

基于自适应子波网络的多用户检测

焦李成, 丁志刚

(西安电子科技大学雷达信号重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 本文将子波网络用于实现 DS-SS-CDMA 系统信道中多用户的信号检测. 在实际中, 当存在强干扰信号时传统检测器(单用户匹配滤波器)的性能会急剧恶化. 本文基于 MMSE (Minimum Mean Square Error) 线性检测器原理, 利用自适应子波网络实现最小均方误差准则的优化, 较好地消除了多址干扰. 仿真结果表明, 基于子波网络的多用户检测器可以快速收敛, 并具有抗远近性.

关键词: DS-SS-CDMA 系统; 多址干扰; 多用户检测; 子波变换; 子波网络

中图分类号: TN929.533 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 01-0005-04

Multi-User Detection Based on Adaptive Wavelet Networks

JIAO Li-cheng, DING Zhi-gang

(Key Lab. of Radar Signal Processing Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: In this paper, we employ wavelet networks for demodulation of DS-SS-CDMA (direct sequence-code division multiple access) signals in a multi-access environment. In practice, conventional detector (single-user matched filter) suffers severe performance degradation as the relative powers of interfering signals become large. On the basis of MMSE (Minimum Mean Square Error) linear detector we use adaptive wavelet network to achieve minimum mean square error, and effectively eliminate multi-access interference. Simulations show the detector based on wavelet networks can converge rapidly and is near-far resistant.

Key words: DS-SS-CDMA system; multiple-access interference; multi-user detection; wavelet transform; wavelet network

1 引言

码分多址(CDMA)技术因具有众多优点(如具有较大的通信容量和软切换能力等),而被确定为第三代移动通信系统的主要技术.直接序列扩频码分多址(DS-SS-CDMA)系统是以直接扩频方式构成的扩展频谱通信系统,通常称作直扩系统,又称伪噪声扩频系统.在DS-SS-CDMA系统中,不同用户被分配不同的扩频码,所有用户共用一个频带,其信号在时域和频域上都相互重叠.

单用户匹配滤波是最先用于CDMA接收机的一种最简单的策略,它利用扩频码之间的互相关特性来区分各用户信号.

在传统的CDMA接收机(单用户匹配滤波)中,各个用户的接收是相互独立的.在多径衰落环境下,由于各个用户的扩频码难以保持正交而造成多个用户的码间干扰,限制了系统容量的进一步提高.通常称这种使用单用户匹配滤波的接收机为传统接收机.使用多用户检测是解决此问题的有效方法.多用户检测^[1~3]技术通过量度各个用户扩频码之间的非正交性,用矩阵求逆、迭代或其它方法消除多用户之间的码间干扰.

最小均方误差(MMSE)线性多用户检测通过线性变换期望输出和实际输出之间的MSE最小,将线性多用户检测的问

题转化为线性估计的问题.我们采用子波网络代替这一线性变换,避免了矩阵求逆运算,提高了数值稳定性.在下面可以看到,基于子波网络的多用户检测能够迅速收敛并具有良好的误比特率(BER)性能和抗远近性.

2 子波网络

首先简要回顾一下有关的子波网络理论.为简便起见,主要将讨论限制在一维的情况.

2.1 子波理论

子波是指由一个函数(母波)伸缩和平移所产生的 $L^2(R)$ 的标准正交基.特别的存在函数 $\psi(t)$,使得

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{m/2} \psi(2^m t - n) \quad (1)$$

产生 $L^2(R)$ 的一个标准正交基.对于给定的一个多分辨率分析(Multi-Resolution Analysis, MRA) $\{V_m\}$, 如果 $V_{m+1} = W_m \odot V_m$, 则得到 $L^2(R)$ 的正交直和分解,

$$L^2(R) = \bigoplus_m W_m \quad (2)$$

其中 W_m 是由 $\{2^{m/2} \psi(2^m t - n) \}_{n=-\infty}^{+\infty}$ 张成的子空间.

L^2 空间的函数 $f(t)$ 存在两种分解形式

$$f(t) = \sum_{m,n} \langle f, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n}(t) \quad (3a)$$

$$\text{和 } f(t) = \sum_m \langle f, \phi_{m_0, n} \rangle \phi_{m_0, n}(t) + \sum_{m > m_0, n} \langle f, \psi_{m, n} \rangle \psi_{m, n}(t) \quad (3b)$$

其中 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示内积; m_0 是任意整数, 表示分解的最低分辨率或尺度. 对于任意 $f(t) \in L^2(R)$, 存在 $\varepsilon > 0$ 和一个足够大的 M , 使得

$$\|f(t) - \sum \langle f, \phi_{M, n} \rangle \phi_{M, n}(t)\| < \varepsilon \quad (4)$$

其中范数是 L^2 范数.

在大多数情况下, 限制函数 $f \in L^2(R)$, 事实上离散子波变换能够用于许多另外的空间.

2.2 子波网络

人们在对神经网络逼近连续函数的研究中提出了子波神经网络(WNN)模型, 即子波网络^[7,8]. 信号的表示和分类可以看成是特征提取问题, 目的是在特征空间中找到一组子波式(1), 以便给出信号的最佳表示和分类; 相应的自适应子波计算可通过对子波参数或形状的迭代计算并使均方误差(能量函数)最小化来实现. 我们将子波变换和多层前向神经网络结合, 采用迭代算法通过对网络参数(包括子波参数)的修正使能量函数最小化而达到对信号的最佳逼近和分类目的.

3 基于自适应子波网络的 MMSE 检测器

3.1 MMSE 线性多用户检测

在估值理论中, 根据观测量 Z 估计随机变量 w 的一个常用方法是, 选取函数 $w(Z)$, 使得下式的均方误差(MSE)最小:

$$E[(w - w(Z))^2]$$

可以证明该解是条件平均估值器:

$$w(Z) = E[w|Z]$$

从 w 和 Z 的联合分布中得出条件平均估值器是颇具挑战性的. 为此, 通常是在 Z 的线性(或仿射)变换的受限集中使 MSE 最小. 线性最小 MSE(MMSE)估值器通常易于计算, 它仅通过方差和协方差依赖于 w 和 Z 的联合分布.

通过要求第 k 用户的数据位 b_k 和第 k 个用户的线性变换输出 $v_k^T y$ (v_k 为线性变换, y 为匹配滤波器的输出)之间的 MSE 最小, 可以将线性多用户检测的问题转化为线性估计的问题.

第 k 个用户的 MMSE 线性检测器选择持续时间为 T 的波形 c_k , 使得

$$\min_{c_k} E[(b_k - \langle c_k, y \rangle)^2] \quad (5)$$

并产生决策 $b_k = \text{sgn}(\langle c_k, y \rangle)$

MMSE 线性变换在输出端使信扰比(SIR)最大:

$$\frac{1}{\min_{c_k} E[(b_k - \langle c_k, y \rangle)^2]} = 1 + \max_{c_k} \frac{E[(\langle c_k, A_k b_k s_k \rangle)^2]}{E[(\langle c_k, y - A_k b_k s_k \rangle)^2]} \quad (6)$$

线性变换总可以表示为

$$c_k = c_k^s + c_k^o,$$

其中 c_k^s 是由特征波形 $s_1, \dots, s_K$ 生成的, 且 c_k^o 与 c_k^s 正交; 则:

$$E[(b_k - \langle c_k, y \rangle)^2] = E[(b_k - \langle c_k^s, y \rangle)^2] + \sigma^2 c_k^o \quad (7)$$

因此, 应将注意力放在由 $s_1, \dots, s_K$ 生成的 c_k 上. 这意味着线性 MMSE 检测器输出一个带权的匹配滤波器输出的组合, 使我们能够将式(5)中的问题转化为有限维的最优化问题. 即选择 K 维向量 m_k , 使得下式最小

$$E[(b_k - m_k^T y)^2] \quad (8)$$

现在有 K 个分解的最优化问题(每个问题对应一个用户), 可以通过选择一个 $K \times K$ 维矩阵(第 k 列为 m_k) 使得

$$\min_{M \in R^{K \times K}} E[b - My]^2 \quad (9)$$

其中

$$y = RA b + n \quad (10)$$

并且期望是关于传输位向量 b 和噪声向量 n 的, 噪声向量的均值为零, 协方差矩阵等于 $\sigma^2 R$, 其中 R 是标准互相关矩阵, A 是对角阵 $\text{diag}\{A_1, \dots, A_K\}$, 根据误差向量的协方差矩阵表达式可以得出(证明参看文献[1])

$$\bar{M} \stackrel{\text{def}}{=} A^{-1} [R + \sigma^2 A^{-2}]^{-1} \quad (11)$$

根据式(11), MMSE 线性检测器产生下面的决策:

$$b_k = \text{sgn} \left[\frac{1}{A_k} ([R + \sigma^2 A R A]^{-1} y)_k \right] = \text{sgn}([R + \sigma^2 A^{-2}]^{-1} y)_k \quad (12)$$

在下一小节中, 采用子波网络代替线性变换式(11), 提高了数值的稳定性, 代价是引入了训练序列. 在仿真结果中可以看到网络具有良好的收敛性.

3.2 基于自适应子波网络检测器

将神经网络理论应用于多用户检测技术的研究正在不断地深入和完善. Aazhang^[2]等人提出了 BP 神经网络接收机, Kechiotis 等人分别采用连续 Hopfield 网络来实现多用户检测, 属于反馈型神经网络 CDMA 接收机^[3,4]. 在这些文献中, 采用 BP 算法的神经网络检测器的性能大大优于传统接收机, 只要合理的选择结构参数, 其性能接近最佳多用户检测器. 但是 BP 算法的训练过程太长, 参数选取依赖于经验. 对于 Hopfield 神经网络多用户检测接收机的研究大多集中于采用连续型的 Hopfield 神经网络结构. 应用 Hopfield 神经网络进行优化计算的主要问题是 Hopfield 网络往往会陷入能量函数的局部极小点, 而无法收敛至全局最小点.

我们将采用自适应子波网络的多用户检测器称为 WNN 检测器. 仿真结果表明, WNN 检测器具有良好的 BER 性能和收敛特性.

3.2.1 自适应子波网络结构

从 3.1 节中可看到匹配滤波器组的输出向量为

$$y = RA b + n \quad (13)$$

对于第 k 个用户来说

$$y_k = \int_0^T y(t) s_k(t) dt = A_k b_k + \sum_{j \neq k} A_j b_j \rho_{jk} + n_k \quad (14)$$

其中: $n_k = \sigma \int_0^T n(t) s_k(t) dt$;

是均值为 0、方差为 σ^2 的高斯随机变量; ρ_{jk} 是互相关系数.

据此设计一个三阶自适应子波网络, 网络输入是匹配滤

波器的输出. 网络方程表达式为

$$\hat{y}_k(t) = \sigma(u_i) = \sigma \left[\sum_{i=1}^N w_{ki} \sum_{j=1}^K y_k(t) \Psi \left(\frac{j-b_i}{a_i} \right) \right] \quad (15)$$

其中 $\hat{y}_k$ 是训练样本的网络输出; w_{ki} 为隐层到输出层的权值; σ 为输出节点函数. 可以看出, 通过 a_i 和 b_i 的调节隐层节点输出代表了自适应生成的一组子波基函数 Ψ :

$$\Psi(t) = \sum_{j=1}^K y_k(t) \Psi \left(\frac{j-b_i}{a_i} \right) \quad (16)$$

对应于不同的输入模式, $\Psi(t)$ 将自适应调节至最佳. 这样网络方程转化为

$$\hat{y}(t) = \sigma \left[\sum_{i=1}^N w_{ki} \Psi_i(t) \right] \quad (17)$$

这就是自适应子波网络的基本思想.

3.2.2 算法分析 本文采用子波

$$h(t) = \cos(rt) \exp(-t^2/2)$$

其中 r 为常数, 常取 1.75. 这个子波波形与 Mexico 草帽子波近似, 已在目标特征提取方面得到应用^[10].

设自适应子波网络输入层神经元数为 K , 特征提取层神经元数为 N , 输出层神经元数为 C , 学习样本容量为 M , 输入信号 Y 的维数为 $\dim S = n \times M$. 输出信号 γ 的维数为 $C \times M$. 子波 H 矩阵维数为 $\dim H = N \times n$.

将网络输出的均方误差作为目标函数

$$\min: E = \frac{1}{MC} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^C (B_{ij} - Y_{ij})^2 \quad (18)$$

其中 B 为期望输出矩阵, γ 为学习样本的输出向量, 写成向量形式

$$E = \frac{1}{MC} \|B - \gamma\|^2 \quad (19)$$

输出为 $\gamma = WH + \Theta I_M^T$ (20)

其中 $H = HS$; θ 为域值; I_M^T 为每个分量为 1 的 M 维列向量.

将式(20)代入式(19)得

$$E = \frac{1}{MC} \|B - WH - \Theta I_M^T\|^2 \quad (21)$$

显然 E 为 W 、 θ 及子波参数 A 、 B 的函数, 网络通过学习调节以上参数使得 E 最小.

通过关于各个参数对最小化分析知道对于自适应子波网络来说, 求最小均方的过程, 也就是寻求可分性最大的子波特征, 以及对这些子波特征进行最大可分性划分的过程^[10].

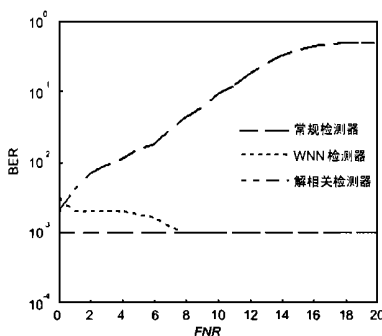


图1 信道中存在两用户时 BER 性能, $\rho = 0.2$

4 性能分析与仿真结果

渐进多用户效率^[11]定义为

$$\eta_k = \lim_{\sigma \rightarrow 0} \frac{e_k(\sigma)}{A_k^2} \quad (22)$$

为了量化多用户检测器对远近问题的健壮性, 定义抗远近性 (far near resistance) 为对于所有其它用户接收能量来说最小的渐进多用户效率:

$$\bar{\eta}_k = \inf_{\substack{A_j > 0 \\ j \neq k}} \eta_k \quad (23)$$

抗远近性取决于特征波形和解调器. 在具有移动发送端的系统中, 远近问题最为普遍.

由于当 $\sigma \rightarrow 0$ 时, MMSE 检测器收敛于解相关检测器, 所以它的渐进多用户效率和抗远近性与解相关器的相同.

定义远近比 (FNR) 作为量度用户 j 对用户 i 的干扰程度:

$$FNR_{ji} = 20 \log_{10} (A_j / A_i)$$

不失一般性, 在下面取用户 1 为期望用户, 则用户 j 对用户 1 的干扰简称为 FNR_j .

下面, 将主要讨论同步信道中存在两个用户和四个用户的情况, 并与常规检测器和解相关检测器作比较; 同时也分析所采用算法的收敛性能.

存在 K 个用户的同步信道中, 对于常规检测器而言, 第 k 个用户的渐进多用户效率 (AME)^[11]为

$$\eta_k^c = \max \left\{ 0, 1 - \sum_{j \neq k} \frac{A_j}{A_k} |\rho_{jk}| \right\} \quad (24)$$

解相关检测器的多用户效率为

$$\eta_k^d = 1 / R_{kk}^+ \quad (25)$$

η_k^d 不受噪声和干扰幅度的影响, 因而也等于渐进多用户效率和抗远近性.

考虑信道中存在两个用户的情况, 由式 (25) 知用户 1 的

$$\text{AME 为 } \eta_1^c = \max \left\{ 0, 1 - \frac{A_2}{A_1} |\rho| \right\}$$

我们看到如果 $A_1 \leq A_2 |\rho|$, 则 $\eta_1^c = 0$, 误比特率当 $\sigma \rightarrow 0$ 时也不为 0. 图 1 说明了互相关为 0.2 并且期望用户的信噪比 (SNR) 为 10dB 的 BER 性能曲线. 可以明显的看出, 当干扰用户的能量加强时, 即使 SNR 很大, 期望用户的 BER 性能也会急剧恶化. 而对于解相关检测器和 WNN 检测器来说, 期望用户的 BER 性能几乎不受干扰用户的影响, 换言之, WNN 检测器是抗远近的.

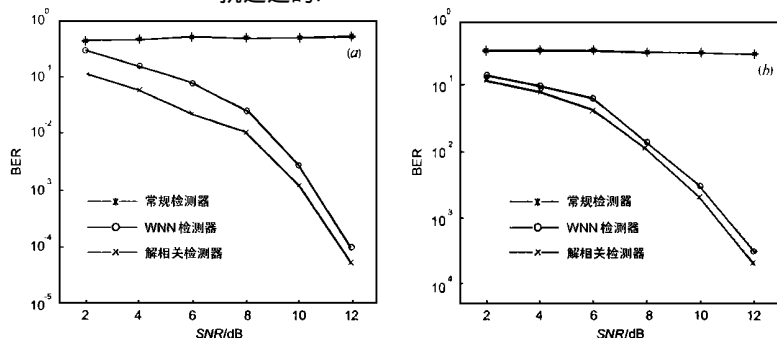


图2 (a) 信道中存在两个用户, $FNR_2 = 18\text{dB}$; (b) 信道中存在四个用户, $FNR_2 = 12\text{dB}$, $FNR_3 = 20\text{dB}$, $FNR_4 = 16\text{dB}$

图 2(a)和(b)分别采用了扩频因子为 31 和 15 的随机序列.我们从图 2 中可以看出,在强多址干扰下,常规检测器的性能很差,在高信噪比区域的 BER 性能几乎没有提高;而 WNN 检测器几乎不受干扰用户的影响,并表现出良好的 BER 性能,具有抗远近性.由图 2 所示,WNN 检测器的性能接近解相关检测器.我们已经在上面提到,WNN 检测器属于 MMSE 检测器,由于当 $\sigma \rightarrow 0$ 时收敛于解相关检测器,所以它的渐进多用户效率和抗远近性与解相关器的相同.

图 3 是算法的收敛曲线,我们看到算法在少量训练序列(200 比特)的情况下迅速收敛,基本可以做到实时处理,具有较高的实用价值.

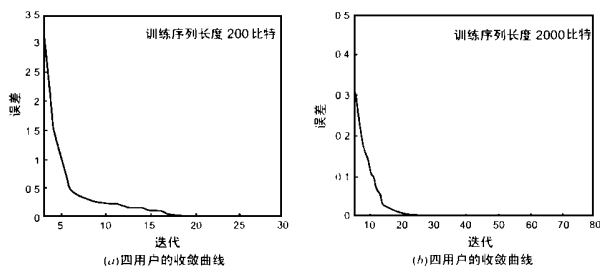


图 3

5 结论

基于自适应子波网络的多用户检测器可以较好的消除多址干扰,具有抗远近性,并具有良好的收敛性能.从目前的研究结果认识到,将神经网络这种具有大规模、分布式并行处理、快速和自适应学习能力等特性的技术引入 CDMA 系统中的多用户检测,具有较好的前景和应用价值.与解相关检测器性相比,避免了矩阵求逆,从而运算速度大大提高,数值稳定性也得到了增强.虽然网络只需少量的训练序列即可迅速收敛,如何实现盲检测则是下一步研究的方向.

参考文献:

- [1] Sergio Verdú Multi-user detection [M]. Cambridge:UK, Cambridge University Press, 1998.
- [2] Behnaam Aazhang, Bernd-Peter Paris, Geoffrey C. Orsak. Neural networks for multi-user detection in CDMA communications [J]. IEEE Transactions on Communications, July 1992, 40(7): 1212 - 1222.
- [3] George I Kechriotis, Elias S Manolakos. Hopfield neural network implementation of the optimal CDMA multi-user detector [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, Jan 1996, 7(1): 131 - 141.
- [4] George I Kechriotis, Elias S Manolakos. A hybrid digital signal processing neural network CDMA multi-user detection scheme [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, Feb. 1996, 43(2): 96 - 104.
- [5] A Duel-Hallen, J. Holtzman, Z. Vornar. Multi-user detection for CDMA systems [J]. IEEE Personal Commun., Apr 1995, 2: 46 - 58.
- [6] S Moshavi. Multi-user detection for DS-SS communications [J]. IEEE Commun. Mag., Oct. 1996: 124 - 136.
- [7] Q Zhang, A Benveniste. Wavelet Networks [J]. IEEE Trans. Neural Networks, Nov. 1992, 3.
- [8] Jun Zhang, et al. Wavelet neural networks for function learning [J]. IEEE Trans. SP, June 1995, 43.
- [9] 程兴东. 小波分析算法与应用 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998.
- [10] 张艳宁. 智能目标识别方法研究 [J]. 西安电子科技大学博士后研究报告, 1999.
- [11] 尤肖虎, 曹淑敏, 李建东. 第三代移动通信系统发展现状与展望 [J]. 电子学报, 1999, 27(11A): 2 - 8.

作者简介:



焦李成 男. 1959 年 10 月出生于陕西省白水. 教授, 博士生导师. 主要研究领域包括: 非线性理论、人工神经网络、子波理论与应用、进化算法、数据挖掘及多用户检测等.



丁志刚 男. 1975 年出生. 西安电子科技大学研究生. 主要研究兴趣包括: 智能信号处理、多用户检测等.