

一种基于支撑矢量机的多用户检测算法

焦李成, 屈炳云, 周伟达

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071)

摘要: 与现有的机器学习算法相比, 在样本有限的情况下, 支撑矢量机具有更强的分类推广能力. 本文将支撑矢量机与多用户检测相结合, 提出了一种新型的多用户检测算法. 理论推导和仿真结果表明该算法的有效性.

关键词: 多用户检测; 支撑矢量机; 阵列天线

中图分类号: TN9141.53 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2002) 10-1549-20

A Support Vector Machine Based Algorithm for Multiuser Detection

JIAO Li-cheng, QU Bing-yun, ZHOU Wei-da

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

Abstract: With limited samples, SVM has stronger ability of generalization in comparison with existing machine learning algorithm. In this paper, the SVM is combined with the multiuser detection, and a novel multiuser detection algorithm is proposed. It is shown that the method is effective in theoretical analysis and computer simulations.

Key words: multiuser detection; support vector machine; array antenna

1 引言

与 TDMA、FDMA 相比, CDMA 具有容量大, 抗多径衰落能力强, 频带利用率高, 软容量等优点, 已经受到人们越来越多的重视. 但是, 用户信号在时域和频域都是重叠的, 非正交的扩频序列产生的多址干扰随用户数显著增加, 尤其是在远近效应的影响下, 系统容量明显受限于多址干扰.

多用户检测将干扰用户信号和噪声信号区别处理, 能够较好地抑制多址干扰, 提高系统容量. 由于最佳多用户检测器 (OMD) 算法的计算复杂度随用户数呈指数增长^[1], 目前的研究工作主要集中在次最优多用户检测器, 包括干扰抵消器; 解相关检测器; MMSE 检测器等. 当前, 研究的热点主要是各种基于训练序列或盲模式的自适应多用户检测器^[2,3].

基于神经网络优良的并行计算能力和学习推广能力, 人们提出了多层感知器多用户检测器^[4,5]和 Hopfield 神经网络多用户检测器. 与多层感知器相比, 支撑矢量机具有更强的小样本推广能力, 并可以解决神经网络网络结构选取和局部极小点等问题, 有关试验报告主要集中在文字识别, 人脸识别等方面. 本文将支撑矢量机首次应用于移动通信, 得到了一种新型的多用户检测算法. 理论分析和仿真结果表明支撑矢量机可以较好地应用于复杂的信道环境.

2 信号模型

假定小区用户数为 K , 每个用户被分配不同的扩展波形, 并使用二进制相移键控调制, 则被接收到的基带信号可以

表示为:

$$X(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^M A_{ki} b_k(i) \sum_{l=1}^{L_k} A_{kl} c_k(t - iT - S_{kl}) + Rn(t) \quad (1)$$

其中 $n(t)$ 是具有单位功率谱密度的高斯白噪声, $2M+1$ 是每帧数据的长度, T 是码元间隔, L_k 是用户 k 的多径数, 而 A_{ki} 和 $b_k(i) \in \{1, -1\}$, $\{c_k(t); 0 \leq t \leq T\}$ 分别表示第 k 个用户的幅度、码元序列和扩展波形, A_{kl} 是第 k 个用户第 l 条路径的衰落因子, S_{kl} 是时延. 对直接序列扩频多址方式, 用户扩频波形是:

$$c_k = \sum_{j=0}^{N-1} B_j^k \gamma(t - jT_c), \quad t \in [0, T] \quad (2)$$

其中 N 是扩频增益; $\{B_0^k, B_1^k, \dots, B_{N-1}^k\}$ 是分配给第 k 个用户的 N 符号序列; γ 是 T_c 期间的标准化码片波形, 且 $NT_c = T$.

3 基于支撑矢量机的多用户检测

假定各个用户延时已知, 在期望用户码元期间以码片速率采样, 并将其作为 i 时刻输入信号 $X(i) = (x^1(i), \dots, x^N(i))$, 可以得到图 1 所示的多用户检测模型.

实际上, 上述滤波器结构与神经网络中的单层感知器 Adaline 是等价的. 这时, 信号滤波就转化为线性分类问题. 在相应的信道条

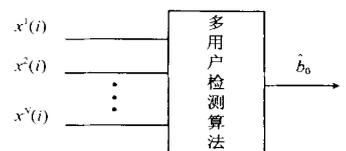


图 1 多用户检测结构

件下, 在 R^N 空间内也几乎不存在一个平面可以将所有可能输入正确分开.

由 Kolmogorov 定理可以证明具有两种不同映射功能的神经网络可以对输入样本任意分类, 即对任意连续函数有 $\{f: L^m \times y \rightarrow S^n \mid y = f(x)\}$. 因此, 我们可以在图 1 的算法方框中选择具有这种结构的神经网络 (如 BP 算法, 径向基函数) 实现输入/输出的非线性映射, 解决线性不可分问题. 其中, 径向基函数的基函数对输入产生局部响应, 具有比 BP 网络更快的收敛速度和更良好的推广能力.

在复杂的信道环境下, 如何使网络在有限训练序列的情况下具有优良的推广能力是至关重要的. 通过引入结构风险最小化的概念, 支撑向量机具有更好的学习推广能力^[7-9].

3.1.1 支撑向量机最优判别器

在传统机器学习中, 对有限训练样本取得过小的经验风险将产生过学习现象, 从而影响系统的推广能力. 通过在风险函数中引入对假设空间的容量控制来构造结构风险, 支撑向量机综合考虑了经验风险和容量控制以取得实际最小风险. 由于容量控制的引入, 一定程度上限制了假设空间的复杂度, 从而使得支撑向量机具有较好的推广能力.

为了便于说明, 首先讨论线性分类问题. 支撑向量机不仅使经验风险最小, 而且要求分类边界最大并等价于使 $w + 2$ 最小 (起假设空间容量控制作用):

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{s.t.} \quad & y_i (w \cdot X_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

其中, C 为惩罚因子并取正常数. 样本集 $(X_i, y_i), i = 1, \dots, n, X_i \in R^N, y_i \in \{+1, -1\}$. 求解此二次规划的对偶规划, 最终可得到下面的结果:

$$\begin{aligned} \max \quad & W(A) = \sum_{i=1}^n A_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n A_i A_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n A_i y_i = 0 \quad a_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

可以证明解中存在部分 Lagrange 乘子 $a_i > 0$ 且其对应的样本就是支撑向量. 最后可以得到最优的判决函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n A_i y_i (x_i \cdot x) + b \right) \quad (6)$$

对于非线性分类问题, 支撑向量机通过引入核函数的方法来实现. 根据 Mercer 定理, 对于满足一定条件的函数 $K(u, v)$, 存在

$$K(u, v) = \sum_{k=1}^{\infty} a_k z_k(u) z_k(v), \quad a_k > 0 \quad (7)$$

通过选择适当的内积核函数 $K(u, v)$, 就可以将非线性问题等价于高维空间的线性问题, 并在原空间由核函数实现, 这样对于对偶问题, 计算的复杂度取决于样本数而不是空间维数.

$$\begin{aligned} \max \quad & W(A) = \sum_{i=1}^n A_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n A_i A_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n A_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (8)$$

$$a_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n$$

最优的判决函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n A_i y_i K(x_i \cdot x) + b \right) \quad (9)$$

3.1.2 基于支撑向量机的多用户检测器

在 SVM 中存在多种内积核函数形式, 为了与传统 RBF 方法进行比较, SVM 的内积核函数采用径向核基函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2)$. 由图 2 可以看到每个基函数的中心对应一个支撑向量. 这样, SVM 的网络规模和基函数的中心点都可由算法自动确定, 同时不存在神经网络中的局部极小点的问题.

需要说明的是, 文[4, 5]提出的多层感知器神经网络是将 K 个用户信号经过匹配滤波器组处理后作为多用户检测器的输入. 由于移动通信中的用户数是不断变化的, 不断地重新选取 RBF 神经网络的网络规模和中心点将大大增加算法的运算复杂度, 而适当的网络规模和中心点是决定 RBF 算法性能的关键因素. 如前所述, 支撑向量机的网络结构可由算法自动确定, 匹配滤波器组数量的变化不会增加运算复杂度, 因此支撑向量机比神经网络更适用于这种结构.

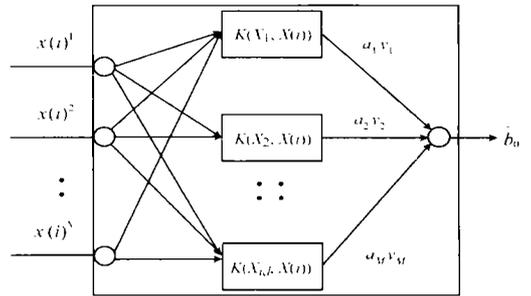


图 2 支撑向量机结构图

3.1.3 空时联合多用户检测器

利用每个用户的空域特征, 通过阵列天线对接收信号加权, 在期望方向形成高增益主瓣, 在其他方向形成低增益副瓣, 可以进一步提高系统的输出信噪比^[6]. 阵列端接收信号可以表示为

$$r(t) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=1}^K A_k b_k(i) \sum_{l=1}^{L_k} a_l(H_k) A_{kl} c_k(t - iT - S_k) + R_n(t) \quad (10)$$

其中 H_k 和 $a_l(H_k) = [1, e^{j\frac{2\pi d}{K} \sin H_k}, \dots, e^{j(P-1)\frac{2\pi d}{K} \sin H_k}]^T$ 是第 k 个用户第 l 条多径的波达方向和信号方向向量, P 表示阵元数.

当前结合空域处理的多用户检测器主要是将空域滤波和多用户检测进行级联处理. 实际上, 每个用户同时具有空域特性和扩频码特征, 空时联合多用户处理将比分别对信号进行空域和时域优化处理达到更好的总体性能.

从分类的角度来看, 干扰和噪声的存在都将对分界面产生影响. 同时, 随着干扰用户数的增加和干扰或噪声强度的增强, 分界面更加复杂. 这就需要更多的训练样本来描绘更为复杂的分界面, 同时复杂的分界面也将影响网络的推广能力. 应用阵列天线使得联合处理的输入由 $1 \times N$ 维变为 $1 \times MN$ 维,

系统的自由度增加,因而大大降低了样本所在空时域的分界面复杂程度,从而提高分类效果。

对感知器而言,引入阵列天线将使网络的规模增大,增加了需要调整的系数,因而增加了算法的复杂性。如前所述,支撑矢量机的结构直接由支撑矢量决定,算法的复杂性主要由样本数,尤其是支撑矢量数决定,输入维数的增加对算法没有太大的影响。

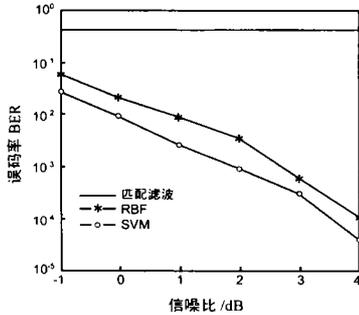


图 3 误码率曲线(训练信噪比 4dB)

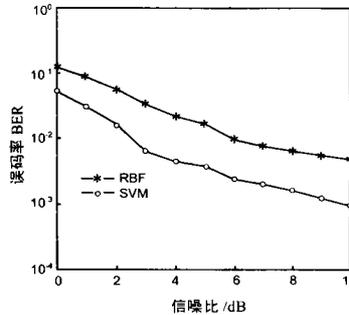


图 4 误码率曲线(训练信噪比 6dB)

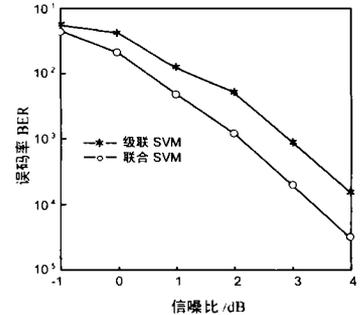


图 5 误码率曲线(训练信噪比 4dB)

实例 2:基本条件与实例 1 相同,14 个干扰用户,仿真中所用到的时延和衰减系数也都是随机产生的。天线数 $P = 5$,波达方向服从均匀分布,训练样本 100 个。仿真结果如图 4、图 5 所示。

5 小结

本文首先提出了利用非线性映射解决移动通信信号线性不可分思想,进而引入支撑矢量机解决通信中有限训练信号的推广能力;然后说明了文[4,5]所示的神经网络多用户检测器结构并不适用于移动通信,而本文提出的支撑矢量机则不存在这样的限制;最后导出一种空时联合多用户检测模型,而本文提出的支撑矢量机多用户检测的运算复杂度并没有太大的增加。

参考文献:

- [1] S Verdu. Multiuser Detection [M]. Cambridge, UK: Cambridge Univ Press, 1998.
- [2] X D Wang, et al. Blind multiuser detection: A subspace approach [J]. IEEE Trans Informing Theory, 1998, 44(2): 677- 690.
- [3] U Madhow, et al. MMSE interference suppression for direct sequence spread spectrum CDMA [J]. IEEE Trans. Commun. 1994, 42(11): 3178- 3188.
- [4] Behnaam Aazhang, et al. Neural Network for Multiuser Detection in CDMA Communications [J]. IEEE Trans. on Commun, 1992, 40(7): 1212- 1222.

4 仿真实例

实例 1:假定异步多径系统,基带传输,码片速率采样,扩频码为 gold 序列,扩频增益 $N = 31$,5 个干扰用户,三条路径。各路径的时延在 $[0, 31)$ 上均匀分布,其衰减系数在 $(0, 1)$ 之间随机选取,训练样本 100 个。仿真结果如图 3 所示。

- [5] 李春光,廖晓峰,吴中福,虞厥邦.基于径向基函数神经网络的 CDMA 多用户检测方法[J].信号处理,2000,16(3):206~210.
- [6] A F Naguib, et al. Capacity improvement with base-station antenna arrays in cellular CDMA [J]. IEEE Trans. Veh. Technol., 1994, 43(3): 691- 698.
- [7] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):31~42.
- [8] Vladimir N Vapnik. Statistical Learning Theory [M]. Chichester, UK: Wiley, 1998.
- [9] C J C Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition [J]. Knowledge Discovery and Data Mining, 1998, 2(2): 121- 167

作者简介:



焦季成 男,1959 年生于陕西白水,教授,博士生导师,主要研究方向为神经网络、数据挖掘、子波理论与应用等。

屈炳云 1975 年生,西安电子科技大学硕士,主要研究方向为智能信号处理等。