

自适应减少复杂度的盲最大似然序列估计

许小东¹, 路友荣², 戴旭初¹, 徐佩霞¹

(1. 中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230027; 2. 西南电子电信技术研究所, 四川成都 610041)

摘 要: 基于逐幸存路径处理原理和自适应选择幸存路径的思想, 本文提出了一种自适应减少计算复杂度的盲最大似然序列估计新算法. 通过分析和推导, 给出了一种近似估计网格图最小欧式距离的方法, 并利用该估计值对幸存路径进行取舍, 在网格搜索中仅保留少数幸存路径来进行信道参数和发送符号序列的联合盲估计. 理论分析和计算机仿真结果表明, 对严重符号干扰信道, 在较高信噪比条件下, 本文提出的新算法具有较理想的误符号率性能和较低的计算复杂度.

关键词: 逐幸存路径处理; 减少复杂度; 盲最大似然序列估计

中图分类号: TN911.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 10-2044-05

Adaptive Reduced-Complexity Blind Maximum Likelihood Sequence Estimation

XU Xiao-dong¹, LU You-rong², DAI Xu-chu¹, XU Pei-xia¹

(1. Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei, Anhui 230027, China;

2. Southwest Institute of Electronic and Telecommunication Technology, Chengdu, Sichuan 610041, China)

Abstract: A novel algorithm for adaptive reduced-complexity blind maximum likelihood sequence estimation (MLSE) is proposed. Basic idea behind the proposed algorithm is the principle of per survivor processing (PSP) and the adaptive selection of survivor path. The key feature of the proposed algorithm is that the minimum Euclidean distance in the trellis can adaptively be estimated, and then only a small number of the most likely survivors in the trellis are retained and utilized for joint channel and data estimation. Theoretical analysis and computer simulation results show that, for channels with severe intersymbol interference (ISI), the proposed algorithm has higher performance in symbol error rate and lower computational complexity at high signal to noise ratios (SNR).

Key words: per survivor processing; reduced-complexity; blind maximum likelihood sequence estimation

1 引言

信道估计和符号序列估计是数字通信领域中的重要研究内容. 与基于训练序列的方法相比, 盲估计方法不需要训练序列, 因而在实际应用中具有诸多优势. 众所周知, 当信道为频率选择性多径衰落信道时, 利用维特比算法 (VA) 实现的自适应 MLSE 是进行符号序列估计的近似最优方法, 但是该方法在信道未知或时变条件下, 存在一定的估计延时, 从而导致盲估计的性能明显下降. 而基于逐幸存路径处理原则的 MLSE (PSP-MLSE) 中, 信道估计没有延时, 是信道和符号序列联合盲估计的一种有效方法, 具有良好的估计性能^[1-6]. 但是, PSP-MLSE 的性能优势是以增加计算的复杂度为代价的, 即假设信号调制阶数为 M , 信道记忆长度为 L , 则 PSP-MLSE 的计算复杂度与网格图中的状态数 M^L 成正比, 而且计算复杂度要大于自适应 MLSE.

一直以来, 许多研究者积极寻求在误码性能损失不大的前提下降低 MLSE 算法复杂度的途径, 提出了一些减小计算复杂度的方法, 它们大致可以分为三类. 第一类方法是减小信道的有效阶数, 即利用预滤波减小信道冲激响应的持续时间, 将信道的阶数由 L 降为 L' , 从而降低了 VA 中的状态数^[7,8]; 第二类方法是减小信号的调制阶数, 其主要思想是利用分集映射原理, 将高阶调制信号星座图划分成若干子集, 将信号的调制阶数由 M 降为 M' , 以达到减少 VA 中的状态数的目的^[9,10]; 第三类方法是减少幸存路径, 即在网格搜索过程中丢弃似然度较小的幸存路径, 仅仅保留似然度较大的幸存路径, 幸存路径的减少将使得 VA 的复杂度降低, 如减复杂度 MLSE 算法^[11] (RMLSE) 就是采用了这种策略. 总体来说, 第一类和第二类方法的估计性能与信道特性密切相关, 通常只适用于最小相位系统^[6], 算法的复杂度主要取决于降阶后的信道阶数 L' 或信号的调制阶数 M' ,

且 L' 或 M' 在 VA 中不能变更. 第三类方法在路径搜索过程中仅保留那些与最大似然路径之间的欧氏距离小于某个门限值的幸存路径, 与前两类方法相比, 其估计性能受信道特性影响较小; 当信道先验已知时, 可以根据误码性能和复杂度的要求来选择合适的门限值, 但当信道未知或时变时, 则难以确定一个合适的门限.

本文在 PSP-MLSE 的框架下, 提出一种自适应减少复杂度的盲最大似然序列估计新算法, 即 PSP-RMLSE, 该算法将自适应减少幸存路径的思想和 PSP-MLSE 良好的盲估计及跟踪能力有机结合起来, 显著地降低了计算复杂度, 而误符号率性能渐进逼近于 PSP-MLSE 算法. 在本文的后续部分, 首先给出了信号模型, 简要地描述了 PSP-MLSE 的基本原理; 然后通过分析和推导, 得到了网格图最小欧式距离的近似估计方法, 在此基础上, 讨论了 PSP-RMLSE 算法的稳态性能, 并进行了较详细的仿真实验; 最后对全文进行了总结.

2 信号模型与 PSP-MLSE

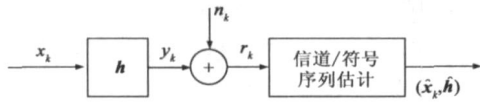


图1 简化的基带信号处理模型

图1是数字通信系统的一个简化的基带信号模型. 图中, $x_k \in A$ 是发送端所发送的符号序列, A 为 M 阶调制信号星座图的符号集; $\mathbf{h} = (h_0, h_1, \dots, h_L)^T$ 是长度为 $L+1$ 的离散时间基带等效信道的冲激响应矢量; y_k 是无噪声的接收信号; n_k 是均值为零、方差为 σ_n^2 的加性白色高斯噪声, 且 n_k 独立于 x_k ; r_k 是实际接收到的含有噪声的信号, 令 $\mathbf{x}_k = (x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L})^T$, 则

$$r_k = \mathbf{h}^T \mathbf{x}_k + n_k = \sum_{i=0}^L h_i x_{k-i} + n_k \quad (1)$$

PSP-MLSE 是一种盲最大似然序列估计方法, 与传统自适应 MLSE 不同的是, PSP-MLSE 为每一条幸存路径都绑定了一个信道估计器, 并利用与每条幸存路径相对应的符号序列来实时更新信道估计, 因此, PSP-MLSE 具有更优越的盲捕获能力和稳态性能^[5]. 下面简要地描述 PSP-MLSE 的原理和实现过程.

在 PSP-MLSE 中, 首先根据前一时刻的信道估计和 VA 算法计算路径度量, 确定幸存路径及相应的幸存序列, 然后再更新与每条幸存路径相对应的信道估计器. 设网格图含有 M^L 个状态, 定义 k 时刻状态 $s_k = (x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-L})$, 对于所有可能的状态转移 $s_k \rightarrow s_{k+1}$, 估计误差可表示为

$$e_k(s_k \rightarrow s_{k+1}) = r_k - \hat{\mathbf{h}}_k^T(s_k) \hat{\mathbf{x}}_k(s_k \rightarrow s_{k+1}) \quad (2)$$

其中, $\hat{\mathbf{h}}_k(s_k) = (\hat{h}_0(s_k), \hat{h}_1(s_k), \dots, \hat{h}_L(s_k))^T$ 是与状态

s_k 相关联路径的信道估计值, 而 $\hat{\mathbf{x}}_k(s_k \rightarrow s_{k+1}) = (\hat{x}_k, \hat{x}_{k-1}, \dots, \hat{x}_{k-L})^T$ 则是状态转移 $s_k \rightarrow s_{k+1}$ 发生时的发送序列估计. 对于所有到达 s_{k+1} 的路径, VA 路径度量的一步更新可按下式计算

$$\Gamma_{k+1}(s_{k+1}) = \min_s [\Gamma_k(s_k) + |e_k(s_k \rightarrow s_{k+1})|^2] \quad (3)$$

满足式(3)的路径即为到达状态 s_{k+1} 的幸存路径, 再利用与该幸存路径相对应的幸存序列可更新信道估计器. 不失一般性, 假设选择基于 LMS 算法的信道估计器, 则信道估计的更新表达式可写成

$$\hat{\mathbf{h}}_{k+1}(s_{k+1}) = \hat{\mathbf{h}}_k(s_k) + \mu e_k(s_k \rightarrow s_{k+1}) \hat{\mathbf{x}}_k(s_k \rightarrow s_{k+1}) \quad (4)$$

其中, 常数 μ 为小的步长.

从上述的算法过程可知, 当信道阶数 L 和调制阶数 M 较高时, PSP-MLSE 的计算复杂度相当大, 因此, 采用一些有效策略和方法降低其复杂度, 对于实际应用有重要的意义. 接下来, 我们将从减少幸存路径的角度, 提出一种减小 PSP-MLSE 的计算复杂度的算法, 即 PSP-RMLSE, 并对它的稳态性能进行分析.

3 PSP-RMLSE 算法

基于减小幸存路径的策略来降低 PSP-MLSE 计算复杂度的关键是确定一个合适的选择幸存路径的门限, 而这个门限和 VA 中的最小欧氏距离 d_{\min} 密切相关. 在 VA 中, 错误事件 ε 定义为在 k_1 时刻和 k_2 时刻, 估计路径与正确路径吻合, 而在 $k_1 < k < k_2$ 时不相同, 则该事件的持续时间为 $N = k_2 - k_1 - 1$, 显然有 $N \geq L$. 令所有从 k_1 开始的错误事件集合为 E , 定义最小欧氏距离 d_{\min} 为集合 E 中所有错误序列与真实序列差值的欧几里得范数最小值. 在 RMLSE 中, 将 $d_{\min}/2$ 作为门限来选择幸存路径, 明显地降低了计算复杂度; 然而, RMLSE 算法要求信道和最小欧氏距离均先验已知. 实际应用中, 信道通常是未知和时变的, d_{\min} 将随信道不断地变化, 因此必须对 d_{\min} 进行自适应估计. 下面, 我们将推导出最小欧氏距离的一个上界, 并且利用该上界作为 d_{\min} 近似估计值对幸存路径进行取舍, 称该方法为 PSP-RMLSE.

定义 $\mathbf{y}(\varepsilon) = (y_{k_1}, y_{k_1+1}, \dots, y_{k_2-1})^T$ 和 $\mathbf{X}(\varepsilon) = (\mathbf{x}_{k_1}, \mathbf{x}_{k_1+1}, \dots, \mathbf{x}_{k_2-1})^T$ 分别为无噪声的接收信号序列和 $(N+1) \times (L+1)$ 发送符号序列矩阵, $\hat{\mathbf{y}}(\varepsilon)$ 和 $\hat{\mathbf{X}}(\varepsilon)$ 分别为 $\mathbf{y}(\varepsilon)$ 和 $\mathbf{X}(\varepsilon)$ 的估计, 则 $\mathbf{y}(\varepsilon)$ 和 $\hat{\mathbf{y}}(\varepsilon)$ 之间的欧式距离为

$$d(\varepsilon) = \|\mathbf{y}(\varepsilon) - \hat{\mathbf{y}}(\varepsilon)\| = \|\Delta \mathbf{X}(\varepsilon) \hat{\mathbf{h}} + \mathbf{X}(\varepsilon) \Delta \mathbf{h}\| \quad (5)$$

其中, $\Delta \mathbf{X}(\varepsilon) = \mathbf{X}(\varepsilon) - \hat{\mathbf{X}}(\varepsilon)$ 和 $\Delta \mathbf{h} = \mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}$ 分别表示 $\mathbf{X}(\varepsilon)$ 和 \mathbf{h} 的估计误差. 对于所有可能的 $d(\varepsilon)$, 可获得最小欧式距离

$$d_{\min} = \min_{\varepsilon \in E} d(\varepsilon) \leq \min_{\varepsilon \in E} (\|\Delta X(\varepsilon)\| \|\hat{\mathbf{h}}\| + \|\mathbf{X}(\varepsilon)\| \|\Delta \mathbf{h}\|) \quad (6)$$

利用矩阵范数性质, 选取最小上界作为 d_{\min} 的估计值, 于是

$$\hat{d}_{\min} = \min_{i \neq j, x_i, x_j \in A} |x_i - x_j| \|\hat{\mathbf{h}}\| + \min_{x_i \in A} |x_i| \cdot (L+1) \|\Delta \mathbf{h}\| \quad (7)$$

信道估计值可在 PSP-RMLSE 的递归估计过程中获得, 取最小度量幸存路径对应的信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 作为 $\hat{\mathbf{h}}$, 而以其一步估计误差近似表示信道估计误差 $\Delta \mathbf{h}$, 则可以得到 \hat{d}_{\min} 的自适应迭代估计关系式为

$$\hat{d}_{\min, k} = \min_{i \neq j, x_i, x_j \in A} |x_i - x_j| \|\hat{\mathbf{h}}_k\| + \min_{x_i \in A} |x_i| \cdot (L+1) \|\hat{\mathbf{h}}_k - \hat{\mathbf{h}}_{k-1}\| \quad (8)$$

其中, 可根据信号的调制星座图直接获得 $\min_{i \neq j, x_i, x_j \in A} |x_i - x_j|$ 和 $\min_{x_i \in A} |x_i|$. 对于路径度量值满足关系式

$$\Gamma_{k+1}(s_{k+1}) - \min_{s_{k+1}} \Gamma_{k+1}(s_{k+1}) < (\beta \cdot \hat{d}_{\min, k})^2 \quad (9)$$

的所有幸存路径都将被保留和存储, 用于下一步网格搜索, 而其余的幸存路径将被丢弃. 其中, β 为一个正实数, 可以用来对算法的计算复杂度和误符号性能进行折中. 显然, 当 $\beta \rightarrow \infty$ 时, PSP-RMLSE 就变为 PSP-MLSE.

4 稳态性能分析

假定 PSP-RMLSE 算法中的信道估计器已经收敛到真实值, 我们将分析稳态 PSP-RMLSE 的错误事件概率和计算复杂度.

依据错误事件 ε 的定义, 该事件发生可分解为三个必然发生的子事件, 即 ε_1 、 ε_2 和 ε_3 . 其中, ε_1 定义为满足在 k_1 时刻估计状态 \hat{s}_{k_1} 与正确状态 s_{k_1} 相同的事件; ε_2 定义为满足使得 $\hat{X}(\varepsilon)$ 的所有元素属于发送符号集 A 的事件; 而 ε_3 则定义为满足使得真实发送序列的似然度在第 k 步小于某门限的事件, 该事件亦可再分解为两个子事件 ε_3^1 和 ε_3^2 , 分别定义为满足当 $k = k_2$ 时, 真实发送序列的似然度小于估计的发送序列的似然度的事件及满足当 $k < k_2$ 时, 真实发送序列的路径度量不满足式 (9) 的事件. 由此可知, 错误事件 ε 概率 $\Pr(\varepsilon) = \Pr(\varepsilon_1 | \varepsilon_3) \Pr(\varepsilon_2) (\Pr(\varepsilon_3^1) + \Pr(\varepsilon_3^2))$. 采用文献 [12] 的分析方法, 结合高斯分布函数的指数衰减特性, 近似可得 PSP-RMLSE 与理想 MLSE 错误概率 $\Pr_{\text{RMLSE}}(\varepsilon)$ 满足

$$\lim_{\text{SNR} \rightarrow \infty} \frac{\ln \Pr(\varepsilon)}{\ln \Pr_{\text{MLSE}}(\varepsilon)} \rightarrow \begin{cases} 4\beta^2, & 0 < \beta < 1/2 \\ 1, & \beta \geq 1/2 \end{cases} \quad (10)$$

可见, 较高信噪比条件下, 选取 $\beta \geq 1/2$, 则稳态 PSP-RMLSE 的错误概率以自然对数的形式收敛于 PSP-MLSE 的错误概率.

为了便于比较不同算法的计算复杂度, 本文采用网格图中的平均状态数^[11]来衡量 PSP-RMLSE 的计算复杂

度. 平均状态数定义为 $\bar{S} = M^{-p} \sum_{i=1}^{M^p} S_i$, 其中, p 为需要估计的发送符号序列的长度, 则发送符号序列共有 M^p 种不同的组合; S_i 为一种发送符号序列组合在估计结束时的幸存路径数目. 对 PSP-MLSE 算法, 显然有 $S_i = M^L$, $i = 1, \dots, M^p$, $\bar{S} = M^L$. 对 PSP-RMLSE 算法, 由于仅保留了具有较大似然度的部分幸存路径, 故有 $\bar{S} < M^L$. 注意到, 平均状态数不仅随 β 取值的增大而逐渐增加, 还与信道有关, 即不同的信道将会有不同平均状态数. 某种意义上, PSP-RMLSE 算法能根据信道来自适应地调整计算复杂度, 以保证算法的误符号率 (SER) 性能接近 PSP-MLSE.

5 仿真实验结果与分析

为了分析和比较 PSP-RMLSE 的性能, 我们采用 4 PAM 信号、16-QAM 信号在文献 [10] 提供的两种不同的信道中进行了仿真实验. 其中, 信道 $\mathbf{h}_1 = [0.227, 0.466, 0.688, 0.466, 0.227]$, 其带内具有较深的凹槽, 信道 $\mathbf{h}_2 = [0.407, 0.815, 0.407]$, 其边带具有较深的凹槽. 值得注意的是, 这两种信道会导致严重的符号间干扰 (ISI), 使用基于横向滤波器结构的线性盲均衡算法难以取得满意的性能. 实验中, β 取值为 $1/2$.

实验 1 4 PAM 信号通过信道 \mathbf{h}_1 传输, 理想 MLSE、RSSE、PSP-MLSE 与 PSP-RMLSE 的 SER 仿真曲线如图 2 (a) 所示. 其中, 理想 MLSE 和 RSSE 均假设信道参数已知, 而 RSSE 中选择集合划分方式为 $(J_1, J_2, J_3, J_4) = (4, 4, 4, 1)$, PSP-MLSE 和 PSP-RMLSE 两种算法的 LMS 信道估计器系数初始化为零向量, 迭代步长均选取为 $\mu = 0.04$. 从图 2 (a) 可以看出, 较高信噪比条件下, RSSE 即使在信道已知时性能也比 PSP-RMLSE 差, 而此时, PSP-RMLSE 性能几乎与 PSP-MLSE 相同, 仅在低信噪比时存在一定的性能损失. 在信噪比为 25 dB 时, PSP-RMLSE 的平均状态数 $\bar{S} = 39.4$, 远小于 PSP-MLSE 的 256 状态, 也小于 RSSE 的 64 状态.

实验 2 16-QAM 信号通过信道 \mathbf{h}_2 传输, PSP-RMLSE、PSP-MLSE、RSSE 和理想 MLSE 的 SER 的仿真曲线如图 2 (b) 所示. 实验中, 选用 $\mu = 0.01$, RSSE 选择 $(J_1, J_2) = (4, 4)$ 的集合划分方式, 其它条件与实验 1 相同. 实验结果再次表明, 在较高信噪比条件下, PSP-RMLSE 的 SER 性能接近于 PSP-MLSE, 也优于 RSSE. 特别地, 在 $\text{SNR} = 21$ dB 时, 平均状态数仅为 $\bar{S} = 11.6$, 小于 RSSE 的 16 状态, 也远远小于 PSP-MLSE 所需的 256 状态.

在上述两组实验中, 与理想 MLSE 相比, PSP-RMLSE 和 PSP-MLSE 均存在一定的性能损失, 其原因可归结于 LMS 信道估计器稳态估计残差较大而导致算法的 SER

性能下降.

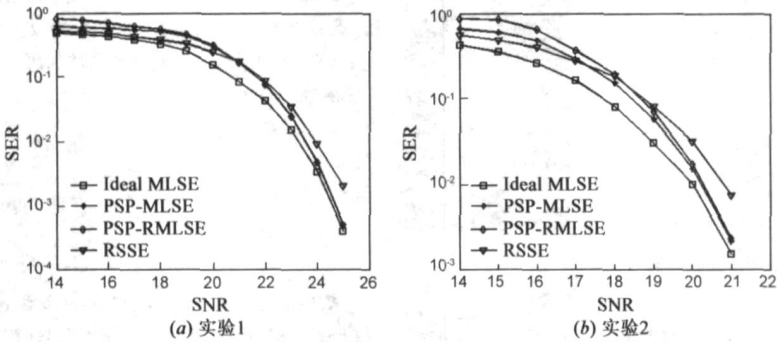


图2 PSP-RMLSE在不同信道下的误符号率性能

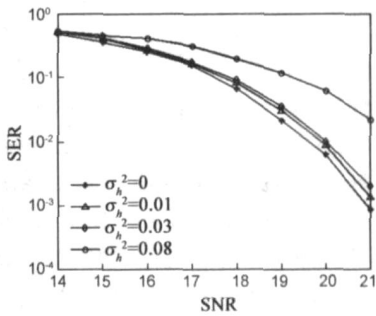


图3 PSP-RMLSE误符号率与 σ_h^2 、SNR的关系

表 1 PSP-RMLSE 平均状态数与 σ_h^2 、SNR 的关系

信噪比 (dB)	平均状态数 \bar{S}			
	$\sigma_h^2 = 0$	$\sigma_h^2 = 0.01$	$\sigma_h^2 = 0.03$	$\sigma_h^2 = 0.08$
17	14.7	15.3	15.5	16.5
18	13.9	14.3	14.9	15.2
19	13.1	13.4	13.9	14.4
20	12.0	12.2	12.8	13.5
21	10.8	11.0	11.5	12.1

实验 3 16-QAM 信号经过信道 h_2 传输, 研究 PSP-RMLSE 的平均状态数与信噪比以及信道估计精度的关系. 令 C 为蒙特卡罗仿真次数, 定义信道归一化估计方差为 $\sigma_{\hat{h}}^2 = \sum_{i=1}^C \| \hat{h} - \hat{h}_i \|^2 / C \| \hat{h} \|^2$.

如表 1 所示, 在同一信道估计方差下, 平均状态数随着信噪比的升高而逐渐降低, 即计算复杂度随信噪比升高而逐渐降低. 而在同一信噪比条件下, 随着信道估计精度降低, 即 $\sigma_{\hat{h}}^2$ 变大, 平均状态数将逐渐升高. 可见, β 取值恒定情况下, PSP-RMLSE 计算复杂度主要受两种因素的制约, 其一是信道参数估计误差, 而另一个重要影响因素是信噪比. 图 3 反映了信道系数估计误差和信噪比对误符号率性能的影响, 由此可以看出, 估计精度的提高可以明显地改善算法性能. 因此, 在不显著增加计算复杂度的前提下, 选用其它类型信道估计器(如 RLS)来提高信道估计的精度, 是进一步改善 PSP-RMLSE 性能的一个可行途径.

由于 PSP-RMLSE 算法可对信道和 d_{\min} 进行无延迟的实时估计, 所以该算法具有较好的跟踪慢时变信道的能力, 在 SER 性能接近 PSP-MLSE 的同时, 仍能保持较少平均状态数, 限于篇幅, 略去相关仿真结果.

6 结束语

在 PSP-MLSE 框架下, 本文提出了一种自适应减少复杂度的盲 MLSE 算法 PSP-RMLSE. 在信道未知或时变情况下, 新算法能根据信道的变化, 实时地估计网格图的最小欧式距离, 并由此来自适应减小算法的计算复杂度, 同时还保持了与 PSP-MLSE 非常接近的 SER 性

能. 理论分析和计算机仿真实验表明, 即使对深衰落和严重 ISI 信道, 在较高信噪比条件下, PSP-RMLSE 计算复杂度明显地低于 PSP-MLSE, 而性能损失却很少. 最后, 需要指出的是, 在中低信噪比(小于 15dB)条件下, 若期望获得较好的 SER 性能, PSP-RMLSE 算法需要选取较高的 β 值, 但是这将使得平均状态数升高, 增加了算法计算量. 因此, 如何设计更有效的复杂度自适应调整算法, 进一步改善 PSP-RMLSE 算法在中低信噪比条件下的计算复杂度, 仍需要进一步地分析和研究.

参考文献:

[1] R Raheli, A Polydoros and C K Tzou. Per survivor processing: a general approach to MLSE in uncertain environments [J]. IEEE Transactions on Communications, 1995, 43(2): 354-364.

[2] Z Zhu, H R Sadjadpour. An adaptive per survivor processing algorithm[J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(11): 1716-1718.

[3] J F Galdino, E L Pinto. MLSE: PSP Receiver with Optimized LMS Step size Parameter[A]. in Proc. IEEE ICC 2003[C]. Anchorage, Alaska, USA, 2003: 3599-3603.

[4] U Vilaipomsawai and H Leib. MAP PSP for joint channel estimation and data detection in space time coded systems[A]. in Proc. IEEE Vehicular Technology Conference[C]. Dallas, TX, USA, 2005. 1421-1425.

[5] K M Chugg. Blind acquisition characteristics of PSP based sequence detectors[J]. IEEE Journal on Select Areas in Communications, 1998, 16(8): 1518-1529.

[6] 徐金标, 王育民, 杜利民. 带判决反馈的盲最大似然序列估计[J]. 电子学报, 1999, 27(4): 47-50.

Xu Jinbiao, Wang Yumin, Du Limin. Blind maximum likelihood sequence estimation with decision feedback [J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(4): 47-50. (in Chinese)

[7] A Duel-Hallen, C Heegard. Delayed decision feedback sequence estimation[J]. IEEE Transactions on Communications,

1989, 37(5): 428–436.

- [8] M Ghosh, C L Weber. Maximum likelihood blind equalization [A]. in Proc. SPIE 91[C]. San Diego, CA, 1991, 1565. 188–195.
- [9] M V Eyuboglu, S U H Qureshi. Reduced state sequence estimation with set partitioning and decision feedback [J]. IEEE Transactions on Communications, 1988, 36(1): 13–20.
- [10] N Seshadri. Joint data and channel estimation using blind trellis search techniques[J]. IEEE Transactions on Communications, 1994, 42(2): 1000–1011.
- [11] K Kratochvil. A simple algorithm for asymptotically optimal reduced state sequence estimation[A]. in Proc. IEEE ICUPC'97[C]. San Diego, CA, USA, 1997: 718–722.
- [12] G J Foschini. A reduced state variant of maximum likelihood sequence detection attaining optimum performance for high signal to noise ratios[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1977, IT-23(5): 605–609.

作者简介:

许小东 男, 1976 年 12 月出生于安徽省无为县, 现为中国科学技术大学电子工程与信息科学系讲师, 主要从事通信信号处理的研究工作.
E-mail: xdxu@ustc.edu.cn



路友荣 男, 1957 年 9 月出生于江苏省南京市, 现为西南电子技术研究所高级工程师, 主要从事移动通信及信号处理领域的研究工作.
E-mail: luyr2001@sohu.com



戴旭初 男, 1963 年 7 月出生于安徽省庐江县, 现为中国科学技术大学电子工程与信息科学系教授、博士生导师, 主要从事无线通信、盲信号处理、非线性非高斯信号处理相关领域的研究工作.
E-mail: daixc@ustc.edu.cn



徐佩霞 女, 1941 年 7 月出生于浙江省宁波市, 现为中国科学技术大学电子工程与信息科学系教授、博士生导师, 主要从事通信理论及信号处理相关领域的研究工作.
E-mail: pxxu@ustc.edu.cn