

WLS-SVM 算法用于 DCSK 通信系统降噪

李晓东 何松柏 李春光 虞厥邦

(电子科技大学电子工程学院电子系统工程所 成都 610054)

摘要 本文提出了基于加权最小二乘支撑矢量机(WLS-SVM)学习算法的一种 DCSK 混沌通信系统降噪方法。给定接收信号为训练样本集,首先用最小二乘支撑矢量机(LS-SVM)对样本数据进行估计得到估计误差,根据估计误差的统计分布特性获得一个加权系数,然后再求解 WLS-SVM,得到优化的接收信号的估计值,达到降噪的目的。仿真结果表明,优化后的系统误码率(BER)性能与 DCSK 系统的理论噪声性能相比得到改善。

关键词 支撑矢量机,加权最小二乘,DCSK

Noise Reduction to DCSK Communications System Using WLS-SVM

LI Xiao-Dong HE Song-Bai LI Chun-Guang YU Jue-Bang

(College of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 610054)

Abstract This paper proposes a noise reduction method to DCSK communications system using weighted least square support vector machine (WLS-SVM). Noise reduction is achieved by first using a LS-SVM with the transmitted chaotic signal and, then associate weighting values to the error variables based upon the resulting error variables from the first step. Computer simulation of the noise performance shows that the noise reduction technique improves the overall noise performance compared with theoretical noise performance of DCSK Communications system.

Keywords Support vector machines, Least squares, DCSK

1 引言

近年来,混沌通信系统受到人们的热切关注,提出了各种模拟^[1]和数字^[2]混沌调制方法,其中以 CSK 和 DCSK 两种调制方法研究得最多^[2~4]。但是,混沌信号在具有加性噪声的带限信道中传输,系统性能会随着噪声干扰和信道失真严重下降,为了提高混沌通信系统的性能,多种降噪方法^[5,6]以及信道均衡算法被提出^[7]。

近来支撑矢量机(SVM)作为神经网络领域的一种新的学习算法与一般学习机相比具有小样本的预知性学习能力,方便简洁的非线性处理能力,以及收敛过程无局部极小等优点,被广泛用于非线性时间序列的估计^[8,9]以及递归神经网络^[10,11]。对于非线性估计问题,是通过一个非线性映射把原始数据映射到另一个称之为特征空间的新数据集上,使得新数据集在该特征空间上是线性可分的。支撑矢量机的学习过程是求解一个正定二次规划,但是支撑矢量机中二次规划的变量维数等于训练样本的个数,从而使其中矩阵元素的个数是训练样本个数的平方,这就造成实际问题的求解规模过大^[14]。最小二乘支撑矢量机(LS-SVM)具有一个满足等式约束条件的最小二乘代价函数,使得求解支撑矢量机变换成求解一个 Karsh-Kuhn-Tucker (KKT) 线性方程组^[10]。该线性方程组可以用共轭梯度法迭代求解,因而计算代价相对较小。但是,只有在假定拟合误差为高斯分布的前提下,最小二乘代价函数才可以获得最优解,这在实际运用中往往不能满足。因此,我们首先用最小二乘支撑矢量机对样本数据进行估计得到估计误差,然后根据估计误差的统计分布特性获得一个加权系数,用该加权系数来调整最小二乘代价函数,从而得到性能更稳定的估计值^[12]。

本文中,我们考虑一个差分混沌相移键控(DCSK)系统,在加性高斯白噪声(AWGN)干扰情况下对混沌序列的估计

问题,对于信道失真,假定已经被很好地解决。在发信端用于承载信息的混沌信号的动力学特性对于收信端是已知的情况下,设定接收信号为训练样本集,利用加权最小二乘支撑矢量机(WLS-SVM)对接收信号进行估计,从而达到降噪的目的。

2 DCSK 混沌通信系统

DCSK 系统框图如图 1 所示。在发信端,离散时间混沌信号 m 输入到调制器,调制器把每个传送数据 b_i 映射为两组混沌采样信号。采用一种分段线性映射 $m_{n+1} = f(m_n)$ 以产生离散时间混沌信号,即

$$m_{n+1} = \begin{cases} -\frac{1}{0.2}(m_n + 0.3) - 0.5, & -0.5 < m_n < -0.3 \\ \frac{1}{0.6}m_n, & -0.3 \leq m_n \leq 0.3 \\ -\frac{1}{0.2}(m_n - 0.3) + 0.5, & 0.3 < m_n < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

第一组混沌信号为参考信号,第二组为数据信号,如果发送“1”,则数据信号与参考信号相同;发送“0”,则数据信号与参考信号相反。设 $2N$ 为每一个二进制符号周期中离散混沌信号的样本个数,即扩频因子,则在第 l 个比特周期的第 k 个时刻,发送信号可以表示为:

$$s_k = \begin{cases} m_k, & k = 2N(l-1) + 1, 2N(l-1) + 2, \dots, \\ & 2N(l-1) + N \\ \beta_l m_{k-N}, & k = 2N(l-1) + N + 1, 2N(l-1) + \\ & N + 2, \dots, 2N \cdot l \end{cases} \quad (2)$$

其中 $\beta_l = \{-1, +1\}$ 。发送信号通过信道传输,在时刻 k ,接收信号 r_k 为:

$$r_k = s_k + v_k \quad (3)$$

*)电子科技大学青年科技基金资助。李晓东 讲师,博士生,主要研究方向为计算智能、神经网络、通信信号处理。

其中 v_k 表示加性高斯白噪声(AWGN),其均值为 0,方差为 $N_0/2$ 。DCSK 信号的解调是通过参考信号与数据信号进行相关运算,第 l 个比特周期相关运算的结果为:

$$y_l = \sum_{k=2N(l-1)+1}^{2N(l-1)+N} r_k r_{k+N} \quad (4)$$

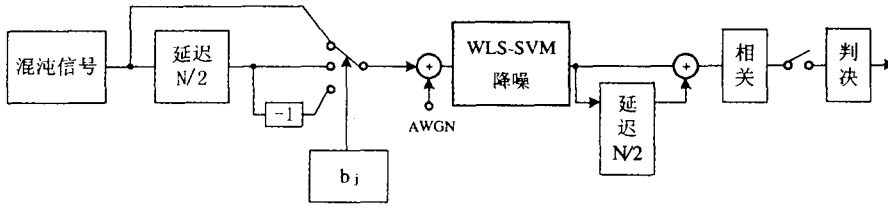


图1 DCSK混沌通信系统框图

3 WLS-SVM 算法改善 DCSK 噪声性能

在第 l 个比特周期的第 k 个时刻,接收信号为:

$$r_k = m_k + v_k \quad (5)$$

其中 $k=2N(l-1)+1, \dots, 2N(l-1)+N, 2N(l-1)+N+1, \dots, 2Nl$

假定分段线性映射 $m_{n+1} = f(m_n)$ 产生的离散混沌信号对于接收机是已知的,则给定 N 点训练数据样本集为 $\{r_j, m_j\}_{j=1}^N$,即

$$\begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & \cdots & r_{\frac{N}{2}} \\ r_2 & r_3 & r_4 & \cdots & r_{\frac{N}{2}+1} \\ r_3 & r_4 & r_5 & \cdots & r_{\frac{N}{2}+2} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ r_k & r_{k+1} & r_{k+2} & \cdots & r_{\frac{N}{2}+k-1} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ r_{\frac{N}{2}} & r_{\frac{N}{2}+1} & r_{\frac{N}{2}+2} & \cdots & r_{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ \cdots \\ m_k \\ \cdots \\ m_{\frac{N}{2}} \end{bmatrix}$$

其中 $r_j \in R^N$ 为接收到被噪声干扰的混沌信号, $m_j \in R$ 为已知的发送混沌序列。我们考虑如下的优化问题^[12]

$$\min_{w, b, e} J(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (6)$$

$$\text{使得 } \hat{m}_j = w^T \varphi(r_j) + b, j=1, \dots, N/2 \quad (7)$$

其中拟合误差 $e_j = (m_j - \hat{m}_j) \in R$, 偏移量 $b \in R$, 权向量 $w \in R^N$, 映射 $\varphi(\cdot) : R^{2N} \rightarrow R^N$ 将输入空间映射到一个高维特征空间。

定义拉格朗日项:

$$L(w, b, e; \alpha) = J(w, e) - \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \alpha_i \{w^T \varphi(r_i) + b + e_i - m_i\} \quad (7)$$

其中拉格朗日乘子 $\alpha_i \in R$ 。

最优化条件由下式给出:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \alpha_i \varphi(r_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma e_i, i=1, \dots, \frac{N}{2} \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow w^T \varphi(r_i) + b + e_i - m_i = 0, i=1, \dots, \frac{N}{2} \end{cases} \quad (8)$$

在上式中消去 w, e 可得

y_l 为正,则判决发送信号比特为“1”,结果为负,则判决为“0”。

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & & & \\ \cdots & & \Omega + \frac{1}{\gamma} I & \\ 1 & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ m \end{bmatrix} \quad (9)$$

(9)式左边矩阵为对称正定矩阵,该方程可以迭代求解,其中 $m = [m_1, \dots, m_{\frac{N}{2}}]$, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_{\frac{N}{2}}]$ 及 $\Omega_{ij} = \varphi(r_i)^T \varphi(r_j)$, $i, j = 1, \dots, N/2$ 。

由 Mercer 定理,选择 RBF 核函数 $K(r_i, r_j) = \exp\{-\frac{\|r_i - r_j\|_2^2}{\sigma^2}\}$,使得

$$K(r_i, r_j) = \varphi(r_i)^T \varphi(r_j) \quad (10)$$

由线性方程(9),任意选取一组训练数据经过多重数据验证获得最优的参数值 (γ, σ) ,然后求得误差 $e_k = \alpha_k / \gamma$ 变量。对误差变量乘上一个加权系数 v_k , v_k 可由(9)式得出,即:

$$v_k = \begin{cases} 1 & |e_k/s| \leq c_1 \\ \frac{c_2 - |e_k/s|}{c_2 - c_1} & c_1 \leq |e_k/s| \leq c_2 \\ 10^{-4} & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中 s 为误差变量 e_k 的标准差。常数 c_1 和 c_2 通常选为 $c_1 = 2.5, c_2 = 3^{[12]}$ 。

重新考虑最小二乘代价函数^[12]

$$\min_{\tilde{w}, \tilde{e}} J(\tilde{w}, \tilde{e}) = \frac{1}{2} \tilde{w}^T \tilde{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N v_k \tilde{e}_k^2 \quad (12)$$

$$\text{使得 } m_k = \tilde{w}^T \varphi(r_k) + \tilde{b} + \tilde{e}_k \quad (13)$$

拉格朗日项变为:

$$L(\tilde{w}, \tilde{b}, \tilde{e}; \tilde{\alpha}) = J(\tilde{w}, \tilde{e}) - \sum_{k=1}^{\frac{N}{2}} \tilde{\alpha}_k \{\tilde{w}^T \varphi(r_k) + \tilde{b} + \tilde{e}_k - m_k\} \quad (14)$$

由优化条件同样可得

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & & & \\ \cdots & & \Omega + V_\gamma & \\ 1 & & & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{b} \\ \tilde{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ m \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $V_\gamma = \text{diag}\{\frac{1}{\gamma v_1}, \dots, \frac{1}{\gamma v_k}, \dots, \frac{1}{\gamma v_{N/2}}\}$ 。则 LS-SVM 模型的估计值为:

$$\hat{m}(r) = \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} \tilde{\alpha}_i K(r, r_i) + \tilde{b} \quad (16)$$

其中 $\tilde{\alpha}, \tilde{b}$ 为(16)式的解。因此,由 WLS-SVM 降噪后,再进行相关判决,第 l 个比特周期 DCSK 信号解调的相关运算结果

为:

$$y_i = \sum_{k=2N(l-1)+1}^{2N(l-1)+\frac{N}{2}} \hat{m}_k \hat{m}_{k+\frac{N}{2}} \quad (17)$$

4 仿真分析

由分段线性映射式(1)产生一组混沌信号,采用 WLS-SVM 算法进行学习,图 2 给出了其学习情况。

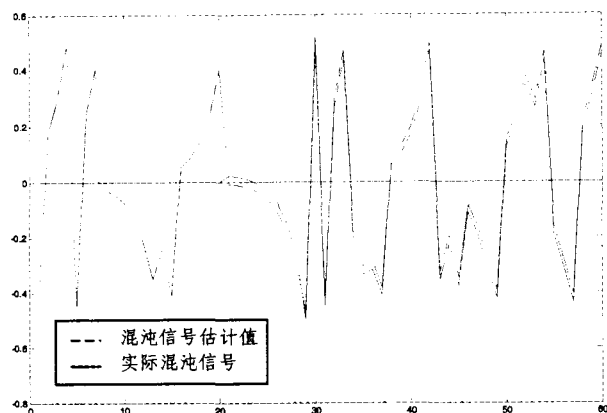


图 2 WLS-SVM 对发送混沌信号 m 的学习情况

DCSK 系统的理论噪声性能由(18)式给出^[13],其中 BT 为比特持续时间,在混沌信号速率(码片速率)不变的情况下, BT 与扩频因子成正比。

$$BER = \frac{1}{2^{BT}} e^{-\frac{E_b}{2N_0}} \sum_{i=0}^{BT-1} \frac{(\frac{E_b}{2N_0})^i}{i!} \cdot \sum_{j=1}^{BT-1} \frac{1}{2^j} C_{j+BT-1}^{BT-1-i} \quad (18)$$

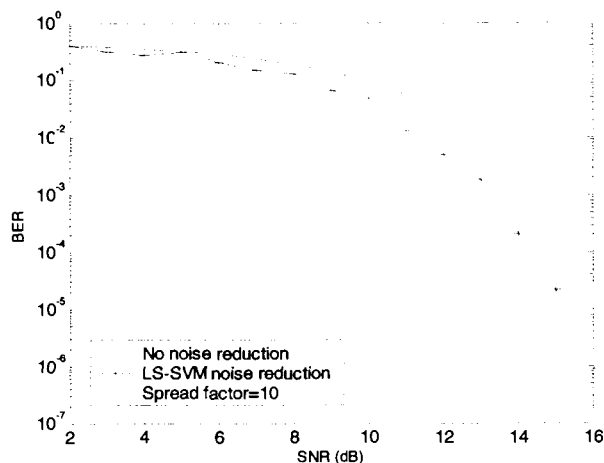


图 3 扩频因子为 10 的噪声性能对比

我们选择核函数为 $K(r_i, r_j) = \exp\{-\|r_i - r_j\|_2^2 / \sigma^2\}$, 选择扩频因子为 10 和 20,即每一个比特周期中的混沌信号样本数为 10 和 20,应用 LS-SVM 算法对接收的噪声干扰信号进行估计,估计值送入相关器执行相关运算,判决后得到发送序列。在不同输入信噪比(SNR)的情况下,计算机仿真得出应用降噪算法后的噪声性能和未采用降噪方法的噪声性能如图 3 和图 4 所示。

结论 在 DCSK 混沌通信系统中,利用加权最小二乘支撑向量机(WLS-SVM)的非线性拟合能力,对被 AWGN 噪声干扰的混沌信号进行估计,用估计值代替接收信号进行相关运算和判决。计算机仿真表明,应用 WLS-SVM 降噪算法

后,DCSK 系统的噪声性能得到改善。

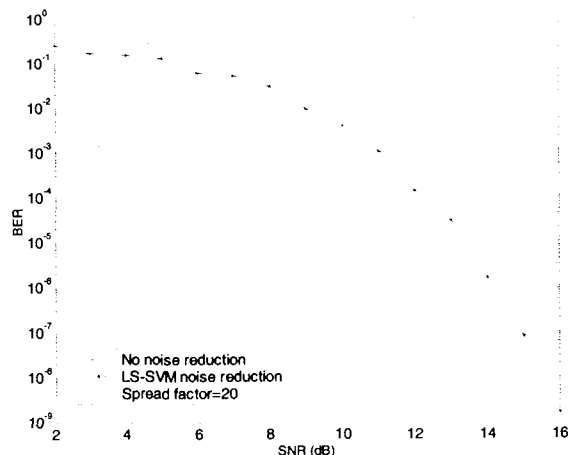


图 4 扩频因子为 20 的噪声性能对比

参考文献

- 1 Parlitz U, Chua L O, Kocarev L, et al. Transmission of digital signals by chaotic synchronization. *Int. Journal Bifurcation Chaos*, 1992, 973~977
- 2 Dedieu H, Kennedy M P, Hasler M. Chaos shift keying: Modulation and demodulation of a chaotic carrier using self-synchronizing Chua's circuit. *IEEE Trans, Circuits and Systems II*, 1993, 40: 634~642
- 3 Kolumbán G, Vizvári B, Schwarz W, Abel A. Differential chaos shift keying: A robust coding for chaotic communication. In: *Proc. NDES'96*, Seville, Spain, 1996. 87~92
- 4 Kennedy M P, Kolumbán G, Kis G, et al. Performance Evaluation of FM-DCSK Modulation in Multipath Environments. *IEEE Trans, Circuits and Systems I*, 2000, 47: 1702~1711
- 5 Kostelich E J, Schreiber T. Noise reduction in chaotic time series data: A survey of common methods. *Phys. Rev. E*, 1993, 48: 1752~1763
- 6 Jako Z, Kis G. Application of noise reduction to Chaotic communications: A case study. *IEEE Trans, Circuits and Systems I*, 2000, 47: 1720~1725
- 7 Feng J, Tse C K, Lau F C M. A Neural-Network-Based Channel Equalization Strategy for Chaos-Based Communication Systems. *IEEE Trans, Circuits and Systems I*, 2003, 50: 954~957
- 8 Mukherjee S, Osuna E, Girosi F. Nonlinear prediction of chaotic time series using support vector machines. In: *Neural Networks for Signal Processing VII: Proc. of the IEEE Signal Processing Society Workshop*, Amelia Island, FL, USA, 1997. 511~520
- 9 Muller K R, Smola J A, Ratsch G, et al. Predicting time series with support vector machines. In: *ICANN'97: Proc. of the seventh Intl. Conf. on Artificial Neural Networks*, Lausanne, Switzerland, 1997. 999~1004
- 10 Suykens J A K, Vandewalle J. Recurrent least squares support vector machines. *IEEE Trans, Circuits and Systems I*, 2000, 47: 1109~1114
- 11 Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers. *Neural Processing Lett.*, 1999, 9(3): 293~300
- 12 Suykens J A K, Brabanter J D, Lukas L, et al. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation. *Neurocomputing*, 2002, 48: 85~105
- 13 Kolumbán G. Theoretical Noise Performance of Correlator-Based Chaotic Communications Schemes. *IEEE Trans. Circuits and Systems I*, 2000, 47: 1692~1701
- 14 褚蕾蕾, 陈绥阳, 周梦, 编著. 计算智能的数学基础. 科学出版社, 2002