

文章编号:1001-893X(2010)10-0028-08

基于 BP 神经网络的直扩信号扩频码盲识别^{*}

赵德芳,张天骐,金 翔,杜晓华

(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:针对微弱直扩信号的盲检测与估计问题,在接收方未知发送方扩频序列的前提下,提出了一种恢复直接序列扩频(DSSS)信号扩频码的方法。该方法基于反向传播(BP)神经网络,它的输入是接收到的信号,而其期望输出是和输入相同的信号,根据误差反向传播来有监督地调节神经网络,网络达到收敛时根据第二层权值的符号函数值即可盲估计出扩频码序列。实验结果表明,即使是在负信噪比情况下,该方法也能得到一个很好的估计效果。

关键词:直接序列扩频;BP 神经网络;改进 BP 算法;伪码序列;盲识别

中图分类号:TN911 **文献标识码:**A doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2010.10.006

DSSS Signal Spread Spectrum Codes Blind Identification Based on BP Neural Network

ZHAO De-fang, ZHANG Tian-qi, JIN Xiang, DU Xiao-hua

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

Abstract: In view of blind detection and estimation problems for weak DS signals, a method is presented to recover the spread spectrum code of direct sequence spread spectrum(DSSS) signal, whereas the receiver has no knowledge of the transmitter's spreading sequence. The method is based on back propagation (BP) neural network, whose input is the received signal, and the expected output is the same as the input signal. It is supervised to adjust the neural network according to the error back-propagation, and then it can perform blind estimation of the spread spectrum code sequences according to the symbol function value of the second layer weights when adjusting the network to reach convergence. Experimental results show that the method provides a good estimation, even when the signal power is below the noise power.

Key words: direct sequence spread spectrum(DSSS); BP (Back-Propagation) neural network; improved BP algorithm; PN (Pseudo Noise) sequence; blind identification

收稿日期:2010-07-02;修回日期:2010-07-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61071196);国家自然科学基金-中物院 NSAF 联合基金资助项目(10776040);教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-10-0927);信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003);重庆市科委自然科学基金资助项目(CSTC2009BB2287)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61071196);The NSAF Foundation (No.10776040) of National Natural Science Foundation of China;Program for New Century Excellent Talents in University (NCET-10-0927);The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (No. CSTC2009CA2003);The Natural Science Foundation of Chongqing(No. CSTC2009BB2287)

1 引言

虽然扩频通信最初是为军事应用而开发的,但是现在已被广泛用于商业应用,特别是码分多址(CDMA)通信,或全球定位系统(GPS)。扩频技术由于其本身具备的优良性能而得到广泛应用,到目前为止,其最主要的两个应用领域仍是军事抗干扰通信和民用无线通信系统。一般而言,跳频系统与直扩系统则分别是在这两个领域应用最多的扩频方式,它们具有完全不同的抗干扰机理,前者采取的是“躲避”策略,即载有信息的载频在某一频率集内随机跳变,使非合作方无法进行跟踪干扰;后者则采用的是“隐蔽”策略,即通过扩频把直扩信号的功率谱密度降低,直至被噪声所淹没,使非合作方无法检测并截获到有用直扩信号。扩频通信中通常接收方必须要知道发送方使用的扩频序列才能用相关器解扩恢复所传输的数据。

我们的目的是自动确定扩频序列,而接收方此时并不知道发送方的伪噪声(PN)码。文献[1]提出了基于分段互相关的 PN 码序列快速盲估计,但是该盲估计还是要先搜索信息码波形与 PN 码波形同步起始点,且在伪码很长时计算开销比较大。文献[2]使用了带约束的 Hebb 学习规则来对 DS 信号 PN 码进行估计,但其是在已知信息码波形与 PN 波形同步起止时刻的前提下来进行估计的。文献[3]使用统计谱分析结合神经网络的方法实现对 DS 信号 PN 码序列的估计,但是该文提到了用来搜索信息码波形与 PN 码波形同步起始点的自相关方法存在较为严重的缺陷,因此在实用上增加了 DS 通信盲解扩处理的难度。文献[4]提出了一种主分量神经网络(N.N.或 Neural Networks)的解决方法,该方法充分利用了无监督 N.N.的自适应主分量提取特性,能较好完成直扩信号伪码序列的盲估计。

本文提出一种不同于文献[4]的方法,其最主要的区别在于该方法是基于有监督的反向传播(BP)神经网络,而文献[4]是基于无监督的主分量神经网络。本文的方法仅需知道符号周期即可,因而克服了文献[1-3]所提方法的缺陷。

本文首先简要介绍直接序列扩频(DSSS)技术,解释在非合作通信中恢复数据的难度;然后,介绍利用 BP 神经网络来解决问题的方法;最后,第 4 部分给出在不同的信号情况下的实验结果。

2 DSSS 技术

直接序列扩频所传送的信息符号经伪随机序列(或称伪噪声码)扩频后对载波进行调制。伪随机序列的速率远大于要传送信息的速率,因而调制后的信号频谱宽度将远大于所传送信息的频谱宽度。

2.1 简化的直扩信号发送接收模型

假设信息信号为

$$s_s(t) = \sum_{-\infty}^{+\infty} a_n q(t - nT_s) \tag{1}$$

式中, $a_n = \pm 1$ 为等概分布的信息码序列, $q(t)$ 是持续时间为 T_s 的矩形脉冲。

假设 PN 序列的周期长度为 P , 定义 PN 序列为 y , 即:

$$y = y_0, y_1, y_2, \cdots, y_{P-1} \tag{2}$$

由这两个波形产生发送信号 $\hat{y}_n$ 。首先考虑一个没有噪声污染的直接序列扩频信号:

$$\hat{y}_n = a_n y \tag{3}$$

假设接收方知道扩频序列, 可以用一个相关器来解扩信号, 解扩方法如下:

$$\langle \hat{y}_n, y \rangle = \langle a_n y, y \rangle = a_n \langle y, y \rangle = a_n P \tag{4}$$

根据 PN 序列的性质, 可以恢复出信息码。

然而, 当接收方不知道发送方使用的扩频码序列时, 则恢复信息码将变得极具挑战性。

假设 $\tilde{y}$ 是一个与 y 相似的序列, 但是不完全一样, 那么在相关器里使用 $\tilde{y}$ 得到:

$$\langle \hat{y}_n, \tilde{y} \rangle = \langle a_n y, \tilde{y} \rangle = a_n \langle y, \tilde{y} \rangle \tag{5}$$

根据 PN 序列的性质, 当 $\langle y, \tilde{y} \rangle$ 比较低时, 则无法恢复数据信息 a_n 。

2.2 实际使用的 DSSS 系统模型

通常情况下, 直接序列扩频系统使用二进制或四进制相移键控(BPSK 或 QPSK)数据调制。通常 PN 序列是最大长度的二进制 m 序列或 Gold 序列。

这里我们考虑一个 BPSK 数字调制, 用一个特征伪码序列来对信号扩频。在接收滤波器输出端的基带接收信号可以写为

$$x(t) = s(t) + n(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k h(t - kT_s) + n(t) \tag{6}$$

式中, $h(t)$ 是信道的联合冲激响应及扩频码, 即:

$$h(t) = \sum_{m=0}^{P-1} y_m p(t - mT_c) \tag{7}$$

$$p(t) = (e * g * c)(t) \tag{8}$$

式中, P 是扩频序列的周期长度, $\{y_m; m = 0, 1, 2, \dots, P-1\}$ 是扩频序列, a_k 是第 k 个信息码符号, T_c 是切普周期, T_s 是信息码符号周期 ($T_s = PT_c$), $e(t)$ 是发送滤波器, $c(t)$ 是信道滤波器, $g(t)$ 是接收滤波器, $p(t)$ 是发射滤波器、信道冲激响应、接收滤波器的卷积, $n(t)$ 是接收滤波器输出端的噪声。基带信道噪声假设是均值为零的高斯白噪声。

本文中提出一种基于 BP 神经网络的方法来实现估计 PN 序列, 该方法仅需知道信息码符号周期即可。

3 PN 序列的盲估计

在不知道发送方 PN 序列的前提下, 为了恢复数据信息, 必须估计出 $h(t)$ 。本节将用基于人工神经网络的方法估计 PN 序列。

3.1 理论分析

传输的信号如前所定义的一样。假设已知符号周期 T_s , 它可以用循环平稳分析来估计得到。接收信号的采样周期假设为 T_e , 且 $T_e = T_c$, 即一个切普

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x(t) & x(t+T_s) & \cdots & x(t+(N-1)T_s) \\ x(t+T_e) & x(t+T_e+T_s) & \cdots & x(t+T_e+(N-1)T_s) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(t+T_s-T_e) & x(t+2T_s-T_e) & \cdots & x(t+NT_s-T_e) \end{bmatrix} \quad (11)$$

从式(6)可以写出:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k \mathbf{h}(t_0 + (m-k)T_s) + \mathbf{n}(t) \quad (12)$$

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{m-k} \mathbf{h}(t_0 + kT_s) + \mathbf{n}(t) \quad (13)$$

定义 $\mathbf{h}_k(t_0)$ 向量如下:

$$\mathbf{h}_k(t_0) = [h(t_0 + kT_s), \dots, h(t_0 + (k+1)T_s - T_e)]^T \quad (14)$$

因此有:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_k a_{m-k} \mathbf{h}_k(t_0) + \mathbf{n}(t_0) \quad (15)$$

如果采样起始点 $t = mT_s + t_0$ 并不恰好处于信息码与 PN 序列调制的同步点上 ($t_0 \neq 0, 0 < t_0 < T_s$), 那么可以推知一周期 T_s 长度的 $\mathbf{x}(t)$ 将包含连续两位被 PN 码调制的信息码的信号波形。 $\mathbf{x}(t)$ 可以写为如下形式:

$$\mathbf{x}(t) = a_m \mathbf{h}_0(t_0) + a_{m+1} \mathbf{h}_{-1}(t_0) + \mathbf{n}(t) \quad (16)$$

式中, $\mathbf{h}_0(t_0)$ 是 P 维向量, 该向量包含持续时间为 $T_s - t_0$ 的扩频波形的后半段, 后面紧接着是持续时间为 t_0 的零值, 即:

采一个点, 则有 $T_s = PT_e$ 。先以 T_e 为采样周期对接收到的信号进行采样, 然后将采样后的信号按 T_s 进行连续周期分段形成数据向量集。信号采样随机起始点记为 $t = mT_s + t_0$, 其中 m 为整数, $0 \leq t_0 \leq T_s$ 。则接收信号 $x(t)$ 按 T_s 进行连续周期分段所形成的数据向量为

$$\mathbf{x}(l) = \mathbf{s}(l) + \mathbf{n}(l), l = 1, 2, 3, \dots \quad (9)$$

式中, $\mathbf{s}(l)$ 是接收到的第 l 周期有用信号向量, $\mathbf{n}(l)$ 是均值为零、方差为 σ_n^2 的高斯白噪声向量。那么在此定义第一周期接收信号数据向量 $\mathbf{x}(1) = \mathbf{x}(t)$ 是如下的 P 维向量:

$$\mathbf{x}(t) = [x(t), x(t+T_e), \dots, x(t+T_s-T_e)]^T \quad (10)$$

同理, $\mathbf{h}(t)$ 和 $\mathbf{n}(t)$ 以同样的方式定义。

我们可以根据采样后的信号按 T_s 进行连续周期分段后形成的数据向量集来创建一个 P 行 N 列的矩阵 $\mathbf{X}$, 每一列为一周期的数据向量, N 是用于估计的时间窗口数, 即输入的数据组数。矩阵 $\mathbf{X}$ 如下所示:

$$\mathbf{h}_0(t_0) = [h(t_0), h(t_0+T_e), \dots, h(T_s-T_e), 0, \dots, 0]^T \quad (17)$$

$\mathbf{h}_{-1}(t_0)$ 也是 P 维向量, 该向量包含持续时间为 $T_s - t_0$ 的零值, 后面紧接着是持续时间为 t_0 的扩频波形的前半段, 即:

$$\mathbf{h}_{-1}(t_0) = [0, \dots, 0, h(0), h(T_e), \dots, h(t_0-T_e)]^T \quad (18)$$

因此我们可将矩阵写成如下形式:

$$\mathbf{X} = \mathbf{h}_0 \cdot \mathbf{a}_0^T + \mathbf{h}_{-1} \cdot \mathbf{a}_1^T + \mathbf{n}(t) \quad (19)$$

式中, $\mathbf{a}_m = [a_m, a_{m+1}, \dots, a_{m+N-1}]^T$, $\mathbf{h}_0(t_0)$ 和 $\mathbf{h}_{-1}(t_0)$ 是正交的, 噪声和信号是不相关的。因此由 $\mathbf{h}_0(t_0)$ 和 $\mathbf{h}_{-1}(t_0)$ 张成的子空间可以由 3 层神经网络来确定, 该网络的隐层包含两个神经元^[5]。事实上, 估计的 $\mathbf{h}(t)$ 在第二层的权值上显示出来。

图 1 为简单的接收信号数据模型(未含噪声)。图 1(a)是连续的信息码 $\mathbf{a}_m$, 符号周期为 T_s ; 图 1(b)是扩频序列, 切普周期是 T_c ; 图 1(c)是经过扩频以后的信号。输入信号数据为图 1(c)中经采样后连

续截取一周期的信号数据,如图所示, t 到 $t + T_s$ 之间的信号数据, $t + T_s$ 到 $t + 2T_s$ 之间的信号数据,依此类推。

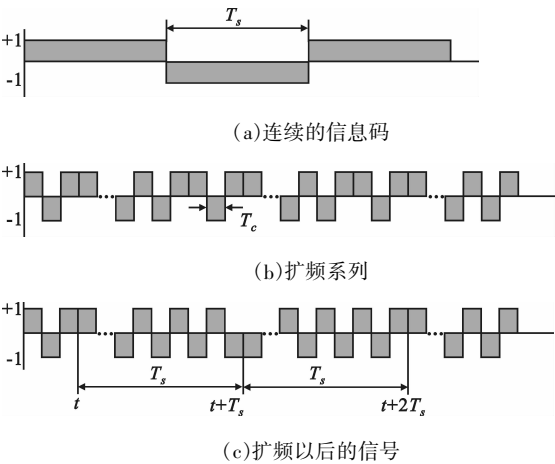


图 1 输入信号数据模型
Fig.1 Model of input data

3.2 PN 序列盲估计的 BP 神经网络实现

在此创建一个 3 层网络:一个输入层,一个含有两个神经元的隐层和一个输出层。

多层网络可以解决非线性可分问题,但是加入隐层使得学习比较困难,因此限制了多层网络的发展,反向传播(BP)算法的出现解决了这一困难。

本文用到的 BP 神经网络模型如图 2 所示。

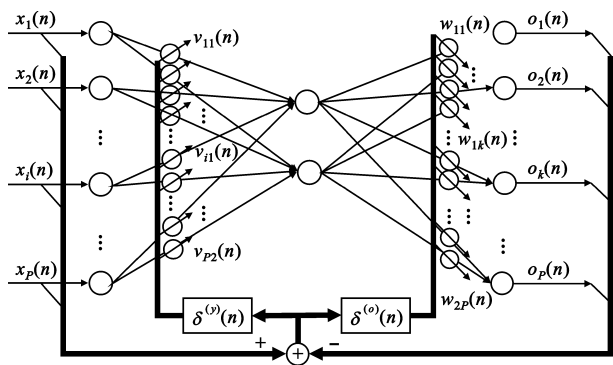


图 2 BP 神经网络模型
Fig.2 Model of BP neural network

该神经网络的输入数据向量 $\mathbf{x}(n)$ 是矩阵 $\mathbf{X}$ 的列向量,期望输出向量 $\mathbf{d}(n)$ 是和输入数据向量一样的数据向量,即 $\mathbf{d}(n) = \mathbf{x}(n)$ 。根据 BP 算法来调节网络权值,该算法使得网络输出和期望输出的均方误差最小。

该神经网络有两种信号流通:一种是工作信号,它是施加输入信号后向前传播直到在输出端产生实际输出的信号,是输入和权值的函数;另一种是误差

信号,即网络实际输出与期望输出之间的差值,它由输出端开始逐层向后传播。

设在第 n 次迭代中输出端的第 k 个神经元的输出为 $o_k(n)$,期望输出为 $d_k(n)$,则该神经元的误差信号 $e_k(n)$ 为

$$e_k(n) = d_k(n) - o_k(n) \tag{20}$$

定义神经元 k 的平方误差为 $\frac{1}{2} e_k^2(n)$,则输出端总的平方误差的瞬时值 $E(n)$ 为

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \tag{21}$$

设最大迭代次数为 N ,则平方误差的均值 E_{AV} 为

$$E_{AV} = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N E(n) \tag{22}$$

按照 BP 算法来运行网络,可以使均方误差达到最小^[6]。

假设输入数据向量为矩阵 $\mathbf{X}$ 的列向量,可简化表示为

$$\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_i(n), \dots, x_P(n)]^T \tag{23}$$

对于隐层的神经元有:

$$z_j^{(y)}(n) = \sum_{i=1}^P v_{ij}(n) x_i(n), j = 1, 2 \tag{24}$$

典型的神经元激活函数为单极性 sigmoid 函数,所以隐层神经元的输出为

$$y_j(n) = \frac{1}{1 + \exp(-z_j^{(y)}(n))}, j = 1, 2 \tag{25}$$

且有:

$$\begin{aligned} \varphi'(z_j^{(y)}(n)) &= \frac{\partial y_j(n)}{\partial z_j^{(y)}(n)} = \\ &= \frac{\exp(-z_j^{(y)}(n))}{[1 + \exp(-z_j^{(y)}(n))]^2} = \\ &= y_j(n)[1 - y_j(n)] \end{aligned} \tag{26}$$

对于输出层的神经元,有:

$$z_k^{(o)}(n) = \sum_{j=1}^2 w_{jk}(n) y_j(n), k = 1, 2, 3, \dots, P \tag{27}$$

计算输出层神经元的输出为

$$o_k(n) = \frac{1}{1 + \exp(-z_k^{(o)}(n))}, k = 1, 2, 3, \dots, P \tag{28}$$

且有:

$$\begin{aligned} \varphi'(z_k^{(o)}(n)) &= \frac{\partial o_k(n)}{\partial z_k^{(o)}(n)} = \\ &= \frac{\exp(-z_k^{(o)}(n))}{[1 + \exp(-z_k^{(o)}(n))]^2} = \\ &= o_k(n)[1 - o_k(n)] \end{aligned} \tag{29}$$

然后反向计算各神经元的偏量值(误差对权值的梯度) δ 。对于输出神经元,计算输出层的权值偏量值:

$$\begin{aligned}\delta_k^{(o)}(n) &= e_k(n) \varphi'(z_k^{(o)}(n)) = \\ &e_k(n) o_k(n) [1 - o_k(n)], \\ &k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (30)$$

对于隐层神经元,计算隐层的权值偏量值:

$$\begin{aligned}\delta_j^{(y)}(n) &= y_j(n) [1 - y_j(n)] \cdot \\ &\sum_k \delta_k^{(o)}(n) w_{jk}(n), j = 1, 2\end{aligned}\quad (31)$$

按下式修改权值:

$$\begin{aligned}v_{ij}(n+1) &= v_{ij}(n) + \eta \delta_j^{(y)}(n) x_i(n), \\ &i = 1, 2, 3, \dots, P; j = 1, 2\end{aligned}\quad (32)$$

$$\begin{aligned}w_{jk}(n+1) &= w_{jk}(n) + \eta \delta_k^{(o)}(n) y_j(n), \\ &j = 1, 2; k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (33)$$

然后置 $n = n + 1$, 输入新的数据向量, 直到达到允许的条件为止。

为了防止出现局部极小值, 加快收敛速度, 在修改权值时加入动量项 $\alpha \Delta v_{ij}(n-1)$ 、 $\alpha \Delta w_{jk}(n-1)$ ^[7], 且修改权值的学习步长由固定步长 η 改为变步长 $\eta(n)$, 采用步长减小法^[8]。权值改变量为

$$\begin{aligned}\Delta v_{ij}(n) &= \alpha \Delta v_{ij}(n-1) + \eta(n) \delta_j^{(y)}(n) x_i(n), \\ &i = 1, 2, 3, \dots, P; j = 1, 2\end{aligned}\quad (34)$$

$$\begin{aligned}\Delta w_{jk}(n) &= \alpha \Delta w_{jk}(n-1) + \eta(n) \delta_k^{(o)}(n) y_j(n), \\ &j = 1, 2; k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (35)$$

其中:

$$\eta(n) = \frac{0.3}{\sqrt{1 + n / (|SNR| + 1) \times 10}} \quad (36)$$

即学习步长随着输入数据组数的增加逐渐变小, SNR 为信噪比, α 取值为经验值 0.9。

根据实际需要, 在估计 PN 码的实验中, 我们采用双极性 sigmoid 函数来作为神经元的激活函数, 所以在此隐层的输出为

$$y_j^{new}(n) = 2y_j(n) - 1 = \frac{1 - \exp(-z_j^{(y)}(n))}{1 + \exp(-z_j^{(y)}(n))}, j = 1, 2 \quad (37)$$

则:

$$\begin{aligned}\varphi'(z_j^{(y)}(n))^{new} &= \frac{\partial y_j^{new}(n)}{\partial z_j^{(y)}(n)} = \frac{\partial (2y_j(n) - 1)}{\partial z_j^{(y)}(n)} = \\ &2 \frac{\partial y_j(n)}{\partial z_j^{(y)}(n)} = 2\varphi'(z_j^{(y)}(n)) = \\ &2y_j(n) [1 - y_j(n)]\end{aligned}\quad (38)$$

同理, 输出层神经元的输出为

$$\begin{aligned}o_k^{new}(n) &= 2o_k(n) - 1 = \frac{1 - \exp(-z_k^{(o)}(n))}{1 + \exp(-z_k^{(o)}(n))}, \\ &k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (39)$$

则有:

$$e_k^{new}(n) = d_k(n) - o_k^{new}(n), k = 1, 2, 3, \dots, P \quad (40)$$

$$\begin{aligned}\varphi'(z_k^{(o)}(n))^{new} &= 2\varphi'(z_k^{(o)}(n)) = \\ &2o_k(n) [1 - o_k(n)]\end{aligned}\quad (41)$$

因此对应的权值调节公式要做相应的更改。首先对于输出层神经元, 计算:

$$\begin{aligned}\delta_k^{(o)new}(n) &= 2e_k^{new}(n) o_k(n) [1 - o_k(n)], \\ &k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (42)$$

对于隐层神经元, 计算:

$$\begin{aligned}\delta_j^{(y)new}(n) &= 2y_j(n) [1 - y_j(n)] \cdot \\ &\sum_k \delta_k^{(o)new}(n) w_{jk}(n), \\ &j = 1, 2\end{aligned}\quad (43)$$

权值改变量为

$$\begin{aligned}\Delta v_{ij}(n) &= \alpha \Delta v_{ij}(n-1) + \eta(n) \delta_j^{(y)new}(n) x_i(n), \\ &i = 1, 2, 3, \dots, P; j = 1, 2\end{aligned}\quad (44)$$

$$\begin{aligned}\Delta w_{jk}(n) &= \alpha \Delta w_{jk}(n-1) + \eta(n) \delta_k^{(o)new}(n) y_j^{new}(n), \\ &j = 1, 2; k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (45)$$

所以权值修正公式为

$$\begin{aligned}v_{ij}(n+1) &= v_{ij}(n) + \eta(n) \delta_j^{(y)new}(n) x_i(n) + \\ &\alpha \eta(n-1) \delta_j^{(y)new}(n-1) x_i(n-1), \\ &i = 1, 2, 3, \dots, P; j = 1, 2\end{aligned}\quad (46)$$

$$\begin{aligned}w_{jk}(n+1) &= w_{jk}(n) + \eta(n) \delta_k^{(o)new}(n) y_j^{new}(n) + \\ &\alpha \eta(n-1) \delta_k^{(o)new}(n-1) y_j^{new}(n-1), \\ &j = 1, 2; k = 1, 2, 3, \dots, P\end{aligned}\quad (47)$$

等到神经网络达到收敛时, 即达到允许的最小误码率, PN 序列可通过第二层的权值向量恢复出来, 这样就可以进一步恢复出信息码。此处的误码率为估计的 PN 序列与标准 PN 序列相对比后错误码位数与 PN 序列周期长度的比值。比如 PN 序列周期长度为 P , 估计出来的 PN 序列有 d 位码与标准 PN 序列码不同, 则误码率为 d/P 。

本文方法利用误差反向传播来有监督地调节网络, 输入信号为基带 DS 信号, 期望输出向量 $\mathbf{d}(n)$ 是和输入数据向量一样的数据向量, 即 $\mathbf{d}(n) = \mathbf{x}(n)$ 。图中输入神经元的个数与输入信号向量 $\mathbf{x}(n)$ 的维数相同。

综上所述, 改进的 BP 算法应用于神经网络来估计 PN 序列, 其步骤简述如下:

第 1 步: 网络初始化, 置所有网络权值 v_{ij} 和 w_{jk} 为

均匀分布的 1 和 -1, $i = 1, 2, 3, \cdots, P; j = 1, 2; k = 1, 2, 3, \cdots, P$, 设置终止条件, 即允许的最小误码率;

- 第 2 步: 对于时刻 n , 输入新的数据向量 $\mathbf{x}(n)$;
- 第 3 步: 前向计算, 根据式 (37) 和式 (39) 计算隐层和输出层神经元的输出;
- 第 4 步: 根据式 (40) 计算误差;
- 第 5 步: 反向计算, 根据式 (47) 和式 (42) 计算隐层到输出层的权值和输出层的权值偏差;
- 第 6 步: 反向计算, 根据式 (46) 和式 (43) 计算输入层到隐层的权值和隐层的权值偏差;
- 第 7 步: 置 $n = n + 1$, 返回步骤 2 继续, 直到达到允许的最小误码率为止。

4 计算机仿真结果

以下所有实验的信号采样率 $Sa = 8 \text{ bit/chip}$ (即 $T_c = 8T_e$, T_e 为采样周期)。

(1) 实验一: 验证 BP 神经网络估计 PN 序列的可行性

这里输入数据考虑一个 BPSK 数据模型, PN 码长是 100 位, 输入数据信号截断 100 位, 截取第一个信息码扩频波形的后 60 位和第二个信息码扩频波形的后 40 位。信道噪声为高斯白噪声, 信噪比 $SNR = -5 \text{ dB}$, 时间窗口数即输入的数据组数 $N = 100$ 。如图 3 所示, PN 序列是由 PN 序列发生器产生的 100 位标准 PN 序列码, 网络权值 1 的前 60 位的符号函数值对应 PN 序列的后 60 位, 网络权值 2 的后 40 位的符号函数值对应 PN 序列的前 40 位的反码。从图中可以看出, 扩频序列可以从第二层网络权值中恢复出来。

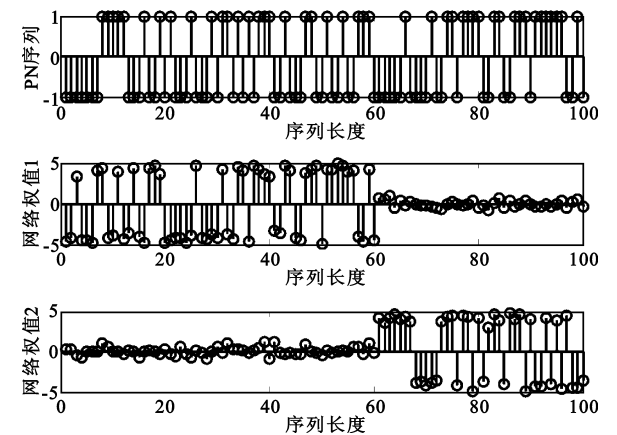


图 3 网络权值与 PN 序列对比

Fig.3 Weights of the network compared with the PN sequence

(2) 实验二: 验证该 BP 神经网络的收敛性能

图 4 为不同信噪比的情况下 (从 $-6 \sim 0 \text{ dB}$) 估计 PN 码的平均误码率随着数据组数的增加的变化曲线, 即该神经网络的学习收敛曲线。该输入信号的 PN 码长为 500 位, 截取第一个信息码扩频波形的后 300 位和第二个信息码扩频波形的前 200 位。该平均误码率的求法是对每一个信噪比的输入信号进行 100 次蒙特卡洛仿真然后求平均值得到的。从图中可以看出, 当 N 逐渐增大时, 误码率逐渐减小, 最后变为 0; 且信噪比越高, 误码率减小得越快。所以 PN 码估计的效果会随着 N 的增加而变好, 且同一信号在高信噪比的情况下会收敛得更快。

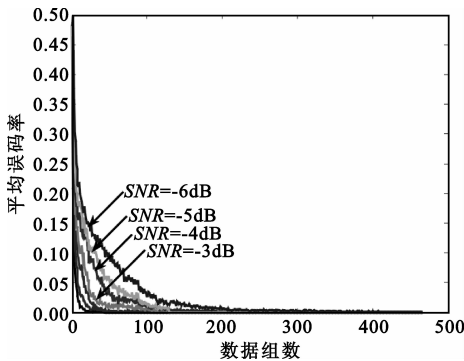


图 4 网络收敛曲线

Fig.4 Convergence curve of network

图 5 是针对不同 PN 码长的输入信号, 数据组数 (完全收敛时所需的数据组数) 的均值随输入信噪比的变化曲线。图 6 是针对不同 PN 码长的输入信号, 数据组数 (完全收敛时所需的数据组数) 的方差随输入信噪比的变化曲线。这里设收敛误码率为 0.02, 即允许存在 0.02 的误码率, 比如 PN 码长为 100 位, 允许存在 2 位错误码的估计。在此, 当 PN 码长为 200 位时, 截断 200 位, 截取第一个信息码扩频波形的后 120 位和第二个信息码扩频波形的前 80 位; 当 PN 码长为 500 位时, 截断 500 位, 截取第一个信息码扩频波形的后 300 位和第二个信息码扩频波形的前 200 位; 当 PN 码长为 1 000 位时, 截断 1 000 位, 截取第一个信息码扩频波形的后 600 位和第二个信息码扩频波形的前 400 位。

从图 5 可以看出, 在 PN 码长和取样率确定时, 信噪比越低则神经网络收敛所需的数据组数的均值就越大。而在信噪比相同时, 以 -9 dB 为分界线, 当信噪比小于 -9 dB 时, PN 码越长则所需数据组数的均值就越小; 当信噪比大于 -9 dB 时, 则所需数据组

数的均值差不多相同。

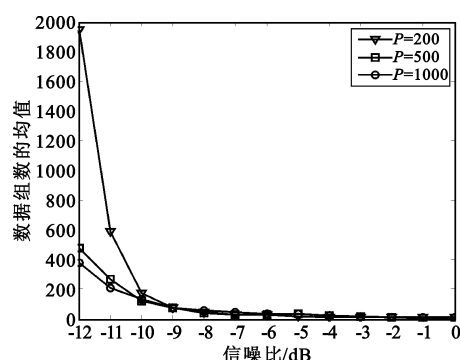


图5 数据组数的均值随信噪比的变化曲线
Fig.5 Curves of mean number of data sets with SNR

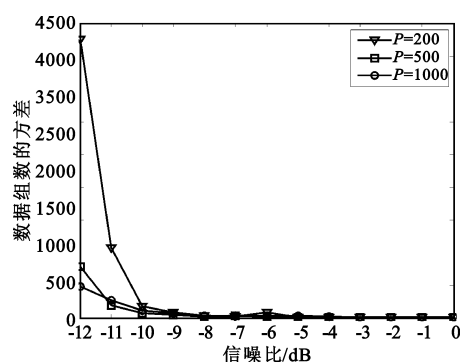


图6 数据组数的方差随信噪比的变化曲线
Fig.6 Curves of the variance of data sets with SNR

从图6中可以看出,在PN码长和取样率确定时,信噪比越低则神经网络收敛所需的数据组数的方差就越大,即估计的偏越大;而且在信噪比相同时,PN码越长则所需数据组数的方差就越小,尤其是在低信噪比的情况下更为明显。

从实验一和实验二的结果可以得出,本文的方法完全可以准确估计到DS信号的PN码序列,而且可以在较低信噪比的条件下实现估计。由图4、图5和图6可以看出,在信噪比相同时,PN码越长则所需数据组数的均值和方差就越小,即PN码越长则算法的估计性能也会越好。

5 结 论

本文提出了一种用BP神经网络来估计直扩信号PN序列的方法。该方法是基于反向传播(BP)神经网络,它的输入是接收到的信号,期望输出是和输入相同的数据,根据误差反向传播来有监督地调节网络,估计的PN序列值在第二层的权值上显示出来。本文采用改进的BP算法来运行网络,计算机

仿真结果表明,该方法对PN序列可以得到很好估计,尤其是在低信噪比下对长伪码的估计会更有效。因此本文的方法将为解决DS信号PN序列的实时盲估计问题提供一种途径,为DS通信的管理、侦察和干扰以及DS-CDMA的盲多用户检测等铺平道路。对于优化神经网络,提高收敛速度,是以后需要深入研究的工作。

参考文献:

- [1] 江莉,李林,董惠,等.通信侦察中的伪码序列盲估计算法[J].现代防御技术,2009,37(3):85-89.
JIANG Li, LI Lin, DONG Hui, et al. Blind Estimation Algorithm for PN Sequence in Communication Reconnaissance[J]. Modern Defense Technology, 2009, 37(3): 85-89. (in Chinese)
- [2] Dominique F, Reed J H. Simple PN Code Sequence Estimation and Synchronization Technique Using the Constrained Hebb Rule [J]. Electronics Letters, 1997, 33(1): 37-38.
- [3] 张天骐,周正中.直扩信号的谱检测和神经网络估计[J].系统工程与电子技术,2001,23(12):12-15.
ZHANG Tian - qi, ZHOU Zheng - zhong. Direct Sequence Spread Spectrum Signal Detection and Neural Network Estimation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2001, 23(12): 12-15. (in Chinese)
- [4] 张天骐,林孝康,周正中.基于神经网络的低信噪比直扩信号扩频码的盲估计方法[J].电路与系统学报,2007,10(2):118-123.
ZHANG Tian - qi, LIN Xiao - kang, ZHOU Zheng - zhong. A Neural Network Approach to Blind Estimation of PN Spreading Sequence in Lower SNR DS/SS Signals[J]. Journal of Circuits and Systems, 2007, 10(2): 118-123. (in Chinese)
- [5] Celine Boudier, Gilles Burel. Spread Spectrum Codes Identification by Neural Networks [C]//Proceedings of 4th World Multiconference on Circuits, Systems, Communications & Computers. Vougliamini: [s. n.], 2000: 257-262.
- [6] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化算法[M].北京:清华大学出版社,2006:19-27.
YAN Ping - fan, ZHANG Chang - shui. Artificial Neural Networks and Evolutionary Computing [M]. Beijing: Qinghua University Press, 2006: 19-27. (in Chinese)
- [7] 刘希玉,刘弘.人工神经网络与微粒群优化[M].北京:北京邮电大学出版社,2009:88-96.
LIU Xi - yu, LIU Hong. Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization [M]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications Press, 2009: 88-96. (in Chinese)
- [8] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2002:43-56.
HAN Li - qun. Artificial Neural Network Theory, Design and Application [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2002: 43

- 56. (in Chinese)

作者简介:

赵德芳(1987-),女,河南辉县人,助教,硕士研究生,主要从事通信信号处理、计算智能及应用等方面的研究;

ZHAO De-fang was born in Huixian, Henan Province, in 1987. She is now a teaching assistant and also a graduate student. She is engaged in study of communication signal processing, computational intelligence and applications and so on.

Email: defang1010@126.com

张天骐(1971-),男,四川眉山人,现为重庆邮电大学通信与信息工程学院教授,主要研究方向为通信信号的调制解调、盲处理、神经网络实现及 FPGA、VLSI 实现;

ZHANG Tian-qi was born in Meishan, Sichuan Province, in 1971. He is now a professor of Communication and Information Engineering College in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His research interests include communication signal modu-

lation and demodulation, blind processing, neural network and FPGA, VLSI implementation.

Email: zhangtq@cqupt.edu.cn

杜晓华(1984-),女,河北邯郸人,助教,硕士研究生,主要从事通信信号处理、直扩信号同步技术等方面的研究;

DU Xiao-hua was born in Handan, Hebei Province, in 1984. She is now a teaching assistant and also a graduate student. She is engaged in study of communication signal processing, DS signal synchronization and so on.

Email: duxiaohua_2010@126.com

金翔(1984-),男,湖北孝感人,助教,硕士研究生,主要从事通信信号处理、阵列信号处理等方面的研究。

JIN Xiang was born in Xiaogan, Hubei Province, in 1984. He is now a teaching assistant and also a graduate student. He is engaged in study of communication signal processing, array signal processing and so on.

Email: jx027@163.com

诚聘审稿专家启事

为了进一步加大审稿力度,充实审稿专家数据库,提高《电讯技术》的办刊质量,《电讯技术》编委会常年面向社会诚聘电子信息领域的专家、学者担任本刊的审稿专家。审稿专家将享有如下权利:

- (1)向本刊投稿通过评审后优先安排发表,并免收审稿费和版面费;
- (2)向本刊推荐稿件通过评审后优先安排发表,并酌情减免版面费;
- (3)获得每期免费赠阅的《电讯技术》及本刊编辑部编辑出版的《电讯技术动态》(月刊,内部交流,全彩色铜版纸印刷);
- (4)参加本刊举办的学术活动。

如果您有意应邀加入到本刊的审稿专家行列,请填写附表(可向编辑部索要电子版或在本刊网站 www.teleonline.cn 下载)后通过电子邮件发送到本刊编辑部邮箱,或直接注册为本刊审稿专家。我们承诺为您的个人信息保密,对于您的支持表示衷心感谢。

电 话:028-87555632 传 真:028-87538378 Email: dxjs@swiet.com.cn, dianxunjishu@china.com

《电讯技术》审稿专家登记表

姓 名			单 位				
基 本 信 息	职务		联 系 方 式	通讯地址		邮 编	
	职称			电 话			
	学历学位			传 真			
	从事专业			Email			
				QQ 号			
个人简介							