

组合二进制偏移载波信号的伪码周期及组合码序列盲估计

张天骐 刘董华* 袁帅 王胜

(重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室 重庆 400065)

摘要: 针对在非协作通信以及低信噪比下组合二进制偏移载波(CBOC)信号伪码周期和组合码序列较难估计的问题, 该文提出了2次谱算法与基于径向基函数(RBF)神经网络算法。对输入信号进行2次功率谱计算, 可以得到CBOC信号的伪码周期。在此基础上, 首先对接收的1周期组合码序列进行重叠分段, 其次优化筛选出学习系数, 对每段数据向量作为RBF神经网络的输入信号并进行有监督地调节, 最后对每段数据向量多次输入并反复训练权值向量就可以恢复原组合码序列。仿真结果表明, 利用2次谱可以在低信噪比下估计出伪码周期; 在误码率低于1%的情况下, 所提出的RBF神经网络相比于反向传播(BP)神经网络与Sanger神经网络, 信噪比分别提高1 dB和3 dB, 并且在同等条件下所需的数据组数较少。

关键词: 组合二进制偏移载波信号; 组合码序列; 2次功率谱; 伪码周期; 径向基神经网络

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)04-0917-08

DOI: [10.11999/JEIT180444](https://doi.org/10.11999/JEIT180444)

Blind Estimation of the Pseudo Code Period and Combination Code Sequence for Composite Binary Offset Carrier Signal

ZHANG Tianqi LIU Donghua YUAN Shuai WANG Sheng

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: For the problems of the Composite Binary Offset Carrier (CBOC) signal pseudo code period and combination code sequence are difficult to estimate in a non-cooperative context, two blind methods are proposed based on power spectrum reprocessing and Radial Basis Function (RBF) neural networks. It can get the CBOC pseudo code period through two power spectrum calculations. Firstly, the received one pseudo code period is overlapped segmentation based on the estimated pseudo code period. Secondly, the learning coefficient is optimized selection and each segment of date vector as an input signal to the RBF neural networks to supervised adjustment. Finally, through the continuous input signal, it can restore the original combination code sequence according to the convergent weight vectors. Simulation results show that the pseudo code period can be estimated using the secondary power spectrum under low Signal-to-Noise Ratio (SNR). Compared with the Back Propagation (BP) neural networks and the Sanger neural networks, the proposed RBF neural networks improve the SNR by 1 dB and 3 dB respectively and the number of data groups required is less through RBF neural networks under the same condition.

Key words: Composite Binary Offset Carrier (CBOC) signal; Combination code sequence; Secondary power spectrum; Pseudo code period; Radial Basis Function (RBF) neural networks

收稿日期: 2018-05-10; 改回日期: 2018-10-11; 网络出版: 2018-11-02

*通信作者: 刘董华 993578978@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61371164, 61702065, 61701067, 61771085), 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003), 重庆市研究生科研创新项目(CYS17219), 重庆市教育委员会科研项目(KJ1600427, KJ1600429)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61371164, 61702065, 61701067, 61771085), The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (CSTC2009CA2003), The Chongqing Graduate Research and Innovation Project (CYS17219), The Research Project of Chongqing Educational Commission (KJ1600427, KJ1600429)

1 引言

随着全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)的高速发展,其导航系统也越加多样化。为了增加导航的精确性与有效性,欧盟的Galileo卫星导航系统率先采用了组合二进制偏移载波(Composite Binary Offset Carrier, CBOC)调制方式^[1]。与传统的GPS调制技术相比,采用CBOC调制方式增加了高频分量,改善了信号的多径干扰与捕获跟踪性能^[2]。由于该信号包含了数据通道与导频通道,增加了对该信号分析的复杂度^[3],尤其是在非协作通信下对该信号的特性分析与参数盲估计变得困难。中国的北斗导航卫星系统(BeiDou navigation satellite System, BDS)也拟将采用该方式调制,因此对CBOC信号的性能进行有效估计是一个值得研究的问题。

近些年来针对CBOC信号的研究多数集中捕获与跟踪上^[4,5],而在非协作通信下对该信号的性能及序列估计研究很少。由于CBOC信号可由两个二进制偏移载波(Binary Offset Carrier, BOC)信号以不同功率谱的叠加;且时分数据调制二进制偏移载波(Time Division Data Modulation-Binary Offset Carrier, TDDM-BOC)信号模型与BOC信号的模式类似^[6]。针对BOC信号的性能盲估计,文献^[7]提出用BOC间的自相关运算来确定峰值,进而估计伪码速率、副载波速率与载波速率,该方法避免不了抗噪性能差特点。文献^[8]提出利用2次谱与奇异值分解(Signal Value Decomposition, SVD)算法估计BOC伪码周期与组合码序列,但该方法计算量比较大。文献^[9]提出用自适应Sanger神经网络,进而实现对TDDM-BOC信号组合码序列的解调。针对直扩信号序列解扩的研究,文献^[10-13]分别利用SVD算法、改进Hebb神经网络算法、序列3阶相关性分析与反向传播(Back Propagation, BP)神经网络实现伪码序列的盲解扩,但这些方法避免不了计算量大以及抗噪性能差的特点。

为了提高盲估计的性能,本文提出一种基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络算法估计CBOC组合码序列,在此之前首先利用2次谱方法估计出CBOC信号伪码周期,接着截取1周期组合码并对1周期组合码序列进行重叠分段并不断送入RBF神经网络中,重复训练第2层神经网络权值向量,直到其收敛,此时根据估计出来的权值向量来恢复1周期组合码序列。所提的RBF算法避免了用矩阵分解算法计算量大以及传统神经网络抗噪性能差的问题,并且具有收敛数据组数少、抗噪性能好与稳定性强的特点。

2 CBOC信号模型

基带CBOC信号的表达式为^[3]

$$\begin{aligned} x(t) &= \text{CBOC}(6, 1, 1/11)(t) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}} d_1(t) c_1(t) [A \times S_{\text{BOC}(1,1)}(t) \\ &\quad + B \times S_{\text{BOC}(6,1)}(t)] \\ &\quad - \frac{1}{\sqrt{2}} c_Q(t) [A \times S_{\text{BOC}(1,1)}(t) \\ &\quad - B \times S_{\text{BOC}(6,1)}(t)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $d_1(t)$, $c_1(t)$ 分别表示数据通道的信息码(导航电文)和扩频码序列; $A = \sqrt{10/11}$, $B = \sqrt{1/11}$ 表示功率比例因子(下同); $S_{\text{BOC}(1,1)}(t)$ 和 $S_{\text{BOC}(6,1)}(t)$ 分别表示BOC(1, 1)和BOC(6, 1)副载波信号,表达式分别为

$$\begin{aligned} S_{\text{BOC}(1,1)}(t) &= \text{sign} \left[\left(\sin \frac{N_{c1}\pi t}{T_c} \right) \right] \\ &= \mu_{T1}(t) * \sum_{l=0}^{N_{c1}-1} (-1)^l \delta(t - lT_{s1}) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} S_{\text{BOC}(6,1)}(t) &= \text{sign} \left[\left(\sin \frac{N_{c2}\pi t}{T_c} \right) \right] \\ &= \mu_{T2}(t) * \sum_{l=0}^{N_{c2}-1} (-1)^l \delta(t - lT_{s2}) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\mu_{T1}(t)$ 是幅值为1,时间长度为 T_{s1} 的矩形脉冲波形, T_{s1} 代表基带BOC(1, 1)副载波半周期; $N_{c1} = 2R_{s1}/R_c$ 为基带BOC(1, 1)信号调制阶数,其中 R_{s1} 为副载波速率, R_c 表示伪码速率; $\text{sign}(t)$ 表示符号函数; $*$ 是卷积符号; $\delta(t)$ 表示狄拉克函数;同理可分析式(3); $c_Q(t)$ 表示导频通道的伪码序列且经过辅助码调制,并且 $c_Q(t)$ 和 $c_1(t)$ 具有良好的互相关性,保证了数据信道和导频信道正交性^[14]。

数据通道的扩频码要经过信息码调制,这与一般的BOC调制一样;而导频通道扩频码要经过辅助码调制,数据通道与导频通道的扩频码基本参数如表1所示^[3]。

3 CBOC信号的2次谱分析

由于CBOC信号的数据通道和导频通道分量上

表1 E1频段扩频码特性

| E1信号分量 | 扩频码周期 (ms) | 扩频码码长 | | 扩频码速率 (Mbps) |
|--------|---------------|-------|-------|-----------------|
| | | 主码长度 | 辅助码长度 | |
| 数据通道 | 4 | 4092 | 无辅助码 | 1.023 |
| 导频通道 | 100 | 4092 | 25 | 1.023 |

的主码序列采用了记忆码序列^[3]，记忆码序列又称为优化伪码序列。相对于普通的m序列而言，记忆码序列有着更良好的自相关性能与互相关特性。由于CBOC信号记忆码序列与m序列都具有周期特性，而记忆码序列自相关函数从现有文献还未曾查阅到，因此为了简化分析，在推导CBOC信号的2次谱过程中我们将其看作具有m序列的特性。

若本地接收机得到的CBOC信号载波频率已经精确估计，含高斯白噪声的基带信号表达式为

$$r(t) = x(t) + n(t) \quad (4)$$

设信号与噪声独立不相关，对式(4)求自相关计算可得

$$\begin{aligned} R_r(\tau) &= E[r^*(t)r(t+\tau)] \\ &= E\{[x^*(t) + n^*(t)] \cdot [x(t+\tau) + n(t+\tau)]\} \\ &\approx E[x^*(t)x(t+\tau)] + \sigma_n^2 \delta(t) \end{aligned} \quad (5)$$

由于导频通道与数据通道的扩频码序列之间的自相关函数近似等于零，这里假设经导航电文调制的扩频码与经辅码调制的扩频码的自相关函数相同。结合式(1)与式(5)可以得到

$$\begin{aligned} R_r(\tau) &= \frac{A^2}{T_c} \sum_i R_c(i) \int_{-\infty}^{+\infty} q_{1T_c}(\eta+\tau) q_{1T_c}^*(\eta-iT_c) d\eta \\ &\quad + \frac{B^2}{T_c} \sum_j R_c(j) \int_{-\infty}^{+\infty} q_{2T_c}(\beta+\tau) q_{2T_c}^*(\beta-jT_c) d\beta \\ &\quad + \sigma_n^2 \delta(t) \end{aligned} \quad (6)$$

其中， $R_c(i)$ 表示经导航电文或者辅码调制后的伪码序列： $q_{1T_c}(t) = \sum_{l_1=0}^{N_{a1}-1} (-1)^{l_1} \mu_{T1}(t - l_1 T_{s1})$ ， $q_{2T_c}(t) = \sum_{l_2=0}^{N_{a2}-1} (-1)^{l_2} \mu_{T2}(t - l_2 T_{s2})$ 。式(6)中的基带CBOC信号做傅里叶变换可得到功率谱为

$$\begin{aligned} G_{\text{CBOC}}(f) &= \frac{A^2}{T_c} |Q_1(f)|^2 G_c(f) \\ &\quad + \frac{B^2}{T_c} |Q_2(f)|^2 G_c(f) \end{aligned} \quad (7)$$

其中， $G_c(f)$ 是经导航电文或者辅码调制后的伪码序列的功率谱密度； $|Q_1(f)|^2$ 、 $|Q_2(f)|^2$ 分别表示矩形脉冲 $\mu_{T1}(t)$ 与 $\mu_{T2}(t)$ 的能量谱密度。

$$\left. \begin{aligned} Q_1(f) &= \frac{\sin(2\pi T_{s1}f) \tan(\pi T_{s1}f)}{\pi f} \\ Q_2(f) &= \frac{\sin(12\pi T_{s2}f) \tan(\pi T_{s2}f)}{\pi f} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

由文献[8]可知 $G_c(f)$ 的表达式为

$$G_c(f) \approx \begin{cases} \frac{T_c(N+1)}{N} \sum_{k=-\infty, k \neq 0}^{\infty} \text{sa}^2(\pi k/N) \delta\left(f - \frac{k}{NT_c}\right), & k \neq 0 \\ 0, & k = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中， N 表示1周期扩频码片的个数。对式(7)做傅里叶变换，然后取绝对值再平方，就可以获得CBOC信号的2次谱表达式为

$$\begin{aligned} \tilde{G}_{\text{CBOC}}(e) &\cong \left| \frac{10}{11} NT_c \sum_{k=-\infty}^{\infty} G_1(e - kNT_c) \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{11} NT_c \sum_{l=-\infty}^{\infty} G_2(e - lNT_c) \right|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

其中， $G_1(e) = T_c^3 \left[1 - \frac{|e|}{T_c}\right] * \text{FT}\{\tan^2(\pi f T_{s1})\}$ ， $G_2(e) = T_c^3 \left[1 - \frac{|e|}{T_c}\right] * \text{FT}\{\tan^2(\pi f T_{s2})\}$ ；*表示求卷积； $\text{FT}(\cdot)$ 表示求傅里叶变换。

根据式(10)可以看出，对CBOC信号进行2次谱运算后，其能量主要集中在 NT_c (伪码周期)的整数倍位置，因此利用相邻峰间的距离来获取CBOC信号的伪码周期。

4 基于RBF神经网络的CBOC信号组合码序列盲估计

4.1 RBF神经网络算法原理

RBF神经网络是一种有监督的神经网络，由于该神经网络具有良好的收敛特性与自我学习能力，因此已经广泛应用于优化理论、图像信号处理以及预测识别中^[15,16]。

常见的RBF神经网络结构如图1所示。由图1可知，该神经网络具有单隐层的3层前向网络。第1层称为输入层，根据接收信号决定；第2层为隐藏层，隐藏层通常用变换函数即径向基函数表示，并根据输入信号做出感应；第3层为输出层，代表了所要估计的结果。图中，RBF神经网络的输入向量为 $\mathbf{x}(n) = [x_1(n) \ x_2(n) \ \cdots \ x_P(n)]^T$ ， P 为输入节点数目； $\phi_i(n)$ ， $i = 1, 2, \dots, h$ ，表示第 i 个隐藏层的径向基函数； w_{ij} ， $j = 1, 2, \dots, m$ ，表示隐藏层到输出层的权值， m 是输出节点数； $y_j(n)$ 表示输出层。

径向基函数通常可以取高斯函数、标准高斯函数、柯西函数、反S型函数等，一般考虑标准高斯函数，其表达式为^[17]

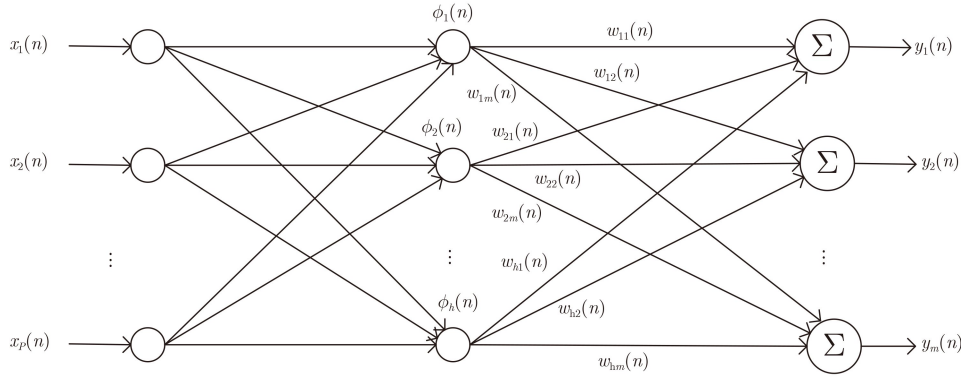


图1 RBF神经网络结构图

$$\phi_i(n) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}(n) - \mathbf{c}_i(n)\|^2}{2\delta_i^2(n)}\right) \quad (11)$$

式中， $\mathbf{c}_i(n)$ 为第*i*个隐藏层的数据中心向量值； $\delta_i(n)$ 为第*i*个隐藏层的扩展常数或宽度， $\|\cdot\|$ 表示求向量范数，通常情况下， $\delta_i(n)$ 的值越小，径向基函数选择性就越明显。

由图1可以看出，RBF神经网络输出表达式为

$$y_j(n) = \sum_{i=1}^h \phi_i(n) w_{ij}(n), \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

假设只采用一个隐藏层节点($h = 1$)， $\mathbf{c}(n)$ 可直接计算法、自组织学习选取RBF中心法、有监督选取法与正交最小二乘等方法中选取^[17]。本文采用第1种选取法即直接计算法，令 $\mathbf{c}(n) = \mathbf{x}(n)$ ，则隐藏层的输出为

$$\phi(n) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}(n) - \mathbf{c}(n)\|^2}{2\delta^2(n)}\right) = 1 \quad (13)$$

假设 $P = m = N$ ，神经网络输入向量为 $\mathbf{x}(n) = [x_1(n) \ x_2(n) \ \dots \ x_N(n)]^T$ ，所取得权值向量为 $\mathbf{w}(n) = [w_1(n) \ w_2(n) \ \dots \ w_N(n)]^T$ ，结合式(12)与式(13)可得隐藏层输出为

$$\begin{aligned} y_j(n) &= \phi(n) w_j(n) \\ &= \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}(n) - \mathbf{c}(n)\|^2}{2\delta^2(n)}\right) w_j(n), \\ & \quad j = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (14)$$

相应的误差函数表达式为

$$e_j(n) = x_j(n) - y_j(n) = x_j(n) - w_j(n), \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (15)$$

利用梯度算法计算隐藏层的输出对扩展常数和权值向量的梯度分别为 $\frac{\partial y_j(n)}{\partial \delta} = 0$ 和 $\frac{\partial y_j(n)}{\partial w_j} = 1$ ，则可根据计算出的梯度分别得到扩展常数和权值向量的调节量分别为

$$\nabla \delta_j(n) = \eta e_j(n) \frac{\partial y_j(n)}{\partial \delta} = 0 \quad (16)$$

$$\nabla w_j(n) = \mu e_j(n) \frac{\partial y_j(n)}{\partial w_j} = \mu e_j(n) \quad (17)$$

其中， η 和 μ 是学习速率，且 $0 < \eta, \mu < 1$ ，最后计算出扩展常数和权值向量的更新公式为

$$\delta(n+1) = \delta(n) + \sum_{j=1}^N \nabla \delta_j(n) \quad (18)$$

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \nabla w_j(n) = w_j(n) + \mu e_j(n) \quad (19)$$

因此可以根据式(18)与式(19)反复更新权值向量，并在规定的误码率下逐渐逼近CBOC组合码序列^[9]使其最终达到收敛，只考虑数据通道，此时可从第2层权值就可恢复原组合码序列。

由于CBOC信号的1周期组合码序列比较长，采取重叠分段估计方法，如图2所示。图2中， KT_c 表示截取的一段组合码长度，阴影部分是连续两段重叠部分，对估计出来重叠部分进行整体符号判断，若整体符号相同，则两段组合码序列整体符号相同，否则相反。最后去除重叠部分符号就可估计出1周期组合码序列。

综上所述，利用RBF算法估计CBOC信号组合码序列的具体算法步骤如下：

步骤1 根据图2重叠分段，随机初始化权值向量和扩展常数并设置最小误码率，优化筛选学习速率 μ ；

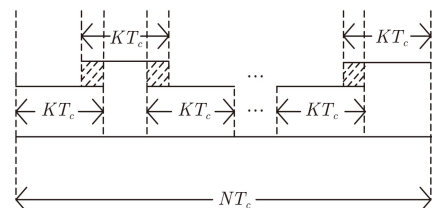


图2 1周期CBOC组合码序列分段

步骤 2 时刻 $n(n > 0)$, 输入截取的第 1 段组合码序列;

步骤 3 由式(14)、式(18)和式(19)计算RBF神经网络的输出以及更新权值向量和扩展常数;

步骤 4 置 $n = n+1$, 回到步骤3继续运算, 直到达到算法允许的最小误码率时, 可最终估计出截取的 1 段组合码序列;

步骤 5 分别截取第 2, 3, ..., $j+1$ 段组合码序列, 返回步骤2, 直到估计出 1 周期的组合码序列为止。

4.2 算法复杂度分析

假设截取的每段长度为 K , 收敛数据组数为 M , 1 周期组合码序列分段数目为 J' 。若只考虑乘法次数, 本文算法、文献[9]Sanger算法、文献[10]SVD算法、文献[13]BP算法所需乘法次数分别为 $4J'KM$, $4J'KM$, $J'(K^3 + MK^2)$ 和 $17J'KM$ 。因此,

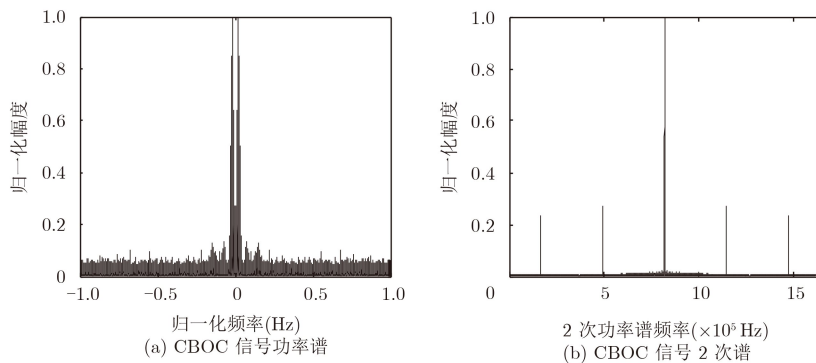


图 3 CBOC信号的功率谱与2次谱

由图3(a)可知, 功率谱没有周期特性; 但从图3(b)中可以清晰地看到CBOC信号的2次谱在伪码周期的整数倍位置出现了峰值, 可以在图3(b)中读取前 3 个峰值频率的位置分别为 163681 Hz, 491041 Hz, 818401 Hz, 且峰值频率间的频率间隔都是 $327360 \text{ Hz} = NT_c \times f_s = NT_c \times 81.84 \text{ MHz}$, 即用采样间隔除以采样频率, 其结果为伪码周期 NT_c 。

实验 2 验证不同采样频率下, 估计伪码周期所需累加次数。设置采样频率分别为 $f_s = 81.840 \text{ MHz}$, 32.736 MHz , 16.368 MHz , 信噪比变化范围从 $-21 \sim -5 \text{ dB}$, 变化间隔为 1 dB , 其他参数同实验 1, 仿真结果如图4所示。

从图4可以看出, 随着信噪比的不断增加, 3 种采样频率下用 2 次谱估计 CBOC 信号的伪码周期所需平均累加次数都会减少, 最后趋于稳定。采样频率越大, 其误码率也就会降低, 相应的平均累加次数就会越少, 因为增加了采样频率的值, 每段采样信号包含的伪码信号的信息就越多, 进而需要的数据量就越少。

本文算法复杂度相对于SVD算法, 乘法次数大大降低; 相比于Sanger和BP算法, 其乘法次数相当。

5 仿真实验与分析

5.1 CBOC信号伪码周期仿真分析

下列的仿真实验1至实验6中的数据通道和导频通道的伪码序列分别采用文献[3]中编号为1的E1B(数据通道)与E1C(导频通道)主码序列, 数据通道信息码随机产生 ± 1 序列, 导频通道辅助码取值为周期的 0011100000001010110110010 序列。

实验 1 验证根据 2 次谱方法估计 CBOC 伪码周期的正确性。设置伪码速率 $R_c = 1.023 \text{ MHz}$, 副载波速率 $R_{s2} = 6R_{s1} = 6.1380 \text{ MHz}$, 采样频率 $f_s = 81.84 \text{ MHz}$, 信噪比为 -5 dB , 每 5 位信息码为一组, 信号分成 20 组。图3(a)与图3(b)分别表示 CBOC 信号的功率谱和 2 次谱。

5.2 CBOC信号组合码仿真分析

一个伪码的码片内相当于对 12 个电平值进行采样, 即组合码长度为 $4092 \times 12 \text{ chip}$ 。实验 3—实验 6 中若没特别说明, 统一采用仿真实验参数为伪码速率 $R_c = 1.023 \text{ MHz}$, 副载波速率 $R_{s2} = 6R_{s1} = 6.1380 \text{ MHz}$, 上采样次数为 $S_a = 8 \text{ 位/chip}$ 。截取组合码序列长度为 $22 \times 12 \text{ chip}$, 然后重叠组合码序列长度为 $4 \times 12 \text{ chip}$ 依次截取同样长度的组合码序

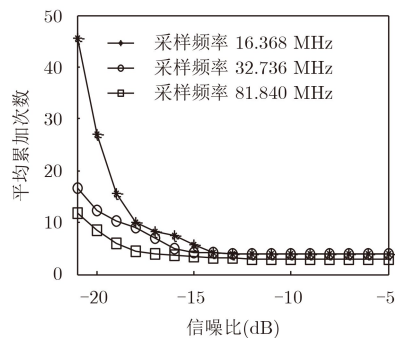


图 4 不同采样频率估计 CBOC 信号伪码周期累加次数

列, 蒙特卡洛仿真次数为200次, 设置算法达到收敛时允许有1%的误码率。

实验 3 验证在不同信噪比下学习速率系数 μ 收敛数据组数的均值。截取第1段组合码序列进行分析, 设置信噪比分别为SNR = -7 dB, -10 dB, -12 dB, μ 分别取0.006, 0.008, 0.010, 0.012, 0.014, 0.016, 0.018, 其他参数不变, 仿真结果如图5所示。

从图5可以看出, 在不同信噪比下, 学习速率系数 μ 对收敛数据组数均值的影响程度是不同的。尤其是当 $\mu > 0.014$, 信噪比取SNR = -12 dB时, RBF算法达到收敛时其收敛数据组数的均值成指数

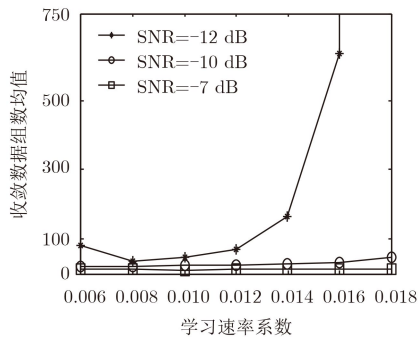


图5 学习速率系数 μ 对收敛数据组数均值的影响

形式增长。因此综合不同信噪比对收敛数据组数的影响, 统一选取 $\mu = 0.010$ 。

实验 4 验证同步情况下, 估计组合码序列的有效性。设置信噪比SNR = -10 dB, 蒙特卡洛仿真次数为200, 其他参数不变。图6(a)与图6(b)是前两段(其他段分析类似)估计的结果与真实值对比。

从图6(a)和图6(b)可以看出, 利用RBF神经网络得到的组合码序列估计值与真实值的符号完全匹配。其中估计值的幅度进行了归一化处理。因此, 本文所提出的RBF神经网络算法可以有效估计CBOC信号组合码序列。根据图2并结合仿真图6, 对于这两段中重叠的序列, 其重叠部分整体符号相同, 不需要对第2段整体符号翻转。

实验 5 验证在截取不同组合码长度与不同上采样次数下, 估计组合码序列所需数据组数均值; 不同信噪比下数据组数与平均误码率关系。同步情况下, 截取组合码长度分别为 22×12 chip, 44×12 chip 和 88×12 chip; 上采样次数分别为 $S_a = 8$ 位/chip, $S_a = 4$ 位/chip 与 $S_a = 16$ 位/chip; 信噪比为SNR = -14 ~ -1 dB, 变化间隔为1 dB, 仿真如图7(a)与图7(b)所示。在不同信噪比下, 数据组数对平均误码率的影响, 仿真结果如图7(c)所示。

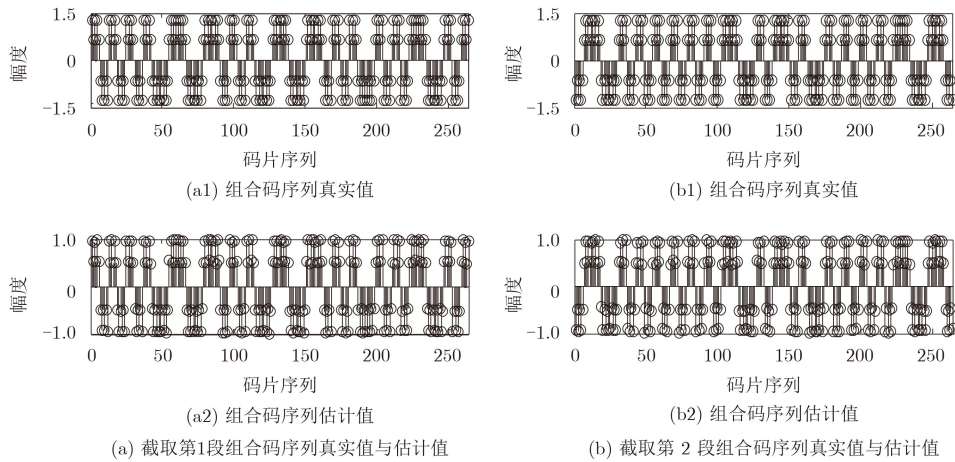


图6 截取前两段CBOC组合码序列的真实值与估计值对比

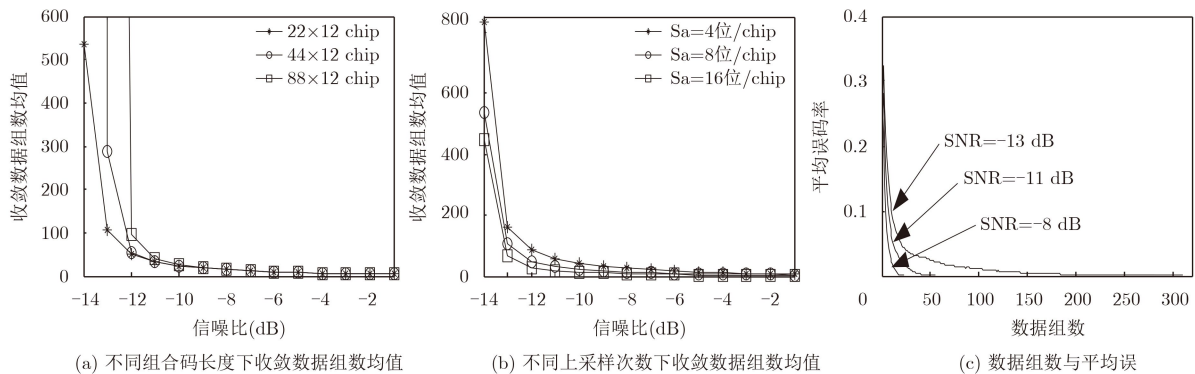


图7 组合码长度、上采样次数与数据组数对收敛性能的影响

由图7(a)可知，截取不同组合码序列长度下，随着信噪比的增加其收敛数据组数均值在不断减少；在信噪比 $\text{SNR} \geq -11$ dB的情况下，截取不同的组合码长度时，其达到收敛的平均数据组数均值区别不太明显；而当信噪比 $\text{SNR} < -11$ dB的情况下，收敛性能会变得较差。由图7(b)可以看到，不同上采样次数下，其收敛数据组数均值随着信噪比的不断增加而不断地减少；在同一信噪比下，随着上采样次数的增加，其收敛数据组数均值不断减少，这是因为增加了上采样次数，其包含的有用信号的信息就会越多，信号组合码序列的估计性能就更好。由图7(c)可得无论信噪比取值多少，其估计CBOC组合码序列的平均误码率都随着数据组数的增加而不断减少，且数据组数越多、信噪比越高其估计CBOC组合码序列误码率就越低。

实验 6 验证使用文献[9]Sanger神经网络、文献[13]BP神经网络与本文的RBF神经网络取不同信噪比时估计组合码序列达到收敛所需数据组数均值。设置信噪比 $\text{SNR} = -15 \sim -1$ dB，间隔1 dB，同步情况下截取组合码序列长度为 22×12 chip。仿真结果如图8所示。

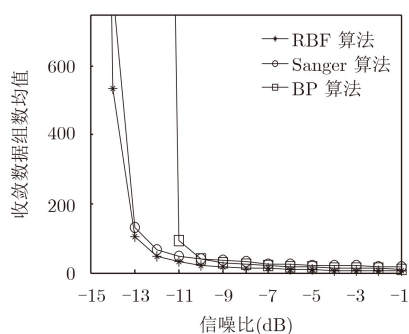


图 8 不同算法对CBOC组合码估计性能对比

从图8可以得出，3种算法估计CBOC信号组合码性能的收敛数据组数均值都随着信噪比的增加而减少。在需要的收敛数据组数均值方面，以信噪比 -14 dB为界限，BP神经网络可以做到在 -11 dB下需要较小的数据组数；Sanger神经网络可以做到在 -13 dB下需要较小的数据组数；而本文所提出的RBF神经网络可以做到在 -14 dB下需要较小的数据组数；同时可以看出在信噪比大于 -10 dB时，BP神经网络收敛所需的数据组数要小于Sanger神经网络，RBF神经网络收敛所需数据组数最少。因此综上分析知，RBF神经网络估计CBOC组合码序列效果最好。

6 结束语

对于CBOC伪码周期与组合码序列盲估计问

题，本文根据CBOC信号导频通道与数据通道正交性的特点，对该信号进行两次功率谱运算可得信号的伪码周期。对于用SVD分解算法计算复杂度大以及传统神经网络收敛性能不佳情况下，提出RBF神经网络算法估计CBOC信号组合码序列，利用RBF神经网络不断训练权值向量即可估计出组合码序列。由于本文择优选取学习速率系数，极大地加快了神经网络收敛速率。仿真实验表明，RBF神经网络可以做到在 -14 dB下需要较小的数据组数，相比于Sanger神经网络与BP神经网络，信噪比容限分别提高了1 dB与3 dB。由于本文只考虑在理想情况下高斯白噪声的影响，实际情况下多径、多用户以及频偏会存在接收信号中，下一步研究重点将考虑这些因素下组合码序列的盲估计。

参考文献

- [1] 谢钢. 全球导航卫星系统原理—GPS、格洛纳斯和伽利略系统[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 88–97.
XIE Gang. Principles of GNSS: GPS, GLONASS and Galileo[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013: 88–97.
- [2] PAUN A F and CASANDRA A R. Analysis of the performance of an acquisition algorithm for Galileo E1 signals[C]. Proceedings of the International Conference on Communications, Bucharest, Romania, 2016: 469–472. doi: 10.1109/ICComm.2016.7528262.
- [3] UNION E. European GNSS(Galileo) Open Service: Signal in Space: Interface Control Document[M]. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2010: 8–171.
- [4] DENG Zhongliang, XI Yue, JIAO Jichao, et al. Unambiguous acquisition for Galileo E1 OS signal based on delay-and-multiply[J]. *Telkomnika*, 2014, 12(4): 950–962. doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v12i4.530.
- [5] 张天骢, 江晓磊, 赵军桃, 等. 二进制偏移载波及其衍生信号的通用无模糊捕获算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(2): 451–458. doi: 10.11999/JEIT160351.
ZHANG Tianqi, JIANG Xiaolei, ZHAO Juntao, et al. Unambiguous general acquisition for binary offset carrier and its derivative signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(2): 451–458. doi: 10.11999/JEIT160351.
- [6] 陈昌川, 周杨, 张天骢. TDDM-BOC信号组合码序列及信息序列盲估计[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2760–2766. doi: 10.11999/JEIT160042.
CHEN Changchuan, ZHOU Yang, and ZHANG Tianqi. Blind estimation of the combination code sequence and information sequence for TDDM-BOC signal[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(11): 2760–2766. doi: 10.11999/JEIT160042.

- [7] 钱博, 田浩明, 冯永新, 等. BOC调制信号相关检测算法[J]. 火力指挥与控制, 2011, 36(4): 22–25.
QIAN Bo, TIAN Haoming, FENG Yongxin, *et al.* Research on an algorithm of correlation detection for BOC modulation signal[J]. *Fire Control & Command Control*, 2011, 36(4): 22–25.
- [8] 阳锐, 张天骐, 石穗, 等. BOC信号的伪码周期和组合码盲估计[J]. 电讯技术, 2014, 54(6): 53–58. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2014.06.012.
YANG Rui, ZHANG Tianqi, SHI Sui, *et al.* Blind estimation of pseudo code period and combination code for BOC signals[J]. *Telecommunication Engineering*, 2014, 54(6): 53–58. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2014.06.012.
- [9] 张婷, 张天骐, 熊梅. 基于Sanger神经网络的TDDM-BOC信号组合码序列盲估计[J]. 计算机应用, 2017, 37(8): 2189–2194. doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2017.08.2189.
ZHANG Ting, ZHANG Tianqi, and XIONG Mei. Blind estimation of combination code sequence for TDDM-BOC based on Sanger neural network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(8): 2189–2194. doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2017.08.2189.
- [10] 沈斌, 王建新. 基于奇异值分解的直扩信号伪码序列及信息序列盲估计方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(9): 2098–2103. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01692.
SHEN Bin and WANG Jianxin. Blind estimation of the PN sequence and information sequence of a DSSS signal based on SVD[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(9): 2098–2103. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01692.
- [11] ZHANG Xiaolin and CHEN Jian. Research on blind reconstruction method of PN sequence for period DSSS signal in low SNR conditions[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Signal Processing, Chengdu, China, 2017: 1254–1258. doi: 10.1109/ICSP.2016.7878027.
- [12] GU Xiaowei, ZHAO Zhijin, and SHEN Lei. Blind estimation of pseudo-random codes in periodic long code direct sequence spread spectrum signals[J]. *IET Communications*, 2016, 10(11): 1273–1281. doi: 10.1049/iet-com.2015.0374.
- [13] 赵德芳, 张天骐, 金翔, 等. 基于BP神经网络的直扩信号扩频码盲识别[J]. 电讯技术, 2010, 50(10): 28–35. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2010.10.006.
ZHAO Defang, ZHANG Tianqi, JIN Xiang, *et al.* DSSS signal spread spectrum codes blind identification based on BP neural network[J]. *Telecommunication Engineering*, 2010, 50(10): 28–35. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2010.10.006.
- [14] 史雨薇. Galileo E1信号性能分析与软件模拟源的设计[D]. [硕士学位论文], 哈尔滨工业大学, 2012: 19–28.
SHI Yuwei. Analysis of Galileo E1 signal and design of software simulator[D]. [Master dissertation], Harbin Institute of Technology, 2012: 19–28.
- [15] VAHABLI E and RAHMATI S. Application of an RBF neural network for FDM parts' surface roughness prediction for enhancing surface quality[J]. *International Journal of Precision Engineering & Manufacturing*, 2016, 17(12): 1589–1603. doi: 10.1007/s12541-016-0185-7.
- [16] LI Jiaojiao, DU Qian, and LI Yunsong. An efficient radial basis function neural network for hyperspectral remote sensing image classification[J]. *Soft Computing*, 2015, 20(12): 1–7. doi: 10.1007/s00500-015-1739-9.
- [17] 杨淑莹. 模式识别与智能计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 163–168.
YANG Shuying. Pattern Recognition and Intelligent Computing[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 163–168.
- 张天骐: 男, 1971年生, 博士后, 教授, 主要研究方向为通信信号的调制解调、盲处理、语音信号处理、神经网络实现以及FPGA、VLSI实现。
刘董华: 男, 1992年生, 硕士生, 研究方向为通信信号盲处理。
袁 帅: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为导航信号的捕获与跟踪。
王 胜: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理。