

## 应用 Kalman 滤波器估计放大转发双向中继联合信道\*

刘海滨, 丁宏, 向良军, 郑林华

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**针对遵从放大转发协议的双向中继网络的联合信道估计问题,提出了一种基于 Kalman 滤波器的新方法。根据联合信道构成特点将其划分为自干扰部分及传输部分,通过 AR 模型对这两部分自相关函数进行近似化处理,建立了联合信道时变过程的状态方程,结合接收的训练序列信号,给出了具有 Kalman 滤波器形式的估计方法。在证明了该方法的一致收敛性质的同时,列出了误差性能限所满足的 Riccati 方程表达式。仿真结果表明,新估计方法相比于最大似然方法在均方误差方面具有明显的性能优势。

**关键词:**放大转发;双向中继;联合信道估计;Kalman 滤波器

**中图分类号:**TN911 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)03-0141-05

## Cascade channel estimator based on Kalman filter for amplify-and-forward two-way relay networks

LIU Haibin, DING Hong, XIANG Liangjun, ZHENG Linhua

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** A cascade channel estimation of Amplify-and-Forward (AF) two-way relay networks (TWRN) was investigated, and a new estimator was proposed based on Kalman filter. Firstly, a cascade channel of AF TWRN was divided into self-interference part and transmission part functionally. Then, auto-correlation functions of these two parts (ACF) were approximated by auto-regressive (AR) model to obtain the Gauss-Markov process of the channel, and the resultant Kalman estimator was deduced according on the received training signals. After the property of convergence was proved, the bound of mean square error (MSE) was also derived in the form of Riccati equation. The final numeral simulation demonstrates that the new estimator outperforms its maximum likelihood (ML) counterpart in the merit of MSE.

**Key words:** amplify-and-forward; two-way relay networks; cascade channel estimation; Kalman filter

中继通信技术目前已经成为当前信息通信领域的研究热点之一,原因在于位置不同的中继构成的“虚拟阵列”为整个通信网络提供了协同分集<sup>[1]</sup>。由此带来的好处是在不增加发射功率的前提下,扩大了系统覆盖的范围,改善了接收信号的质量,提高了信息传输的速率<sup>[2]</sup>。在众多的系统协议之中,遵从放大转发(Amplify-and-Forward, AF)形式的双向中继网络(Two-Way Relay Networks, TWRN)方案<sup>[3]</sup>由于具备硬件复杂度低、信号处理时延小、时隙利用效率高等优势,近些年来得到了长足发展,逐渐显现出较为乐观的实用化前景。

为了发挥双向中继网络的潜在优势,通信用户对于当前无线信道状况的充分了解必不可少。常用的方式是用户之间互相发送内容已知的训练序列,根据接收信号进行信道估计<sup>[4]</sup>。由于用户

移动行为和市区散射环境的复杂性特点,导致无线信道的变化非常频繁。如果仍旧采用插入训练序列的方式,必然降低通信帧中有用数据比例,进而影响信息传输效率。随着研究的深入,人们发现收发设备运动的连贯性,使得无线信道变化具有时间上的相关性,从而仅用较少的训练位,即可完成当前信道状态的估计。早在 20 世纪的 80 年代, Akki 和 Haber 考察了移动用户间不存在视距(Line-of-Sight, LOS)连接,而是通过周围散射体建立通信的情况,并给出了时变瑞利(Rayleigh)信道的自相关函数(Auto Correlation Function, ACF)及其功率谱函数表达式<sup>[5]</sup>。文献[6]将同样环境下的自相关函数作为先验知识,采用自回归(Auto-Regressive, AR)模型进行近似,在构建了关于信道的观测方程之后,利用 Kalman 滤波器<sup>[7]</sup>对信道估计结果进行了改善。结合放大转

\* 收稿日期:2013-09-05

作者简介:刘海滨(1983—),男,吉林船营人,博士研究生,E-mail:china132011@163.com;

郑林华(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:lhzheng@nudt.edu.cn

发协议下双向中继网络的应用背景,文献[8]将原有的分段瑞利信道在功能上统一划分为联合信道的传输部分和自干扰部分,并给出了相应的最大似然估计方法。文献[9-10]在此基础上讨论了转发功率分配及最佳训练序列需要满足的性质等问题。文献[11]根据放大转发中继网络的工作特点,在推导了自相关函数、功率谱函数、电平通过率和平均衰落持续时间等指标的数学表达式之后指出,具有“双高斯”特征的联合信道同典型的瑞利信道相比具有明显的差异。尽管如此,受文献[6]启发,体现中继网络联合信道时域变化的自相关函数仍然可以用于提高信道估计的准确性。

### 1 系统模型

假设两个单天线用户 A 和 B 需要通信,然而由于两者之间无线信道衰减严重,难以使其满足 LOS 传播条件,需要在中继用户 C 的协助之下进行信息交互。如图 1 所示,一次信息交换可以分解为两个阶段:首先,用户 A 和 B 同时向中继 C 发送信号;而中继 C 将混合信号进行线性放大,并且在第二个阶段转发回去。

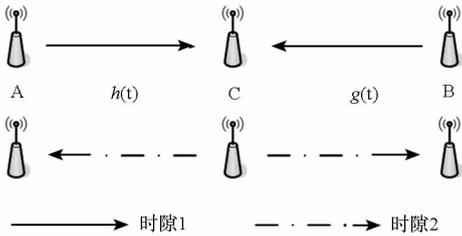


图 1 放大转发双向中继网络收发过程  
Fig. 1 Communication of AF TWRN

假设训练序列长度为  $N$ ,且在整个估计过程中,信道环境保持不变。因此中继 C、用户 A 和用户 B 的接收信号可用向量形式表示为

$$\mathbf{r} = h(t)\mathbf{s}_1 + g(t)\mathbf{s}_2 + \mathbf{n}_1 \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{y}_1 = \alpha h^2(t)\mathbf{s}_1 + \alpha h(t)g(t)\mathbf{s}_2 + \alpha h(t)\mathbf{n}_1 + \mathbf{n}_{21} \\ \mathbf{y}_2 = \alpha h(t)g(t)\mathbf{s}_1 + \alpha g^2(t)\mathbf{s}_2 + \alpha g(t)\mathbf{n}_1 + \mathbf{n}_{22} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $h(t)$  和  $g(t)$  表示用户 A 和用户 B 至中继 C 间的瑞利信道过程,其方差为  $\sigma_h^2$  和  $\sigma_g^2$ ;向量  $\mathbf{s}_1 = (s_{11}, \dots, s_{1N})^T$  和  $\mathbf{s}_2 = (s_{21}, \dots, s_{2N})^T$  分别表示两个用户所发送的训练序列,一般满足单位符号幅度相等、向量相互正交的关系<sup>[12]</sup>;向量  $\mathbf{n}_1$ 、 $\mathbf{n}_{21}$  和  $\mathbf{n}_{22}$  表示在放大转发的两个阶段内混入的加性高斯白噪声,不失一般性,假定其方差均为  $\sigma_n^2$ ;在两个用户发送单位符号功率及中继放大功率分别

为  $P_1$ 、 $P_2$  和  $P_r$  的前提下,中继放大系数  $\alpha = \sqrt{P_r / (\sigma_h^2 P_1 + \sigma_g^2 P_2 + \sigma_n^2)}$ 。以用户 A 为例,根据训练序列  $\mathbf{s}_1^H \mathbf{s}_2 = 0$  的性质,有

$$\begin{cases} \frac{\mathbf{s}_1^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_1} = h^2(t) + \frac{\mathbf{s}_1^H}{\alpha N P_1} (\alpha h \mathbf{n}_1 + \mathbf{n}_{21}) \\ \frac{\mathbf{s}_2^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_2} = h(t)g(t) + \frac{\mathbf{s}_2^H}{\alpha N P_2} (\alpha h \mathbf{n}_1 + \mathbf{n}_{21}) \end{cases} \quad (3)$$

$h^2(t)$  和  $h(t)g(t)$  分别表示联合信道的自干扰部分和传输部分这两个时间过程,而等号右边第二项表示噪声干扰,可令

$$\begin{aligned} a(t) &= h^2(t) & b(t) &= h(t)g(t) \\ z_a(t) &= \frac{\mathbf{s}_1^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_1} & z_b(t) &= \frac{\mathbf{s}_2^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_2} \end{aligned}$$

式(3)变为

$$\begin{cases} z_a(t) = a(t) + n_a \\ z_b(t) = b(t) + n_b \end{cases} \quad (4)$$

其中  $n_a$  和  $n_b$  表示干扰影响,可用零均值的加性高斯白噪声代替<sup>[8]</sup>,方差  $\sigma_a^2$  和  $\sigma_b^2$  分别为  $\frac{1}{N P_1} (\sigma_n^2 + \frac{1}{\alpha^2}) \sigma_n^2$  和  $\frac{1}{N P_2} (\sigma_n^2 + \frac{1}{\alpha^2}) \sigma_n^2$ 。

另一方面,根据瑞利信道时变特征,可以采用自相关函数对联合信道过程  $a(t)$  和  $b(t)$  的二阶统计特性进行描述<sup>[11]</sup>,分别为

$$\begin{cases} R_a(\tau) = 2\sigma_h^4 J_0^2(2\pi f_A \tau) J_0^2(2\pi f_C \tau) \\ R_b(\tau) = \sigma_h^2 \sigma_g^2 J_0(2\pi f_A \tau) \cdot J_0(2\pi f_C \tau) J_0(2\pi f_B \tau) \end{cases} \quad (5)$$

其中  $J_0(\cdot)$  表示阶数为 0 的第一类贝塞尔函数,而  $f_A$ 、 $f_B$  和  $f_C$  表示用户 A、用户 B 和中继 C 的多普勒频率,在中继网络工作波长为  $\lambda$ ,移动速率分别为  $v_A$ 、 $v_B$  和  $v_C$  的前提下,有  $f_A = v_A / \lambda$ 、 $f_B = v_B / \lambda$  和  $f_C = v_C / \lambda$ 。

### 2 基于 Kalman 滤波器的新估计方法

根据联合信道自相关函数的表达式(5),可以通过匹配方式采用 AR 模型对  $R_a(\tau)$  和  $R_b(\tau)$  来近似,令

$$\begin{cases} a(t) = \sum_{l=1}^L \phi_a^{(l)} a(t-l) + w_a \\ b(t) = \sum_{l=1}^L \phi_b^{(l)} b(t-l) + w_b \end{cases} \quad (6)$$

其中  $L$  表示近似 AR 模型的阶数,相应的参数  $\phi_a^{(l)}$  和  $\phi_b^{(l)}$  可以由 Yule-Walker 方程确定。而  $w_a$  和  $w_b$  表示均值为零的循环对称复高斯噪声,在  $\phi_a^{(l)}$  和  $\phi_b^{(l)}$  已知的前提下,有

$$\begin{cases} \sigma_{ua}^2 = 2\sigma_h^4 \left[ 1 - \sum_{l=1}^L \phi_a^{(l)} R_a(l \cdot \tau) \right] \\ \sigma_{wb}^2 = \sigma_h^2 \sigma_g^2 \left[ 1 - \sum_{l=1}^L \phi_b^{(l)} R_b(l \cdot \tau) \right] \end{cases} \quad (7)$$

实际应用中,采用较低的  $L$  值即可得到较好的拟合效果。图 2 分别描绘了  $L=1$  和  $L=2$  两种情况之下,联合信道两类自相关函数及其 AR 模型的曲线对比。尽管 AR(2) 模型只对相关函数  $R(\tau)$  的前 3 个值进行精确匹配,但是对于过程相关函数前 10 个值均有较高的近似度。相比于 AR(1) 模型,AR(2) 模型的拟合效果提高明显,此外也降低了增加阶数  $L$  为 3 以上时本文算法的历史数据存储量和计算复杂度。

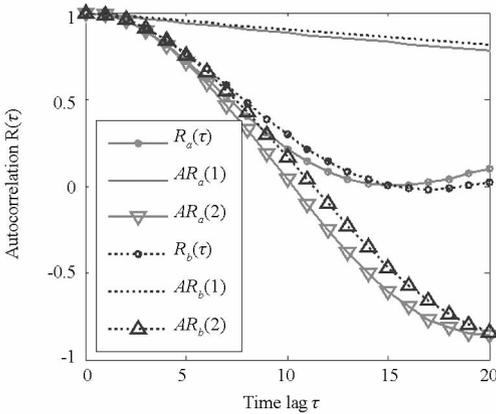


图 2 自相关函数及其 AR 近似模型

Fig. 2 Auto-correlation functions and their AR approximation

此时有

$$\begin{aligned} \mathbf{a}(t) &= (a(t), a(t-1))^T = \mathbf{A}_a \mathbf{a}(t-1) + \mathbf{B}_a \mathbf{w}_a \\ \mathbf{b}(t) &= (b(t), b(t-1))^T = \mathbf{A}_b \mathbf{b}(t-1) + \mathbf{B}_b \mathbf{w}_b \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $\mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} \phi_a^{(1)} & \phi_a^{(2)} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 、 $\mathbf{A}_b = \begin{pmatrix} \phi_b^{(1)} & \phi_b^{(2)} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ 、 $\mathbf{B}_a = (1 \ 0)^T$ 、 $\mathbf{B}_b = (1 \ 0)^T$ 。根据式(4),可以得到观测方程,有

$$\begin{cases} z_a(t) = \mathbf{H}_a \cdot \mathbf{a}(t) + n_a \\ z_b(t) = \mathbf{H}_b \cdot \mathbf{b}(t) + n_b \end{cases} \quad (9)$$

其中  $\mathbf{H}_a = \mathbf{H}_b = (1, 0)$ 。

根据式(8)和式(9),可以得到基于 Kalman 滤波器的联合信道估计方法,针对  $\mathbf{a}(t)$ ,有

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{a}}(t|t-1) = \mathbf{A}_a \cdot \hat{\mathbf{a}}(t-1) \\ \hat{\mathbf{a}}(t) = \hat{\mathbf{a}}(t|t-1) + \mathbf{K}_a [z_a(t) - \mathbf{H}_a \cdot \hat{\mathbf{a}}(t|t-1)] \\ \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} = \mathbf{A}_a \hat{\mathbf{P}}_{t-1} \mathbf{A}_a^T + \sigma_{ua}^2 \mathbf{B}_a \mathbf{B}_a^T \\ \mathbf{K}_a = \frac{\hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \mathbf{H}_a^T}{\mathbf{H}_a \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \mathbf{H}_a^T + \sigma_a^2} \\ \hat{\mathbf{P}}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_a \mathbf{H}_a) \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \end{cases} \quad (10)$$

式中  $\hat{\mathbf{P}}_{t|t-1}$ 、 $\hat{\mathbf{P}}_t$  和  $\mathbf{K}_a$  分别表示一步预测误差矩

阵、估计误差矩阵和 Kalman 增益矩阵。针对  $\mathbf{b}(t)$ ,可以得到

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{b}}(t|t-1) = \mathbf{A}_b \cdot \hat{\mathbf{b}}(t-1) \\ \hat{\mathbf{b}}(t) = \hat{\mathbf{b}}(t|t-1) + \mathbf{K}_b [z_b(t) - \mathbf{H}_b \cdot \hat{\mathbf{b}}(t|t-1)] \\ \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} = \mathbf{A}_b \hat{\mathbf{P}}_{t-1} \mathbf{A}_b^T + \sigma_{wb}^2 \mathbf{B}_b \mathbf{B}_b^T \\ \mathbf{K}_b = \frac{\hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \mathbf{H}_b^T}{\mathbf{H}_b \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \mathbf{H}_b^T + \sigma_b^2} \\ \hat{\mathbf{P}}_t = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_b \mathbf{H}_b) \hat{\mathbf{P}}_t|_{t-1} \end{cases} \quad (11)$$

同本文提出的新估计方法不同的是,常用的最大似然方法并未利用包含于过程自相关函数中的先验信息,而是仅仅依靠接收到的训练序列信号进行信道估计,即式(9),此时的估计结果为

$$\begin{cases} \hat{a}_{ML}(t) = z_a(t) = \frac{\mathbf{s}_1^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_1} \\ \hat{b}_{ML}(t) = z_b(t) = \frac{\mathbf{s}_2^H \mathbf{y}_1}{\alpha N P_2} \end{cases} \quad (12)$$

### 3 关于新估计方法的性能分析

使用基于 Kalman 滤波器的方法对联合信道过程进行估计时,需要设计估计的初值  $\mathbf{a}(0)$ 、 $\mathbf{b}(0)$  及误差矩阵  $\hat{\mathbf{P}}_0$ 。在实际应用中,对初始状态的统计特性了解并不非常准确,如果无论这两种初值怎样选取,只要时间充分长,都能保证其估计值同最优滤波值任意接近,那么认为该估计方法是稳定的。在 Kalman 理论中,稳定性的实现与一致完全能控制、一致完全能观测的同时满足互为充要条件<sup>[7]</sup>。

从式(8)和式(9)可以看出,自干扰过程  $\mathbf{a}(t)$  的状态方程和观测方程满足时不变性质,即  $\mathbf{A}_a$ 、 $\mathbf{B}_a$  和  $\mathbf{H}_a$  同当前时刻  $t$  无关,这一结论同样适用于传输过程  $\mathbf{b}(t)$ 。以过程  $\mathbf{a}(t)$  为例,假设  $\mathbf{A}_a^l = \begin{pmatrix} p_l & q_l \\ m_l & n_l \end{pmatrix}$ ,该系统一致完全能控制和一致完全能观测的判别式<sup>[7]</sup>为

$$\sum_{l=0}^{N-1} \mathbf{A}_a^l \mathbf{B}_a \mathbf{B}_a^T (\mathbf{A}_a^l)^T = \begin{pmatrix} \sum_{l=0}^{N-1} p_l^2 & \sum_{l=0}^{N-1} p_l m_l \\ \sum_{l=0}^{N-1} p_l m_l & \sum_{l=0}^{N-1} m_l^2 \end{pmatrix} > 0 \quad (13)$$

$$\sum_{l=0}^{N-1} (\mathbf{A}_a^l)^T \mathbf{H}_a^T \mathbf{H}_a \mathbf{A}_a^l = \begin{pmatrix} \sum_{l=0}^{N-1} p_l^2 & \sum_{l=0}^{N-1} p_l q_l \\ \sum_{l=0}^{N-1} p_l q_l & \sum_{l=0}^{N-1} q_l^2 \end{pmatrix} > 0 \quad (14)$$

由文献[13]可知,式(13)表示当整体时间充分长时,关于过程  $a(t)$  的一步预测误差矩阵  $\hat{P}_{t|t-1}$  将趋向于一个唯一确定的正定矩阵  $M$ 。同样的, Kalman 增益矩阵  $K_a$  和估计误差矩阵  $\hat{P}_t$  也趋于唯一确定的矩阵  $K$  和  $P$ 。此外,这个确定的正定矩阵  $P$  可以实现离线计算,方便和其他估计方法比较。

结合表达式(10),可以得到

$$\hat{P}_{t+1|t} = A_a \left[ \hat{P}_{t|t-1} - \frac{\hat{P}_{t|t-1} H_a^T H_a \hat{P}_{t|t-1}}{H_a \hat{P}_{t|t-1} H_a^T + \sigma_a^2} \right] A_a^T + \sigma_{wa}^2 B_a B_a^T \quad (15)$$

达到稳态时,有  $\hat{P}_{t+1|t} = \hat{P}_{t|t-1} = M$ ,即

$$M = A_a \left[ M - \frac{M H_a^T H_a M}{H_a M H_a^T + \sigma_a^2} \right] A_a^T + \sigma_{wa}^2 B_a B_a^T \quad (16)$$

在解出矩阵  $M$  之后,可以得到稳态时刻的增益矩阵和估计误差矩阵

$$K = \frac{M H_a^T}{H_a M H_a^T + \sigma_a^2} \quad (17)$$

$$P = M - \frac{M H_a^T H_a M}{H_a M H_a^T + \sigma_a^2} \quad (18)$$

式(15)等价于 Riccati 方程,然而 Riccati 方程难以获得解析解。关于其数值解法可以参考文献[14-15]及其相关内容。另外,也可通过计算软件 Matlab 的 dare 命令获得<sup>[16]</sup>。一般取初始值为  $a(0) = (0, 0)^T$ 、 $b(0) = (0, 0)^T$ 、 $\hat{P}_0^a = \begin{pmatrix} R_a(0) & R_a(\tau) \\ R_a(\tau) & R_a(0) \end{pmatrix}$ 、 $\hat{P}_0^b = \begin{pmatrix} R_b(0) & R_b(\tau) \\ R_b(\tau) & R_b(0) \end{pmatrix}$ 。

### 4 数值仿真

本小节通过数值仿真的方式研究新估计方法的性能。假设中继网络工作频率为 750MHz;用户 A、用户 B、中继 C 的移动速度分别为 10m/s、8m/s、0m/s;不失一般性,令分段瑞利信道和加性高斯噪声均为单位方差,即  $\sigma_h^2 = \sigma_g^2 = \sigma_n^2 = 1$ ;训练序列长度  $N$  设定为 4;两个用户发射功率相同,即  $P_1 = P_2$ ;仿真中的信噪比(SNR)定义为用户发射功率同噪声方差的比值,有  $SNR = P_1/\sigma_n^2$ ;而参数  $\beta$  定义为中继功率与发射功率的比值,有  $\beta = P_r/P_1$ 。仿真过程中用到的分段信道过程  $h(t)$  和  $g(t)$  均采用文献[17]给出的 LPNM 方法产生,单位间隔  $\tau$  设定为  $10^{-3}$ s。参数  $\beta$  反映了中继 C 可用于协助其他用户的能力,在仿真中从低到高分别取值 0.1、0.5、1。新估计方法的性能来源于由式(16)~(18)构成的 Riccati 方程,在相应参数均已给出的条件下通过 Matlab 软件的 dare 命令得到数值解。同时,我

们取最大似然方法(Maximum Likelihood, ML)和新估计方法进行对比。

图 3 和图 4 分别表现了在不同的中继功率条件下,采用新方法估计联合信道自干扰部分  $a(t)$  和传输部分  $b(t)$  所能达到的性能。首先看出新估计方法在均方误差方面要优于最大似然方法,随着信噪比的增大,两种方法逐渐接近,并在高信噪比阶段(约 30dB)基本重合。原因在于新方法充分利用了由自相关函数表现出的信道先验知识,起到了抑制噪声影响、提高估计准确度的作用。另外,从图中发现新估计方法在信噪比不很高时甚至会低于理论上的误差性能限。这是因为关系式(8)假定  $a(t)$  和  $b(t)$  均为高斯随机过程。由式(3)可知,实际上  $a(t)$  和  $b(t)$  分别对应着高斯随机过程的平方和乘积运算,根据最大熵原理,它们与同样均值及方差的高斯随机过程相比具有较低的熵值,故而在一些信噪比区域能够“突破”理论上的误差性能限。

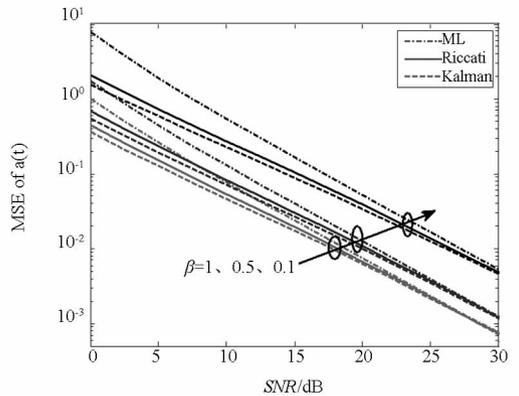


图 3 新估计方法的 MSE 性能(自干扰部分)

Fig. 3 MSE of estimators (self-interference)

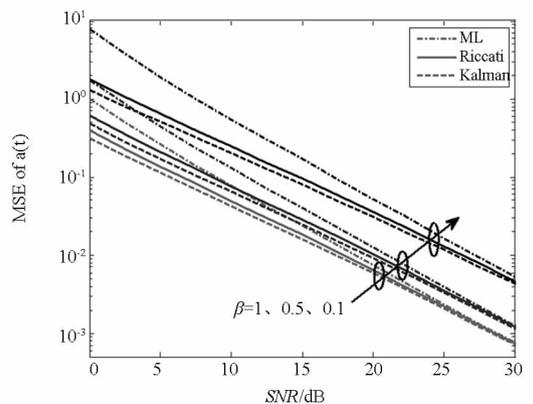


图 4 新估计方法的 MSE 性能(传输部分)

Fig. 4 MSE of estimators (transmission)

为进一步说明新估计方法的优势,当新方法同最大似然方法 MSE 之比小于 1dB 时认为两者相同,在同样的参数  $\beta$  定义之下,根据图 3 和图 4 的结果对应得到了图 5 和图 6。由图 5 可以看

出,针对自干扰部分,重合处位于 18.5dB、20dB 和 26dB;由图 6 得到,针对传输部分,重合处位于 20dB、22dB 和 29dB 处。

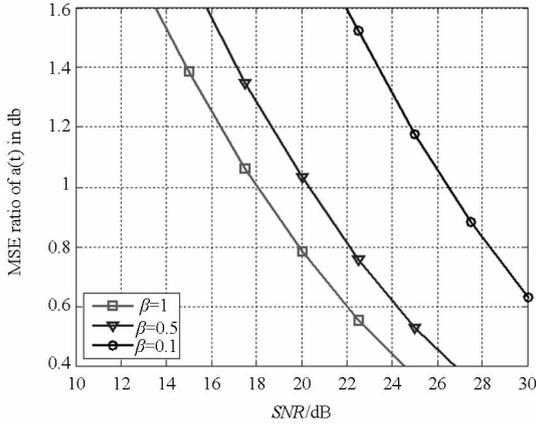


图 5 新估计方法与 ML 方法的比较(自干扰部分)  
Fig. 5 Kalman estimator vs ML(self-interference)

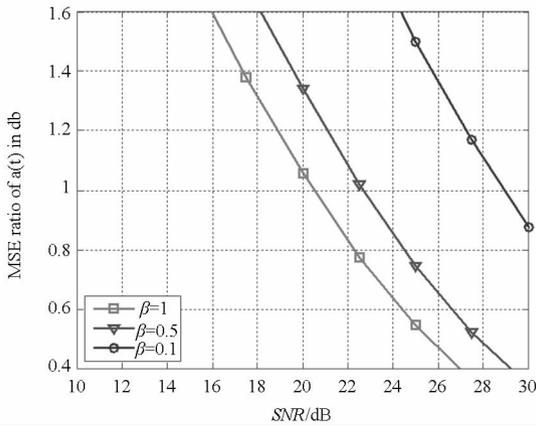


图 6 新估计方法与 ML 方法的比较(传输部分)  
Fig. 6 Kalman estimator vs ML(transmission)

从式(10)和式(11)可知,基于 Kalman 滤波器的新估计方法在计算增益  $K_a(K_b)$  时,不可避免地需要进行矩阵求逆运算。尽管在理论上,矩阵逆的计算复杂度为  $O(n^3)$ ,而最大似然方法中的均值运算仅为  $O(n)$ 。但是由于此时 AR 近似模型的阶数  $L=2$ ,保持着较低的量级,使得新估计方法在性能提升方面的表现要超过计算量增加带来的消极影响,仍然具有较强的实用价值。

### 5 结论

本文针对放大转发协议下双向中继网络的联合信道估计问题,提出了一种基于 Kalman 滤波器原理的新方法。对于联合信道时域相关性,采用 AR 模型进行了近似,结合接收信号,给出了具有 Kalman 形式的估计方法。随后证明了该方法的一致收敛性,给出了误差性能限所满足的 Riccati 方程形式。仿真结果表明,该方法相比于常用的

最大似然方法,在均方误差方面具有性能优势。

### 参考文献 (References)

- [1] Laneman J N, Wornell G W. Energy-efficient antenna sharing and relaying for wireless networks [ C ] // Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference , 2000 , 1 : 7 - 12 .
- [2] Pabst R, Walke B H, Schultz D C, et al. Relay-based deployment concepts for wireless and mobile broadband radio [ J ]. IEEE Communications Magazine, 2004, 42(9) : 80 - 89 .
- [3] Berger S, Kuhn M, Wittneben A, et al. Recent advances in amplify-and-forward two-hop relaying [ J ]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(7) : 50 - 56 .
- [4] Lei J, Thiele L, Jungnickel V. Modeling and measurement of mimo relay channels [ C ] // Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference, 2008 : 419 - 423 .
- [5] Akki A S, Haber F. A statistical model of mobile-to-mobile land communication channel [ J ]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1986, 35(1) : 2 - 7 .
- [6] Kominakis C, Fragouli C, Sayed A H, et al. Multi-input multi-output fading channel tracking and equalization using Kalman estimation [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(5) : 1065 - 1076 .
- [7] Kay S M. Fundamentals of statistical signal processing volume i; estimation theory [ M ]. Englewood Cliff: Prentice Hall, 1993 .
- [8] Gao F F, Zhang R, Liang Y C. Optimal channel estimation and training design for two-way relay networks [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(10) : 3024 - 3033 .
- [9] Jiang B, Gao F F, Gao X Q, et al. Channel estimation and training design for two-way relay networks with power allocation [ J ]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2010, 9(6) : 2022 - 2032 .
- [10] Cui T, Gao F F, Tellambura C. Differential modulation for two-way wireless communications: a perspective of differential network coding at the physical layer [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(10) : 2977 - 2987 .
- [11] Patel C S, Stuber G L, Pratt T G. Statistical properties of amplify and forward relay fading channels [ J ]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1) : 1 - 9 .
- [12] Wang G P, Gao F F, Chen W, et al. Channel estimation and training design for two-way relay networks in time-selective fading environments [ J ]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(8) : 2681 - 2691 .
- [13] Hwer G. An iterative technique for the computation of the steady state gains for the discrete optimal regulator [ J ]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1971, 16(4) : 382 - 384 .
- [14] Emami-Naeini A, Franklin G. Comments on "on the numerical solution of the discrete-time algebraic riccati equation" [ J ]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1980, 25(5) : 1015 - 1016 .
- [15] Pappas T, Laub A J, Sandell N R. On the numerical solution of the discrete-time algebraic riccati equation [ J ]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1980, 25(4) : 631 - 641 .
- [16] Tichavsky P, Muravchik C H, Nehorai A. posterior cramer-rao bounds for discrete-time nonlinear filtering [ J ]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(5) : 1386 - 1396 .
- [17] Patzold M, Killat U, Shi Y, et al. A deterministic method for the derivation of a discrete wssu multipath fading channel model [ J ]. European Transactions on Telecommunications, 1996, 7(2) : 165 - 175 .