

扩频系统中基于 Kalman 滤波的最优干扰抑制技术

李 琳¹, 周文辉², 谭述森¹

(1. 北京环球信息应用开发中心, 北京 100094; 2. 北京系统工程研究所, 北京 100101)

摘 要: 针对扩频系统中的干扰抑制问题, 本文首先将其建模为附加约束的最小化均值输出能量(MMOE)问题, 然后借助正交分解将约束 MMOE 转化为无约束最小均方误差(MMSE), 接着通过选择合适的状态变量、建立合适的状态方程和观测方程得到盲 Kalman 滤波(BKF)算法, 最后分析了 BKF 算法性能. 研究表明: BKF 的收敛性能与输入相关矩阵几乎无关, 能快速跟踪环境变化, 稳态干扰抑制性能逼近最优性能; 明显优于盲最小均方(BLMS)和盲递推最小二乘(BRLS)算法.

关键词: 扩频; 干扰抑制; 最小均值输出能量; 盲最小均方算法; 盲递推最小二乘算法; 盲 Kalman 滤波

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 10-2444-05

The Optimum Interference Suppression Technique Based on Kalman Filtering for Spread Spectrum Systems

LI Lin¹, ZHOU Wen-hui², TAN Shu-sen¹

(1. Beijing Global Information Center, Beijing 100094, China;

2. Beijing Research Institute of Systems Engineering, Beijing 100101, China)

Abstract: In this paper, the interference suppression of spread spectrum systems is treated as constrained minimum mean output energy (MMOE). After an orthogonal decompose procedure for transforming the MMOE problem to unconstrained minimum mean square error (MMSE) one and a construction for state equation and observation equation, and then the blind Kalman filtering (BKF), i.e., absence of a desire signal, is developed and analyzed. The research results indicate that the BKF algorithm is insensitive to variations in the correlation matrix, fast response to the changing environment, and close to level of optimization with iterative operation. Hence, it is superior to the blind least mean square (BLMS) and blind recursive least squares (BRLS) algorithms.

Key words: spread spectrum; interference suppression; minimum mean output energy (MMOE); blind least mean square (BLMS) algorithm; blind recursive least squares (BRLS) algorithm; blind Kalman filtering (BKF)

1 引言

理论上, 可通过提高扩频系统的处理增益来对抗任意强度的干扰; 然而实际中发送机/接收机的复杂性以及可供利用的带宽等诸多因素限制了处理增益的上限; 这样当处于强干扰环境时, 如果不采取干扰抑制处理, 系统性能将会严重恶化^[1~6].

扩频系统中的干扰抑制可归结为最小均方误差(MMSE)准则和约束最小均值输出能量(MMOE)准则下的最优滤波^[7,8]. 与前者对应的自适应算法需要已知期望信号, 故而应用受限. 由后者导出的盲最小均方(BLMS)和盲递推最小二乘(BRLS)算法无需已知期望信号, 但两者的干扰抑制性能与最优性能相去甚远, 而且 BLMS 算法的收敛性能强依赖于输入相关矩阵.

本文首先借助正交分解将约束 MMOE 问题转化为

无约束 MMSE 问题; 然后通过选择合适的状态变量、建立合适的状态方程和观测方程, 得到盲 Kalman 滤波(BKF)算法; 最后分析比较了 BLMS、BRLS 和 BKF 算法性能. 研究表明: BKF 无需已知期望信号, 干扰抑制性能逼近最优性能, 收敛性能与相关矩阵几乎无关, 明显胜出 BLMS 和 BRLS 算法, 可有效改善扩频系统抗干扰性能.

2 预备知识

不妨假定: 扩频系统的接收端与发送端完全同步; 信息调制样式为 BPSK; 每个码元间隔内的码片数目 N 与扩频序列周期 L 相等, 即信息比特被完整的扩频序列调制.

接收端以码片率采样接收信号, 将其分成长度为 N 的数据块, 每个数据块与一个信息比特对应. 第 n 个

数据块矢量为 $\mathbf{r}(n) = \sqrt{P_s}d(n)\mathbf{s} + \mathbf{i}(n) + \mathbf{v}(n)$, 这里 P_s 为扩频信号功率; \mathbf{s} 为归一化扩频矢量(满足 $\mathbf{s}^T\mathbf{s} = 1$); $d(n)$ 为第 n 个信息比特, 等概率取 $\{\pm 1\}$; $\mathbf{i}(n)$ 为干扰, 不失一般性, 假设其均值为零; $\mathbf{v}(n)$ 是零均值, 双边功率谱密度为 $N_0/2$ 的热噪声; 且三者互不相关. 二元假设 $H_0: \mathbf{r}(n) = -\sqrt{P_s}\mathbf{s} + \mathbf{i}(n) + \mathbf{v}(n)$; $H_1: \mathbf{r}(n) = \sqrt{P_s}\mathbf{s} + \mathbf{i}(n) + \mathbf{v}(n)$. 接收端将 $\mathbf{r}(n)$ 通过线性滤波器得到判决变量 $\zeta = \mathbf{w}^T\mathbf{r}(n)$, 判决规则: 若 $\zeta < 0$, 判 H_0 成立; 否则判 H_1 成立. 干扰、热噪声的存在可能导致判决错误.

2.1 最优干扰抑制的数学建模

研究表明: 最优干扰抑制可建模为 MMSE 准则下的最优滤波^[7,8], 即

$$\min E\{[d(n) - \mathbf{w}^T\mathbf{r}(n)]^2\} \quad (1)$$

和约束 MMOE 准则下的最优滤波^[7,8], 即

$$\begin{aligned} \min E\{[\mathbf{w}^T\mathbf{r}(n)]^2\} \\ s. t. \mathbf{w}^T\mathbf{s} = 1 \end{aligned} \quad (2)$$

根据拉格朗日乘法可得约束 MMOE 的最优解为

$$\mathbf{w}_{MMOE} = \frac{(\mathbf{K}_{rr})^{-1}\mathbf{s}}{\mathbf{s}^T(\mathbf{K}_{rr})^{-1}\mathbf{s}} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{K}_{rr} = E[\mathbf{r}(n)\mathbf{r}^T(n)]$ 为滤波器输入的相关矩阵.

最大输出信干噪比 $SINR_M$ 与最小均值输出能量 $\sigma_o^2 = 1/[\mathbf{s}^T(\mathbf{K}_{rr})^{-1}\mathbf{s}]$ 之间的关系为

$$SINR_M = \frac{E^2[\mathbf{w}_{MMOE}^T\mathbf{r}(n)|H_1]}{Var[\mathbf{w}_{MMOE}^T\mathbf{r}(n)|H_1]} = \frac{P_s}{\sigma_o^2 - P_s} \quad (4)$$

直接求解 \mathbf{w}_{MMOE} : (1) 需先验已知干扰、热噪声的统计特性; (2) 需对相关矩阵求逆; (3) 难以应用于统计特性变化的场合. 鉴于这些实际困难, 需研究自适应干扰抑制算法.

注意到 MMSE 的目标函数含发送端的 $d(n)$, 约束 MMOE 不包含该项. 因此, 由约束 MMOE 导出的算法为无需期望信号的盲自适应算法, 回避了自适应算法必须工作在训练模式或者判决反馈模式的尴尬, 应用范围更为广泛.

经典自适应算法大多数针对无约束优化问题, 为此需将约束优化问题转换为无约束优化问题, 而后采用经典自适应算法迭代逼近最优权矢量.

2.2 向无约束 MMSE 的转化

约束优化转化为无约束优化的数学基础是最优化理论中基于(约束矩阵)零空间的正交分解^[9]. 转化步骤为: (1) 对约束矩阵的共轭转置进行奇异值分解(SVD)获得其零空间矩阵; (2) 利用零空间矩阵将满足约束的可行矢量正交分解为一个常矢量与低维无约束

矢量之和.

与约束优化问题的目标函数和约束条件对照可知: 约束 MMOE 中的约束矩阵和增益矢量 \mathbf{e} 分别退化为扩频矢量 \mathbf{s} 和标量 1, 从而满足约束的 \mathbf{w} 可正交分解为^[8]

$$\mathbf{w} = \mathbf{s}(\mathbf{s}^T\mathbf{s})^{-1} + \mathbf{C}\hat{\mathbf{w}} = \mathbf{s} + \mathbf{C}\hat{\mathbf{w}} \quad (5)$$

其中零空间矩阵 \mathbf{C} 可通过对 \mathbf{s}^H 进行 SVD 得到.

这样, 就将约束 MMOE 转化为如下无约束 MMSE^[8]

$$\begin{aligned} \min_{\hat{\mathbf{w}} \in \mathbb{R}^{N-1}} E\{[(\mathbf{s} + \mathbf{C}\hat{\mathbf{w}})^T\mathbf{r}(n)]^2\} \\ = E\{[\mathbf{s}^T\mathbf{r}(n) - \hat{\mathbf{w}}^T[\mathbf{C}^T\mathbf{r}(n)]]^2\} \end{aligned} \quad (6)$$

显然, 就是以 $\mathbf{s}^T\mathbf{r}(n) = \tilde{d}(n)$ 为期望信号, 输入为 $-\mathbf{C}^T\mathbf{r}(n) = \tilde{\mathbf{r}}(n)$ 的维纳滤波.

注意 (1) 期望信号已知, 因为此时的期望信号为两个已知矢量(扩频矢量和输入矢量)的内积; (2) 等效输入的相关矩阵降为 $N-1$ 阶, 互相关矢量降为 $N-1$ 维.

2.3 盲最小均方(BLMS)算法

用 $\mathbf{s}^T\mathbf{r}(n) = \tilde{d}(n)$ 和 $-\mathbf{C}^T\mathbf{r}(n) = \tilde{\mathbf{r}}(n)$ 分别代替 LMS 算法中的期望信号和输入, 再套用文献[9]中关于 LMS 收敛性能、均方误差等现成结论, 可得 BLMS 算法的收敛性能、稳态输出信干噪比为:

(1) 当步长 $\mu \leq 2/[3tr(\mathbf{K}_{rr})]$ 时, 权矢量以均方意义收敛到 \mathbf{w}_{MMOE} ; 收敛性能强依赖于输入相关矩阵的特征值分布; 当特征值扩展很大时, 收敛速度相当慢.

(2) 输出信干噪比的稳态值为

$$SINR_{BLMS}(\infty) = \frac{SINR_M}{(1 + \rho) + \rho SINR_M} \quad (7)$$

这里失调常数 $\rho = \sum_{i=1}^{N-1} [\mu\lambda_i/(2 - \mu\lambda_i)]$, λ_i 为相关矩阵的第 i 个特征值.

上式的详细推导见文献[7], 这里不再赘述. 根据式(7)有: BLMS 稳态输出信干噪比小于 $SINR_M$; 当 $SINR_M \gg 1$, 尤其是 $\rho SINR_M \gg 1$ 时, 其稳态输出信干噪比不超过 $1/\rho$.

2.4 盲递推最小二乘(BRLS)算法

用 $\tilde{d}(n)$ 和 $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ 分别代替 RLS 算法的期望信号和输入, 再套用文献[9,10]中关于 RLS 收敛性能、均方误差等现成结论, 可得 BRLS 算法的收敛性能、稳态输出信干噪比为^[8]:

(1) 权矢量均值收敛到 \mathbf{w}_{MMOE} , 收敛性能与 \mathbf{K}_{rr} 特征值分布无关.

(2) 输出信干噪比的稳态值为

$$SINR_{BRLS}(\infty) = \frac{SINR_M}{(1 + \kappa) + \kappa SINR_M} \quad (8)$$

这里失调常数 $\kappa = \frac{(N-1)(1-\lambda)}{2\lambda - (N-1)(1-\lambda)}$. 通常遗忘因子

$\lambda \approx 1$, 慢自适应过程的 $N(1-\lambda) \ll 1$, 因此 $\kappa \ll 1$.

根据式(8)有: BRLS 的稳态输出信干噪比小于 $SINR_M$; 当 $SINR_M \gg 1$, 尤其是 $\kappa SINR_M \gg 1$ 时, 其稳态输出信干噪比不超过 $1/\kappa$.

尽管 BRLS 算法在收敛性能方面较 BLMS 算法有所改善, 但干扰抑制性能仍然不理想 (稳态输出信干噪比远小于最大值).

3 盲 Kalman 滤波 (BKF)

用 Kalman 滤波解决问题的关键在于选择合适的状态变量, 建立合适的状态方程和观测方程^[5,9]. 根据 2.1 可知: 时不变扩频系统的最优干扰抑制权矢量具有时不变特性, 从而 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n)$ 满足

$$\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n) = \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1) \quad (9)$$

注意到

$$\begin{aligned} \zeta_{MMOE}(n) &= \mathbf{w}_{MMOE}^T(n-1) \mathbf{r}(n) \\ &= \mathbf{s}^T \mathbf{r}(n) + \mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}^T(n-1) \end{aligned} \quad (10)$$

从而有

$$\hat{d}(n) = \tilde{\mathbf{r}}^T(n) \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1) + \zeta_{MMOE}(n) \quad (11)$$

其中 $\hat{d}(n) = \mathbf{s}^T \mathbf{r}(n) - \sqrt{P_s}$, $\tilde{\mathbf{r}}^T(n) = -\mathbf{r}^T(n) \mathbf{C}$, $\zeta_{MMOE}(n) = \zeta_{MMOE}(n) - \sqrt{P_s}$ 是零均值、方差为 $\sigma_\epsilon^2 = \sigma_o^2 - P_s$ 的观测噪声.

式(9)和式(11)就是以 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1)$ 为状态矢量的状态方程和观测方程; 状态转移矩阵为 \mathbf{I} , 状态噪声为 $\mathbf{0}$; 观测矢量退化为标量 $\hat{d}(n)$, 观测矩阵退化为 $N-1$ 维矢量 $\tilde{\mathbf{r}}^T(n)$; 观测噪声 $\zeta_{MMOE}(n)$ 的相关矩阵退化为标量 σ_ϵ^2 . 这样, 状态矢量之线性 MMSE 估计的 Kalman 滤波算法为

$$\mathbf{g}(n) = \mathbf{K}(n, n-1) \tilde{\mathbf{r}}(n) [\tilde{\mathbf{r}}^T(n) \mathbf{K}(n, n-1) \tilde{\mathbf{r}}(n) + \sigma_\epsilon^2]^{-1} \quad (12)$$

$$\mathbf{K}(n+1, n) = \mathbf{K}(n, n-1) - \mathbf{g}(n) \tilde{\mathbf{r}}^T(n) \mathbf{K}(n, n-1) \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n | n-1) &= \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1 | n-2) \\ &+ \mathbf{g}(n) [\hat{d}(n) - \tilde{\mathbf{r}}^T(n) \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1 | n-2)] \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n | n-1)$ 为状态矢量 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n)$ 的一步预测, 预测误差 $\boldsymbol{\omega}(n, n-1) = \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n | n-1) - \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n)$, 预测误差的相关矩阵 $\mathbf{K}(n, n-1) = E[\boldsymbol{\omega}(n, n-1) \boldsymbol{\omega}^T(n, n-1)]$; 初始值为 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(1) = \mathbf{0}$, $\mathbf{K}(1, 0) = \mathbf{I}$, σ_ϵ^2 的估计值为 P_s . 随着迭代次数增加, $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n | n-1)$ 趋于真值 $\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n)$.

对于慢时变扩频系统, 其最优权矢量可建模为如下阶 Markov 过程, 即

$$\hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n) = a \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1) + \mathbf{v}(n) \quad (15)$$

其中 a 为固定的模型参数, $\mathbf{v}(n)$ 为零均值状态噪声; 由此状态方程出发可得相应的 BKF.

3.1 权误差相关矩阵

将式(12)代入式(13)得到

$$\begin{aligned} \mathbf{K}(n+1, n) &= \mathbf{K}(n, n-1) \\ &- \frac{\mathbf{K}(n, n-1) \tilde{\mathbf{r}}(n) \tilde{\mathbf{r}}^T(n) \mathbf{K}(n, n-1)}{\tilde{\mathbf{r}}^T(n) \mathbf{K}(n, n-1) \tilde{\mathbf{r}}(n) + \sigma_\epsilon^2} \end{aligned}$$

再根据矩阵反演引理有^[9]

$$\mathbf{K}^{-1}(n+1, n) = \mathbf{K}^{-1}(n, n-1) + \tilde{\mathbf{r}}(n) \tilde{\mathbf{r}}^T(n) / \sigma_\epsilon^2 \quad (16)$$

依次类推可以得到

$$\mathbf{K}(n+1, n) = \sigma_\epsilon^2 [\sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} + n \hat{\mathbf{K}}_r]^{-1} \quad (17)$$

其中 $\hat{\mathbf{K}}_r = (1/n) \sum_{k=1}^n \tilde{\mathbf{r}}(k) \tilde{\mathbf{r}}^T(k)$.

3.2 均值输出能量

与输出 $\zeta(n) = [\mathbf{s} + \mathbf{C} \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1 | n-2)]^T \mathbf{r}(n)$ 对应的均值输出能量为

$$\begin{aligned} MOE(n) &= E\{[\mathbf{s} + \mathbf{C} \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1) \\ &+ \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]^T \mathbf{r}(n)\}^2 \\ &= E\{[\zeta_{MMOE}(n) + \mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]^2\} \\ &= \sigma_o^2 + 2E[\zeta_{MMOE}(n) \mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)] \\ &+ E[\mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]^2 \end{aligned} \quad (18)$$

根据 Kalman 滤波理论有^[9]: 状态矢量的一步预测误差与当前时刻的观测噪声正交, 即 $E[\boldsymbol{\omega}(n-1, n-2) \zeta_{MMOE}(n)] = \mathbf{0}$, 从而式(18)可整理为

$$\begin{aligned} MOE(n) &= \sigma_o^2 + E\{[\mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]^2\} \\ &= \sigma_o^2 + E\{tr\{[\mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]^2\}\} \\ &= \sigma_o^2 + E\{tr[\boldsymbol{\omega}^T(n-1, n-2) \mathbf{C}^T \mathbf{r}(n) \mathbf{r}^T(n) \\ &\cdot \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2)]\} \\ &= \sigma_o^2 + E\{tr[\mathbf{C}^T \mathbf{r}(n) \mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2) \\ &\cdot \boldsymbol{\omega}^T(n-1, n-2)]\} \\ &= \sigma_o^2 + tr\{E[\mathbf{C}^T \mathbf{r}(n) \mathbf{r}^T(n) \mathbf{C} \boldsymbol{\omega}(n-1, n-2) \\ &\cdot \boldsymbol{\omega}^T(n-1, n-2)]\} \\ &= \sigma_o^2 + tr\{[\mathbf{C}^T \mathbf{K}_r \mathbf{C}] \mathbf{K}(n-1, n-2)\} \end{aligned} \quad (19)$$

化简当中用到矩阵迹运算的两个性质: (1) $tr(\mathbf{AB}) = tr(\mathbf{BA})$; (2) 标量的迹等于标量本身.

将式(17)代入式(19), 并运用 n 足够大时 $\hat{\mathbf{K}}_r \approx \mathbf{K}_r$, 可将式化简为

$$MOE(n) \approx \sigma_o^2 + \sigma_\epsilon^2 tr\{[\sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} + (n-2) \mathbf{K}_r]^{-1} \mathbf{K}_r\} \quad (20)$$

由 \mathbf{K}_r 为 $N-1$ 阶对称矩阵有: 存在正交矩阵 \mathbf{U} 使得 $\mathbf{U} \mathbf{K}_r \mathbf{U}^T = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{N-1}) = \boldsymbol{\Lambda}$, 其中 $\lambda_1, \dots, \lambda_{N-1}$ 为矩阵 \mathbf{K}_r 的特征值. 这样就有

$$[\sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} + (n-2) \mathbf{K}_r]^{-1} \mathbf{K}_r = \mathbf{U}^T [\sigma_\epsilon^2 \mathbf{I} + (n-2) \boldsymbol{\Lambda}]^{-1} \boldsymbol{\Lambda} \mathbf{U} \quad (21)$$

将式(21)代入式(20)整理可得

$$MOE(n) \approx \sigma_o^2 + \sigma_\varepsilon^2 \sum_{i=1}^{N-1} \frac{\lambda_i}{\sigma_\varepsilon^2 + (n-2)\lambda_i} \rightarrow \sigma_o^2 \quad (22)$$

上式表明:随迭代次数 n 的增加, BKF 均值输出能量趋于最小均值输出能量 σ_o^2 。当迭代次数足够大时, 收敛情况取决于扩频系统的处理增益 N , 与 K_r 几乎无关。

3.3 稳态信干噪比

BKF 输出的均值和方差分别为

$$E[\zeta(n) | H_1] = \{E[s + \hat{\mathbf{C}} \hat{\mathbf{w}}_{MMSE}(n-1 | n-2)]\}^T \cdot E[r(n) | H_1] = \sqrt{P_s} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} Var[\zeta(n) | H_1] &= E[\zeta^2(n) | H_1] - E^2[\zeta(n) | H_1] \\ &= MOE(n) - P_s \rightarrow \sigma_o^2 - P_s \end{aligned} \quad (24)$$

根据上两式有: BKF 稳态输出信干噪比逼近最大值 $SINR_M$ 。因此, 对干扰类型不敏感, 可有效抑制单音、音调、扫频和自回归等多种类型干扰。

显然, BKF 干扰抑制性能优于 BLMS 和 BRLS, 特别是在 $\rho SINR_M \gg 1$ 和 $\kappa SINR_M \gg 1$ 情况下。

3.4 运算量

BKF 权矢量更新所需乘法次数和加法次数分别为 $2N^2 - 2$ 和 $2N^2 - 2N$; BLMS 算法所需乘法、加法次数分别为 $2N - 1$ 和 $2N - 2$; BRLS 算法所需乘法、加法次数分别为 $3N^2 - 2N - 1$ 和 $2N^2 - 2N$ 。BKF 运算量比 BRLS 少 $(N-1)^2$ 次乘法, 约为 BLMS 的 N 倍。

4 实验验证

扩频系统输入信噪比 20dB, 扩频序列是周期 31 的 m 序列; 面临两极点位于 0.99 的自回归(AR)干扰。若不采取干扰抑制处理, 干扰容限仅 5dB 左右; 若采取约束 MMOE 干扰抑制处理, 干扰容限增大至 50dB, 比前者提高了 45dB。这里干扰容限为输出信干噪比降至 10dB 时的最大干信比。

下面考察三种盲自适应算法在干信比 20dB 干扰环境下的收敛、跟踪及稳态性能。

取 BLMS 和 BRLS 的失调常数 ρ 和 κ 为 0.1。根据 BLMS 算法 ρ 与步长 μ 之间的关系可知: 无干扰、有干扰情况下, μ 应分别取 0.667 和 6.458×10^{-5} ; 根据 BRLS 算法 κ 与遗忘因子 λ 之间的关系可知 λ 应取为 0.994。再由两算法的稳态输出信干噪比公式可得: 无干扰时的稳态输出信噪比为 9.55dB; 有干扰时的稳态输出信干噪比为 9.47dB, 比最大值 19.25dB 低了 10dB 左右。

实验一 平稳环境(一直存在 AR 干扰)

图 1 为三种算法输出信干噪比与迭代次数之间的关系曲线, 水平实线标注有干扰时的最大信干噪比。图 1 表明: BKF 输出信干噪比明显高出 BRLS 和 BLMS, 且随迭代次数的增加逼近最大值。

实验二 非平稳环境(干扰于第 1500 次时加入, 第 3000 次时移除)

图 2 为三种算法输出信干噪比与迭代次数之间的关系曲线, 水平实线标注无干扰时的最大信噪比和有干扰时的最大信干噪比。图 2 表明: BKF 能快速跟踪环境变化, 输出信干噪比明显高出 BRLS 和 BLMS, 并逼近最大值。

两项实验说明: BKF 收敛快、能快速跟踪环境变化、稳态性能优良, 能有效抑制扩频系统干扰。

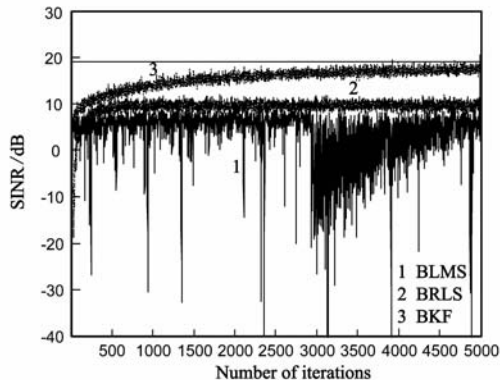


图1 三种算法在平稳环境下的性能

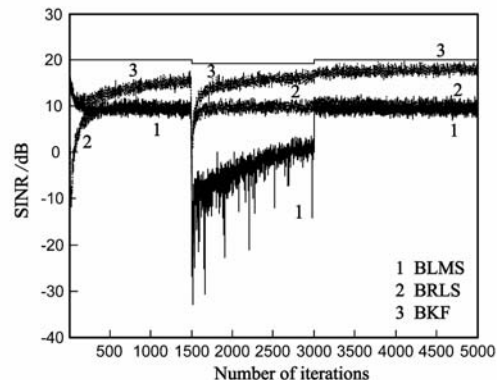


图2 三种算法在非平稳环境下的性能

5 结论

BKF 算法无须已知期望信号, 收敛性能与输入相关矩阵几乎无关, 能快速跟踪环境变化, 稳态输出信干噪比逼近最大输出信干噪比, 运算复杂度适中; 综合性能明显胜出 BRLS 和 BLMS 算法, 可有效改善扩频系统的抗干扰性能。

参考文献

- [1] R. L. Peterson, R. E. Aiemer, D. E. Borth.. Introduction to Spread Spectrum Communication [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2006.
- [2] R. Nikjah, N. C. Beaulieu. On anti-jamming in general CDMA systems-part I: multiuser capacity analysis [J]. IEEE Trans. Wireless Communications, 2008, 7(5): 1646 - 1655.

- [3] 姚富强. 通信抗干扰工程与实践[M]. 电子工业出版社, 2008. 12
- [4] 李冲泥, 胡光锐. 多分辨重叠变换在扩频通信系统抗干扰中的应用[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 17-19.
- [5] X. D. Zhang and W. Wei, Blind adaptive multiuser detection based on Kalman filtering[J], IEEE Trans. Signal Processing, vol. 50, Jan. 2002.
- [6] 艾树峰, 俞群爱, 冯冀宁, 杨晓波. 抑制远近干扰伪卫星接收机的研究[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1837-1840.
- [7] 李琳, 周文辉, 谭述森. 扩频系统中最小误码率意义下的最优干扰抑制技术[J]. 电子学报, 2005, 33(1): 32-37.
- [8] 李琳, 周文辉, 谭述森, 张尔扬. 扩频系统中最优干扰抑制技术研究——盲自适应算法及并行实现[J]. 通信学报, 2005, 26(4): 80-87.
- [9] S. Haykin. Adaptive Filter Theory[M]. Second edition, Englewood Cliffs Prentice-Hall, 1991: 272-454.
- [10] 李雷, 许荣庆, 李高鹏, 刘源. 高频雷达电台干扰抑制的稳健最小二乘方法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2288-2292

作者简介



李琳 女, 1976 年 12 月出生于陕西三原, 2004 年获国防科技大学电子科学与工程学院博士学位, 现从事扩频通信、卫星导航系统中的抗干扰技术研究.

E-mail: china.lilin@gmail.com

周文辉 男, 1975 年 8 月出生于陕西蒲城, 2004 年获国防科技大学电子科学与工程学院博士学位, 主要研究方向综合电子战、数据融合与传感器管理技术.

E-mail: china.chou@gmail.com

谭述森 男, 1942 年 1 月出生于重庆市开县, 高级工程师, 长期从事卫星导航定位工程设计研究、航天装备规划、论证、设备研制等工作, 国家重点工程北斗一号地面应用系统副总设计师, 北斗二号系统副总设计师. 获国家科技进步一等奖 1 项, 军队科技进步一等奖、二等奖各 2 项, 军队科技进步三等奖 2 项.

(上接第 2453 页)

- [8] 吴波, 朱士信, 李平. 环 $F_p + uF_p$ 上的 Kerdock 码和 Preparata 码[J]. 电子学报, 2008, 38(7): 1364-1367.
- Wu bo, Zhu Shi-xin, Li Ping. Kerdock code and Preparata code over ring $F_p + uF_p$ [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 38(7): 1364-1367. (in Chinese)
- [9] 朱士信, 许和乾, 施敏加. 环 Z_4 上线性码关于 RT 距离 MacWilliams 恒等式[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1115-1118.
- Zhu Shi-xin, Xu He-qian, Shi Min-jia. MacWilliams Identities of linear codes over ring with respect to the RT metric[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1115-1118. (in Chinese)
- [10] 施敏加, 杨善林, 朱士信. $F_2 + uF_2$ 上长为 2^s 的循环码的距离[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 29-34.
- Shi minjia, Yang Shanlin, Zhu shixin. On minimum Distances of cyclic codes of length 2^e over $F_2 + uF_2$ [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(1): 29-34. (in Chinese)
- [11] 余海峰, 朱士信. 环 $F_2 + uF_2$ 上线性码及其对偶码的 MacWilliams 恒等式[J]. 中国科学技术大学学报, 2006, 36(2): 1285-1288.

Yu haifeng, Zhu shixin. MacWilliams Identities of linear codes and their duals over ring $F_2 + uF_2$ [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2006, 36(2): 1285-1288.

- [12] 施敏加, 朱士信, 李平. 环 $F_2 + vF_2$ 上线性码的 MacWilliams 恒等式[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(4): 1134-1135.
- Shi minjia, Zhu shixin, Li ping. MacWilliams Identities of linear codes over ring $F_2 + vF_2$ [J]. Application Research of Computers, 2008, 25(4): 1134-1135.
- [13] Zhu Shixin, Wang yu, Shi Minjia. Some result on cyclic codes over $F_2 + vF_2$ [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(4): 1680-1684.
- [14] R Chapman, S T Dougherty, P Gaborit, P Solé. Self-dual codes over $F_3 + vF_3$ [J/OL]. <http://academic.scranton.edu/faculty/dougherty1/sd.htm>
- [15] MacWilliams F J, Sloane N J A. The Theory of Error Correcting Codes[M]. Amsterdam, North-Holland, 1977.