

文章编号:1671-6833(2014)02-0046-04

基于 FG-PF 的双选信道估计与译码迭代算法研究

王忠勇¹, 冯利婷¹, 段琳琳^{1,2}

(1. 郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 解放军信息工程大学 理学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 提出一种双选衰落信道下的联合信道估计与译码算法, 基于因子图 (Factor Graph, FG) 与和积算法 (Sum-Product Algorithm, SPA), 将信道估计器与译码器作为独立的信息处理器融入统一的 FG 系统模型中, 利用不同的消息更新规则, 结合粒子滤波算法 (Particle Filter, PF) 对信道参数进行实时跟踪与估计, 实现信道估计器与译码器的迭代消息传递。仿真结果表明, 在一定的导频间隔和粒子总数下, 算法性能逼近已知信道信息下的系统性能, 迭代过程清晰, 并有效解决传统算法中由导频数量引起的低频谱利用率问题。

关键词: 双选择性衰落信道; 联合信道估计与译码; 统一 FG 模型; 联合 FG-PF 算法

中图分类号: TN911.5 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2014.02.011

0 引言

对于时频双选择性衰落信道下的高移动性通信系统, 受多径传播和时变影响, 接收机无法获得准确的信道状态信息 (Channel State Information, CSI) 进行信号检测与译码。M. C. Valenti 等人基于 Turbo 均衡思想^[1], 对平坦 Rayleigh 衰落信道下基于导频辅助的信道均衡与译码进行联合迭代处理, 获得了良好的性能增益, 但对于快速变化的频率选择性衰落信道, 需要增加导频数量获取准确的信道估计, 导致频谱利用率下降, 且不易实时实现。

基于迭代信号处理思想, Kschischang F. R. 等提出的 FG 与 SPA 方法^[2-4]无疑是很好的迭代消息处理工具, 但因为连续变量积分问题, 不便于算法实现, PF 算法^[5]在处理连续变量的实时估计问题上具有不可替代的优势, 笔者提出了一种基于 FG-PF 的双选信道估计与译码迭代算法, 整个迭代过程用图模型展示, 清晰直观, 便于简化算法。

1 基于 Turbo 均衡的系统模型

考虑一个服从瑞利分布的双选择性衰落信道, 假设多径衰落相互独立, 信道时变主要来自发送与接收相对移动引起的多普勒效应。采用一阶 AR 模型^[6]近似描述信道参数的时变动态特性,

即 $h_i = \alpha h_{i-1} + v_i$, 其中, v_i 表示 i 时刻零均值、方差为 σ_v^2 的信道高斯噪声, $\alpha_v^2 = 1 - |\alpha|^2$, 且与 h_{i-1} 统计独立, $\alpha = E[h_i h_{i-1}^*] = J_0(2\pi f_d T_s)$ 表示发端和接端的相对多普勒扩展, T_s 是符号周期, $J_0(\cdot)$ 是第一类零阶 Bessel 函数。图 1 为基于导频的联合信道估计与译码迭代接收系统。

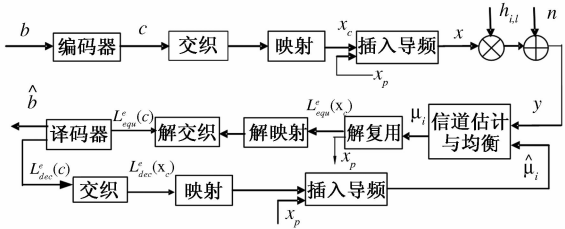


图 1 基于导频的联合信道估计与译码迭代接收系统
Fig.1 The joint channel estimation and decoding iteration receiving system based on the pilot

发送信息比特序列 $b = \{b_i\}_{i=1:N}$, 经卷积编码、交织、映射得到发送数据符号 x_c , 为解决信道估计中出现的相位模糊问题还需周期性插入导频^[7] $x_p = \{x_{pj} = 1\}_{j=1:M}$, 每两个导频符号之间的符号个数定义为导频间隔 K , 形成发送符号序列 $x = \{x_i\}_{i=1:2N+M}$, 经过双选择性衰落信道传输后, 接收信号表达式为

$$y_i = \sum_{l=1}^L h_{i,l} x_{i-l+1} + n_i, \quad (1)$$

收稿日期:2013-11-30; 修订日期:2014-01-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61172086)

作者简介:王忠勇(1965-), 男, 江西遂川人, 郑州大学教授, 博士生导师, 博士, 主要从事信号处理、控制理论与应用、无线通信系统研究, E-mail: iezzywang@zzu.edu.cn.

式中: i 表示时刻; L 表示信道的多径数目; $h_{i,l}$ 表示第 i 时刻第 l 条路径的信道增益; n_i 表示零均值/方差为 σ_n^2 的加性高斯白噪声(AWGN). 根据上述系统模型, 基于最大似然估计(ML)^[8] 的最优序列估计为

$$\hat{b}_i = \arg \max_{b_i} p(b_i, h_i, x_i | y_i), \quad (2)$$

式中: $x_i = \{x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}\}$; $h_i = \{h_{i,1}, h_{i,2}, \dots, h_{i,L}\}$. 假设 CSI 对于接收端为已知, 为消除多径干扰影响, 在接收端用一个软输入软输出的信道估计器, 与译码器之间以对数似然比(Log Likelihood Ratio, LLR) 形式进行信息交互, 直到满足迭代停止条件.

2 系统的 FG 模型及消息传递规则

为了将图 1 的各部分融合在一个因子图框架中^[9], 需对式(2) 的联合后验分布函数进行分解 $p(b, h, x | y) \propto$

$$p(h)p(y | x, h)I(x_c \in M)p(b)I(b \in C)I(x_p = 1), \quad (3)$$

式中: C 和 M 分别表示编码及调制部分的对应约束关系; $I(\cdot) = \begin{cases} 1, & \text{true} \\ 0, & \text{false} \end{cases}$. 由于各径衰落相互独立, 根据 h_i 的时变动态特性, 将 h_i 的变化理解为一个马尔科夫过程, 因此

$$p(h) = p(h_1) \prod_{i=1}^{2N+M} p(h_{i+1,1} | h_{i,1}), \dots, p(h_{i+1,L} | h_{i,L}), \quad (4)$$

$$p(y_i | x_i, h_i) \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2\alpha_n^2} \left| y_i - \sum_{l=1}^L h_{i,l} x_{i-l+1} \right|^2 \right\}. \quad (5)$$

2.1 系统的 FG 模型

将式(4)、(5) 中分解的各局部概率函数项作为独立的信息处理器, 通过函数与变量间的信息交互形成联合信道估计与译码算法. 假设信道长度 $L = 3$, 该算法 FG 模型如图 2 所示.

图中圆圈表示变量节点, 方框表示函数节点, 因子图的每条边代表处理器之间的双向消息传递, m 表示变量节点向函数节点传递的消息, μ 表示函数节点向变量节点传递的消息.

基于该 FG 模型的和积算法通过将边缘函数简化求和并重复利用中间结果, 可以简化计算, 但却带来连续变量积分问题, 不便于算法实现, 需结合 PF 方法来解决这一问题.

2.2 基于 FG-PF 的联合消息传递规则

为了方便表示, 将信道估计器和译码器之间进行的信息交互称为全局迭代, 信道估计器内的

信息交互称为局部迭代. 通过设定不同的迭代次数进行信息的多次交互, 最终逼近最优系统性能.

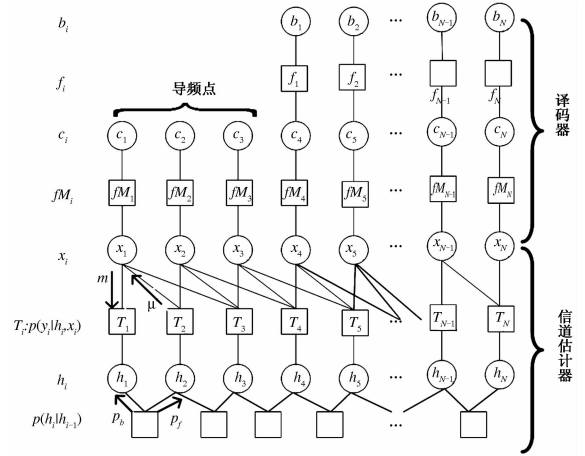


图2 双选择性衰落信道下的系统 FG 模型

Fig.2 FG model of system over doubly selective fading channels

信道估计器局部迭代.

Step1. 变量节点 x_i 到函数节点 T_{i+2} 的消息 $m_{x_i \rightarrow T_{i+2}}$:

$$\begin{cases} m_{x_i \rightarrow T_i} = \mu_{f_i \rightarrow x_i} \mu_{T_{i+1} \rightarrow x_i} \mu_{T_{i+2} \rightarrow x_i} \\ m_{x_i \rightarrow T_{i+1}} = \mu_{f_i \rightarrow x_i} \mu_{T_i \rightarrow x_i} \mu_{T_{i+2} \rightarrow x_i} \\ m_{x_i \rightarrow T_{i+2}} = \mu_{f_i \rightarrow x_i} \mu_{T_i \rightarrow x_i} \mu_{T_{i+1} \rightarrow x_i} \end{cases}, \quad (6)$$

Step2. 函数节点 T_i 到变量节点 h_i 的消息 $\mu_{T_i \rightarrow h_i}$ 为

$$\mu_{T_i \rightarrow h_i} = m_{x_i \rightarrow T_i} m_{x_{i-1} \rightarrow T_i} m_{x_{i-2} \rightarrow T_i} p(y_i | x_{i-2:i}, h_i), \quad (7)$$

Step3. 基于 FG 模型和 SP 原理, 用前/后向算法表示分别 h_i 与 h_{i-1} 、 h_{i+1} 的时间相关性, 即:

$$\begin{cases} p_f(h_i) = \int p(h_i | h_{i-1}) p_f(h_{i-1}) \mu_{T_{i-1} \rightarrow h_{i-1}} dh_{i-1} \\ p_b(h_i) = \int p(h_{i+1} | h_i) p_b(h_{i+1}) \mu_{T_{i+1} \rightarrow h_{i+1}} dh_{i+1} \end{cases}, \quad (8)$$

Step4. 函数节点 T_{i+2} 到变量节点 x_i 的消息 $\mu_{T_{i+2} \rightarrow x_i}$:

$$\begin{cases} \mu_{T_i \rightarrow x_i} = p_f(h_i) p_b(h_i) p(y_i | x_i^{(1)}, h_i) \prod_{k=i-2}^{i-1} m_{x_k \rightarrow T_i} \\ \mu_{T_{i+1} \rightarrow x_i} = p_f(h_{i+1}) p_b(h_{i+1}) p(y_{i+1} | x_i^{(2)}, h_{i+1}) \cdot \prod_{\substack{k=i-1 \\ k \neq i}}^{i+1} m_{x_k \rightarrow T_{i+1}} \\ \mu_{T_{i+2} \rightarrow x_i} = p_f(h_{i+2}) p_b(h_{i+2}) p(y_{i+2} | x_i^{(3)}, h_{i+2}) \cdot \prod_{k=i+1}^{i+2} m_{x_k \rightarrow T_{i+2}} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $x_i^{(1)} = \{x_{i-2}, x_{i-1}, x_i\}$; $x_i^{(2)} = \{x_{i-1}, x_i, x_{i+1}\}$; $x_i^{(3)} = \{x_i, x_{i+1}, x_{i+2}\}$.

针对上式中信道参数 h_i 的连续积分问题, 为便于算法实现, 采用 PF 算法,

a) 以 $p(h_i | h_{i-1})$ 为重要性采样函数对 $h_{i,l}$ 分别采样得 $h_{i,l}^{(k)} |_{k=1:M}$, k 为粒子, 获得关于 h_i 的粒子集;

b) 通过下式计算 $h_{i,l}^{(k)} |_{k=1:M}$ 的权重并归一化

$$w_i^k = w_{i-1}^k p(y_i | \mathbf{h}_{i,1:L}^{(k)}, x_i); \quad (10)$$

c) 为避免粒子退化, 采用有效采样尺度 $Meff$ 进行重采样^[10], $Meff = (\sum_{k=1}^M (w_i^{(k)})^2)^{-1}$, 当 $Meff$ 小于给定阈值时, 重采样, 并回到步骤 a) 重复计算;

d) 当获得所有的 $h_i^{(k)}$ 之后, 带入(8)式, 将积分运算转化为求和运算

$$\begin{cases} p_f(h_i) = \sum_{k=1}^M p(h_i | h_{i-1}^{(k)}) p_f(h_{i-1}^{(k)}) \mu_{T_{i-1} \rightarrow h_{i-1}^{(k)}} \\ p_b(h_i) = \sum_{k=1}^M p(h_{i+1}^{(k)} | h_i) p_b(h_{i+1}^{(k)}) \mu_{T_{i+1} \rightarrow h_{i+1}^{(k)}} \end{cases}.$$

(11)

重复 Step1 ~ Step4, 得到关于变量 x_i 和 h_i 的更新, 实现信道估计内迭代部分, 直到完成迭代次数, 迭代停止. 为简化计算, 信道估计器与译码器之间以 LLR 形式进行消息传递.

信道估计器与译码器的全局迭代

Step5. 信道估计器的输出外信息去导频, 得其概率域信息 $L_{equ}^e(x_c) = \ln(\mu_{T_{i,i+2} \rightarrow x_i})$, 再经过相应的解映射及解交织得 $L_{equ}^e(c) = \prod^{-1}(L_{equ}^e(x_c))$, 以此作为译码器的输入先验信息.

Step6. 译码器的输出外信息

$$L_{dec}(c) = \ln \frac{p(c=1|y)}{p(c=0|y)} = \ln \frac{p(y|c=1)}{p(y|c=0)} + \ln \frac{p(c=1)}{p(c=0)}, \quad (12)$$

经过相应的交织、映射及加导频之后又作为信道估计器的先验信息输入.

重复 Step4 ~ Step6, 实现信道估计器与译码器的全局迭代, 达到一定迭代次数后迭代停止, 得到相对精确的后验信息, 带入式(2)进行最大似然判决, 完成联合信道估计与译码.

3 性能仿真

对于路径为 3 的时频双选择性衰落信道, 在

图2描述的因子图中显然存在长度为4的环, 各边均为大增益的环会对系统性能产生严重影响, 而信道的随机性决定了同一时刻环中各边都具有较大权重的概率较低^[10], 因此笔者的图模型中环给系统性能带来的影响可以忽略. 表1为仿真中的参数说明.

表 1 仿真中的参数说明
Tab.1 The parameters in the simulation

项目	仿真参数
系统	基带 SISO 系统
信道模型	双选衰落 3 经信道
调制/交织	BPSK/随机交织
编译码	码率 1/2, [23,35] 卷积码
信道估计器	基于 FG-PF 的迭代估计器
信道衰落速率 $f_d T_s$	0.02
迭代次数 (m, n)	局部\全局迭代 $m \setminus n$

图3为导频间隔 $K = 10$, 粒子数 $M = 100$, 信噪比 $E_b/N_0 = 15$ dB 时基于 FG-PF 的信道估计值与已知信道信息值的比较. 仿真结果显示, 经过 $(m, n) = (5, 5)$ 次迭代后, 利用译码器反馈信息的 FG-PF 信道估计值准确性有很大提高, 逼近已知信道信息值, 说明该算法的信道实时跟踪性较好.

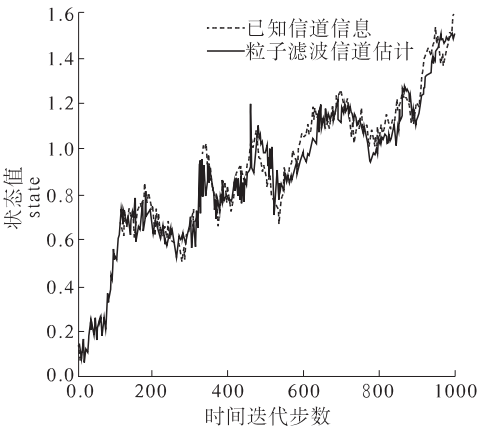


图 3 基于 FG-PF 的信道估计值与已知信道信息值比较
Fig.3 Comparison between the channel estimation based on FG-PF and the known channel information

图4为粒子数 $M = 200$ 时不同导频间隔对算法性能的影响, 经过 $(m, n) = (5, 5)$ 次迭代后发现, 导频间隔越小, 信道估计越准确, 算法性能越逼近已知信道信息下的误码率性能, 然而, 由于导频占据了一定的频谱带宽, 导频间隔越小即导频插入数目越密, 频谱效率越低, 因此, 这里涉及由导频引起的频谱利用率与误码率性能的折中.

图5为导频间隔 $K = 10$ 时不同粒子数及不同

迭代次数分别对算法性能的影响,①、②两条曲线表明,局部迭代次数越多,信道估计越准确,反馈到译码器部分的符号信息越准确,译码后的误码率性能越好.②、④两条曲线表明,粒子数越多,粒子集合替代信道参数的整个取值空间的结果越接近真实值,算法性能越好,这里涉及由粒子数及迭代次数引起的复杂度与误码率性能的折中.

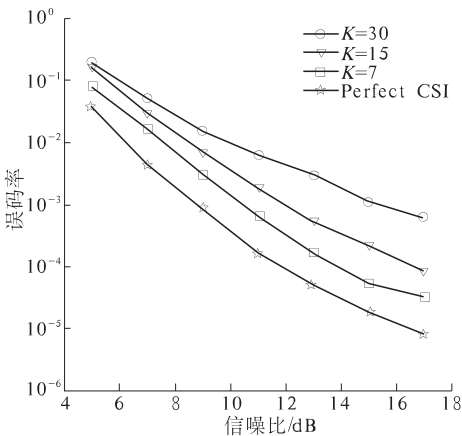


图 4 不同导频间隔对算法 BER 的影响

Fig.4 The influence of different pilot interval on BER

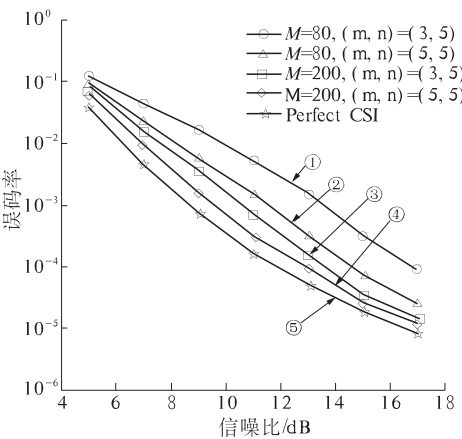


图 5 粒子数及迭代次数对算法 BER 的影响

Fig.5 Effect of number of particles and number of iterations on BER

4 结论

建立了双选衰落信道下的联合信道估计与译码 FG 模型,将信道估计器与译码器统一框架划分,并推导出内/外不同的消息更新规则,利用 PF 递推计算思想进行信道估计并很好地解决了连续变量积分问题,完成了双选信道的实时跟踪与迭代译码. 仿真结果表明,该算法经过一定次数的迭代后,性能逼近已知信道信息下的系统性能,并且避免了传统算法中由导频引起的频谱利用率低的

问题. 该算法对于高速移动的无线通信系统迭代接收机的研究有着实际意义.

参考文献:

[1] TUCHLER M, KOETTER R, SINGER A C. Turbo equalization: Principles and New Results [J]. IEEE Transaction on Communications, 2002, 50 (5): 754 – 767.

[2] LOELIGER H A, DAUWELS J, HU Jun-li, et al. The factor graph approach to model-based signal processing [J]. in Proceedings of the IEEE, 2007, 95 (6): 1295 – 1322.

[3] LOELIGER H A. An introduction to factor graph [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2004, 21 (1): 28 – 41.

[4] COLAVOLPE G, GERMI G. On the application of factor graphs and the sum-product algorithm to ISI channels [J]. IEEE Transactions on Communications, 2005, 53 (5): 818 – 825.

[5] DUAN Lin-lin, WANG Zhong-yong, WANG Xing-ye, et al. Sum-product algorithm with particle message for Joint channel estimation and decoding [J]. Journal of Signal Processing, 2011, 15 (4): 263 – 266.

[6] BADDOUR K E, BEAULIEU N C. Autoregressive modeling for fading channel simulation [C]. IEEE Transactions on Wireless Communications, USA, 2005. 1650 – 1662.

[7] TIENDA-LUNA I M, RUIZ D P, CARRION M C, et al. Iterative decoding in factor graph representation using particle filtering [C]. The Sixth IEEE International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, New York, NY, USA, 2005. 1038 – 1042.

[8] TAKAHASHI Y, IWANAMI Y, OKAMOTO E. A comparative study on MIMO MLSE turbo equalizer on frequency selective channels [C]. The 14th IEEE International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications, Brest, France, 2011. 1 – 5.

[9] PENG Rong-hui, CHEN Rong-rong, BEHROUZ F B. Low complexity markov chain monte carlo detector for channel with intersymbol interference [C]. IEEE International Conference on Communications, Dresden, Germany, 2009. 1 – 5.

[10] LIU Yang, BRUNEL L, BOUTROS J J. Belief propagation with Gaussian approximation for joint channel estimation and decoding [C], in Proc. IEEE PIMRC'08, Cannes, 2008. 15 – 18.