

衰落信道下自适应卡尔曼异步 IC 多用户检测器

高维廷, 李 辉

(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710129)

摘 要: 针对单一串行干扰消除(SIC)算法与并行干扰消除(PIC)算法在进行多用户检测(MUD)时的判决误差扩散问题,研究了强多址干扰(MAI)情况下直接序列扩频码分多址(direct sequence spread spectrum code division multiple access, DS-CDMA)系统中的干扰消除多用户检测算法. 结合自适应卡尔曼算法提出了一种适于衰落信道的级联结构 K-AIC 多用户检测算法. 所提算法实现了对时变多径衰落信道的全面跟踪,能够在干扰消除检测过程中避免判决误差扩散,达到抑制 MAI 的目的. 仿真结果表明,所提算法具有更好的收敛性、动态跟踪能力及算法精度,是一种有效的干扰消除多用户检测算法.

关 键 词: 码分多址; 串行干扰消除; 并行干扰消除; 多用户检测; 卡尔曼滤波; 多址干扰

中图分类号: TN 911.4

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2014)07-0949-06

Adaptive Kalman Asynchronous IC Multi-user Detector for Fading Channel

GAO Wei-ting, LI Hui

(School of Electronic & Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China. Corresponding author: GAO Wei-ting, E-mail: xiao_gao_123@hotmail.com)

Abstract: In order to solve the problem of multi-user detection (MUD) judgment error diffusion of single successive interference cancellation (SIC) and parallel interference cancellation (PIC) algorithm, the interference cancellation algorithm of direct sequence spread spectrum code division multiple access (DS-CDMA) system was studied under condition of strong multiple access interference (MAI). A K-AIC cascade structure algorithm which combined with adaptive Kalman algorithm was proposed for the fading channel. The time-varying channel could be fully tracked by the proposed algorithm, and the detection error diffusion in detection process was able to be avoided. In addition, the purpose of MAI suppression was achieved. Simulation results showed that the proposed algorithm is of better convergence, dynamic tracking ability and algorithm precision, therefore, it is an effective interference cancellation MUD algorithm.

Key words: CDMA (code division multiple access); SIC (successive interference cancellation); PIC (parallel interference cancellation); MUD (multi-user detection); Kalman filter; MAI (multiple access interference)

干扰消除多用户检测器由多级组成,在接收端估计每一用户的多址干扰(MAI),在接收信号中消除 MAI,包括串行干扰消除(SIC)、并行干扰消除(PIC)及级联干扰消除(IC). SIC对多个用户进行数据判决,逐步减去最大功率用户干扰,再估计判决后的每一级用户信源,在

接收端用估计结果恢复与重构接收信号的负载信息. 但该过程需优先处理大功率用户信号,不断对用户按负载功率进行由小到大排序^[1],排序出错将导致后续各级出现大功率用户对弱功率用户的湮没. SIC对弱功率用户信号检测性能较好,但容易降低用户检测性能. PIC在每一级

收稿日期: 2013-01-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61171155); 陕西省自然科学基金资助项目(2012JM8010); 西北工业大学博士论文创新基金资助项目(CX201215).

作者简介: 高维廷(1984-),男,陕西西安人,西北工业大学博士研究生; 李 辉(1968-),男,陕西西安人,西北工业大学教授,博士生导师.

同时检测所有用户^[2],以第 $m-1$ 级判决估计值生成 MAI,于第 m 级中,将前级的 MAI 从接收信号中完全消去^[3].若前级估计出错,将导致判决误差扩散及干扰功率增大等问题^[4].任一串并级出错,都将增加系统中干扰并造成判决误差扩散,影响系统性能^[5].当功控不理想时,PIC 劣于 SIC,反之 PIC 优于 SIC.IC 以相同方式对所有用户进行多次分阶段迭代运算,可有效避免判决误差扩散,但复杂度高且收敛慢.作为一种线性最小方差准则下的最佳估计算法,Kalman 算法可对系统进行无偏估计,为多用户检测(MUD)建立状态空间模型.该算法采用最优滤波自适应估计最佳判决向量,在状态滤波的同时在线估计未知噪声的统计特性^[6],使 MUD 算法快速有效收敛于特定用户,提高算法动态跟踪性能.本文将 Kalman 算法应用于 IC 检测器,通过对信道的实时估计抑制各级判决误差的产生及扩散,以确保检测器的多用户检测精度.

1 多用户检测系统信号模型分析

在一个复合噪声激励下的异步 DS-CDMA 系统中,设系统传输符号长为 $2P+1$ 、系统时间序列为 $\{-P, \dots, -1, 0, 1, \dots, P\}$,令 K 个用户异步发送信号,用户等效信道响应最大阶数为 P ,以用户 1 为期望用户,对各用户独立扩频加噪后进行杂序扩频再处理并按顺序分别相加,所有用户经双扩频后采用 S 进制传输异步发送信号,用户 k 的 S 进制信号为 $S = \{s_{k,0}, s_{k,1}, \dots, s_{k,S-1}\}$,发送数据 $\{b_k(i)\}$ 在 $t \in [iT, (i+1)T]$ 对不同用户序号 k 与 $i(k \neq i)$ 相互独立分布,各用户扩频结果经 Kalman 单元^[7]进行自适应滤波处理后,信号模型输出为

$$y_k = \int_0^T r(t) s_k(t) dt = A_k b_k(i) + \sum_{i=1, i \neq k}^K A_i b_i \rho_{ik} + n_k(t). \quad (1)$$

其中: $b_k(i) \in \{-1, +1\}$; $\rho_{ik} = T^{-1} \int_0^T s_i(t) s_k(t) dt$ 为扩频码间互相关系数; $s_k(t)$ 为用户 k 的特征波形($\|s_k\|^2 = \int_0^T s_k(t) dt = 1$); $n_k(t) = T^{-1} \int_0^T n(t) s_k(t) dt$ 为 AGWN 相关输出; T 为比特间隔; A_k 为信号幅度.

常规 MUD 算法视 MAI 为背景噪声,对系统匹配滤波输出判决得 $\hat{b}_k = \text{sgn}(y_k)$,这会降低系统容量,增加误码率.当 $t \notin [0, T]$ 时, $s_k(t) = 0$,且 $\int_0^T s_k^2(t) dt = 1$.则用户 k 的特征波形为

$$s_k(t) = \sum_{l=0}^{N-1} s_{k,l} P_{T_C}(t - lT_C). \quad (2)$$

其中: N 为扩频处理增益; $s_{k,l}$ 为用户归一化扩频序列($\pm 1/\sqrt{N}$); $l = \{-L, L\}$, L 为扩频序列周期; P_{T_C} 为周期为 T_C 的矩阵码片($T_C = T/N$),且 $P_{T_C}|_{t \in [0, T_C]} = 1/\sqrt{T_C}$.将用户 k 的系统噪声 $e_k(t)$ 等效为 $n_k(t)$ (零均值,双边带功率谱密度为 σ^2 W/Hz, σ^2 为噪声方差)与色噪声 $\zeta_k(t)$ 之和:

$$e_k(t) = n_k(t) + h_k \zeta_k(t). \quad (3)$$

其中: $e_k(n, i) = e(nL + i)$ 为复合噪声序列; $\zeta_k(t)$ 为零均值色噪声; h_k 为色噪声强度.

自适应调制滤波后的信号,将接收信号建模为

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \left\{ \sum_{i=-\infty}^{\infty} [A_k b_k(i) s_k(t - iT - \tau_k) + p_k(t - iT - \tau_k)] \cos(\omega_{Ck} t) + e_k(t) \right\}. \quad (4)$$

其中: p_k 为扩频波形(± 1); τ_k 为用户 k 的延迟; ω_{Ck} 为自适应权向量.

通常直扩系统中,用户扩频序列周期等于相应符号周期,当扩频序列周期大于符号周期时,结合长扩频序列推广:将 L/N 定义为 Q ,且 $Q > 1$,用 $s_{k,(i)_Q}(t - iT - \tau_k)$ 代替 $s_k(t - iT - \tau_k)$,式(4)所示信号模型为

$$s_{k,(i)_Q}(t) = \sum_{l=0}^{N-1} s_{k,[i/Q]N+l} P_{T_C}(t - lT_C). \quad (5)$$

其中: $(i)_Q$ 为 $i \bmod Q$ 运算; $[\bullet]$ 为底函数.

用户 i 与 k 时移特征波形互相关矩阵 $\mathbf{R}(l)$ 为

$$\mathbf{R}_{i,k}(l) = \int_{-\infty}^{\infty} s_i(t - \tau_i) s_k(t + lT - \tau_k) dt, \quad (6)$$

且 $\mathbf{R}(l)|_{l \notin [-1, 0, 1]} = 0$, $\mathbf{R}_{i,k}(l) \triangleq \rho_{ik}(l)$.一个码元间隔 T 内由 $\mathbf{R}(-l) = \mathbf{R}^T(l)$, $\mathbf{R} = E[\mathbf{p}\mathbf{p}^T]$, $\mathbf{p} = \mathbf{L}^{-1}[\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_L]^T$,可得 L 维异步系统基带接收信号向量 $\mathbf{r} = \mathbf{A}\mathbf{b}\mathbf{s} + \mathbf{e}$ (\mathbf{e} 为零均值协方差)及输出向量 $\mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{n}$ ($E[\mathbf{n}\mathbf{n}^T] = \sigma^2 \mathbf{R}$).当 $\max\{\tau_k\} \leq T$ 时,在任意一传输间隔内估计用户比特符号,系统等效为一拥有 $2K-1 \leq L$ 个用户的同步系统,且各用户的扩频码线性无关.

2 K-AIC 级联算法

AIC 算法在任意时刻根据增体变量最新信息确定运算是否继续,无需等待数据输入.该算法在串行格局上充分利用并行计算,易实现.

2.1 Kalman 检测准则

Kalman 算法采用最优滤波自适应估计判决向量 $\mathbf{c}_k(i)$.设 $\mathbf{c}_k(i)$ 的自适应更新部分为 ω_{Ck} ,最

佳判决向量 \mathbf{c}_{opt} 的权向量为 $\boldsymbol{\omega}_{\text{opt}}$, $\{\mathbf{c}_k(i)\}_{i=0}^{L-1}$ 为长 L 的扩频码, $g_k(i)$ 为等效信道响应, $\mathbf{e}_{\text{opt}}(k)$ 为复合噪声向量, R 为符号相干长度, 则用户 1 的过程方程与观测方程分别为

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{opt}}(k+1) = \boldsymbol{\omega}_{\text{opt}}(k), \quad (7)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{d}^T(k) \boldsymbol{\omega}_{\text{opt}}(k) + \mathbf{e}_{\text{opt}}(k). \quad (8)$$

动态系统过程方程与观测方程分别为

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k+1, k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{e}_{\text{opt}}(k), \quad (9)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}(k) \mathbf{x}(k) + \mathbf{e}_2(k). \quad (10)$$

其中: $\mathbf{d}^T(k)$ 为 $R-1$ 维行向量; $\mathbf{x}(k)$ 为系统 k 时刻的 $L \times 1$ 状态向量; $\mathbf{F}(k+1, k)$ 为 $L \times L$ 状态转移矩阵 \mathbf{I} ; $\mathbf{e}_{\text{opt}}(k)$ 为 $L \times 1$ 状态向量的过程噪声向量; $\mathbf{y}(k)$ 为系统 k 时刻 $R \times 1$ 状态观测向量; $\mathbf{C}(k)$ 为 $R \times L$ 测量矩阵; $\mathbf{e}_2(k)$ 为测量矩阵误差; $R = [(L+P-1)/L]$; $\mathbf{e}_{\text{opt}}(k)$ 恒为零.

将 $\mathbf{y}(k)$ 变为矢量 $\mathbf{y}(k)$, $\mathbf{C}(k)$ 简化为 $R-1$ 维行向量 $\mathbf{d}^T(k)$, 则经信道衰落后的扩频码为

$$d_k(i) = c_k(i) * g_k(i) = \sum_{p=0}^{P-1} g_k(p) c_k(i-p). \quad (11)$$

基带信号在第 k 个符号周期的第 i 个采样为

$$\mathbf{x}(k, i) = \mathbf{x}(kL+i) = \sum_{k=1}^K \sum_{r=0}^{R-1} A_k d_k(r, i) b_k(k-r). \quad (12)$$

第 k 个符号周期的 L 个采样为 $L \times 1$ 阶矩阵:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A} d_1 b(k) + \mathbf{D}_{\text{int}} \mathbf{d}_{\text{int}}(k) + \mathbf{e}(k). \quad (13)$$

其中: \mathbf{D}_{int} 为干扰矩阵; \mathbf{d}_{int} 为相应干扰符号向量.

对用户 1 及判决向量 $\mathbf{f}(k)$, MUD 模型为 $\hat{b}_1(k) = \text{sgn}(\langle \mathbf{f}(k), \mathbf{x}(k) \rangle)$, 以 $K[1, 0] = \mathbf{I}$, 迭代次数 $n=1, 2, \dots$ 为初始条件^[8], 迭代计算:

$$\left. \begin{aligned} g(n) &= K[n, n-1] \mathbf{d}(n) \{ \mathbf{d}^H(n) K[n, n-1] \mathbf{d}(n) + \xi_{\min} \}^{-1}, \\ K[n+1, n] &= K[n, n-1] - g(n) \mathbf{d}^H(n) K[n, n-1], \\ \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{opt}}(n) &= \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{opt}}(n-1) + g(n) \{ \mathbf{y}(n) - \mathbf{d}^H(n) \times \\ &\quad \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{opt}}(n-1) \}, \\ \xi_{\min} &= \text{cov} \{ \mathbf{e}_{\text{opt}} \} = \mathbf{F}(\mathbf{e}_{\text{opt}}^2[n]) = \mathbf{A}_1^2 + \boldsymbol{\varepsilon}_{\min}, \\ \mathbf{c}_{\text{opt}}(n) &= \mathbf{S}_1 - \mathbf{C}_{1,n} \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{opt}}(n). \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中: ξ_{\min} 为用户 1 最小平均输出能量; $\boldsymbol{\varepsilon}_{\min}$ 为最优判决向量的最小均方误差; \mathbf{S}_1 为用户 1 的 S 进制接收信号; $g(n)$ 为 MUD 迭代值; $K[\bullet]$ 为迭代系数; $\mathbf{c}_{\text{opt}}(n)$ 为用户 1 测量值矩阵.

因此, 用户 1 的动态系统方程为

$$\boldsymbol{\omega}_1(k) = \boldsymbol{\omega}_1(k-1) + \Delta \boldsymbol{\omega}_1(k-1), \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{F}^H(k) \boldsymbol{\omega}_1(k) + \boldsymbol{\varepsilon}(k). \quad (16)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{d}_k^H \mathbf{x}(k)$ 为观测向量; \mathbf{d}_k 为有效特

征波形向量; $\mathbf{F}^H(k) = \mathbf{x}^H(k) \mathbf{U}_{\text{null}}$ 为观测矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}(k) = \mathbf{c}_{\text{opt}}^H \mathbf{x}(k)$ 为观测噪声矩阵.

式(15), 式(16)所示模型, 可用 Kalman 算法准确估计出 \mathbf{c}_{opt} 的自适应更新部分 $\boldsymbol{\omega}_1(k)$, 作为用户 1 的抽头权向量. 由于用户数、噪声统计特性及用户负载功率均是时变量, 标准 Kalman 滤波算法会出现滤波或发散及精度低等问题^[9], 因此 K-AIC 算法的 Kalman 检测准则如下:

$$\left. \begin{aligned} \boldsymbol{\omega}_1(n) &= \boldsymbol{\omega}_1(n|n-1) + \mathbf{K}(n) \boldsymbol{\delta}(n), \\ \boldsymbol{\delta}(n) &= \hat{\mathbf{x}}(n) - \mathbf{F}^H(n) \boldsymbol{\omega}_1(n|n-1) - \mathbf{r}(n-1), \\ \boldsymbol{\omega}_1[n|n-1] &= \boldsymbol{\omega}_1[n-1] + \mathbf{q}[n-1]; \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{q}(n) &= (\mathbf{I} - \mathbf{d}_{n-1}) \mathbf{q}(n-1) + \\ &\quad \mathbf{d}_{n-1} [\boldsymbol{\omega}_1(n) - \boldsymbol{\omega}_1(n-1)], \\ \mathbf{K}(n) &= \mathbf{P}(n|n-1) \mathbf{F}(n) [\mathbf{F}^H(n) \mathbf{P}(n|n-1) \mathbf{F}(n) + \\ &\quad \mathbf{R}(n-1)]^{-1}; \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{P}(n|n-1) &= \mathbf{P}(n-1) + \mathbf{Q}(n-1), \\ \mathbf{P}(n) &= [\mathbf{I}_R - \mathbf{K}(n) \mathbf{F}^H(n)] \mathbf{P}(n|n-1), \\ \mathbf{r}(n) &= (\mathbf{I} - \mathbf{d}_{n-1}) \mathbf{r}(n-1) + \\ &\quad \mathbf{d}_{n-1} [\hat{\mathbf{x}}(n) - \mathbf{F}^H(n) \boldsymbol{\omega}_1(n|n-1)]; \\ \mathbf{Q}(n) &= (\mathbf{I} - \mathbf{d}_{n-1}) \mathbf{Q}(n-1) + \\ &\quad \mathbf{d}_{n-1} [\mathbf{K}(n) \boldsymbol{\delta}(n) \boldsymbol{\delta}^T(n) \mathbf{K}^T(n) + \\ &\quad \mathbf{P}(n) \mathbf{P}(n-1)]. \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

其中: $\mathbf{d}_{n-1} = (1-\beta)/(1-\beta^n)$, $\beta(0 < \beta < 1)$ 为遗忘因子.

2.2 串并行检测单元及 AIC 级联处理实现

K-AIC 检测器的串行单元每一级包含一个串行单元和一个自适应 Kalman 滤波干扰消除单元, 可自适应消除单元权重, 有效地跟踪信道变化. 用户 k 滤波器实际输出向量为 \mathbf{y}_k , 则

$$\mathbf{v}(k) = \mathbf{d}(k) - \boldsymbol{\omega}^H(k) \mathbf{u}(k), \quad (21)$$

$$\boldsymbol{\omega}(k+1) = \boldsymbol{\omega}(k) + \mu \mathbf{u}(k) * \mathbf{v}(k). \quad (22)$$

其中: $\mathbf{v}(k)$ 为输入向量; $\mathbf{u}(k)$ 为输入能量向量; $\mathbf{d}(k)$ 为期望响应向量; μ 为步长参数.

串行单元双扩频处理后采用 S 进制传输异步发送信号的扩频码为 $\mathbf{S}_k = [s_{k,0}, \dots, s_{k,K-1}]^T$, 第 m 级用户 k 信号输出为 $b_m(k) = \text{sign}[\mathbf{S}_k^T \mathbf{v}_m(k)]$, 最强用户为 $r_{\max}(t) = \arg \max_{m \leq k \leq K} \{ |\mathbf{S}_k^T \mathbf{v}_m(k)| \}$ 在第 m 级 $\mathbf{v}_m(k) = \mathbf{r}(t)$, $b_m(k)$ 输出为

$$\mathbf{v}_{m+1}(k) = \mathbf{v}_m(k) - \boldsymbol{\omega}_m(k) b_m(k) \mathbf{S}_m^T(k). \quad (23)$$

经自适应 Kalman 滤波单元调整检测权重:

$$\boldsymbol{\omega}_m(k+1) = \boldsymbol{\omega}_m(k) + 2\mu \mathbf{v}_{m+1}(k) b_m(k) \mathbf{S}_m^T(k). \quad (24)$$

图 1 为 K-AIC 检测器串行处理单元单级

结构.

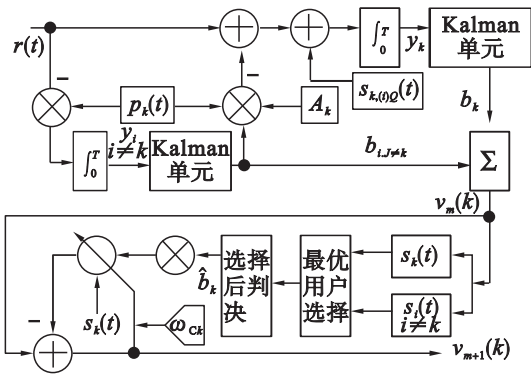


图 1 K-AIC 检测器串行检测处理单元
Fig. 1 The SIC unit of K-AIC detector

用户信号经并行处理后的接收信号向量为

$$r(t) = S(t, Q)P(t, Q) + e. \quad (25)$$

其中: Q 为 $K \times (2P + 1)$ 维信息矩阵边界条件, 表示 q_1, q_2, \dots, q_k 的映射, 元素 (k, i) 为 $q_k(i)$, 则

$$\left. \begin{aligned} S(t, Q) &= \sum_i \sum_{k=1}^K s_{k, q(i)}(t - iT - \tau_k), \\ P(t, Q) &= \sum_i \sum_{k=1}^K p_{k, q(i)}(t - iT - \tau_k), \\ r &= \sum_i \sum_{k=1}^K A_k b_k^{(i)} s_k p_k + e_i. \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

第 m 级数据比特 b 估计及第 $m + 1$ 级信息比特为

$$\begin{aligned} \hat{b}(m) &= [\hat{b}_1(m), \hat{b}_2(m), \dots, \hat{b}_K(m)]^T, \\ \hat{b}_k(m+1) &= \arg \left\{ \max_{q_k \in \{+1, -1\}, q_i = b_k(i), \forall i \neq k} [2y^T b - b^T H b] \right\} = \\ &= \text{sgn}[z_k(m)]. \end{aligned} \quad (27)$$

其中: $z_k(m) = y_k - \sum_{i \neq k} \hat{b}_i(m) h_{ki}$ 为第 m 次统计结果; $h_{ki} = \int_0^T s_k(t) p_k(t) s_q(t) p_q(t) dt$ 为互相关矩阵

H 的元素.

K-AIC 检测器并行单元选择特定幅度、延迟及相位使相应扩频序列对检测到的数据码字进行二次调制, 再去除二次调制信号, 消去 MAI, 然后从接收信号中恢复有效数据. 图 2 为 K-AIC 并行单元单级结构, 由 $E\{nn^T\} = \sigma^2 R$ 得 $y_k = \int_0^T r(t) s_k(t) p_k(t) dt$, 则并行单元第 $m + 1$ 级 b 的判决向量为

$$\begin{aligned} \hat{b}(m+1) &= \text{sgn}[z(m)] = \\ &= \text{sgn}[y - (H - E)\hat{b}(m)]. \end{aligned} \quad (28)$$

其中: $z(m) = [z_1(m), \dots, z_K(m)]^T$; $\text{diag}\{E\} = \{E_1, \dots, E_K\}$.

综上所述, 输出向量为

$$y = Hb + e = Eb + I(b) + e. \quad (29)$$

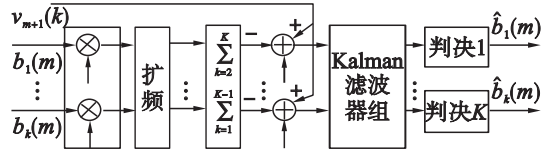


图 2 K-AIC 检测器并行检测处理单元
Fig. 2 The PIC unit of K-AIC detector

其中, $I(b)$ 为系统 MAI 矢量, 且 $I(b) = (H - E)b$.

则 K-AIC 检测器第 $m + 1$ 级 b 的判决向量为

$$\begin{aligned} \hat{b}(m+1) &= \text{sgn}[z(m)] = \\ &= \text{sgn}[Eb + I(b) - I(\hat{b}(m)) + e]. \end{aligned} \quad (30)$$

K-AIC 检测器通过第 m 级 b 的估计值对 MAI 重新估计, 从 y 中消除被重新估计的 MAI 分量, 得第 $m + 1$ 级 b 的估计值. 当无新用户信息加入时, 检测终止.

3 仿真分析

系统中, 每个用户在每一仿真步长 (1 s) 内发送一个码元, 用 $K = 100$ 个 $P = 31$ 的 m 序列分别对 K 个用户扩频加噪并按序相加, 在接收端用相同 m 序列分别对码元解扩, 再积分判决, 完成码元恢复, 码元个数等于发送时间. 设最弱功率用户每一信息比特能量为 $A_k^2 T/2$, 扩频增益 $N = 31$, 采用 BPSK 调制, 步长 $\mu = 0.0005$, 采样速率为码片速率, 最大功率差 9 dB. 在迭代 600 次时加入 25 个等差功率干扰用户, 在迭代 1 200 次时将全部干扰用户及 10 个原有用户撤出. 设用户 k 等效能量为 $e_k(\sigma)$, 则误码率为 $P_k(\sigma) = Q \times [e_k(\sigma)/\sigma^2]^{1/2}$, 系统第 n 步迭代输出信干比 (SIR) 为

$$\begin{aligned} \text{SIR} &= \frac{E^2 \{c_{\text{optk}}^T(n)r\}}{\text{var} \{c_{\text{optk}}^T(n)r\}} = \\ &= \frac{\|A_k(c_{\text{optk}}^T(n)p_k)\|^2}{\sum_{k=2}^K \|A_k(c_{\text{optk}}^T(n)p_k)\|^2 + \sigma^2 \|c_{\text{optk}}^T(n)c_{\text{optk}}(n)\|}. \end{aligned} \quad (31)$$

由图 3 所示, 三种算法的 SIR 曲线在干扰加入后均出现突降, K-AIC 与 PIC 的 SIR 曲线在干扰未撤出时快速恢复, 干扰撤出后以高信干比达到稳定, SIC 的 SIR 曲线在干扰区内始终处于最低水平, 干扰撤出后未收敛. 说明 K-AIC 收敛性及动态环境多用户跟踪能力明显高于单一的 PIC 及 SIC 算法.

由图 4 可看出: SIC 与 PIC 算法的剩余输出能量 (EOE) 在干扰加入时均出现突变性扰动, SIC 算法的 EOE 值在干扰撤出后虽恢复衰减, 但

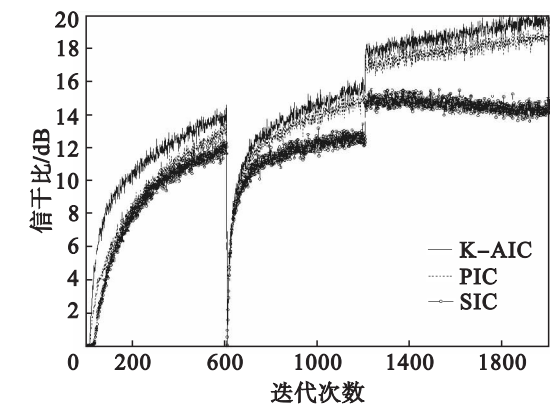


图 3 算法信干比性能对比分析
Fig. 3 The SIR performance comparison analysis

始终高于 0.1 dB. K - AIC 算法的 EOE 值始终呈现稳定快速衰减,在干扰加入后始终低于 0.05 dB,在检测后期已接近理论值 0. 因 EOE 定义为 MUD 算法为达到单用户误码性能,用户信号经传输后的剩余能量,即剩余能量输出衰减越迅速稳定,系统性能越稳定. 这说明 K - AIC 在复杂环境下具有快衰减的剩余能量性能,且剩余能量无大的波动,具有更好抗干扰性能.

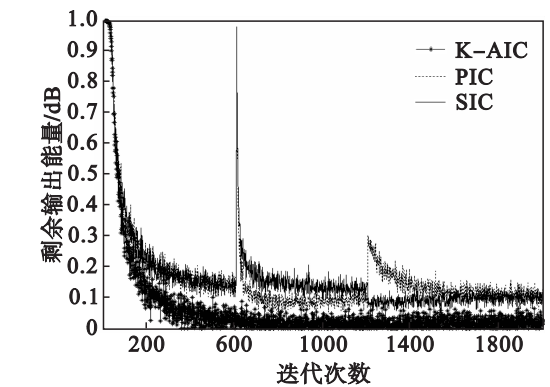


图 4 算法剩余输出能量性能对比分析
Fig. 4 The EOE performance comparative analysis

如图 5,图 6 所示:K - AIC 算法的误码率 (BER) 曲线在检测中始终呈现快速稳定下降,且

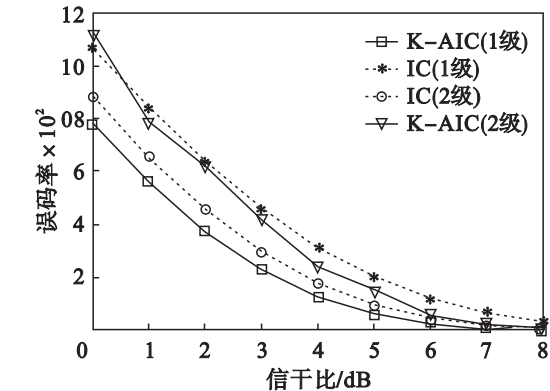


图 5 K - AIC 算法与 IC 算法多用户 BER 性能分析
Fig. 5 The multi-user BER performance analysis

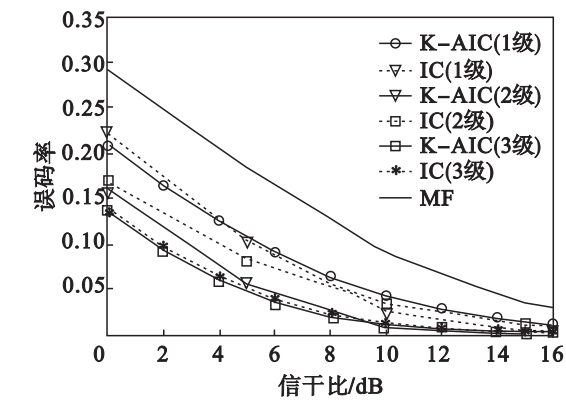


图 6 最弱功率用户 BER 性能分析
Fig. 6 The BER performance of the weakest power user

第 1 级与第 2 级的 BER 值始终低于 IC 算法. 对最弱功率用户的 BER 性能,始终优于 IC 算法. 这说明 K - AIC 具有更好的多用户检测性能及抗干扰能力.

如图 7 所示:在相同训练序列 500 次实验中, K - AIC 算法的误差平方均值曲线始终低于 IC 算法且稳定收敛, IC 算法的误差平方均值曲线始终无法稳定收敛. 这说明 K - AIC 算法的检测精度更高.

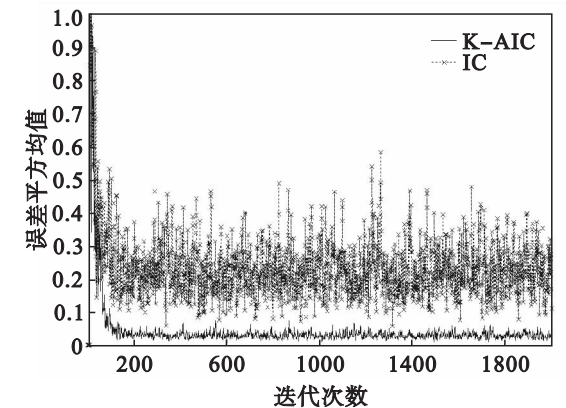


图 7 500 次实验的误差平方均值曲线
Fig. 7 The error mean square curves of 500 experiments

4 结 论

本文提出的 K - AIC 多用户检测器可全面跟踪复杂环境时变信道,消除多址干扰且不增加通信系统背景噪声,有效抑制多址干扰. 检测无需对异功率用户信号排序,避免了 SIC, PIC 及 IC 算法因中间环节判决出错造成的判决误差扩散,提高了检测精度和稳定性. 仿真结果表明,该检测器在算法误码性能、收敛性、复杂动态环境跟踪能力及精度控制方面均优于 SIC, PIC 及 IC 算法. 因此,

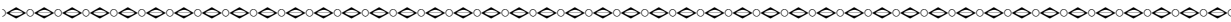
本文提出的衰落信道下的自适应 Kalman 滤波异步 AIC 级联结构多用户检测器是一种有效的移动通信系统干扰抑制方案.

参考文献:

[1] Jalali S, Khalaj B K. Power control for multi-rate DS-CDMA system with imperfect successive interference cancellation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2008, 57(1): 600 – 603.

[2] Hsieh Y T, Wu W R. Adaptive parallel interference cancellation for CDMA systems—a weight selection and filtering scheme[J]. *Signal Processing*, 2011, 91: 1 – 14.

[3] Deepthy G S, Susan R J. Analysis of successive interference cancellation in CDMA systems [C]//IEEE Advanced Computing & Communication Technologies. Rohtak, 2012: 481 – 485.



(上接第 920 页)

3 结 论

本文阐述了一种大压缩量下组织应变估计方法. 由于大压缩量会导致组织产生不可忽视的横向位移,使得光流法不能准确地估计组织纵向位移和应变. 为了消除上述去相关因素的影响,本文在运动估计之前,利用基于解析信号的二维压缩扩展方法对图像进行大尺度的运动补偿,能显著地消除横向位移带来的去相关影响,克服了光流法只能估计微小位移的缺点. 最后通过有限元仿真方法,将仿真结果与实验结果进行对比,验证了本文算法的正确性.

参考文献:

[1] Liu K, Zhang P F, Shao J H, et al. A 2D strain estimator with numerical optimization method for soft-tissue elastography [J]. *Ultrasonics*, 2009, 49(8): 723 – 732.

[2] Petrank Y, Huang L, O’ Donnell M. Reduced peak-hopping artifacts in ultrasonic strain estimation using the Viterbi algorithm [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2009, 56(7): 1359 – 1367.

[3] Foroughi P, Rivaz H, Fleming I N, et al. Tracked ultrasound elastography (TrUE) [C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 9 – 16.

[4] Babekir E I. Optical CDMA serial interference cancellation: first cancellation stage [C]//Computing in the Global Information Technology. Gosier, 2007: 26 – 30.

[5] Hanuliak I, Hanuliak P. Performance evaluation of iterative parallel algorithms[J]. *Kybernetes*, 2010, 39(1): 107 – 126.

[6] Lei L H, Shi H L. Blind multi-user detector based on adaptive Kalman filter[J]. *Spaceflight Society*, 2009, 30: 1141 – 1145.

[7] Liu T, Zhang L Y, Chen L. Improved blind multiuser detection algorithm based on minimum output energy [J]. *Transaction of Tianjin University*, 2012, 18(6): 450 – 455.

[8] Sun X J, Gao Y, Deng Z L, et al. Multi-model information fusion Kalman filtering and white noise deconvolution [J]. *Information Fusion*, 2010, 11(2): 163 – 173.

[9] Ran C, Deng Z. Self-tuning weighted measurement fusion Kalman filter and its convergence [J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2010, 8(4): 435 – 440.

[4] Zakaria T, Zhao Q, Maurice R L. Optical flow based B-mode elastography; application in the hypertensive rat carotid[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(2): 570 – 578.

[5] Treece G, Lindop J, Chen L, et al. Real-time quasi-static ultrasound elastography[J]. *Interface Focus*, 2011, 1(4): 540 – 552.

[6] Brox T, Malik J. Large displacement optical flow; descriptor matching in variational motion estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(3): 500 – 513.

[7] Chaturvedi P, Insana M F, Hall T J. 2-D companding for noise reduction in strain imaging[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 1998, 45(1): 179 – 191.

[8] Hu X, Li W. Multi-scale optical flow estimation of the video based on gradient optimization [C]//International Congress on Image and Signal Processing (CISP2010). Yantai, 2010: 335 – 339.

[9] Wang K, Xiao P, Feng X, et al. The modified algorithm of image edge features detection based on 2-D discrete Hilbert transform [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012, 41(3): 421 – 427.

[10] Sun D, Roth S, Lewis J P, et al. Learning optical flow [C]//Proceeding of European Conference on Computer Vision. Marseille: Springer-Verlag, 2008: 83 – 87.