

CDMA 系统中时空综合干扰抑制的约束优化模型及其神经网络实现

宋荣方^{1,2}, 毕光国²

(11 南京邮电学院通信工程系, 南京 210003; 21 东南大学无线电工程系, 南京 210096)

摘 要: 本文提出了 CDMA 系统中抑制多址干扰(MAI)和码片间干扰(ICI)的利用智能天线和 RAKE 接收相结合的时空综合干扰抑制器的约束优化模型, 导出了迫零均衡条件, 探讨了其神经网络实现问题, 并对综合干扰抑制器的性能进行了分析。

关键词: 码分多址; 干扰抑制; 智能天线; RAKE 接收; 神经网络

中图分类号: TN9291.533 **文献标识码:** A **文章编号:** 037222112(2001)040475204

Constrained Optimization Models for Integrated Space-Time Interference Suppression in CDMA Systems and Their Neural Network Implementation

SONG Rongfang^{1,2}, BI Guangguo²

(11 Department of Telecommunication Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

21 Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The constrained optimization models for integrated space-time interference suppression in CDMA systems are proposed in this paper. The models combine smart antenna and RAKE receiver together, and mitigate multiuser access interference (MAI) and interslice interference (ICI). The conditions of zero-forcing equalization are derived. Neural network implementation of the models is also studied. Finally, the performance of the suppressors is investigated.

Key words: CDMA; interference suppression; smart antenna; RAKE reception; neural network

1 引言

CDMA 系统是干扰限制型的系统, 它不仅遭受多用户引起的多址干扰, 而且当无线信道是频率选择性时, 遭受由多径引起的码片间干扰。进行多径合并的 RAKE 接收机在 CDMA 系统中能减轻多径衰落的影响, 而智能天线能把波束指向所需用户, 抑制其他方向的用户信号, 从而大大减少引起干扰的用户数。近年来, 采用智能天线和 RAKE 接收相结合的 2D RAKE 接收方案引起了人们重视^[1~5], 它可以采用/ Beamforming 和 RAKE 级联方式^[1~3], 也可以采用时空综合处理的方式^[4,5], 当进行最优处理时, 级联和综合处理结构并不提供相同的性能, 由于后者具有更多的自由度, 其性能要优于前者。本文提出了 CDMA 系统中时空综合干扰抑制的单一约束和多约束优化模型, 它们可看作是对传统的 MVDR 波束形成器的推广。本文还导出了迫零均衡条件, 探讨了模型的神经网络实现问题, 论文最后给出了数值结果。

2 信号与系统模型

作为通常的习惯, 矩阵(大写形式)和矢量(小写形式)均

用黑体表示。符号 $E[\cdot]$, $(\cdot)^H$ 和 $(\cdot)^T$ 分别表示期望, 共扼转置和转置, 而符号 $I(0)$ 表示适当大小的单位(零)矩阵和矢量。

考虑非周期扩展码异步天线阵 CDMA 系统(设移动台为单天线, 基站为天线阵), 并把它等效成多输入多输出(MIMO)的离散系统。在此框架下, 第 m 个阵元输出的等效低通信号模型为:

$$y_m(n) = \sum_{i=1}^P \sum_{A=0}^{L_c-1} h_{im}(A) d_i(n-A) + v_m(n), \quad m=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中: $d_i(n) = s_i(k) c_i(k, n - kL - n_i)$, $k = \text{int}[(n - n_i)/L]$; P, M, L_c 和 L 分别为用户数, 阵元数, 信道脉冲响应长度和扩频因子, 第 i 用户和第 m 阵元间转移函数 $h_{im}(A)$ 变化缓慢, 在每个处理间隔可认为是线性时不变的; 信息符号 $s_i(k)$ 为 i. i. d. 且 $E[s_i(k) s_i^H(k)] = 1$; 扩频码 $c_i(k, l)$ 也为 i. i. d. 且 $E[c_i(k, l) c_i^H(k, l)] = 1$. $n_i(0 \leq n_i < L)$ 为用户时延; $v_m(n)$ 为加性高斯噪声(AGN)。

阵列输出的矢量形式为

$$y(n) = [y_1(n), y_2(n), \dots, y_M(n)]^T$$

$$= \sum_{i=1}^p \sum_{A=0}^{L_c-1} h_i(A) d_i(n-A) + v(n) \quad (2)$$

其中: $h_i(A) = [h_{i1}(A), h_{i2}(A), \dots, h_{iM}(A)]^T$; $v(n) = [v_1(n), v_2(n), \dots, v_M(n)]^T$.

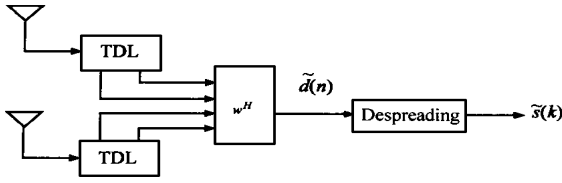


图 1 时空综合干扰抑制器

$$H_i = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & h_i(0) & h_i(1) & \dots & h_i(L_c-2) & h_i(L_c-1) \\ 0 & 0 & \dots & h_i(0) & h_i(1) & \dots & h_i(L_c-2) & h_i(L_c-1) & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h_i(0) & h_i(1) & \dots & h_i(L_c-2) & h_i(L_c-1) & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

在 $K = L_c$ 条件下给出.

$$d_i = [d_i(n+K-1), d_i(n+K-2), \dots, d_i(n), d_i(n-1), \dots, d_i(n-L_c+1)]^T \quad (6)$$

$$v = [v^T(n), v^T(n+1), \dots, v^T(n+K-1)]^T \quad (7)$$

$$h_1 = [h_1^T(0), h_1^T(1), \dots, h_1^T(K-1)]^T \quad (8)$$

H_{c1} 为令 H_1 中第 K 列为 0 而得

解扩前信号

$$d_i(n) = w^H y = w^H h_1 d_i(n) + w^H p \quad (9)$$

其中 $p = H_{c1} d_1 + \sum_{i=2}^p H_i d_i + v$

式中右边第一、第二和第三项分别为 ICI、MAI 和 AGN.

为了优化式(9)中权值矢量 w , 采用类似于 MVDR 波束形成的方法, 从而获得了两种约束优化模型.

(1) 单约束模型

如果通过训练或盲估计获得了信道矢量 h_1 , 可建立如下约束优化模型:

$$\min E[|d_i(n)|^2] = w^H R_{yy} w$$

$$\text{s. t. } h_1^H w = 1 \quad (10)$$

其中: $R_{yy} = E[yy^H] = \sum_{i=1}^p H_i H_i^H + R_{\tilde{v}} = h_1 h_1^H + R_{pp}$; $R_{pp} = E$

$[pp^H] = H_{c1} H_{c1}^H + \sum_{i=2}^p H_i H_i^H + R_{\tilde{v}}^2$, 为非负定共轭对称阵.

采用拉格朗日乘法求解, 式(10)的闭式解为

$$w = (h_1^H R_{yy}^{-1} h_1)^{-1} R_{yy}^{-1} h_1 \quad (11)$$

(2) 多重约束模型

如果知道所有信道矢量 $h_i (i = 1, 2, \dots, p)$, 可建立如下多重约束优化模型:

$$\left. \begin{aligned} \min E[|d_i(n)|^2] &= w^H R_{yy} w \\ \text{s. t. } h_1^H w &= 1 \\ H_{c1}^H w &= 0 \\ H_i^H w &= 0, i = 2, 3, \dots, p \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

3 时空综合干扰抑制及其约束优化模型

设用户 1 为所需用户, 其干扰抑制模型如图 1, 其中抽头延迟线(TDL)长度为 K .

M 个阵元上第 j 抽头输出构成的矢量定义为

$$y_j = [y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{Mj}]^T, j = 0, 1, \dots, K-1 \quad (3)$$

$MK @ 1$ 矢量

$$y = [y_0^T, y_1^T, \dots, y_{K-1}^T]^T = \sum_{i=1}^p H_i d_i + v$$

$$= h_1 d_1(n) + H_{c1} d_1 + \sum_{i=2}^p H_i d_i + v \quad (4)$$

其中:

$$\left. \begin{aligned} \min E[|d_i(n)|^2] &= w^H R_{yy} w \\ \text{或} \quad \text{s. t. } H^H w &= e_K \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中 $H = [H_1, H_2, \dots, H_P]$; $e_K = [0, 0, \dots, 1, 0, \dots, 0]^T$ 为第 K 个元素为 1, 其余元素为零的 $(L_c + K - 1)P @ 1$ 列向量.

应当指出, 多重约束个数为 $(L_c + K - 1)P$, 加权系数矢量的长度为 MK , 因此, 只有当 $MKE (L_c + K - 1)P$ 时, 才能有足够的自由度来实现迫零均衡, 即

$$M > P \text{ 且 } KE (L_c - 1)P / (M - P) \quad (14)$$

上式即为迫零均衡条件.

式(13)的闭式解为

$$w = R_{yy}^{-1} H (H^H R_{yy}^{-1} H)^{-1} e_K \quad (15)$$

还应注意, 单约束优化模型类似于盲多用户检测, 多约束优化模型类似于解相关多用户检测, 在无噪声情况下, 如果满足迫零均衡条件, 则在收敛于最优解后, 两种模型具有相同性能, 但在有噪声情况下, 模型(10)的抗干扰噪声性能优于(13), 尽管后者能实现干扰的完全迫零, 但对噪声有增强作用.

虽然式(11)和式(15)表示了约束优化模型的闭式解, 但由于涉及大型复矩阵求逆, 因此计算量很大, 下面, 提出神经网络实现法, 以进行实时并行处理.

4 神经网络实现

由式(10)和式(13)定义的优化问题是一个复值约束二次规划问题, 为了进行神经网络优化, 把它转化为实值约束二次规划形式. 复矢量和复矩阵可分解成实部和虚部, 即

$$\left. \begin{aligned} w &= w_r + jw_i \\ h_1 &= h_{1r} + jh_{1i} \\ R_{yy} &= R_{yyr} + jR_{yyi} \\ H &= H_r + jH_i \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

把式(16)代入式(10)和式(13), 平均输出功率为

$$w^H R_{yy} w = (w_r + jw_i)^H (R_{yyr} + jR_{yyi}) (w_r + jw_i)$$

$$= u^T \begin{bmatrix} R_{yyr} & -R_{yyi} \\ R_{yyi} & R_{yyr} \end{bmatrix} u \quad (17)$$

其中 $u = [w_r^T, w_i^T]^T$

令 $G = \begin{bmatrix} 2R_{yyr} & -2R_{yyi} \\ 2R_{yyi} & 2R_{yyr} \end{bmatrix}$ (18)

$$A = \begin{bmatrix} h_{1r}^T & h_{1i}^T \\ -h_{1i}^T & h_{1r}^T \end{bmatrix} \text{ 或 } \begin{bmatrix} H_r^T & H_i^T \\ -H_i^T & H_r^T \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$b = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} \text{ 或 } \begin{bmatrix} \epsilon_k \\ 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中 G 为非负对称阵, 因此问题式 (11) 和式 (13) 转化成了以下的实值标准等式约束二次规划问题:

$$\left. \begin{aligned} \min f(u) &= \frac{1}{2} u^T G u \\ \text{s. t. } Au &= b \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

我们已提出了线性约束条件下任意凸函数的神经网络优化模型^[6], 而式(21)只是其中的一个简单特例. 首先构造神经网络能量函数如下

$$L(u, K) = \frac{1}{2} u^T G u + K^T (Au - b) + \frac{1}{2} (Au - b)^T (Au - b) \quad (22)$$

其中 L 为惩罚参数, K 为乘子矢量, 网络的状态方程组为:

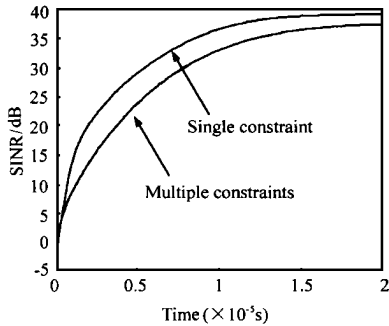


图 2 干扰抑制器的瞬态 SINR 比较

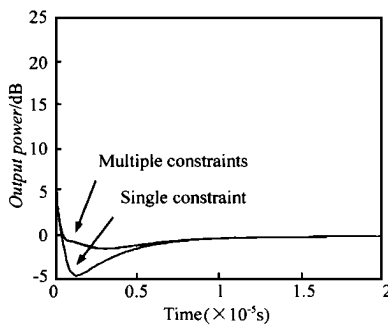


图 3 干扰抑制器的瞬态输出功率比较

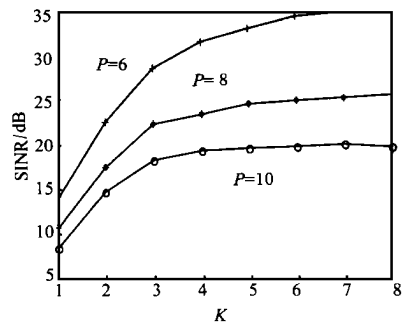


图 4 平均 SINR 与 K 的关系

例 2 设 $P = 6, 8, 10; M = 8; L_c = 3; L = 31$. 当 K 增加时, 模型(10)的 SINR 变化曲线如图 4, 它们是 500 次随机试验获得的平均值, 可以看出, 当 TDL 的长度增加时, SINR 单调增加, 但对于 $P = 8, 10$ 的情况, 当 $K \in L_c = 3$ 时, SINR 增加缓慢, 而对于 $P = 6$ 的情况(显然 $M > P$), 当 $K \in 3$ 时, SINR 仍有较

$$\left. \begin{aligned} \frac{du}{dt} &= -Q_u \ddot{u} L(u, K) \\ \frac{dK}{dt} &= Q_K \ddot{u} L(u, K) \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

其中 $Q_u > 0, Q_K > 0$, 它们控制收敛速度,

$$\ddot{u} L(u, K) = Gu + A^T K + LA^T (Au - b) \quad (24)$$

$$\ddot{u} L(u, K) = Au - b \quad (25)$$

可以证明^[6], 由式(23)表示的网络是全局 Lyapunov 稳定的, 并收敛到最优点. 另外由于信道是时变的, 神经网络的连接权值也是时变的, 因此式(23)可用可编程开关电容网络实现以进行单片集成.

5 数值模拟

设均匀线形阵(ULA)阵元间距为半波长, 信道为频率选择性瑞利衰落信道, 每一径的幅度服从瑞利分布(均值为 21506, 方差为 1172), 相位在 $[0, 2\pi]$ 上服从均匀分布, 每一径的入射角也在 $[0, 2\pi]$ 上服从均匀分布. 噪声方差为 0.1, 假定功率控制已补偿了路径损耗和阴影衰落.

例 1 设 $K = 2; P = 2; M = 3; L_c = 2; L = 31$; 此时满足迫零均衡条件, $Q_u = Q_K = 10^6, L = 1$, 所有加权系数的实部和虚部初值为 1, 在某次随机试验中, 模型(10)和(13)的瞬态 SINR 和瞬态输出功率分别如图 2 和 3 所示.

大增加, 直到 $K = 6$, 此时满足迫零均衡条件.

例 3 设 $K = 3; M = 6; L_c = 3; L = 31$. 当 P 增加时, 模型(10)与最大比值合并(MRC)的 SINR 变化曲线如图 5, 它们也为 500 次随机试验获得的平均值, 显然, 因为前者是最佳合并, 故其性能优于后者, 但当用户数较大时, 由于干扰项近似

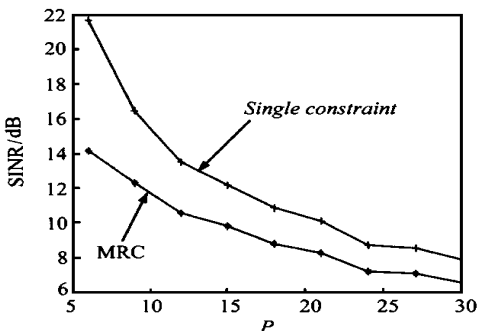


图 5 单约束和 MRC 的平均 SINR 比较

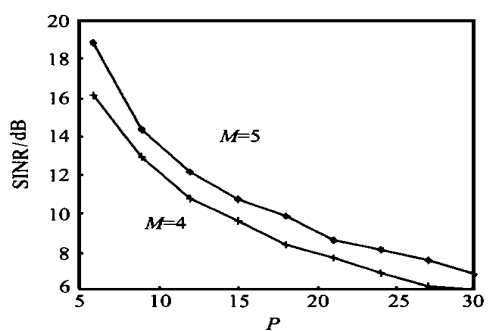


图 6 平均 SINR 与 M 的关系

为 AWGN, 所以两者的差距缩短了.

例4 设 $K=3$; $M=4, 5$; $L_c=3$; $L=31$. 当 P 增加时, 模型 (10) 的 SINR 变化曲线如图 6, 它们也为 500 次随机试验获得的平均值, 显然增加阵元数能改善 SINR 性能.

6 结论

本文综合0干扰抑制的含义有两层, 一是时间、空间处理相综合, 二是它能同时抑制 ICI, MAI 和 AWGN, 事实上它还能抑制窄带干扰. 如果模型中的信道矢量由主元分析(PCA)^[5]来盲估计(它也可由神经网络优化实现^[7]), 则可获得盲干扰抑制器. 因为时空 2DRAKE 接收机本质上仍属单用户检测器, 其干扰抑制能力是受限的(要求天线阵元数大于有效用户数, 才有可能迫零均衡), 我们已在文[8, 9]中提出一种新型的盲 2DRAKE 接收机, 它能充分利用所需用户的扩频码信息进行干扰抑制, 但要付出增加复杂度的代价.

参考文献:

- [1] B. H. Khalaj, A. Paulraj, T. Kailath. 2D RAKE receivers for CDMA cellular systems [A]. IEEE Int. Conf. GLOBECOM. 94 [C], San Francisco: 1994: 400- 404.
- [2] A. F. Naguib, A. Paulraj. Performance of CDMA cellular networks with base station antenna arrays [A]. Inter. Zurich Seminar on Digital Communications Proceedings [C], Zurich: Mar. 1994: 87- 100.
- [3] A. F. Naguib, A. Paulraj. Performance of wireless CDMA with M-ary orthogonal modulation and cell site antenna arrays [J]. IEEE Journal on SAC, 1996, SAC214(9): 1770- 1789.
- [4] X. Bernstein, A. M. Haimovich. Space-time processing for increased capacity of wireless CDMA [A]. IEEE Int. Conf. Com. . 96 [C], Dallas, Texas, 1996: 597- 601.

- [5] H. Liu, M. D. Zoltowski. Blind equalization in antenna array CDMA system [J]. IEEE Trans. on SP, 1997, SP245(1): 161- 171.
- [6] 宋荣方, 毕光国. 线性约束条件下任意凸函数的神经网络优化模型 [J]. 电子科学学刊, 已录用
- [7] 宋荣方, 毕光国. 天线阵 CDMA 系统中基于神经网络的盲空时信道估计 [J]. 电波科学学报, 2000, (2): 180- 184.
- [8] R. F. Song, G. G. Bi. Constrained optimization based space-time code blind receiver in CDMA systems [J]. Electronics Letters, 2000, 36(2): 1061- 1062.
- [9] Song Rongfang, Bi Guangguo. Space-time code blind receiver in CDMA systems and its neural network implementation [J]. (accepted by Chinese Journal of Electronics)

作者简介:



宋荣方 1964 年生, 副教授, 博士生, 目前主要从事码分多址和宽带数字移动通信以及智能信号处理在通信中的应用研究.

毕光国 1939 年生, 教授, 博士生导师, 中国通信学会会员、理事, 无线通信委员会副主任, IEEE 高级会员, 目前主要从事码分多址和宽带数字移动通信、现代通信中的信号处理和智能信息处理以及宽带多媒体通信的研究.