

应用于 Alamouti 空时分组码的自适应卡尔曼信道估计

龚树平, 王 军, 李少谦

(电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室, 四川成都 610054)

摘 要: 本文提出了一种应用于 Alamouti 空时分组码系统的联合数据检测和信道估计方案. 该方案采用了一种可跟踪信道统计特性变化的新的动态信道模型, 并提出了相应的自适应卡尔曼信道估计方法. 该方法利用序贯更新先验信息的序贯可信度最大化方法估计系统方程的噪声方差, 不需要估计最大多普勒频移. 与传统的卡尔曼信道估计相比, 该方法具有较低的复杂度. 仿真结果表明, 本文所提方法的性能优于传统卡尔曼信道估计, 特别是对于不同的最大多普勒频移环境具有鲁棒性, 具有实际应用的价值.

关键词: 空时分组码; 自适应卡尔曼滤波; 信道模型; 信道跟踪

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 6A-041-05

Adaptive Kalman Filter Based Channel Estimation for Alamouti Space Time Block Coding Systems

GONG Shu-ping, WANG Jun, LI Shao-qian

(National key Laboratory of Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: In this paper, a novel joint data detection and channel estimation scheme is proposed for Alamouti space-time block coding (STBC) systems. By taking the time-varying characteristic of the channel statistics into account, a new dynamic channel model is adopted in this scheme. According to this model, a channel estimator based on adaptive Kalman filter is also proposed. By applying the sequential evidence maximization with sequentially updated prior method to estimate the noise variance of system equation, the estimation of maximum Doppler frequency shift is not required in this proposed scheme. The proposed estimator has lower complexity than that of conventional Kalman estimator. Meanwhile, simulation results show that the proposed estimator has better performance than conventional Kalman estimator. Furthermore, this proposed scheme is robust to different maximum Doppler frequency shift.

Key words: space-time block codes; adaptive Kalman filter; channel model; channel tracking

1 引言

Alamouti 提出的空时分组码 (Space Time Block Coding, STBC) 是一种简单、有效的分集发射方案, 能够同时获得空间和时间的分集增益^[1], 但 STBC 系统的性能取决于信道估计的准确度. 如果采用导频辅助的信道估计, 当信道快速变化时需要插入很多导频符号, 既牺牲了带宽效率又增加了发射功率. 解决这一问题的一种有效方法是采用半盲信道估计, 此方法将获取信道状态的过程分为训练和跟踪两个阶段^[2]: 在训练阶段, 接收机通过接收一段已知的训练序列获得初始信道估计; 在跟踪阶段, 接收机利用接收的数据符号和前一阶段估计的信道状态信息来预测跟踪当前的信道状态信息.

目前实现半盲信道估计的方法主要有粒子滤波 (Particle filter, PF)^[2,3] 和卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF)^[4]. 粒子滤波尽管有较好的性能, 但复杂度太高, 在实际应用中难于实现. 而卡尔曼滤波在性能和复杂度两方面做到了很好的折中. 为此, Z. Liu 等^[4]将卡尔曼滤波应用于时变信道下的 Alamouti STBC 系统中, 获得了很好的性能. 但文献[4]基于一阶自回归 (autoregressive, AR) 的自回归模型的自回归系数和驱动噪声的方差在整个时间段保持不变, 不能跟踪信道统计特性的变换; 另一方面, 文献[4]认为在一个 STBC 码字周期内的信道系数是时变的, 在一个码字周期内需要实现两次卡尔曼滤波来跟踪信道系数, 需要处理的数据是二维向量, 导致复杂度相对较高.

为了克服上述不足,本文采用了一种新的动态线性信道预测模型,通过引入新的原始方程(primitive equation)来跟踪信道统计特性的变化.基于这一模型,同时考虑到在现代高速的无线通信系统中,一个 Alamouti STBC 码字周期内的信道系数可近似认为是保持不变,本文提出了一种新的基于自适应卡尔曼滤波的信道估计方法.该方法利用序贯更新先验信息的序贯可信度最大化方法估计系统方程的噪声方差,需要最大多普勒频移参数.与文献[4]中的卡尔曼滤波器相比,本文提出的方法具有较低的复杂度、更好的性能,并且对于不同的多普勒频移环境具有鲁棒性.

2 系统模型

本文研究的 Alamouti STBC 系统如图 1 所示.在接收机,系统工作过程包括包括符号检测和信道估计两个阶段.在训练阶段,接收机利用导频符号获得初始信道估计;在跟踪阶段的 n 时刻,信道预测器利用前一时刻信道滤波器的输出预测当前时刻的信道系数,并利用预测获得的信道系数输入空时解码器用于 STBC 解码.信道滤波器再利用解码得到的判决符号和接收信号对预测的信道系数进行滤波.解码器再次利用滤波后得到的信道系数再次解码,得到最后的判决信号.

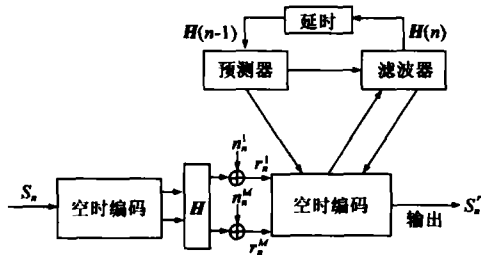


图 1

设在 $2n$ 和 $2n+1$ 时刻,调制信号 $s(2n), s(2n+1)$ 根据文献[1]中的 STBC 编码方法编码,得到的 STBC 码字通过两根天线在两个连续时刻发射.接收信号可以表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{r}(2n) &= 1/\sqrt{2} \mathbf{H}(2n) [s(2n) \quad s(2n+1)]^T + \mathbf{n}(2n) \\ \mathbf{r}(2n+1) &= 1/\sqrt{2} \mathbf{H}(2n+1) [-s^*(2n+1) \quad s^*(2n)]^T \\ &\quad + \mathbf{n}(2n+1) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{r}(n)$ 为 n 时刻的 $M \times 1$ 维的接收信号向量, M 是接收天线数目; $\mathbf{H}(n)$ 为 $M \times 2$ 维的信道系数矩阵,本文假设 $\mathbf{H}(n)$ 为独立瑞利平坦衰落信道矩阵; $\mathbf{n}(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ_n^2 的 $M \times 1$ 维加性高斯白噪声向量. 因为不同接收天线的信道系数相互独立,可以采用相同的方法来估计不同接收天线的信道系数. 为求简明,本文只考虑一根接收天线的情况. 此时,令 $\mathbf{h}(n) = [h_1(n) \quad h_2(n)]^T$, 式(1)可以表示为:

$$\begin{aligned} r(2n) &= 1/\sqrt{2} [s(2n) \quad s(2n+1)] \mathbf{h}(2n) + n(2n) \\ r(2n+1) &= 1/\sqrt{2} [-s^*(2n+1) \quad s^*(2n)] \mathbf{h}(2n+1) \\ &\quad + n(2n+1) \end{aligned} \quad (2)$$

3 自适应卡尔曼滤波

应用卡尔曼滤波跟踪信道状态的关键是设计状态空间模型,包括测量方程和状态方程. 本节讨论自适应卡尔曼滤波器的状态空间模型的设计.

3.1 测量方程

文献[4]认为在一个码字周期内,不同时刻的信道系数不同,在一个码字周期内需要实现两次卡尔曼滤波来跟踪信道系数,并且需要处理的数据是二维的,导致复杂度相对较高. 而在现代高速的无线通信系统中,在一个 Alamouti STBC 码字周期内,信道系数可近似认为是保持不变的,即 $\mathbf{h}(2n) = \mathbf{h}(2n+1)$, 从而只需实现一次卡尔曼滤波来跟踪信道系数,可以降低复杂度. 此时, $2n$ 和 $2n+1$ 时刻的接收信号都携带有信道信息,采用传统的卡尔曼滤波估计方法很难充分利用两个接收信号中的信道信息. 由于两根天线的发射信号相互正交,假设 STBC 解码器的第一次检测信号正确,采用文献[5]中的任意一种方法可以很容易地获得当前信道系数的初始估计值,然后将获得的信道估计值作为测量值. 例如,采用最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE),我们可以得到:

$$[\hat{h}_1(2n) \quad \hat{h}_2(2n)]^T = 1/\sqrt{2} \hat{\mathbf{S}}(2n)^H \mathbf{r}(2n) \quad (3)$$

或者采用最小均方差估计(Minimum Mean Square Estimation, MMSE),得:

$$[\hat{h}_1(2n) \quad \hat{h}_2(2n)]^T = 1/\sqrt{2} \hat{\mathbf{S}}(2n)^H \mathbf{r}(2n) / (1 + \sigma_n^2) \quad (4)$$

其中, $\hat{\mathbf{S}}(2n) = [[\hat{s}(2n) \quad -\hat{s}^*(2n+1)]^T, [\hat{s}^*(2n+1) \quad \hat{s}(2n)]^T]^T$, $\mathbf{r}(2n) = [r(2n) \quad r(2n+1)]^T$. 同时,因为所有的信道系数都是独立的,所以,可以采用两个一维的卡尔曼滤波器分别跟踪不同接收信道系数,进一步降低了运算量.

3.2 系统方程

为了实现信道估计的卡尔曼滤波器,需要一个信道预测模型作为系统方程. 建立信道预测模型的准则是在能够用离散状态空间模型表示且易于计算的基础上尽可能准确的跟踪信道的动态变化,一个合适的模型为 AR 模型. 信息论结果表明:一阶 AR 能够很好的跟踪时变无线信道的局部变化[5]. 此时,信道模型可表示为

$$h(n) = \beta h(n-1) + v(n) \quad (5)$$

其中, β 为 AR 系数, $v(n)$ 是与 $h(n-1)$ 独立的,均值为零、方差为 σ_v^2 的复高斯噪声. 假设 $h(n)$ 是均值为零,单

位方差的复高斯过程,并且自相关函数等于 Jakes 模型中的自相关函数,可得 β 和 σ_v^2 ^[7]

$$\beta = E[h(n)h^*(n-1)] = J_0(2\pi f_d T_s), \sigma_v^2 = 1 - \beta^2 \quad (6)$$

其中, $J_0(g)$ 是零阶贝塞尔函数, $1/T_s$ 是采样速率, f_d 为最大多普勒频移. 文献[4]的提出的卡尔曼滤波器即是基于式(3)的一阶 AR 模型. 尽管一阶 AR 易于实现,但也存在一些缺陷:(1)根据长期统计特征来确定 AR 模型的参数,但在短时间内信道系数的统计特征急剧变化,因此一阶自回归模型无法跟踪信道系数的深衰落^[3];(2)一阶自回归模型需要知道 f_d ,但在实际应用下, f_d 通常是时变的并且难以估计. 为了克服这些缺陷,文献[3]采用一种动态信道模型跟踪信道系数

$$h(n) = h(n-1) + u(n) + v(n), u(n) = u(n-1) + w(n) \quad (7)$$

其中, $v(n)$ 和 $w(n)$ 为 0 均值,方差分别为 σ_v^2 和 σ_w^2 高斯噪声, $u(n)$ 表示两个连续时刻信道系数之差. 从式(7)可知, $v(n)$ 和 $w(n)$ 均为高斯随机变量,所以其和 $d(n) = u(n) + v(n)$ 仍然为高斯随机变量,因此,我们可以采用一阶自回归模型跟踪 $d(n)$,此时的离散状态空间模型可以表示为:

$$h(n) = h(n-1) + d(n), d(n) = d(n-1) + e(n) \quad (8)$$

其中, $e(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ_e^2 的复高斯随机噪声显然, σ_e^2 依赖于 f_d , 所以此时的问题变为如何参数化 σ_e^2 . 为此,本文采用序贯更新先验信息的序贯可信度最大化来估计 σ_e^2 ^[8,9].

3.3 序贯更新先验信息的序贯可信度最大化

序贯更新先验信息的序贯可信度最大化方法最初由 Jazwinski^[8] 提出,后来应用于神经网络^[9]. 考虑如下状态空间模型^[9]:

$$\mathbf{X}_n = \mathbf{X}_{n-1} + \mathbf{d}_n, y_n = \mathbf{H}_n \mathbf{X}_n + v_n \quad (9)$$

其中 n 表示离散时间下标, \mathbf{X}_n 为 $k \times 1$ 维的状态向量, \mathbf{d}_n 为 $k \times 1$ 维的驱动噪声, y_n 为观测值, \mathbf{H}_n 为 $1 \times k$ 维的转移向量, v_n 为测量噪声. 假设 \mathbf{d}_n 和 v_n 为统计独立均值为 0 的高斯噪声,其方差分别为 \mathbf{Q}_n 、 R_n , 其中 \mathbf{Q}_n 待估计. 定义 $\mathbf{Y}_{1:n} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 根据贝叶斯方法,我们可以采用下式来估计 \mathbf{Q}_n ,

$$p(\mathbf{Q}_n | \mathbf{Y}_{1:n+1}) = \frac{p(y_{n+1} | \mathbf{Q}_n)}{p(y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n})} p(\mathbf{Q}_n | \mathbf{Y}_{1:n}) \quad (10)$$

由于没有 \mathbf{Q}_n 的先验信息 $p(\mathbf{Q}_n | \mathbf{Y}_{1:n})$, 我们可以通过最大化 $p(y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, R_n, \mathbf{Q}_n)$ 来估计 \mathbf{Q}_n :

$$\max_{\mathbf{Q}_n} \{ p(y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, \mathbf{Q}_n) \}, p(y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, R_n, \mathbf{Q}_n) \sim N(\mathbf{H}_{n+1} \hat{\mathbf{X}}_n, \mathbf{H}_{n+1} (\mathbf{P}_n + \mathbf{Q}_n) \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1}) \quad (11)$$

其中 $\hat{\mathbf{X}}_n$ 表示 n 时刻状态向量 \mathbf{X}_n 的滤波估计, \mathbf{P}_n 表示状态向量 \mathbf{X}_n 的滤波估计误差的协方差矩阵. 定义预测误差 r_{n+1} 为当前时刻接收数据 y_{n+1} 与基于以前接收数

据对当前时刻数据的预测值 $E[y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, \mathbf{Q}_n]$ 的差, 即:

$$r_{n+1} = y_{n+1} - E[y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, R_n, \mathbf{Q}_n] = y_{n+1} - \mathbf{H}_{n+1} \hat{\mathbf{X}}_n \quad (12)$$

其中, $E[r_{n+1}] = 0$, $E[r_{n+1}^2] = \mathbf{H}_{n+1} (\mathbf{P}_n + \mathbf{Q}_n) \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1}$, $p(r_{n+1}) \sim N(0, \mathbf{H}_{n+1} (\mathbf{P}_n + \mathbf{Q}_n) \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1})$. 从以上分析可知,对 $n+1$ 时刻预测观测值 y_{n+1} 和预测误差 r_{n+1} 都为高斯变量,两者具有相同的方差,只是均值不同,因此最大化预测误差概率密度函数 $p(r_{n+1})$ 与最大化预测概率密度函数 $p(y_{n+1} | \mathbf{Y}_{1:n}, R_n, \mathbf{Q}_n)$ 等效. 假设过程噪声协方差矩阵可以用一个参数 q 来描述,即: $\mathbf{Q}_n = q \mathbf{I}_q$. 通过求 $p(r_{n+1})$ 关于 q 的偏导并置 0 得到:

$$E[r_{n+1}^2] = \mathbf{H}_{n+1} (\mathbf{P}_n + \mathbf{Q}_n) \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1} = \mathbf{H}_{n+1} \mathbf{P}_n \mathbf{H}_{n+1}^H + q \mathbf{H}_{n+1} \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1} \quad (13)$$

因此可通过下式序列更新 q :

$$q = \begin{cases} \frac{r_{n+1}^2 - E[r_{n+1}^2 | q=0]}{\mathbf{H}_{n+1} \mathbf{H}_{n+1}^H}, & q \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中 $E[r_{n+1}^2 | q=0] = \mathbf{H}_{n+1} \mathbf{P}_n \mathbf{H}_{n+1}^H + R_{n+1}$. 此估计器的物理含义是:每当预测误差的协方差大于理论值时就增加 q , 卡尔曼增益随着 q 的增加而增加,此时观测值的可信度越高. 但是此估计器由于只利用某一时刻的预测误差,因此不具有统计意义,一个更加有效的方法是使用 N 时刻预测误差的均值 m_r 提高估计的准确性,此时的估计器可表示为^[8]:

$$q = \begin{cases} \frac{m_{n+1}^2 - E[m_{n+1}^2 | q=0]}{S}, & q \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中,

$$m_r = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \frac{r_{n+l}}{R_{n+l}^{1/2}}, E[m_{n+1}^2 | q=0] = S_N \mathbf{P}_n \mathbf{S}_N^H + 1/N \\ S = S_N \mathbf{S}_N^H + S_{N-1} \mathbf{S}_{N-1}^H + \dots + S_1 \mathbf{S}_1^H \\ S_N = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \frac{1}{R_{n+l}^{1/2}} \mathbf{H}_{n+l}, S_{N-1} = \frac{1}{N} \sum_{l=2}^N \frac{1}{R_{n+l}^{1/2}} \mathbf{H}_{n+l}, \dots, \\ S_1 = \frac{1}{N} \frac{1}{R_{n+N}^{1/2}} \mathbf{H}_{n+N} \quad (16)$$

3.4 估计 σ_e^2

综上所述,状态空间模型为:

$$d_i(2n) = d_i(2(n-1)) + e_i(2n), \hat{h}_i(2n) - \hat{h}_i(2(n-1)) = d_i(2n) + \hat{n}_i(2n) \quad (17)$$

其中, $i=1, 2$ 表示发射天线序号, $\hat{h}_i(2n)$ 是由 3.1 节中的方法得到的初始信道估计. $\hat{n}_i(2n)$ 代表估计误差,假设为均值为零,方差为 R 的高斯噪声, $\hat{h}_i(2n)$ 为最终信道估计值. $e_i(2n)$ 为均值为零,方差 q_i 的高斯噪声, q_i 为待估参量. 在已知 $d_i(2n)$ 后,采用以下方法估计 \hat{h}_i

(2n):

$$\hat{h}_i(2n) = \hat{h}_i(2(n-1)) + d_i(2n) \quad (18)$$

假设 $e_i(2n)$ 的方差在 N 个连续符号周期内保持不变, 采用以下公式估计 q_i :

$$q_i = \begin{cases} (m_{n+1}^i)^2 - E[(m_{n+1}^i)^2 | q = 0], & q_i \geq 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

其中, $m_r^i = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N r_{n+l}^i / R^{1/2}$, $r_{n+l}^i = \hat{h}_i(2n) - \hat{h}_i(2(n-1)) - d_i(2n) / 2(n-1)$. 比较式(17)和式(9)表示的状态空间模型, 可以看出: 本文提出的模型中 H_n 和 R_n 为常数, 并且 H_n 不随时间变化, 因此可以简化计算式(19)中的参数如下:

$$\begin{aligned} E[(m_{n+1}^i)^2 | q_i = 0] &= P_n / R + 1 / N, \\ S &= N(N+1)(2N+1) / 6R \end{aligned} \quad (20)$$

4 仿真结果

仿真参数如下: 采用 2 发 2 收的 Alamouti STBC, 8PSK 调制. 仿真中采用空间独立的平坦 Rayleigh 衰落信道, 发射机每隔十个 STBC 码字符号发送一个导频符号, 接收机首先利用导频符号获得信道系数的最小均方误差估计, 然后利用 STBC 解码模块检测的发送信号来跟踪信道变化.

仿真 1 中的归一化多普勒频率 ($f_d T_s$) 为 0.01, 仿真时文献[4]中的传统卡尔曼信道估计的滤波误差相关矩阵 P 的初值为 $0.01I$, I 为 2×2 的单位矩阵. 本文提出的自适应卡尔曼信道估计的参数如下: 相邻时刻信道系数的差值的初始值 $d_1(0|0)$ 、 $d_2(0|0)$ 都为 0, 相邻时刻信道系数差值的滤波误差相关矩阵 $P_1(0|0)$ 、 $P_2(0|0)$ 都为 0.01, q_1 、 q_2 的初始值都为 0.01, 实时估计 σ_e^2 的窗口长度 N 为 3. 仿真结果如图 2 所示, 图中除了传统卡尔曼信道估计和自适应卡尔曼信道估计的性能曲线, 还有一条为卡尔曼信道估计性能限, 实现方法为采用第 3 节改进的测量方程和系统方程, 但 σ_e^2 的值通过仿真测试得到. 从图中可知, 卡尔曼信道估计性能限优于传统卡尔曼信道估计; 本文所提自适应卡尔曼信道

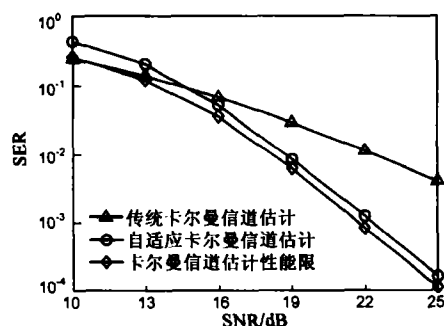


图 2 卡尔曼信道估计性能比较

估计的性能稍差于卡尔曼信道估计性能限, 这是由于实时估计 σ_e^2 带来性能损失. 而自适应卡尔曼信道估计在低信噪比时性能比传统卡尔曼信道估计差是因为: 当信噪比较低时, 由于信号检测不准确, 使得估计的 σ_e^2 也不准确, 从而导致性能较差.

仿真 2 测试自适应和传统卡尔曼信道估计在不同 $f_d T_s$ 时的性能, 信噪比为 20dB, 其他参数跟仿真 1 的相同, 仿真结果如图 3 所示. 由图可知, 随着 $f_d T_s$ 的增加, 传统卡尔曼估计由于不能跟信道统计特性的变化, 导致其性能逐渐恶化. 另一方面, 可以发现: 当 $f_d T_s$ 较小时, 自适应估计的性能差于传统卡尔曼估计. 这是由于信道变化非常缓慢导致 σ_e^2 的值很小, 同时由于测量噪声的影响, σ_e^2 的估计不准确导致性能偏差. 随着 $f_d T_s$ 的增加, σ_e^2 的估计的准确性提高, 此时, 自适应卡尔曼估计的性能优于传统卡尔曼估计. 但是, 当 $f_d T_s$ 大到一定的程度时, 信道变化太快导致信道估计无法跟踪信道的变化, 因此性能开始恶化. 由图可看出, $f_d T_s < 0.015$ 时, 自适应卡尔曼估计仍然可以取得满意的性能, 而目前通信系统的归一化多普勒频率都小于于此值, 因此, 此方法对目前的通信系统是鲁棒的, 可以实用.



图 3 不同归一化多普勒频率的性能 (SNR=20dB)

5 结论

本文基于改进的动态线性信道预测模型, 利用序贯更新先验信息的序贯可信度最大化方法估计驱动噪声方差, 提出了应用于 Alamouti STBC 系统的自适应卡尔曼滤波信道估计和跟踪方法. 分析和仿真结果表明: 与现有的传统方法相比, 本文提出的方法具有更好的性能和更低的复杂度, 并且不需要知道多普勒频率信息, 具有实用性.

参考文献:

- [1] Alamouti S M. A simple transmit diversity technique for wireless communications[J]. IEEE Journal on Select Areas in Communications, 1998, 16(8): 1451 - 1458.
- [2] Haykin S, Huber K, Chen Z. Bayesian sequential state estimation for MIMO wireless communications[J]. Proceeding of the

- IEEE, 2004, 92(3): 439 - 454.
- [3] Huber K, Haykin S. Improved bayesian MIMO channel tracking for wireless communications: Incorporating a dynamic channel [DB/OL]. To appear in IEEE Transactions on Wireless Communications, <http://soma.crl.mcmaster.ca/huber/academic/publications/publications.html>.
- [4] Liu Z, Ma X, Giannakis B G. Space-time coding and Kalman filtering for time-selective fading channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2002, 50(2): 183 - 186.
- [5] Marzetta T L. BLAST training: estimating channel characteristics for high-capacity space-time wireless[A]. Proc 37th Annual Allerton Conference Communications, Control, and Computing, Allerton House, Monticello, Illinois[C]. USA, 1999. 958 - 966.
- [6] Wang H, Chang P. On verifying the first order Markovian assumption for a Rayleigh fading channel model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1996, 45(2): 353 - 357.
- [7] Bello P A. Characterization of randomly time-variant linear channels[J]. IEEE Transactions on Communications Systems, 1963, 11: 360 - 393.
- [8] Jazwinski A H. Adaptive filtering[J]. Automatics, 1969, (5): 475 - 485.
- [9] Freitas J D, Niranjan M, Gee A. Hierarchical bayesian-Kalman models for regularisation and ARD in sequential learning[DB/OL]. Technical Report CUED/FINFENG/TR 307, Department of Engineering, Cambridge University, 1998, <http://citeseer.ist.psu.edu/53376.html>.

作者简介:

龚树平 男, 1981 年生, 2007 年 6 月硕士毕业于电子科技大学, 现工作于华为技术有限公司. E-mail: shuping81@tom.com

王 军 男, 1974 年生, 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室讲师, 在职博士研究生. 主要研究方向为无线通信系统中的信号处理技术. E-mail: junwang@uestc.edu.cn

李少谦 男, 1957 年生, 电子科技大学通信抗干扰技术国家级重点实验室主任, 教授, 博士生导师. 主要研究方向为扩跳频抗干扰通信技术、无线与移动通信技术. E-mail: lsq@uestc.edu.cn