filtering for Target Tracking and Simulation[J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(4): 1569-1573. (in Chinese)
- [7] 蒋东明. 模糊自适应混合退火粒子滤波算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(5): 303-305.
JIANG Dongming. The Algorithm of Fuzzy Adaptive Hybrid Annealed Particle Filter[J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(5): 303-305. (in Chinese)
- [8] 王德胜,朱光喜,林宏志. MIMO-OFDM 最优导频设置与优化的信道估计方法[J]. 通信学报, 2005, 26(1): 34-39.
WANG Desheng, ZHU Guangxi, LIN Hongzhi. Optimal Pilots and Channel Estimation in MIMO-OFDM System[J]. Journal on Communications, 2005, 26(1): 34-39. (in Chinese)
- [9] 谢泽东,陈西宏. 对流层散射信道下 MIMO-OFDM 系统性能分析[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2013, 14(6): 64-67.
XIE Zedong, CHEN Xihong. Performance Analysis of MIMO-OFDM System in Troposcatter Channel[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2013, 14(6): 64-67. (in Chinese)
- [10] JAKES W C. Microwave Mobile Communication [M]. New York: John Wiley & Sons Inc, 1974.
- [11] BAI Jie, ZHANG Jianhua, LIU Ruoju, et al. Timing and Multipath Delay Estimation for a MIMO-OFDM System [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2005, 28(5): 52-54, 73.
- [12] 孙志强,陈延平. 基于 Burg 法 AR 模型谱估计的涡街流量计旋涡脱落频率提取[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2013, 44(4): 1684-1688.
SUN Zhiqiang, CHEN Yanping. Extraction of Vortex Flowmeter Frequency by Burg Algorithm Based AR Model Spectral Estimation [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2013, 44(4): 1684-1688. (in Chinese)
- [13] 景源,殷福亮,曾硕. 基于粒子滤波的 MIMO-OFDM 时变信道半盲估计[J]. 通信学报, 2007, 28(8): 67-75.
JING Yuan, YIN Fuliang, ZENG Shuo. Particle Filtering Based Semi-blind Estimation for MIMO-OFDM Time-Varying Channel[J]. Journal on Communications, 2007, 28(8): 67-75. (in Chinese)
- [14] THRUN S, FOX D, BURGARD W, et al. Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots[J]. Artificial Intelligence, 2001, 28(1/2): 99-141.
- [15] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(20): 174-188.
- [16] 于金霞,汤永利,许景民,等. 基于自适应优化混合建议分布的粒子滤波算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(16): 200-202.
YU Jinxia, TANG Yongli, XU Jingming, et al. Particle Filtering Algorithm Based on Hybrid Proposal Distribution of Adaptive Optimization [J]. Computer Engineering, 2012, 38(16): 200-202. (in Chinese)
- [17] BOLIC M, DJURIC P M, HONG S. Resampling Algorithms for Particle Filters: A computational Complexity Perspective [J]. EURASIP J Appl Signal Process, 2004, 15(1): 2267-2277.
- [18] BRUN O, TEULIEVE V, GARCTA J M. Parallel Particle Filtering [J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2002, 62(7): 1186-1202.

(编辑:徐楠楠)