

一种基于 Lagrange 神经网络的多用户检测器

唐普英* 陈永倩 黄顺吉

(电子科技大学光电子技术系, 电子工程学院 成都 610054)

【摘要】 提出并讨论了一种基于 Lagrange 神经网络的多用户检测器, 利用神经网络能有效地求解优化问题; 推导了 Lagrange 神经网络多用户检测器(LNN-MUD)。理论分析和计算结果表明: 在误比特性能和抗干扰性能上, 该检测器均优于传统检测器和解相关检测器; 在抗“远近”干扰能力方面, 该检测器优于传统检测器而弱于解相关检测器, 且易于实时应用和 VLSI 实现。

关键词 码分多址; 多用户检测; 神经网络; 多址干扰; 远近干扰

中图分类号 TN911.23

DS-CDMA 扩频通信具有信号隐蔽性好、允许多个用户同时同一信道上传输等特点, 得到了广泛应用。然而各用户的 PN(伪随机序列)码不可能完全正交, 故不可避免地存在多址干扰, 因此多址干扰是必须解决的一个重要问题。在接收端如何有效地减少这种干扰, 即如何以最小错误概率估计各用户所发送的信息是 CDMA 通信中的多用户检测问题。

最佳多用户检测公式为^[1]

$$\mathbf{b} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{b} \in \{-1,+1\}^N} \left(-\frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{H} \mathbf{b} + \mathbf{Y}^T \mathbf{b} \right) \quad (1)$$

式中 $\mathbf{b}^* = [b_1^*, b_2^*, \dots, b_N^*]^T$ 为最佳多用户检测器输出向量; $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_N]^T$ 为各用户所发送的信息序列; N 为系统中用户数; $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 为接收信号经匹配滤波器组相关处理后的输出向量; $\mathbf{H} = \mathbf{R}\mathbf{W}$ 称为 CDMA 系统等效传递矩阵; $\mathbf{R} = [r_{ij}]_{N \times N}$ 为各用户 PN 码互相关矩阵, 且为对称矩阵, 即 $r_{ij} = r_{ji}$ 。当各 PN 码之间不完全正交时, $r_{ij} \neq 0$, 即存在多址干扰。 \mathbf{W} 为能量矩阵, 是对角矩阵, 对角元素 w_{ii} 代表接收到的第 i 个用户的信号能量。

直接求解式(1)的运算量为用户数 N 的指数是一个 NP 完备问题^[1], 因此应研究一种求解式(1)的间接或近似实现方法, 使其具有合理的计算复杂度, 且易于实时实现。

实际上求解式(1)是一个组合优化问题。神经网络具有良好的快速优化计算能力, 已得到了广泛研究和应用^[2-7], 本文则研究一种实现 CDMA 多用户检测的神经网络方法。

1 Lagrange 神经网络

考虑如下的优化问题

$$\begin{cases} \min f(x) \\ \text{Subject to } h(x) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$, $f: R^n \rightarrow R$, $h: R^n \rightarrow R^m$, 且 $m \leq n$, $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_m]^T$ 。并假定 f 和 h 是二次连续可微的。

定义 Lagrange 函数 $L: R^{n+m} \rightarrow R$ 为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{I}) = f(\mathbf{x}) + \mathbf{I}^T \mathbf{h}(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中 $\mathbf{\dot{e}} = [\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_m]^T \in R^m$, \mathbf{I}_i 为 Lagrange 乘子。根据优化理论, 求解式(1)最优解的必要条件为

$$\frac{\partial L}{\partial x} = 0 \quad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{I}} = 0 \quad (4)$$

基于上述 Lagrange 乘子构造一个求解式(1)的神经网络, 称为 Lagrange 神经网络(LNN), 该 LNN 的动力学方程组为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = -\frac{\partial L(x, \mathbf{I})}{\partial x} = -\frac{\partial f(x)}{\partial x} - \frac{\partial h(x)}{\partial x} \mathbf{I}^T \\ \frac{d\mathbf{I}}{dt} = \frac{\partial L(x, \mathbf{I})}{\partial \mathbf{I}} = h(x) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)也可表示为

$$\begin{cases} \frac{dx_i}{dt} = -\frac{\partial f}{\partial x_i} - \sum_{j=1}^m \mathbf{I}_j \frac{\partial h_j}{\partial x_i} & i=1,2,\dots,n \\ \frac{d\mathbf{I}_j}{dt} = h_j(x) & j=1,2,\dots,m \end{cases} \quad (6)$$

设 (x^*, \mathbf{I}^*) 是 LNN 的稳定平衡点, 则满足

$$\begin{cases} \left. \frac{dx}{dt} \right|_{(x^*, \mathbf{I}^*)} = 0 \\ \left. \frac{d\mathbf{I}}{dt} \right|_{(x^*, \mathbf{I}^*)} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

即

$$\begin{cases} \frac{\partial L(x^*, \mathbf{I}^*)}{\partial x} = \frac{\partial f(x^*)}{\partial x^*} + \frac{\partial h(x^*)}{\partial x^*} \mathbf{I}^{*T} = 0 \\ \frac{\partial L(x^*, \mathbf{I}^*)}{\partial \mathbf{I}^*} = h(x^*) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中 (x^*, \mathbf{I}^*) 即为优化问题的 Lagrange 解。文献[5]已证明了上述神经网络的稳定性, 文献[6]也证明了即使在约束条件不满足时, 上述神经网络也有自动向可行域内运动的能力。因此, 式(5)所描述的 LNN 是渐近稳定的, 且网络的稳定平衡点就是式(1)优化问题的最优解。

2 基于 LNN 的多用户检测器

可将式(1)转化成如下优化问题

$$\begin{cases} \min f(x) = \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \mathbf{H} \mathbf{X} - \mathbf{Y}^T \mathbf{X} \\ \text{Subject to } x_j \in \{-1, +1\} \text{ 或 } h_j(x) = x_j^2 - 1 = 0 \quad j=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (9)$$

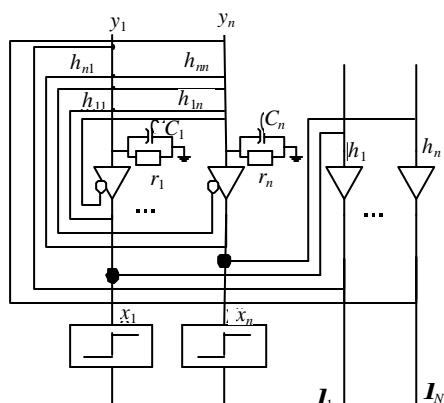


图1 LNN-MUD 原理图

因此

$$L(x) = \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \mathbf{H} \mathbf{X} - \mathbf{Y}^T \mathbf{X} + \mathbf{\check{e}}^T \mathbf{h}(x) \quad (10)$$

根据式(5)可得到 LNN-MUD 的动力学方程组

$$\begin{cases} \frac{dx_i}{dt} = -\sum_{j=1}^N h_{ij} x_j + y_i - \sum_{j=1}^N 2\mathbf{I}_j x_j & i=1,2,\dots,N \\ \frac{d\mathbf{I}_j}{dt} = x_j^2 - 1 & j=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (11)$$

LNN-MUD 的原理如图1所示。

3 计算机模拟

在模拟过程中，我们引用了文献[2]中讨论的四用户 CDMA 系统模型，其互相关矩阵 R 和能量矩阵 W 分别为

$$R = \frac{1}{7} \begin{bmatrix} 7 & -1 & 3 & 3 \\ -1 & 7 & 3 & -1 \\ 3 & 3 & 7 & -1 \\ 3 & -1 & -1 & 7 \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

LNN-MUD 的动力学方程组为

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = -\frac{1}{7}(7x_1 - x_2 + 3x_3 + 3x_4) + y_1 - \sum_{j=1}^4 2I_j x_j \\ \frac{dx_2}{dt} = -\frac{1}{7}(-x_1 - 7x_2 + 3x_3 - x_4) + y_2 - \sum_{j=1}^4 2I_j x_j \\ \frac{dx_3}{dt} = -\frac{1}{7}(3x_1 + 3x_2 + 7x_3 - x_4) + y_3 - \sum_{j=1}^4 2I_j x_j \\ \frac{dx_4}{dt} = -\frac{1}{7}(3x_1 - x_2 - x_3 + 7x_4) + y_4 - \sum_{j=1}^4 2I_j x_j \\ \frac{dI_j}{dt} = x_j^2 - 1 \quad j=1,2,3,4 \end{cases} \quad (13)$$

针对式(12)，我们利用微机进行了仿真模拟，着重探讨了这种多用户检测器的检测性能和抗“远近”能力。

3.1 检测性能

为了分析 LNN-MUD 的检测性能，本文做了大量计算机模拟。针对不同的信噪比(SNR)，统计了用 LNN-MUD、解相关检测器和传统检测器的检测信号，并得到相应的平均误码率曲线如图2所示，表明 LNN-MUD 的检测性能明显优于解相关检测器和传统检测器。

3.2 抗“远近”干扰能力

为了考察 LNN-MUD 的抗“远近”能力，我们进行了大量的计算机模拟。用户4的 SNR 固定为8 dB，其他3个用户的 SNR 同时增加2 dB，4 dB，6 dB，8 dB 和10 dB。对每一种情况统计用户4的误码率，如图3所示。由图3可知，LNN-MUD 的抗“远近”能力优于传统检测器，而弱于解相关检测器。

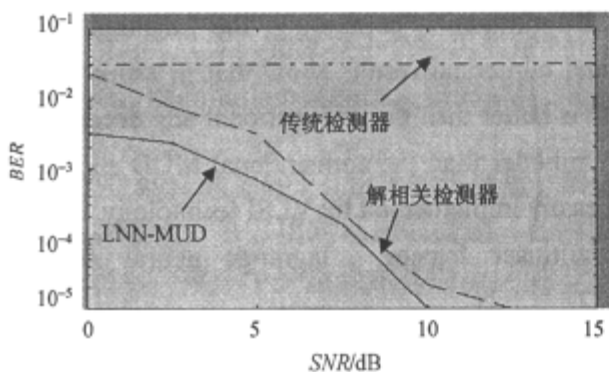


图2 检测性能曲线

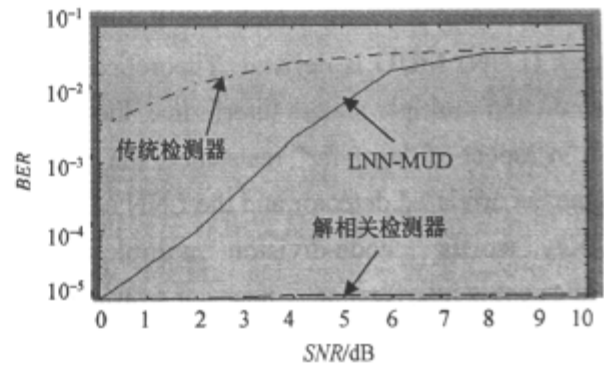


图3 抗“远近”能力

4 结论

本文分析讨论了一种实现 CDMA 多用户检测的 LNN-MUD 方法, 该方法是全局稳定的, 其收敛速度快, 具有明显优于传统检测器和解相关检测器的检测性能。该神经网络主要由运算放大器、乘法器以及电阻电容构成, 易于大规模集成电路实现, 因此具有较大的应用前景。

在抗“远近”能力方面, 本文提出的 Lagrange 神经网络多用户检测器优于传统检测器, 而弱于解相关检测器。主要原因是传统检测器没有考虑多址干扰, 使抗“远近”能力最差。解相关检测器通过解相关的方法有效地去除了多用户信号间的相关性, 因此解相关检测器具有较好的抗“远近”干扰性能。然而, 作为间接或近似求解式(1)问题的方法, LNN-MUD 方法具有较合理的计算复杂度, 其检测性能和抗“远近”干扰性能均优于传统检测器, 并且易于大规模集成电路实现。

参 考 文 献

- 1 Lupas R, Verdu S. Linear multiuser detectors for synchronous code-division multiple-access channels. IEEE Trans on IT, 1989, 35(1): 123~136
- 2 He Guiqing, Tang Puying, Pang Xiaozhong. Neural network approaches to optimum multiuser detectors in code-division multiple-access. International Journal of Electronics, 1996, 80(3): 425~431
- 3 唐普英, 何桂清. 一种实现最佳多用户检测的非线性优化神经网络. 信号处理, 1996, (4): 289~296
- 4 唐普英, 杨春华, 黄顺吉. 一种基于优化神经网络的最佳多用户检测器. 电子科技大学学报, 1999, 28(2): 116~119
- 5 Zhang Shengwei, Constantinides A G. Lagrange programming neural networks. IEEE Trans on CAS- II: Analog and Digital Signal Processing, 1992, 39(7): 441~452
- 6 冯培恩, 邱清盈. 约束优化神经网络建模和控制策略研究. 电子学报, 1997, (6): 85~90
- 7 何桂清. 一种基于二层感知网络的判决反馈均衡器(英文). 电子科技大学学报, 1996, 25(3): 240~243

A Multiuser Detector Based on Lagrange Neural Network

Tang Puying Chen Yongqian Huang Shunji

(Dept. of Opto-electronic Tech., UEST of China Chengdu 610054)

Abstract According to the optimization theory and the neural network (NN) theory, a multiuser detector (MUD) is proposed, which takes the optimum MUD problem as combinatorial optimum problem. Using the neural network which has the ability of fast optimization computing, the Lagrange neural network (LNN) MUD is derived. Theoretical analysis and numerical results show that in aspect of bit-error rate and multiple access interference, the LNN MUD is better than the conventional and decorrelated MUD in aspect of “near-far” resistance, the LNN MUD is better than the conventional MUD and worse than the decorrelated detector and the LNN MUD can be easily implemented by VLSI technology.

Key words code-division multiple-access; multiuser detector; lagrange neural network; multiple access interference; near-far resistance