

## 在脉冲噪声环境中用于快衰信道估计的改进型算法

王东昱 张欣 杨大成

(北京邮电大学无线通信中心 北京 100876)

**摘要:** 该文分析了在存在噪声干扰的情况下, 进行估计快衰信道的方法。在无线通信系统中, 快衰信道可以采用 AR(Auto-Regressive)模型进行预测, 而 LS (Least Square)算法和自适应 Kalman 滤波器可以分别对 AR 模型参数和信道的冲激响应进行估计, 但是这两种算法对噪声干扰非常敏感。该文提出改进型的 RLM 算法和 Kalman 滤波器, 并在存在噪声的情况下, 使用它们并行对 AR 参数和信道的冲激响应进行联合估计。仿真结果显示: 相比于传统的算法, 改进后的算法在联合估计信道时, 提高了抵抗大脉冲干扰的能力, 加快了待估的参数收敛速度。

**关键词:** 无线通信; RLM 算法; 代价函数; 并行信道估计; Kalman 增益

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)02-0314-05

## Estimation of Fast Fading Channel Using Enhanced Algorithms in Impulse Noise Environment

Wang Dong-yu Zhang Xin Yang Da-cheng

(BUPT-Qualcomm Research Center, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

**Abstract:** This paper analyzes the parallel estimation method of the fast fading channel in the present of impulse noise. In wireless system, the fast fading channel is typically modeled as the AR (Auto-Regressive) process. LS (Least Square) algorithm and adaptive Kalman filter are used to estimate the AR parameters and the channel impulse response respectively. The performance of these algorithms, however, is very sensitive to the impulse noise. In this paper, the enhanced RLM algorithm and adaptive Kalman filter are proposed and employed to jointly estimate the AR parameters and the channel impulse response under the impulse noise. Simulation results show that the coupled estimator using the enhanced RLM algorithm and Kalman filter has better convergence ability than conventional algorithms.

**Key words:** Wireless Communication; Recursive Least M-estimation algorithm; Cost function; Parallel channel estimation; Kalman gain

### 1 引言

在无线通信中, 时变快衰信道会对通信质量产生严重的影响, 因此采用自适应滤波算法对信道质量进行快速估计是一种十分有效的方法。目前比较常用的是线性自适应滤波算法, 但是由于其不能有效地抑制幅度突然增大的脉冲噪声而导致系统性能的严重恶化。因此一些非线性滤波算法<sup>[1,2]</sup>就被提出以降低脉冲噪声的严重干扰。尽管这些改进的算法在白高斯噪声的信道中的性能很好, 但是在脉冲噪声环境中, 其性能和收敛速度仍然会受到很大影响, 从而影响对信道估计的精度, 以及实时跟踪信道变化的速度。

本文针对脉冲噪声环境下估计信道的 RLM 算法<sup>[3]</sup>和 Kalman 滤波算法进行了改进, 通过抑制异常脉冲噪声导致的误差来保证改进后的算法更稳定, 同时还可以在大脉冲干扰的情况下使估值迅速收敛。此外由于算法中的方程满足线性关系, 从而在进行递推运算中的复杂度低于非线性算法。

### 2 多径信道的 AR(Auto-Regressive)模型

单输入单输出的离散时变信道模型如图 1 所示。定义  $x(n)$  为  $n$  时刻发送信号的矢量,  $h(n, l)$  为时变信道第  $l$  径冲激响应, 则第  $n$  时刻接收信号为

$$y(n) = \sum_{l=0}^{L-1} x(n-l)h(n, l) + w(n) \quad (1)$$

其中  $w(n)$  表示信道中均值为 0, 方差为  $\sigma_w^2$  的白高斯噪声,  $L$  表示时变信道的径数。

时变信道第  $l$  径的冲激响应可以分解为非 0 均值分量  $\bar{h}(l)$ , 及 0 均值的随机时变分量  $\tilde{h}(n, l)$ , 因此  $h(n, l) = \tilde{h}(n, l) + \bar{h}(l)$ 。其中非 0 均值分量  $\bar{h}(l)$  出现在收发两端有固定的直射分量, 而 0 均值的随机分量  $\tilde{h}(n, l)$  取决于信道传输媒介的物理特性。



图 1 多径信道模型

因此, 在第  $n$  时刻, 信道中各径均值为 0 的复冲激响应

矢量  $\mathbf{h}(n)$  表示为

$$\mathbf{h}(n) = [\tilde{h}(n,0), \tilde{h}(n,1), \dots, \tilde{h}(n,L-1)]^T \quad (2)$$

其中上标 T 表示转置运算。在估计时间, 各径非 0 均值冲激响应矢量保持不变, 表示为

$$\bar{\mathbf{h}}(n) = [\bar{h}(0), \bar{h}(1), \dots, \bar{h}(L-1)]^T \quad (3)$$

由于  $\mathbf{h}(n)$  矢量的均值为 0, 因此根据文献[4], 它可以由  $q$  阶 AR 模型来进行预测:

$$\mathbf{h}(n) = \sum_{j=1}^q \mathbf{F}(j)\mathbf{h}(n-j) + \mathbf{v}(n) \quad (4)$$

其中  $\mathbf{h}(n-j)$  表示  $(n-j)$  时刻信道的 0 均值复冲激响应矢量,  $\mathbf{F}(j)$  表示 AR 估计的系数矩阵。  $\mathbf{v}(n)$  表示 AR 模型的预测误差矢量, 是均值为 0, 自协方差阵为  $\mathbf{R}_{vv}(\tau) = \sigma_v^2 \delta(\tau) \mathbf{I}$  的独立复高斯过程。

定义扩展的信道冲激响应矩阵:

$$\mathbf{h}(n) = [\mathbf{h}(n), \mathbf{h}(n-1), \dots, \mathbf{h}(n-q+1), \bar{\mathbf{h}}(n)]^T \quad (5)$$

矩阵中列矢量表示第  $i$  ( $i=n, n-1, \dots, n-q+1$ ) 时刻多径信道的冲激响应矢量, 而  $\bar{\mathbf{h}}(n)$  表示估计期间多径信道非 0 均值矢量。这样根据式(4)可以得到快衰信道的状态空间表达式:

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{A}\mathbf{h}(n-1) + \mathbf{u}(n) \quad (6)$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_1 & \mathbf{F}_2 & \dots & \mathbf{F}_q & \mathbf{0} \\ \mathbf{I} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & & \vdots & \vdots \\ \vdots & & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$\mathbf{u}(n) = [\mathbf{v}(n), \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}]$ 。此外, 定义发送信号在各径延时的矢量为

$$\mathbf{X}(n) = [x(n,0), x(n,1), \dots, x(n,L-1)]^T \quad (8)$$

因此式(1)可以改写为矢量表达式:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{C}(n)\mathbf{h}(n) + w(n) \quad (9)$$

其中  $\mathbf{C}(n) = [\mathbf{X}(n), \mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}, \mathbf{X}(n)]$ 。

式(6)与式(9)联合组成了标准的 Kalman 滤波器的状态转移方程和传递方程, 假设式(6)中的  $\mathbf{A}$  阵是已知的, 就可以用 Kalman 滤波算法跟踪信道的冲激响应。但是在  $\mathbf{A}$  阵未知的情况下, 可以采用联合估计的算法同时估计  $\mathbf{A}$  阵和  $\mathbf{h}(n)$ 。

### 3 带有抑制脉冲噪声函数的改进型 RLM 算法

根据文献[4], 多径信道可以等效为一个  $L$  阶 FIR(Finite Impulse Response)滤波器, 定义第  $n$  时刻, 该等效 FIR 滤波器的抽头权重矢量为  $\mathbf{q}(n) = [q(n,0), q(n,1), \dots, q(n, L-1)]^T$ 。因此第  $n$  时刻滤波器的输出为  $\hat{y}(n) = \mathbf{q}^H(n) \cdot \mathbf{X}(n)$ , 上标 H 表示转置共轭运算。

定义  $d(n)$  表示在  $n$  时刻, 接收端预期收到的信号, 令

$e(n)$  表示误差。则

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) = d(n) - \mathbf{q}^H(n)\mathbf{X}(n) \quad (10)$$

传统的 RLS(Recursive Least Square)算法需要在代价函数  $J(n)$  最小的情况下估计等效 FIR 滤波器各个抽头系数<sup>[4]</sup>。  $J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} e(i)e(i)^*$ , 其中  $0 < \lambda \leq 1$ , 表示遗忘因子,  $*$  表示共轭运算。

对于 RLS 算法, 如果系统内出现大脉冲噪声而导致  $e(i)$  突然变大, 会导致算法自适应性能严重恶化, 因此为了对大噪声进行抑制, 文献[3]中提出了 RLM 算法, 它对代价函数进行了如下定义:

$$J_p(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \rho(e(i)) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \rho(d(i) - \mathbf{q}^H(n)\mathbf{X}(i)) \quad (11)$$

其中  $\rho(\bullet)$  表示用于抑制脉冲噪声的函数。RLM 算法中噪声抑制函数  $\rho(\bullet)$  定义如下:

$$\rho(e(i)) = \begin{cases} e^2(i)/2, & |e(i)| \leq \xi \\ \xi|e(i)| - \xi^2/2, & \xi < |e(i)| \leq \Delta \\ \Delta^2/2, & |e(i)| > \Delta \end{cases} \quad (12)$$

其中  $\xi$  与  $\Delta$  表示阈值参数, 从表达式可以看出  $\rho(\bullet)$  是偶对称函数。当  $e(i)$  幅度小于阈值  $\xi$  时,  $\rho(\bullet)$  与标准的 RLS 算法相同。当  $e(i)$  幅度处在阈值  $\xi$  与  $\Delta$  之间时,  $\rho(\bullet)$  与误差成为线性关系。当  $e(i)$  幅度超过阈值  $\Delta$  时,  $\rho(\bullet)$  成为一个常数。

为了估计等效 FIR 滤波器的抽头权重矢量, 需要式(11)对  $\mathbf{q}^H(n)$  求偏导, 并令偏导为 0。

$$\frac{\partial J_p(n)}{\partial \mathbf{q}^H(n)} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \frac{\partial \rho[e(i)]}{\partial e(i)} \frac{\partial e(i)}{\partial \mathbf{q}^H(n)} \quad (13)$$

记  $\eta[e(i)]e(i) = \frac{\partial \rho[e(i)]}{\partial e(i)}$  并代入式(13), 可以得到

$$\frac{\partial J_p(n)}{\partial \mathbf{q}^H(n)} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \eta[e(i)]e(i)[- \mathbf{X}(i)] \quad (14)$$

其中  $\eta[e(i)]$  称为抑制因子, 主要作用是抑制脉冲噪声的幅度。根据式(12)可以计算出  $\eta[e(i)]$  如下:

$$\eta[e(i)] = \begin{cases} 1, & |e(i)| \leq \xi \\ \frac{\xi \operatorname{sgn}(e(i))}{e(i)}, & \xi < |e(i)| \leq \Delta \\ 0, & |e(i)| > \Delta \end{cases} \quad (15)$$

把式(10)代入式(14), 并令偏导为 0, 可以得到

$$\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \eta[e(i)]\mathbf{X}(i)d(i) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \eta[e(i)]\mathbf{X}(i)\mathbf{X}^H(i)\mathbf{q}(n)$$

因此上式可以表达为紧凑的矢量方程:

$$\mathbf{R}(n)\mathbf{q}(n) = \mathbf{P}(n) \quad (16)$$

其中

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \eta[e(i)]\mathbf{X}(i)\mathbf{X}^H(i)$$

$$\mathbf{P}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \eta[e(i)]\mathbf{X}(i)d(i)$$

文献[3]已经证明,当脉冲噪声在加性白高斯噪声中比例很低时(低于1.98%),大量噪声的幅度都没有超过阈值 $\xi$ ,因此可以采用与标准RLS算法相类似的方法来建立 $\mathbf{R}(n)$ 与 $\mathbf{P}(n)$ 的线性递推方程<sup>[4]</sup>。

$$\mathbf{R}(n) = \lambda \mathbf{R}(n-1) + \eta [e(n)] \mathbf{X}(n) \mathbf{X}^H(n) \quad (17)$$

$$\mathbf{P}(n) = \lambda \mathbf{P}(n-1) + \eta [e(n)] \mathbf{X}(n) d(n) \quad (18)$$

根据式(16)可以得到 $\mathbf{q}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{P}(n)$ 。应用求逆矩阵的引理<sup>[4]</sup>;可以得到

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n) \mathbf{X}^H(n)] \mathbf{R}^{-1}(n-1) \quad (19)$$

其中 $\mathbf{K}(n)$ 称为Kalman增益,表示为

$$\mathbf{K}(n) = \lambda^{-1} \eta [e(n)] \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{X}(n) [1 + \lambda^{-1} \eta [e(n)] \cdot \mathbf{X}^H(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{X}(n)]^{-1} \quad (20)$$

联合式(19),式(20),最终得到:

$$\mathbf{K}(n) = \eta [e(n)] \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{X}(n) \quad (21)$$

这样等效FIR滤波器的抽头权重矢量可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{q}(n) &= \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{P}(n) \\ &= \lambda \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{P}(n-1) + \eta [e(n)] \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{X}(n) d(n) \end{aligned} \quad (22)$$

把式(19)代入式(22),最终得到 $\mathbf{q}(n)$ 的递推方程是

$$\mathbf{q}(n) = \mathbf{q}(n-1) + \mathbf{K}(n) [d(n) - \mathbf{X}^H(n) \mathbf{q}(n-1)] \quad (23)$$

式(19)~式(23)完整地构成了估计 $\mathbf{q}(n)$ 的改进型RLM算法。可以看出:改进后的Kalman增益受到 $\eta[e(n)]$ 的控制。当脉冲噪声的幅度超过阈值 $\Delta$ 时,Kalman增益会下降为0,从而使下一时刻的信道权重矢量 $\mathbf{q}(n+1)$ 保持不变。

#### 4 阈值参数 $\xi$ 与 $\Delta$ 的估计

阈值参数 $\xi$ 与 $\Delta$ 的选择会对RLM算法的性能产生很大的影响,这两个参数的估计主要依赖脉冲噪声的先验分布概率。通常假设脉冲噪声 $e(n)$ 为均值为0,方差为 $\sigma^2$ 的白高斯噪声,这样 $|e(n)|$ 大于某个给定阈值 $T$ 的概率为

$$\theta_T(n) = P\{|e(n)| > T\} = 1 - \operatorname{erf}\left\{\frac{T}{\sqrt{2}\sigma(n)}\right\} \quad (24)$$

其中 $\operatorname{erf}(\bullet)$ 表示误差函数, $\sigma^2(n)$ 表示 $n$ 时刻的脉冲噪声方差。在式(24)中选择 $\theta_\xi(n) = 0.05$ , $\theta_\Delta(n) = 0.01$ ,可以计算 $\xi = 1.96\sigma^2(n)$ , $\Delta = 2.57\sigma^2(n)$ 。其中 $\theta_\xi(n)$ 表示5%的脉冲噪声幅度超过 $\xi$ 阈值的概率, $\theta_\Delta(n)$ 表示1%的脉冲噪声幅度超过 $\Delta$ 阈值的概率。

对噪声方差 $\sigma^2(n)$ 更新由文献[3]给出: $\sigma^2(n) = \lambda \sigma^2(n-1) + (1-\lambda)c_1 \operatorname{med}[A_\nu(n)]$ , $c_1 = 1.483 \left(1 + \left(5/(N_w - 1)\right)\right)$ , $A_\nu(n) = |e^2(n), e^2(n-1), \dots, e^2(n-N_w+1)|$ 。其中中值滤波器 $\operatorname{med}(\bullet)$ 用于抑制瞬间脉冲噪声 $\sigma^2(n)$ 的影响,滤波器的窗口长度 $N_w$ 取决于算法复杂度和对脉冲有效抑制的折衷。

#### 5 改进型RLM算法对AR系数矩阵的估计

$$\text{定义} \quad \mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r) = E[\mathbf{h}(n) \mathbf{h}^H(n-r)] \quad (25)$$

$\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r)$ 表示多径时变信道在第 $n$ 时刻与第 $n-r$ 时刻0均值冲激响应矢量的协方差矩阵。

对式(4)两端右乘 $\mathbf{h}^H(n-r)$ 并取数学期望得到

$$\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r) = \sum_{j=1}^q F_j \mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r-j), \quad r = 1, 2, \dots, q \quad (26)$$

式(26)是AR模型Yule-Wakler方程<sup>[4]</sup>。为估计 $\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r)$ , $r = 1, 2, \dots, q$ ,必须依靠观测空间获得的 $y(n-r)$ , $r=0, 1, \dots, q$ 接收数据。

定义信道输出的条件协方差函数为

$$E\{[y(n) - \bar{y}(n)][y(n-r) - \bar{y}(n-r)]^* | \mathbf{X}(n)\} \quad (27)$$

其中 $\bar{y}(n)$ 表示 $n$ 时刻接收信号的均值:

$$\bar{y}(n) = \bar{\mathbf{h}}^H(n) \mathbf{X}(n) \quad (28)$$

把式(1)代入式(27):

$$\begin{aligned} E\left[\sum_{l=0}^{L-1} x(n-l) \tilde{h}(n,l) + w(n)\right] \left[\sum_{m=0}^{L-1} x(n-r-m) \tilde{h}(n-r,m) + w(n-r)\right]^* &= \sum_{l,m=0}^{L-1} x(n-l) x^*(n-r-m) \\ &\cdot k_{\tilde{h}}(r,l,m) + \sigma_w^2 \delta(r) \end{aligned} \quad (29)$$

其中 $k_{\tilde{h}}(r,l,m) = E[\tilde{h}(n,l) \tilde{h}^*(n-r,m)]$ ,表示时变信道第 $n$ 时刻的第 $l$ 径0均值冲激响应与第 $(n-r)$ 时刻的第 $m$ 径0均值冲激响应的协方差函数。 $\delta(r)$ 为狄拉克函数。

因此式(29)可以表示为紧凑的矢量方程:

$$\begin{aligned} E\{[y(n) - \bar{y}(n)][y(n-r) - \bar{y}(n-r)]^* | \mathbf{X}(n)\} \\ = \boldsymbol{\varphi}^H(n,r) \boldsymbol{\theta}(n,r) + \sigma_w^2 \delta(r) \end{aligned} \quad (30)$$

其中

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\varphi}^H(n,r) &= [x(n)x^*(n-r), \dots, x(n)x^*(n-r-(L-1)), \\ &\dots, x(n-(L-1))x^*(n-r), \dots, x(n-(L-1)) \\ &\cdot x^*(n-r-(L-1))] \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\theta}(n,r) &= [k_{\tilde{h}}(r,0,0), \dots, k_{\tilde{h}}(r,0,L-1), \dots, k_{\tilde{h}}(r,L-1,0), \\ &\dots, k_{\tilde{h}}(r,L-1,L-1)]^T \end{aligned} \quad (32)$$

根据文献[5],可以使用时变信道瞬间输出的协方差函数近似代替式(30)中的均值:

$$[y(n) - \bar{y}(n)][y(n-r) - \bar{y}(n-r)]^* \cong \boldsymbol{\varphi}^H(n,r) \boldsymbol{\varphi}(n,r) + \sigma_w^2 \delta(r) \quad (33)$$

式(33)中的观测空间 $y(n-r)$ , $(r=0, 1, \dots, q)$ 是已知的, $\boldsymbol{\varphi}^H(n,r)$ 表示发端不同时刻的训练序列在各径之间的协方差矢量,也是已知的,因此可以用改进型RLM算法来估计 $\boldsymbol{\theta}(n,r)$ 。

重新定义改进型RLM算法中的 $e(n)$ , $\mathbf{R}(n)$ 和 $\mathbf{P}(n)$ 如下:

$$e(n) = [y(n) - \bar{y}(n)][y(n-r) - \bar{y}(n-r)]^* - \boldsymbol{\varphi}^H(n,r) \boldsymbol{\theta}(n-1,r)$$

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{r=1}^n \lambda^{n-r} \eta [e(n)] \boldsymbol{\varphi}(n,r) \boldsymbol{\varphi}^H(n,r)$$

$$\mathbf{P}(n) = \sum_{r=1}^n \lambda^{n-r} \eta [e(n)] \boldsymbol{\varphi}(n,r) [y(n)y(n-r)^*]$$

因此,待估 $\boldsymbol{\theta}(n,r)$ 矢量就对应RLM中的 $\mathbf{q}(n)$ 。改进后的RLM算法估计 $\boldsymbol{\theta}(n,r)$ 矢量的流程如下:

$$\boldsymbol{\theta}(n, r) = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{R}^{-1}(0) = \delta^{-1} \mathbf{I} \quad \delta \text{取很小的正整数}$$

对于每个  $n = 1, 2, \dots$ , 以及  $r = 0, 1, \dots, q$  计算

$$e(n) = [y(n) - \bar{y}(n)][y(n-r) - \bar{y}(n-r)]^* - \boldsymbol{\varphi}^H(n, r) \boldsymbol{\theta}(n-1, r)$$

$$\mathbf{K}(n) = \lambda^{-1} \eta [e(n)] \mathbf{R}^{-1}(n-1) \boldsymbol{\varphi}(n, r) \cdot [1 + \lambda^{-1} \eta [e(n)] \boldsymbol{\varphi}^H(n, r) \mathbf{R}^{-1}(n-1) \boldsymbol{\varphi}(n, r)]^{-1}$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n) \boldsymbol{\varphi}^H(n, r)] \mathbf{R}^{-1}(n-1)$$

$$\boldsymbol{\theta}(n, r) = \boldsymbol{\theta}(n-1, r) + \mathbf{K}(n) e(n)$$

展开式(25)为矩阵形式, 可以得到:

$$\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r) = \begin{bmatrix} k_{\tilde{h}}(r, 0, 0) & k_{\tilde{h}}(r, 0, 1) & \cdots & k_{\tilde{h}}(r, 0, L-1) \\ k_{\tilde{h}}(r, 1, 0) & k_{\tilde{h}}(r, 1, 1) & \cdots & k_{\tilde{h}}(r, 1, L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{\tilde{h}}(r, L-1, 0) & k_{\tilde{h}}(r, L-1, 1) & \cdots & k_{\tilde{h}}(r, L-1, L-1) \end{bmatrix}$$

可以看出把  $\boldsymbol{\theta}(n, r)$  矢量内的元素重现排列成矩阵后就可以得到  $\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r)$ , 因此通过改进型 RLM 得到  $\boldsymbol{\theta}(n, r)$  后就可以计算出  $\mathbf{R}_{\tilde{h}\tilde{h}}(r)$ ,  $r = 0, 1, \dots, q$ 。这样根据式(26)求解 Yule-Wakler 方程就能得到相应的 AR 模型的系数矩阵。

## 6 改进型 Kalman 自适应算法估计信道冲激响应

通过改进型 RLM 算法估计出 AR 模型的系数矩阵, 再根据式(7)可以计算出  $\mathbf{A}$  阵, 因此可以根据第 2 节中状态转移式方程  $\mathbf{h}(n) = \mathbf{A}\mathbf{h}(n-1) + \mathbf{u}(n)$  和传递方程  $y(n) = \mathbf{C}(n)\mathbf{h}(n) + w(n)$ , 采用 Kalman 算法估计多径信道的非 0 均值响应矢量  $\tilde{\mathbf{h}}(n)$ 。

在标准的 Kalman 算法中, Kalman 增益在收敛过程中对大脉冲噪声很敏感, 因此可以采用改进型 RLM 算法中的噪声抑制函数来抑制大脉冲对 Kalman 增益的影响。基于标准的 Kalman 算法的增益<sup>[4]</sup>, 改进后的 Kalman 增益表示为

$$\mathbf{K}(n) = \eta [e(n)] \mathbf{P}(n | n-1) \mathbf{C}^H(n) [\mathbf{C}(n) \mathbf{P}(n | n-1) \mathbf{C}^H(n) + \sigma_w^2 \mathbf{I}], \text{其中 } \mathbf{P}(n | n-1) \text{ 表示根据第 } n-1 \text{ 时刻的观测值 } y(n-1) \text{ 预测第 } n \text{ 时刻 } \mathbf{h}(n) \text{ 矢量所产生误差的协方差阵。}$$

抑制因子  $\eta [e(n)]$  由式(15)给出, 可以防止 Kalman 增益在异常大噪声下导致算法收敛速度的严重下降。改进型 Kalman 算法如下:

$$\hat{\mathbf{h}}(0 | 0) = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{P}(0 | 0) = \delta^{-1} \mathbf{I}, \quad \delta \text{取很小的正整数}$$

对于每个  $n = 1, 2, \dots$ , 计算:

$$e(n) = y(n) - \mathbf{C}(n) \hat{\mathbf{h}}(n | n-1)$$

$$\mathbf{K}(n) = \eta [e(n)] \mathbf{P}(n | n-1) \mathbf{C}^H(n) \cdot [\mathbf{C}(n) \mathbf{P}(n | n-1) \mathbf{C}^H(n) + \sigma_w^2 \mathbf{I}]$$

$$\mathbf{P}(n+1 | n) = \mathbf{A} \mathbf{P}(n | n) \mathbf{A}^H + \sigma_u^2 \mathbf{I}$$

$$\mathbf{P}(n | n) = \lambda^{-1} [\mathbf{I} - \mathbf{K}(n) \mathbf{C}(n)] \mathbf{P}(n | n-1)$$

$$\hat{\mathbf{h}}(n | n) = \hat{\mathbf{h}}(n | n-1) + \mathbf{K}(n) e(n)$$

$$\hat{\mathbf{h}}(n+1 | n) = \mathbf{A} \hat{\mathbf{h}}(n | n)$$

算法中  $\hat{\mathbf{h}}(n+1 | n)$  表示从  $n$  时刻递推第  $n+1$  时刻  $\mathbf{h}(n+1)$  矢量估计值的递推方程。

当训练序列完成后, 根据式(5),  $\mathbf{h}(n)$  矩阵的最后一列就表示多径信道非 0 均值冲激响应矢量  $\tilde{\mathbf{h}}(n)$ 。

## 7 改进型 Kalman 算法与 AR 模型并行信道估计

前面分别讨论了估计 AR 模型系数矩阵和扩展信道冲激响应矩阵  $\mathbf{h}(n)$  的方法。在对信道进行实时估计时, 两种算法应当并行交替进行, 彼此更新对方的参数。

如图 2 所示: 当训练序列第  $n$  个样值到达时,  $y(n)$  表示通过多径信道接收的符号, 而  $\mathbf{x}(n)$  表示本地已知的训练序列在第  $n$  个样值的符号矢量。估计过程如下: 先由改进型 Kalman 滤波器根据当前的  $\mathbf{A}$  阵递推估计  $\hat{\mathbf{h}}(n | n)$  矩阵, 并把该矩阵内非 0 均值矢量  $\tilde{\mathbf{h}}(n)$  (最后一列) 送入改进型 RLM 算法单元, RLM 算法根据式(28)计算接收信号的均值  $\bar{y}(n)$ , 同时根据改进型 RLM 算法流程重新估计相应的 AR 系数矩阵  $\mathbf{F}$ , 再根据式(7)更新  $\mathbf{A}$  矩阵后送回 Kalman 滤波器, 并为下一个样值准备。

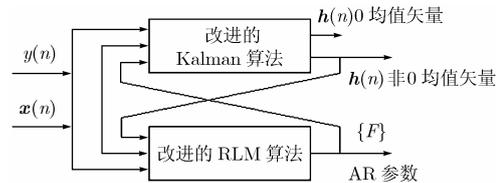


图 2 两种改进算法并行估计信道

## 8 仿真与分析

在具有脉冲噪声环境内的仿真可以评估两种算法并行进行信道估计的鲁棒性能。在本次仿真中采用文献[5]中的例子, 衰落信道为一条两径信道 ( $L=2$ ), 其非 0 均值矢量为  $[1+0.2j, -0.5+0.5j]^T$ 。预测模型采用  $q=1$  的 AR 模型, 预测关系:  $\mathbf{h}(n) = \mathbf{F}(1)\mathbf{h}(n-1) + \mathbf{v}(n)$ , 输入符号  $x(n)$  是 16-QAM 调制序列符号。

图 3 中的仿真曲线表示 RLM 算法在一阶 AR 模型对系数阵  $\mathbf{F}(1)$  进行估计时, 系数矩阵中的 (2,2) 元素实部与虚部的收敛过程。仿真说明: 在 RLM 算法的开始阶段由于初始化时设定的误差较大, 因此抑制函数  $\rho(\bullet)$  的阈值  $\xi$  与  $\Delta$  也较大, 从而使开始阶段的 Kalman 增益较高。但随着抑制函数在大误差下的非线性收敛, 使得 Kalman 增益迅速降低, 约 150 个样值后就基本收敛到均值。

图 4 仿真曲线是改进型 RLM 算法与 RLS 算法在估计参数阵  $\mathbf{F}(1)$  的 (2,2) 元素收敛速度比较。通过仿真可以看出: 初始阶段 RLS 算法的收敛持续时间大约是 400 样值左右, 而改进型 RLM 算法的收敛持续时间大约是 150 样值左右。

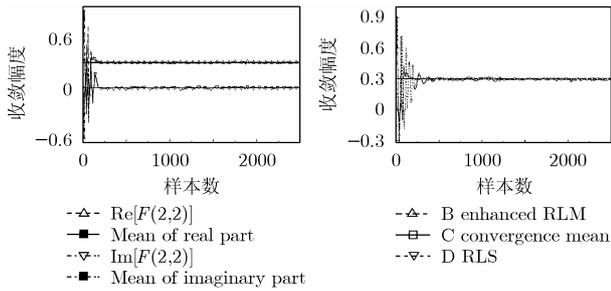


图 3 RLM 算法,  $F(1)$  阵的 (2,2) 元素实部与虚部的估计

图 4 RLM 与 RLS 估计参数阵  $F(1)$  的 (2,2) 元素收敛速度比较

图 5 中的仿真曲线是改进后的 RLM 算法与 RLS 算法在 1000, 1100 及 2000 样值处出现大脉冲噪声干扰时收敛速度的比较, 其中大脉冲噪声功率  $\sigma_v^2$  是信道内噪声功率  $\sigma_w^2$  的 200 倍。

仿真说明: 在出现大脉冲干扰的情况下, RLM 由于采用了抑制函数使得冲激幅度小于 RLS 算法, 并且 Kalman 增益收敛很快, 约 15 个样值后系数矩阵  $F(1)$  就收敛了。而 RLS 算法由于没有抑制功能, 使得在 1000 样值时误差迅速上升, 由于在 1100 样值时仍没有完全收敛, 这时又出现一个大脉冲干扰时, 前后误差叠加在一起使误差继续加强。

图 6 表示在采用并行信道估计时, 时变信道第一径的非零均值响应的实部  $\text{Re}[\hat{h}(0)]$  的变化情况, 其中 AR 系数阵的估计采用改进型 RLM 算法, 而对信道冲激响应的估计分别采用标准的 Kalman 滤波器以及改进型 Kalman 滤波器。

仿真说明: 在 1000, 1100 及 2000 样值出现大脉冲的情况下, 由于估计 AR 系数阵的 RLM 算法已经对大脉冲进行抑制, 从而使待估的系数矩阵  $F(1)$  并未受太大影响, 但是大脉冲噪声会对 Kalman 滤波器的估计误差造成影响。对于标准的 Kalman 滤波器, 由于对噪声没有抑制功能, 会导致待估的冲激响应均值迅速上升, 而对于改进型 Kalman 滤波器, 由于抑制因子  $\eta(\cdot)$  的作用, 使得冲激响应上升幅度不大。图 5 中可以看出标准 Kalman 滤波器的收敛速度约 50 样值, 而改进型 Kalman 滤波器收敛速度约 25 样值。

为了统计窗口长度  $N_w$  对噪声功率的影响, 分别进行 4 次独立的仿真。图 7 表示 30dB 信噪比下, 在 1000, 1300, 1600, 2000 样值点出现大脉冲噪声时, 误差功率收敛速度比较, 各点的大脉冲噪声对应的窗口长度  $N_w$  依次为 15, 9,

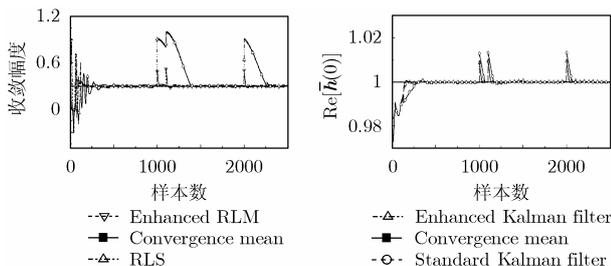


图 5 在大脉冲干扰下,  $F(1)$  阵的 (2,2) 元素收敛速度比较

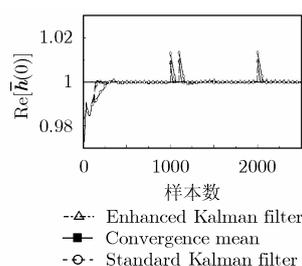


图 6 大干扰下, 两种 Kalman 算法估计  $\text{Re}[\hat{h}(0)]$  收敛比较

5, 0。从图中可以看出:  $N_w$  取值越大, 整个窗口内的样值越多, 就可以使平均误差越小, 通过抑制函数的非线性收敛就可以使信噪比迅速恢复。

图 8 表示 RLM 与 RLS 算法在 30dB 信噪比,  $N_w=9$  时, 随着大脉冲噪声发生概率的增加, 两种算法的整体平均误差功率的变化曲线。其中纵轴表示平均误差功率与信号功率的比值 (dB)。从图中可以看出, 随着大脉冲出现概率的增加, 改进后的 RLM 算法在收敛过程中的平均误差功率上升比较缓慢, 而 RLS 算法的平均误差功率则快速上升。

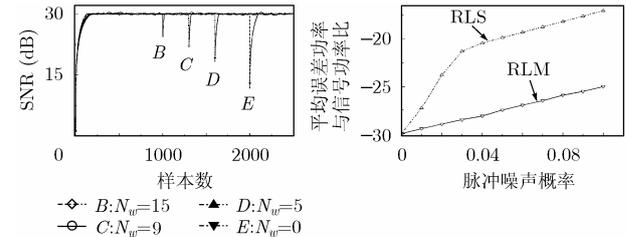


图 7 不同窗口长度  $N_w$  下, SNR 收敛速度比较图

图 8 大脉冲发生概率与两种算法平均误差功率之间关系

### 9 结束语

本文针对脉冲噪声环境下估计信道的 RLM 算法和 Kalman 滤波算法进行了改进, 改进后的算法可以通过抑制因子对不利的大脉冲噪声进行抑制, 增强自适应滤波器的抗干扰能力。通过仿真证明采用改进型算法在估计信道时, 具有很强的抗脉冲干扰能力。

### 参考文献

- [1] Koike S. Adaptive threshold nonlinear algorithm for adaptive filters with robustness against impulsive noise. *IEEE Trans. on Signal Process*, 1997, 45(9): 2391-2395.
- [2] Weng J F and Leugn S H. Adaptive nonlinear RLS algorithm for robust filtering in impulse noise. *Proce. of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS'97, Hong Kong*, 1997: 2337-2340.
- [3] Zou Y, Chan S C, and Ng T S. A robust M-estimate adaptive filter for impulse noise suppression. *IEEE Proc. Vision, Image and Signal Processing*, 2001, Vol.148: 289-294.
- [4] Haykin S. *Adaptive Filter Theory*. Publishing House of Electronics Industry (Printice-Hall), 1998.
- [5] Tsatsanis M K, Giannakis G B, and Zhou G. Estimation and equalization of fading channels with Random coefficient. *Signal Processing*, 1996, 53: 211-229.

王东昱: 男, 1974 年生, 博士生, 研究领域为无线信道的码间干扰及信道估计。  
 张欣: 男, 1975 年生, 博士, 副教授, 主要研究领域为无线通信自适应调制编码。  
 杨大成: 男, 1951 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为移动通信系统的理论和实现、移动通信系统的知识产权问题。