

## 基于聚类的软扩频信号盲解扩方法

王 航 郭静波 王赞基

(清华大学电机系电力系统国家重点实验室 北京 100084)

**摘 要:** 该文研究的是在未知扩频序列的情况下, 实现多序列直扩信号(也称软扩频信号)的解扩。对于传统直扩信号来说, 主模解扩法(DMDS)被证明是一种有效的盲解扩方法, 但是它并不适用于软扩频信号的盲解扩问题。借鉴无监督聚类分析的思想, 该文提出了一种基于聚类的软扩频信号盲解扩方法(KCDS)。该方法将软扩频信号分成不重叠的信号向量, 利用这些向量的聚类特征完成扩频码的估计, 通过最大化平均侧影宽度完成延迟时间和扩频码数量的估计。计算机仿真表明, 在零均值噪声环境下, KCDS算法可以解决软扩频信号的盲解扩问题。

**关键词:** 扩频通信; 盲解扩; K均值聚类; 软扩频

中图分类号: TN914.42

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)02-0422-04

## Clustering Based Blind Despread Method of Tamed Direct Sequence Spread Spectrum Signals

Wang Hang Guo Jing-bo Wang Zan-ji

(Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Blind despread of multi-sequence Direct Sequence Spread Spectrum signals (tamed DSSS signals) with unknown spreading codes are discussed in this paper. The Dominant Mode DeSpreading (DMDS) algorithm is certified to be a successful solution for the blind estimation of the conventional DSSS signals. However, it proved to be not applicable to tamed DSSS signals. Borrowing unsupervised cluster analysis ideas, a novel method named K-means Clustering DeSpreading (KCDS) algorithm for tamed DSSS signals is proposed. KCDS algorithm, divides the tamed DSSS signal into non-overlapped individuals, and then exploits the clustering property of these individuals to estimate the spreading codes. The delay time and the number of spreading codes can be estimated by maximizing the average silhouette width. It is demonstrated to be effective via simulation results for a 32-ary DSSS signal in the presence of zero-mean noise.

**Key words:** Spread spectrum communication; Blind despread; K-means clustering; Tamed spread spectrum

### 1 引言

扩频通信技术以其隐蔽、保密和抗干扰的优点, 已经在军事通信以及商业通信中得到非常广泛的应用。直接序列扩频系统是人们研究最早, 也是应用较为广泛的一种扩频系统。美国的国防卫星通信系统(AN-VSC-28)、全球定位系统(GPS)、航天飞机通信用的跟踪和数据中继卫星系统(TDRSS)等都是直接序列扩频技术应用的实例。从通信对抗的角度出发, 由于其功率谱密度低、处理增益高, 使得对直扩通信的侦察监听非常困难。直扩通信对抗技术作为综合通信对抗系统的关键, 得到了很大的关注, 并获得了迅速的发展。在频谱监测、电子侦听等非协作通信中, 接收机并不知道截获信号所用的扩频序列, 这引出了直扩信号的盲解扩问题。传统的直扩技术将符号数据流与某一个高速的扩频序列模二加得到直扩信号, 用于这种传统直扩信号盲解扩的方法包括: 延时相关法, 主模解扩法(DMDS), 子空间分解法等。

为了改善传统单一序列直扩技术频谱效率低的缺点, 软扩频技术<sup>[1,2]</sup>将直接序列扩频技术与编码技术相结合, 发展成为一种新型的基带扩频技术, 在军民用通信中都得到了应用。如军事通信方面, 美军的联合战术信息发布系统(JTIDS)采用 32 位 M 序列的(32, 5)软扩频技术; 商业通信方面, IEEE802.11b 采用多相补码键控(CCK)软扩频技术。软扩频技术适用于那些频带受限而数据率又要求较高的通信系统中, 与传统直扩系统相比, 在相同的射频带宽、相同的信息速率、相同的扩频增益条件下, 软扩频系统可以具有更好的性能。

本文首先简要介绍软扩频的机理并分析现有盲解扩技术无法应用于软扩频信号盲解扩问题的原因, 进而提出了一种加性高斯白噪声(AWGN)信道下基于聚类的软扩频信号盲解扩方法(KCDS), 仿真结果表明该方法可解决软扩频信号的盲解扩问题, 为之后的工作打下了基础。需要注意的是, 在非协作条件下, 接收机要实现侦收, 必须首先对包括波特率、码片速率和载波频率在内的信号参数进行估计, 之后才是估计扩频序列用于盲解扩。由于本文的重点放在软扩频信

号的盲解扩, 因此对直扩信号参数估计部分不做过多介绍, 有兴趣的读者可参阅文献[3]。

### 2 软扩频系统基带模型

设需传输的数据为

$$a(t) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n g_a(t - nT_a) \quad (1)$$

$a_n$  为信息码元,  $g_a(t)$  为窗函数,  $T_a$  为信息码元宽度, 将  $a(t)$  分段, 每  $k$  位为一段, 可得

$$a(t) = \sum_{i=0}^{\infty} a_k(t - iT_0) \quad (2)$$

这里  $a_k(t) = \sum_{l=0}^{k-1} a_l g_a(t - lT_a)$ ,  $T_0 = kT_a = NT_c$  为伪随机码周期,  $T_c$  为伪码的码片宽度,  $N$  为其长度。  $k$  位信息码元加权值  $m = \sum_{l=0}^{k-1} a_l 2^l$ ,  $m$  就是对应的  $2^k$  条伪码的编号。若所用

伪码为  $c_j(t), j = 0, 1, \dots, 2^k - 1$ ,  $c_j(t) = \sum_{n=0}^{N-1} C_{jn} g_c(t - nT_c)$ ,

式中  $C_{jm}$  为伪码的码片,  $g_c(t)$  为窗函数。则扩展后的扩频序列为

$$s(t) = \sum_{i=0}^{\infty} c_m(t - iT_0) \quad (3)$$

其中  $c_m(t)$  的下标选择由  $a_k(t - iT_0)$  对应的加权值确定。

用估计出的码片速率对接收到的 AWGN 信道下信号进行采样, 得到离散的信号形式为

$$y(n) = s(t - \tau) + \omega(t) |_{t=nT_c} = s(nT_c - \tau) + \omega(nT_c) \quad (4)$$

其中  $\tau$  表示延时,  $\omega(t)$  是零均值加性高斯白噪声。非协作通信条件下, 首先需要估计出伪码集  $\{c_0(t), c_1(t), \dots, c_{2^k-1}(t)\}$ , 进而实现解扩。传统的单一序列直扩信号可以被认为是软扩频信号在  $k = 1$ ,  $c_0(t) = -c_1(t)$  情况下的特例, 因此从这一点上说, 研究软扩频信号的盲解扩问题意义更大, 这也正是本文的目的。

### 3 基于聚类的软扩频盲解扩方法

DMDS 算法<sup>[4,5]</sup>是解决传统单一序列直扩信号盲解扩的经典算法, 但是将 DMDS 算法应用于软扩频信号的盲解扩问题时, 发现存在下面两个缺点:

(1)在扩频码同步方面, DMDS 算法要求伪码之间的部分自相关保持正交, 即对于任意的  $k$  值, 要保证对于  $\forall i \neq j$

$$\left. \begin{aligned} \sum_{n=0}^k C_{in} C_{jn} &= 0 \\ \sum_{n=k+1}^{N-k} C_{in} C_{jn} &= 0 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

遗憾的是, 在某些实际系统中伪码集合  $\{c_0(t), c_1(t), \dots, c_{2^k-1}(t)\}$  序列之间的部分自相关并不能保持正交性。这导致无法通过最大化异步自相关矩阵  $\mathbf{R}_a^d$  的  $F$  范数<sup>[6,7]</sup>得到延时时间的估计, 更无法得到同步自相关矩阵  $\mathbf{R}_s$ 。图 1 显示对于

传统单一序列直扩信号,  $\mathbf{R}_a^d$  的  $F$  范数取得峰值时的起始采样时刻  $d$  对应着延时时间  $\tau$ 。与之形成对比的是图 2, 我们发现即使在很高的信噪比条件下, 这种确定延时时间的方法也不适用于软扩频信号。这里我们使用的伪码集合是一个 32 阶的哈达码矩阵, 得到的信号是与 JTIDS 相似的(32, 5)软扩频信号。

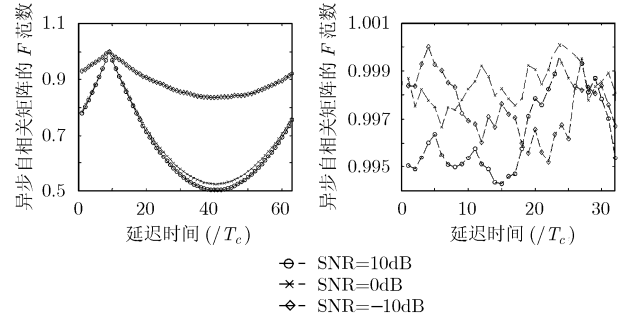


图 1 传统直扩信号  
延时时间的估计

图 2 软扩频信号异步  
自相关矩阵的  $F$  范数

(2)在伪码估计阶段, 由于使用特征分解的方法, 所以得到的一组基并不是伪码集合本身, 而是伪码集合的一个线性变换形式, 这显然不是我们期望的结果。从矩阵理论可以找到导致这一结果的原因, 那就是  $\mathbf{R}_s$  的特征子空间  $E_\lambda$  的唯一性并不能确保描述该空间的基向量的唯一性。图 3 显示的是通过特征分解得到的一组基与原伪码集合之间的相关系数。不难看出即使在高信噪比条件下(仿真所设定的宽带信噪比为 20dB), 由于 DMDS 算法采用的特征分解引入了这样一种线性变换, 使得在主对角线之外的某些位置相关系数出现了若干峰值, 这些峰值体现了正交性的缺失。

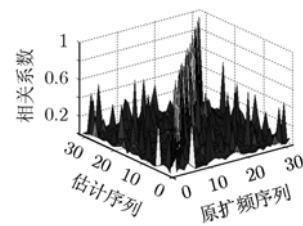


图 3 估计序列集合与原伪码集合的相关系数

正是由于存在上述两个缺点, 使得 DMDS 算法在处理软扩频信号盲解扩问题上显得束手无策。聚类已经广泛应用于许多领域, 包括市场研究、模式识别、数据分析和图像处理。如今聚类分析也开始出现在通信与信号处理领域<sup>[8]</sup>, 本文正是借鉴了聚类分析的思想, 将其引入到直扩信号盲解扩问题中, 提出了一种基于聚类的软扩频信号盲解扩方法(KCDS)。

假设扩频因子  $N$  已经使用参数估计算法成功估计, 把采样后的离散信号序列分成若干段, 每段含有  $N$  个采样值, 即

$$\mathbf{y}_i^d = [y((l-1)N + d), y((l-1)N + d + 1), \dots, y(lN + d - 1)]^T \quad (6)$$

聚类算法将式(6)所示的向量称为一个对象,  $n$  个这样的对象构成了输入数据集  $\Omega^d = \{\mathbf{y}_1^d, \mathbf{y}_2^d, \dots, \mathbf{y}_n^d\}$ ,  $n$  表示对象的数目, 也叫做数据集的规模。与解决传统单一序列直扩信号盲解扩问题相同的是, 我们仍然需要完成延时时间的估计。不同的是在非协作通信条件下, 对于软扩频信号采用的伪码集合的规模  $M$  往往也是不清楚的, 因此还需要完成对  $M$  的估计。在 KCDS 算法中, 延时时间与伪码集合规模的估计问题转化为一个搜索过程, 具体步骤如下:

(1) 初始化  $d = 0$ , 构建输入数据集  $\Omega^d$ 。

(2) 初始化  $j = 1$ ,  $j$  表示对伪码集合规模的估计值, 用于设定聚类算法中簇的数目。

(3) 随机选择  $j$  个对象作为初始的簇中心  $c_i^j, i = 1, \dots, j$ , 迭代计数器  $p$  初始化为 1。

(4) 将数据集  $\Omega^d$  中的对象按照最小相异度划分到各个簇中, 这里使用基于相关系数的相异度准则, 即

$$\delta_{ij} = 1 - |\Phi_{ij}| \quad (7)$$

其中  $\Phi_{ij}$  表示数据集中第  $i$  个对象和第  $j$  个对象的相关系数,  $\delta_{ij}$  代表这两个对象的相异程度。

(5) 重新计算每一个簇的中心, 完成一次更新。

(6) 判断是否收敛, 如果收敛进入下一步, 否则迭代计数器  $p$  加 1 与最大允许迭代次数  $P_{\max}$  比较之后, 决定是否返回(4)。

(7) 计算平均侧影宽度(average silhouette width)  $S_j^d$  [9], 用来衡量聚类效果

$$S_j^d = \sum_{i=1}^n \frac{\min(d(i, k)) - a(i)}{\max(a(i), \min(d(i, k)))} \quad (8)$$

其中  $a(i)$  表示第  $i$  个对象与其所在簇中其他对象之间的平均相异度,  $d(i, k)$  表示第  $i$  个对象与其它某个簇中对象之间的平均相异度。

(8) 计数器  $j$  加 1 与最大允许簇数目  $J_{\max}$  比较之后, 决定是否返回(3)。

(9) 如果采样起始时刻  $d$  超过扩频因子  $N$ , 则结束整个 KCDS 算法; 否则采样起始时刻推迟一个码片间隔, 重新构造输入数据集, 返回(2)。

通过确定  $S_j^d$  最大值的位置完成对延时时间与伪码集合规模的估计, 即

$$\left. \begin{aligned} (\hat{j}, \hat{d}) &= \arg \max (S_j^d) \\ &\left. \begin{array}{l} d \in [0, N-1] \\ j \in [1, J_{\max}] \end{array} \right\} \quad (9) \\ \hat{M} &= \hat{j}, \quad \hat{\tau} = \hat{d}T_c \end{aligned}$$

最后, 对数据集  $\Omega^{\hat{d}}$  进行  $K$  值为  $\hat{M}$  的  $K$  均值聚类, 得到的  $\hat{M}$  个簇中心就是软扩频信号使用的伪码集合。

#### 4 仿真实例

在本文的仿真实例中, 为了保证伪随机码间相关特性,

软扩频信号使用的伪码集合来自 32 阶哈达码矩阵的正交序列, 其他参数见表 1。通过 KCDS 算法得到参数  $d$ ,  $j$  不同取值下的平均侧影宽度  $S_j^d$  如图 4 所示, 从图中可以看出,  $S_j^d$  最大值的位置对应延时时间与伪码集合规模的估计值, 此时聚类效果最好。图 5 显示的是 KCDS 算法得到的  $\hat{M}$  个簇中心与原伪码集合之间的相关系数, 可以看出这  $\hat{M}$  个簇中心与原伪码集合几乎相同, 正交性保持良好。与图 3 相比, 可以发现 KCDS 算法可以估计出软扩频信号所使用的伪码集合, 而这是 DMDS 算法无法完成的。图 6 给出了相同仿真环境下, KCDS 算法与 DMDS 算法盲解扩性能随 SNR 的变化情况。可以看出, KCDS 算法可以完成 DMDS 算法所无法完成的软扩频信号盲解扩任务。信噪比越高, 伪码估计的效果越好; 数据集规模增大有助于对噪声的抑制, 伪码估计的越准确, 盲解扩的误码率越小。

表 1 KCDS 算法仿真参数设置

比特速率	160kbps
符号速率	32ksymbols/s
码长	32chips
处理增益	15dB
码片速率	1.024Meps
采样速率	1.024Msamples/s
宽带信噪比	0dB
截取信号长度	$n=2000$

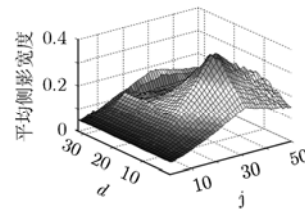


图 4 平均侧影宽度图

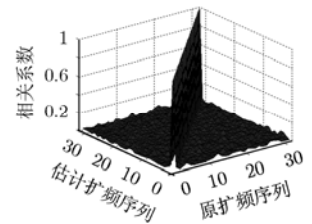


图 5 簇中心与原伪码集合的相关系数

当考虑  $K$  个用户接入时, 接收到的信号表示为

$$y(t) = \sum_{k=1}^K \sqrt{P_k} s_k(t - \tau_k) + \omega(t) \quad (10)$$

其中  $P_k$  表示第  $k$  个用户的功率,  $s_k(t)$  是第  $k$  个用户的软扩频信号,  $\{\tau_k\}$  为传输延时, 满足条件  $0 \leq \tau_k < T_b, k = 1, 2, \dots, K$ ,  $\omega(t)$  为高斯白噪声。不失一般性, 考虑  $0 \leq \tau_1 \leq \tau_2 \leq \dots \leq \tau_K$ , 即异步模式下的接收信号模型。当 KCDS 用于多用户情况下软扩频信号时, 得到的平均侧影宽度将会出现  $K$  个峰值, 分别对应每一个用户的延时  $\{\tau_k\}$ 。图 7 表示的是两用户接入条件下 KCDS 盲解扩的误码率随信噪比的变化情况,

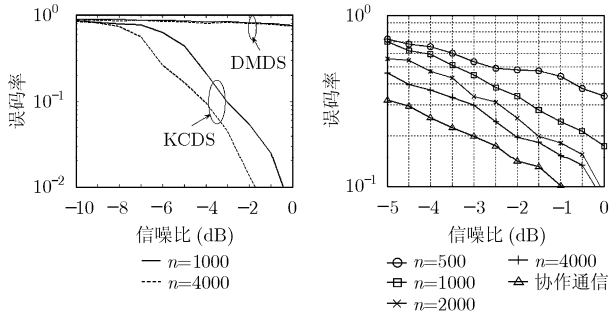


图 6 DMDS 与 KCDS 盲解扩性能比较

图 7 多用户接入条件下 KCDS 的盲解扩性能

参数  $P_1 = P_2 = 1$ ,  $\tau_1 = 10T_c$ ,  $\tau_2 = 20T_c$ 。可以看出, 随着数据集规模的增大, KCDS 盲解扩性能仍然能够逼近协作通信的解扩性能。

下面讨论两个值得关注的问题。第一个是噪声对伪码估计效果的影响。在理论上, DMDS 算法在无限时间平均假设前提下, 可以解决任意低信噪比的传统直扩信号盲解扩问题。在实际情况中, DMDS 算法的伪码估计效果随着截取信号长度的增加而逐步改善。本文提出的 KCDS 算法也不例外, 数据集的规模越大, 对噪声的抑止效果最好。

第二个问题是计算复杂度。K 均值聚类算法是聚类算法中最简单也是效率最高的一种, 并且基本不需要外部参数的人为设置。这也是本文选择 K 均值聚类算法的原因。但即便如此, 当数据集规模很大, 延时时间与伪码集合规模估计的范围很广时, 算法的复杂度还是很难接受的。本文提出的 KCDS 算法是原理型算法, 通过蛮力搜索的方式完成对延时时间与伪码集合规模的估计, 一种可行的降低复杂度的方法是使用优化算法(如遗传算法)减小搜索次数。

### 5 结束语

正是因为 DMDS 算法不适用软扩频信号的盲解扩问题, 所以本文借鉴了无监督聚类分析的思想, 提出了基于聚类的软扩频信号盲解扩方法(KCDS)。该方法首先将软扩频信号分割成互不重叠的信号向量(在聚类算法中这些向量被称为对象), 然后利用这些个体的聚类特征估计出软扩频信号使用的伪码集从而实现盲解扩。延时时间与伪码集合规模的估计值是通过最大化平均侧影宽度确定的。仿真结果表明, KCDS 算法可以实现非协作通信下软扩频信号的盲解扩。

### 参考文献

- [1] Pursley M B and Royster T C. High-rate direct-sequence spread spectrum with error-control coding. *IEEE Trans. on Commun.*, 2006, 54(9): 1693-1702.
- [2] 曾兴雯, 刘乃安, 孙献璞. 扩展频谱通信及其多址技术. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004: 19-20.
- [3] 杨超斌, 邱玲, 朱近康. 一种直扩通信信号快速检测识别方法. *电子学报*, 1999, 27(7): 89-91.
- [4] Yang Chao-bin, Qiu Ling, and Zhu Jin-kang. A method of fast detection and recognition to DS/SS signal [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(7): 89-91.
- [5] Agee B G, Kleinman R J, and Reed J H. Soft synchronization of direct sequence spread-spectrum signals. *IEEE Trans. on Commun.*, 1996, 44(11): 1527-1536.
- [6] 詹亚锋, 曹志刚, 马正新. DSSS 信号的扩频序列估计. *电子与信息学报*, 2005, 27(2): 169-172.
- [7] Zhan Ya-feng, Cao Zhi-gang, and Ma Zheng-xin. Spread spectrum sequence estimation for DSSS signals [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2005, 27(2): 169-172.
- [8] Burel G and Boudier C. Blind estimation of the pseudo-random sequence of a direct sequence spread spectrum signal. Proc. IEEE MILCOM 2000, Los Angeles, CA, 2000, vol.2: 967-970.
- [9] Nzea C, Gautier R, and Burel G. Blind synchronization and sequences identification in CDMA transmissions. Proc. IEEE MILCOM 2004, Monterey, CA, 2004, Vol.3: 1384-1390.
- [10] Zhao T, Nehorai A, and Porat B. K-means clustering-based data detection and symbol-timing recovery for burst-mode optical receiver. *IEEE Trans. on Commun.*, 2006, 54(8): 1492-1500.
- [11] Kaufman L and Rousseeuw P J. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. New York: Wiley, 1990: 83-88.

王 航: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为通信信号处理、直扩通信对抗。  
 郭静波: 男, 1960 年生, 教授, 研究方向为通信与电子系统。  
 王赞基: 男, 1946 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为电路与系统。