

自适应扰动暂态混沌神经网络 MPSK 盲检测

于大为¹, 张治民², 张 昀², 于舒娟²

(1. 苏州信息职业技术学院, 江苏 苏州 215200; 2. 南京邮电大学 电子与光学工程学院 微电子学院, 南京 210003)

摘要: 基于 MPSK 系统的神经网络盲检测 CHNN-APHM 算法具有需求发送数据量短、适用于含公零点信道等优点, 相比基于统计量的盲检测算法, 更能满足现代通信系统的可靠性要求; 但由于神经网络采用梯度下降的优化策略有时会导致系统陷入局部最优, 出现收敛不到优化问题的最优解或者近似最优解的情况; 为了改善 CHNN-APHM 性能, 提出了带自适应扰动的暂态混沌神经网络盲检测算法, 构建了与模型相对应的能量函数并证明该网络的稳定性; 算法使用暂态混沌神经网络提高抗噪性能, 在运行起始时刻使用一维正弦映射的混沌初始化获得原始信号, 选取与发送信号进程相关性高的微小扰动因子使算法跳出局部最优解; 实验仿真结果证明, 提出的带扰动的幅值相位离散多电平暂态混沌神经网络 MPSK 信号盲检测算法需要起点个数少, 能在更小的信噪比和更短的数据长度下收敛, 有效提高了抗干扰性能。

关键词: 盲检测; 扰动因子; 暂态混沌神经网络; 最优化

Blind Detection for MPSK with Adaptive Perturbation Transiently Chaotic Neural Network

Yu Dawei¹, Zhang Zhimin², Zhang Yun², Yu Shujuan²

(1. Department of Computer Science and Technology, Suzhou 215200, China; 2. College of Electronic and Optical Engineering & College of Microelectronics, Nanjing University of Posts & Telecommunication, Nanjing 210003, China)

Abstract: Compared with literature blind detection algorithms of MPSK system based on statistics, the Complex Hopfield Neural Network with Amplitude Phase type Hard Multistate activation function (CHNN-APHM) can be used to blindly detect with shorter received signals and it is appropriate for channels with common zeros, so it can satisfy the requirements that proposed for the reliability of the wireless digital communication system. To improve the performance of CHNN-APHM this paper proposes a Disturbed Complex Transiently Chaotic Neural Network with Amplitude-Phase-type Hard Multistate activation function (DCTCNN-APHM), constructs a new energy function and proves the stability mode respectively. The algorithm uses transient chaotic neural network to improve the anti-noise performance, and the chaotic of one dimension sinusoidal mapping initialization to obtain the original signal at the initial moment, and selects the small perturbation factor with high correlation with the transmitted signal to make the algorithm jump out of the local optimal solution. Experimental simulation results show that the MPSK blind detection algorithm with perturbation amplitude phase-phase discrete amplitude multi-level transient chaotic neural network requires fewer starting point, can converge under smaller signal-to-noise ratio and shorter data length.

Keywords: blind detection; disturbance factor; transient chaotic neural network; optimization

0 引言

因为多进制数字调制系统具有在相同的码元传输速率下比二进制数字调制系统信息传输速度更高的优点, 所以更适合当前通信系统对数据传输速率的高要求。利用多进制数字基带信号调制高频载波信号的振幅、频率或相位等参量过程就是多进制数字调制, 依据不同的被调参量, 可以分为多进制幅度键控 (MASK)、多进制频移键控 (MF-SK) 以及多进制相移键控 (MPSK 或 MDPSK)。其中有着

优异性能和解调方便等特点的多进制数字相位调制 MPSK 系统成为更多研究者关注的重点。通信信号远程传输过程中会经过情况复杂的多变物理信道, 包括有线通信中的同轴、光纤和双绞线等, 无线通信中的大气和海洋等。在足够高的传输速率下, 信号经过这些物理信道都可能引起失真产生码间干扰 (Intersymbol Interference, ISI) 和信道间干扰 (Inter channel Interference, ICI)。为了实现高速可靠的通信, 信道识别和均衡是克服 ISI、ICI 影响的必要条件, 当前在这一领域, 有两种传统的研究方向: 基于发送训练序列的信道自适应均衡和基于信道先验知识的盲均衡。盲均衡盲检测方法因为可以避免发送训练序列的额外开销, 提高通信系统的容量而获得很多学者的关注, 已经有很多相关的算法研究, 包括经典的基于高阶统计量恒模算法, 基于二阶统计量的 TXK 算法、线性预报算法、子

收稿日期: 2019-09-19; 修回日期: 2019-10-17。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61302155, 61871234); 2019 年苏州高职高专院校第二批优秀教学团队 (201905)。

作者简介: 于大为 (1970-), 男, 内蒙古人, 硕士, 副教授, 主要从事通信系统与网络的信号处理、智能大数据处理及深度学习算法等方向的研究。

空间算法和基于有限字符集直接盲估计算法等。目前基于二进制信号的盲检测算法研究较多，基于多进制信号的算法研究由于分析相对复杂和难度大而进展缓慢。文献 [1] 中提出一种可以成功实现 MPSK 信号盲检测的幅值相位离散型多电平复数 Hopfield 神经网络“Complex Hopfield Neural Network with Amplitude Phase type Hard Multistate activation function, (CHNN_APHM)”算法，针对 MPSK 信号盲检测时该算法性能优于传统二阶统计量算法，但和其他智能优化算法（如蚁群、粒子群、遗传等）一样，存在收敛速度缓慢、容易陷入局部最优解难以跳出的缺陷，同时算法还存在 Hopfield 算法共有的问题，运行过程会出现多起点，影响算法效率。针对这些问题很多学者进行探讨，改进神经网络的激活函数是其中思路之一，如文献 [2] 中提出使用新的改进的神经网络激活函数提高算法的抗干扰性，并在 BPSK 系统盲检测中显示出改进效果；也有文献在网络模型模型构架上进改进，如文献 [3] 和 [4] 专门研究了混沌神经网络，文献 [3] 系统研究了模型及性能，指出不同混沌扰动对混沌神经网络的影响不可忽略，文献 [4] 提出在混沌神经网络算法中加入扰动因子可以促进系统跳出局部最优解，通过将其应用于函数优化和旅行商问题，仿真证明了该方法可以提高算法性能；混沌初始化也是提高优化智能算法性能的常用方案之一，文献 [5-6] 在粒子群算法中使用该方案保证种群初始化均匀分布，并借此提高算法的性能；具有精细搜索特点的暂态混沌神经网络 (Transiently Chaotic Neural Network) 也能够较好解决 Hopfield 神经网络易陷入局部最小值点的问题 [7-8]；文献 [9] 利用 TCNN 解决了 BPSK 信号盲检测算法的多起点问题，但是 TCNN 的精细搜索是由于在算法中加入了模拟退火策略，而这一方案增加了算法的时间复杂度。针对这一问题，文献 [10] 通过研究常用的线性退火和指数退火策略提出能加快算法收敛速度的分段退火方式；文献 [11] 提出通过优化退火策略方法加快暂态混沌神经网络的收敛速度。

参考上述文献的研究成果，本文以 MPSK 系统的盲检测算法作为研究目标，构造了幅值相位离散型多电平暂态混沌神经网络，在网络中设计了相应的退火策略，加入扰动因子，利用一维正弦映射混沌函数 [12] 初始化发送序列，提出带自适应扰动的暂态混沌神经网络盲检测算法“Disturbed Complex Transiently Chaotic Neural Network with Amplitude-Phase-type Hard Multistate activation function (DCTCNN_APHM)”。构建了与模型相对应的能量函数并证明提出的神经网络的稳定性。利用 Matlab 平台设计仿真实验，仿真结果表明本文提出的算法优于传统二阶统计量算法，相比文献 CHNN_APHM 算法具有更强的抗干扰性能，改善了该算法易陷入局部最优的缺点，成功降低了算法所需的起点个数。

1 带扰动的幅值相位型离散幅值多电平暂态混沌神经网络结构及原理

1.1 盲检测问题建立

单输入多输出 (Single-input Multi-output, SIMO) 系统的接收方程如式 (1)：

$$(x(k))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (h_j)_{q \times 1} s(k-j) + (v(k))_{q \times 1} = H_q \cdot (s(k))_{M \times 1} + (v(k))_{q \times 1} \quad (1)$$

式 (1) 中， q 为过采样因子， M 为信道阶数， $x(k)$ 为接收信号矩阵， $s(k)$ 为发送信号矩阵， $v(k)$ 为加性噪声，发送信号与加性噪声相互独立。假设系统忽略噪声的影响，式 (1) 可写成式 (2)：

$$X_N = S\Gamma^H \quad (2)$$

式 (2) 中：

$$S = [s_{L+M}(k), \dots, s_{L+M}(k+N-1)]^H = [s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)]_{N \times (L+M+1)}$$

是发送信号阵， Γ 是由 $h_j, j=0, 1, \dots, M$ 构成的维数为 $(L+1)q \times (L+M+1)$ 的块 Toeplitz 平滑矩阵，其中， L 是均衡器的参数， $[h_0, \dots, h_M]_{q \times (M+1)}$ 为通信信道的冲激响应。 $(X_N)_{N \times (L+1)q} = [x_L(k), \dots, x_L(k+N-1)]^H$ 为接收数据阵。

由式 (2) 可知， Γ^H 满秩时，必然存在 $Q = U_c U_c^H$ 满足 $Qs_N(k-d) = 0, U_c$ 是由接收矩阵通过奇异值分解得到的，而且能使 $x_N = [U, U_c] \cdot \begin{bmatrix} D \\ 0 \end{bmatrix} \cdot V^H, U_c \in C^{N \times (N-(L+M+1))}$ 成立。

由此，我们可以构造出如下的性能函数及优化问题：

$$J_0 = s_N^H(k-d) Q s_N(k-d) = s^H Q s \quad (3)$$

$$\hat{s} = \arg \min \{J_0\} \quad (4)$$

式中， \hat{s} 为所需检测的原始信号。式 (4) 即为本文要处理的优化问题。

1.2 模型网络结构及原理

如图 1 给出了用于解决 MPSK 信号盲检测的带扰动的幅值相位型离散幅值多电平暂态混沌神经网络，该模型对应的动态方程如式 (5) ~ (9) 所示。

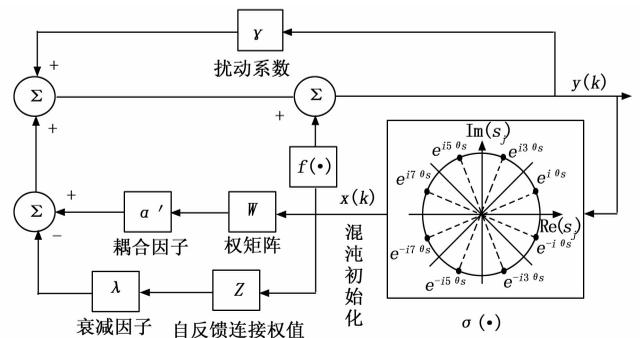


图 1 带扰动的幅值相位型离散幅值多电平暂态混沌神经网络结构图

DCTCNN_APHM 网络的动态方程如下：

$$y_i(k+1) = \gamma y_i(k) + \alpha' \left[\sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j(k) \right] - \lambda z_i(k) x_i(k) + f(x_i(k)) \quad (5)$$

$$\theta_y = \text{angle}(y_i(k)) \quad (6)$$

$$\theta_x = \sigma(\theta_y) \quad (7)$$

$$x_i(k) = e^{j\theta_x} = \cos\theta_x + j\sin\theta_x \quad (8)$$

$$z_i(k+1) = \begin{cases} (1-\beta_1)z_i(k) & z_i(k) \geq \frac{z_i(0)}{2} \\ (1-\beta_2)z_i(k) & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

其中, 式 (5) 为网络结构总方程, 式 (6) 是相位角计算公式, 式 (7) 表示激活函数, 输入输出都是相位, 式 (8) 为欧拉公式, 式 (6) ~ (8) 的整个过程表示网络模型的激活函数模式, 式 (9) 是分段退火函数, $\beta_1, \beta_2 (\beta_1 > \beta_2)$ 是模拟退火参数, ω_{ij} 是神经元 y_j 与 y_i 之间的连接权值, α' 是耦合因子, γ 是神经元衰减因子, $z_i(k)$ 是自反馈连接项。本文选用具有先快后慢特点的分段退火策略, 搜索前一段进程退火较慢进行精细搜索确保算法抗干扰性能, 后一段进程加快退火速度保证算法具有较高的收敛速度。式 (7) 的具体形式为:

$$\theta_x = \sigma(\theta_y) = \begin{cases} (K-1)\theta_s & (K-2)\theta_s \leq \theta_y < K\theta_s \\ \vdots & \vdots \\ 3\theta_s & 2\theta_s \leq \theta_y < 4\theta_s \\ \theta_s & 0 \leq \theta_y < 2\theta_s \\ -\theta_s & -2\theta_s \leq \theta_y < 0 \\ -3\theta_s & -4\theta_s \leq \theta_y < -2\theta_s \\ \vdots & \vdots \\ -(K-1)\theta_s & -K\theta_s \leq \theta_y < -(K-2)\theta_s \end{cases} \quad (10)$$

该激活函数在各区段的导数都为 0。

系统通过混沌初始化产生分布均匀随机的信号, 混沌初始化的方式有很多种, 本文选用的是一维正弦映射函数, 形式为: $x_{l+1} = \sin\left(\frac{5.65}{x_l}\right)^{[12]}$, 其中 l 表示信号在向量中的位置, 第一个信号随机产生。扰动的作用是使算法跳出局部最优, 所以扰动不能过大, 要远小于正常信号, 网络才能收敛, 同时扰动信号需要与原信号有较高的相关性。本文根据具体情况设计的扰动映射函数为: $f(x) = 0.099^k \cdot x$, 其中 k 是网络迭代次数。

其中: ω_{ij} 表示两个神经元 j 与 i 之间的神经元联结权值, 权矩阵 $\mathbf{W} \in C^{N \times N}$, 权矩阵等于自身的共轭转置, 即 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$ 。连接权矩阵如下所示的形式:

$$\mathbf{W} = \mathbf{I} - \mathbf{Q} \quad (11)$$

当幅值相位型离散 Hopfield 神经网络的输出为最终解时, 有 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{y}(k+1)$ 成立, 网络达到平衡, 优化问题的解就是能量函数在“平衡点集”中的平衡点, 也就是发送信号的估计值。

由于优化问题不依赖于任何统计假设, 适用于发送信号中各种字符出现的概率不均衡的情况, 其约束范围是有有限字符集并不局限于星座图, 因此具有更广的适用性。

2 模型网络稳定性分析

为了更方便地证明 CTCNN _ APHM 能量函数的稳定性, 将式 (10) 近似为如下的连续形式:

$$\theta_x = \sigma_s(\theta_y) = \frac{\pi}{K} \sum_{j=-n}^n \left\{ \frac{2}{1 + e^{-\frac{\theta_y}{\mu}}} - 1 \right\} \quad (12)$$

如果是 8PSK 信号, 那么 $K = 8, n = 4, \mu$ 为正数, 其取值越接近于 0, (10) 与 (12) 就越接近。式 (6) ~ (8) 的整个过程表示网络模型的激活函数, 可写成:

$$x(k) = f_s(y(k)) = f_s(\rho e^{j\theta_y}) = e^{j\theta_x} \quad (13)$$

$$\text{其中: } y(k) = \begin{bmatrix} \rho_1 e^{j\theta_1} \\ \rho_2 e^{j\theta_2} \\ \vdots \\ \rho_N e^{j\theta_N} \end{bmatrix}, \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_N \text{ 是 } y_i(k), i = 1, 2, \dots, N \text{ 对应的模。}$$

DCTCNN _ APHM 网络由 N 个神经元组成, 网络权矩阵 \mathbf{W} 是自共轭矩阵, 且对角元非负, 此时 DCHNN _ APHM 的能量函数形式为:

$$E = -\frac{1}{2} x^H(k) \mathbf{W} x(k) + \rho_i \sum_{i=1}^N \int_0^{\cos(\theta_i)} f_{sR}^{-1}(\arg \cos(\tau)) d\tau + \rho_i \sum_{i=1}^N \int_0^{\sin(\theta_i)} f_{sI}^{-1}(\arg \sin(\tau)) d\tau + \underbrace{\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^N z_i(k) x_i^*(k) x_i(k)}_{E_H} \quad (14)$$

其中: E_H 是网络能量函数附加项。并且有:

$$f_s^{-1}(\tau) = e^{j\theta_s^{-1}(\text{angle}(\tau))} = \cos(\theta_s^{-1}(\text{angle}(\tau))) + j \sin(\theta_s^{-1}(\text{angle}(\tau))) = f_{sR}^{-1}(\arg \cos(\tau)) + j f_{sI}^{-1}(\arg \sin(\tau))$$

证明: 每次只有一个神经元的状态得到更新, 假设更新改变的是第 i 项。记 $x_i(k) = e^{j\theta_i}, x_i(k+1) = e^{j(\theta_i + \Delta\theta)}$, 并且有 $x_i^*(k) x_i(k) = (\cos(\theta_i) - j \sin(\theta_i)) (\cos(\theta_i) + j \sin(\theta_i)) = 1$, 所以网络从 k 时刻到 $k+1$ 时刻能量变化为:

$$\begin{aligned} \Delta E &= E(k+1) - E(k) = \\ &= -\frac{1}{2} [x^H(k+1) \mathbf{W} x(k) - x^H(k+1) \mathbf{W} x(k)]_A + \\ &= \underbrace{\rho_i \int_{\cos(\theta_i)}^{\cos(\theta_i + \Delta\theta)} f_{sR}^{-1}(\arg \cos(\tau)) d\tau + \rho_i \int_{\sin(\theta_i)}^{\sin(\theta_i + \Delta\theta)} f_{sI}^{-1}(\arg \sin(\tau)) d\tau}_{B} + \\ &= \underbrace{\frac{\lambda}{2} [z^T(k+1) - z^T(k)]}_C \end{aligned}$$

其中:

$$A = -\frac{1}{2} [(x(k+1) - x(k))^H \mathbf{W} (x(k+1) - x(k))] - \underbrace{x^H(k) \mathbf{W} (x(k+1) - x(k))}_X =$$

$$-\frac{1}{2}\Delta x(k)^H W \Delta x(k) - \underbrace{x^H(k) W (x(k+1) - x(k))}_{\lambda}$$

根据半正定矩阵的性质得上式的第一项小于或者等于 0。且：

$$A_0 = -\operatorname{Re}[(e^{i(\theta_i + \Delta\theta)} - e^{i\theta_i}) \cdot \rho_i \cdot e^{i\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta)}] = -\rho_i \{ [\cos(\theta_i + \Delta\theta) - \cos(\theta_i)] \cos(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta)) \} - \rho_i \{ [\sin(\theta_i + \Delta\theta) - \sin(\theta_i)] \sin(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta)) \}$$

由积分中值定理，B 项可写成如下形式：

$$B = \rho_i \{ [\cos(\theta_i + \Delta\theta) - \cos(\theta_i)] \cos(\sigma_s^{-1}(\alpha)) + [\sin(\theta_i + \Delta\theta) - \sin(\theta_i)] \sin(\sigma_s^{-1}(\beta)) \}$$

由中值定理的性质可得：

$$\cos(\theta_i) \leq \cos(\alpha) \leq \cos(\theta_i + \Delta\theta)$$

或者：

$$\cos(\theta_i) \geq \cos(\alpha) \geq \cos(\theta_i + \Delta\theta)$$

$$\sin(\theta_i) \leq \sin(\beta) \leq \sin(\theta_i + \Delta\theta)$$

或者：

$$\sin(\theta_i) \geq \sin(\beta) \geq \sin(\theta_i + \Delta\theta)$$

而：

$$A_0 + B = \rho_i \{ [\cos(\theta_i + \Delta\theta) - \cos(\theta_i)] \cdot [\cos(\sigma_s^{-1}(\alpha)) - \cos(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta))] \} + \rho_i \{ [\sin(\theta_i + \Delta\theta) - \sin(\theta_i)] \cdot [\sin(\sigma_s^{-1}(\beta)) - \sin(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta))] \}$$

由于 $\sigma_s^{-1}(\cdot)$ 是单调增函数，所以有： $[\cos(\theta_i + \Delta\theta) - \cos(\theta_i)]$ 和 $[\cos(\sigma_s^{-1}(\alpha)) - \cos(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta))]$ 正负号相反； $[\sin(\theta_i + \Delta\theta) - \sin(\theta_i)]$ 和 $[\sin(\sigma_s^{-1}(\beta)) - \sin(\sigma_s^{-1}(\theta_i + \Delta\theta))]$ 正负号相反；

所以 $A_0 + B \leq 0$ 。

$$C = \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^N (z_i(k+1) - z_i(k)) = -\frac{\lambda\beta}{2} z_i(k)$$

因为 $\lambda > 0, \beta > 0, z_i(k) > 0$ ，所以 $C < 0$ 。

要实现网络在运行过程中可以最终收敛，则需要保证 $\Delta E(k) \leq 0$ 。根据上面的推导，当 μ 取值接近于 0 时可将该函数看作是 DCTCNN-APHM 网络的能量函数，又因为 μ 的取值不影响收敛性，故 $\Delta E = A + B + C < 0$ ，网络能量函数是收敛的，DCTCNN-APHM 网络是稳定的。

证明完毕。

3 仿真实验及结果分析

3.1 实验条件

本文实验在 Matlab R2017 仿真平台完成，发送信号为 8PSK 信号，仿真采用文献 [13-14] 中通过随机产生的升余弦脉冲响应信道函数 $h(t) = \sum_{j=1}^2 (w_j(h(\alpha, t - \tau_j)))$ ，其中取滚降因子 $\alpha = 0.1$ ； τ_j 是延迟因子； w_j 是随机产生的权系数。信道噪声设定为高斯白噪声，过采样因子取 $q = 3$ ，信道多径数设定为 2。所有仿真实验 Monte Carlo=100，并且为方便画出曲线图进行问题分析，将误码率为零的点设

为 10^{-5} 。

3.2 仿真实验设置

实验一：DCTCNN-APHM 和文献算法的误码率比较。在随机信道下，输入信号的长度固定为 400，比较本文算法与传统二阶统计量盲检测算法线性预报 (LPA)^[15] 和子空间 (SSA)^[16] 的误码性能；输入信号的长度固定为 100，在随机信道下比较本文提出的算法和文献 [1] 中 CHNN-APHM 盲检测算法误码性能。

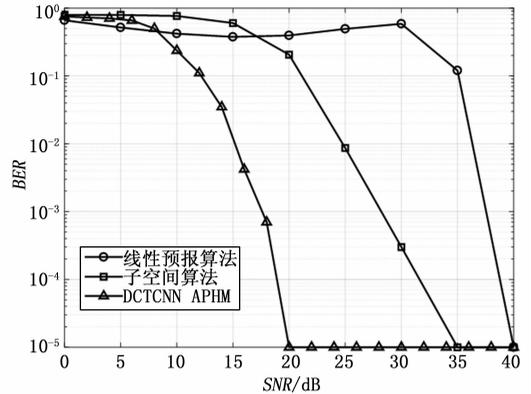


图 2 随机信道下二阶统计量算法与 DCTCNN-APHM 算法误码率比较

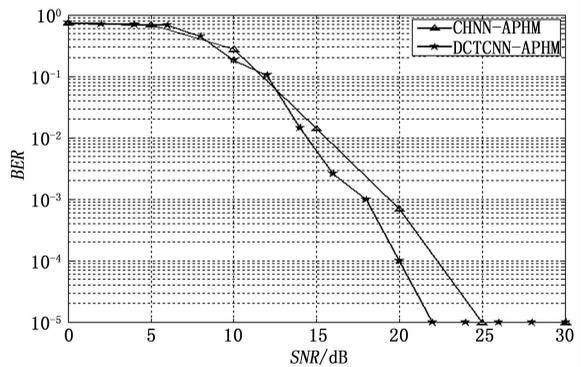


图 3 随机信道下 CHNN-APHM 算法与 DCTCNN-APHM 算法误码率比较

从图 2 可以看出，本文提出的 DCTCNN-APHM 算法相比子空间算法误码率提前 15 dB 降为 0，相比线性预报算法误码率提前 20 dB 降为 0，表明其抗噪声性能远远优于传统二阶统计量算法；从图 3 可以看出本文提出的 DCTCNN-APHM 算法相比 CHNN-APHM 算法误码率提前 3 dB 降为 0，表明加入扰动和混沌初始化提升了算法的抗干扰能力。

实验二：验证算法抗干扰性能对信道的适用性。实验设定输入信号序列长度为 100，分别在 CH1、CH2 两种信道环境下对文献 [1] 中 CHNN-APHM 盲检测算法和本章提出的 DCTCNN-APHM 盲检测算法进行误码率比较。其中 CH1：不含有公零点的信道，其延时以及权值参照文

献 [1] 均为固定值; CH2: 含有 1 个公零点的信道, 其公零点及延时和权值设定也参照文献 [1] 固定。

图 4 和图 5 的误码率比较图表明在 CH1、CH2 信道条件下, DTCNN-APHM 算法相比 CHNN-APHM 算法误码率均提前 2 dB 降为 0。也就是说明扰动和混沌初始化在这两种信道下对算法抗干扰性能也有提升, 表现出算法性能对信道的鲁棒性。

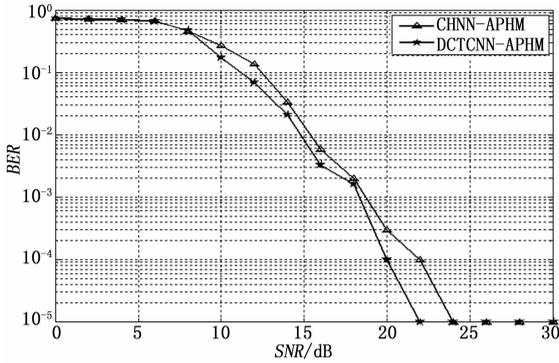


图 4 信道 CH1 条件下误码率比较

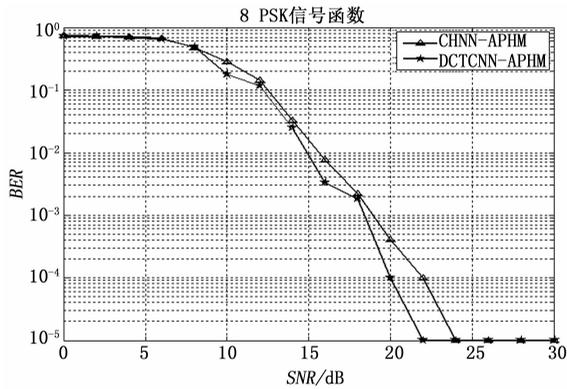


图 5 信道 CH2 条件下误码率比较

实验三: 算法与数据长度关系比较实验。设定在随机信道条件下, 固定信噪比是 25 dB, 设定 200 和 2000 两种发送数据长度, 比较本文提出的 DTCNN-APHM 算法在盲信号估计最后一次迭代时激活函数的输入信号星座图, 在不同发送信号长度下, 比较文献 [1] 中 CHNN-APHM 算法和本文提出的 DTCNN-APHM 算法的误码性能。

由图 6 和图 7 的星座图可以明显看到, 数据量越大, 相应区域点的分布越紧密, 盲估计效果越好。由图 8 可以看到在给定的仿真条件下, DTCNN-APHM 算法在发送数据长度 $N=50$ 可以达到稳定收敛, 而图 9 表明文献 CHNN-APHM 算法至少需要发送数据长度 $N=80$ 才可以稳定收敛, 说明加入扰动和混沌初始化后成功减少了算法所需的最短发送数据长度, 更适应短数据的需求。

实验四: 算法收敛所需的起点个数仿真比较。在随机信道条件下, 分别选择信噪比 15 dB、25 dB、30 dB 的以及无噪声的情况, 比较两种算法 100 次蒙特卡洛实验收敛所

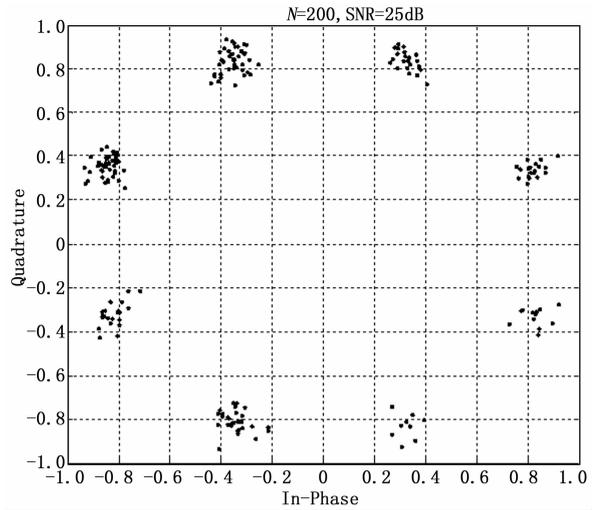


图 6 $N=200$ 时 DTCNN-APHM 算法星座图

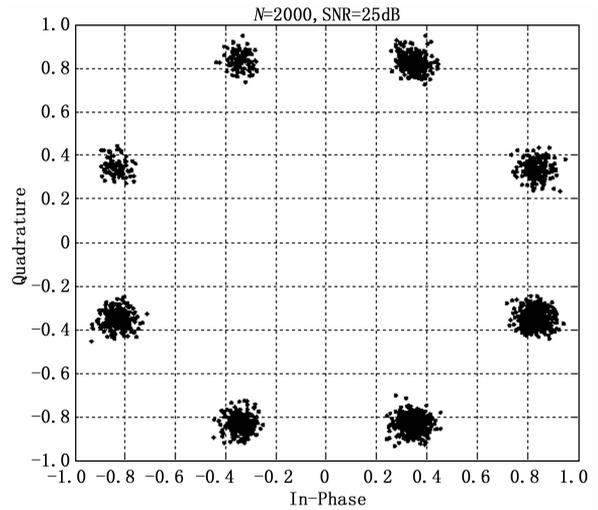


图 7 $N=2000$ 时 DTCNN-APHM 算法星座图

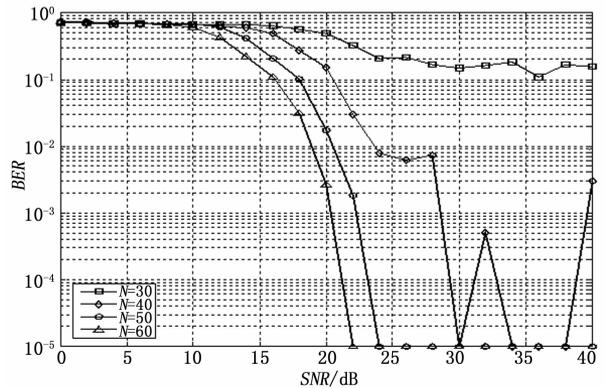


图 8 DTCNN-APHM 算法性能与发送数据长度的关系

需平均起点个数, 统计结果如图 10 所示。

由图 10 可以看到, 在 4 种信噪比条件下, 本文提出的 DTCNN-APHM 算法相比于文献 CHNN-APHM 算法

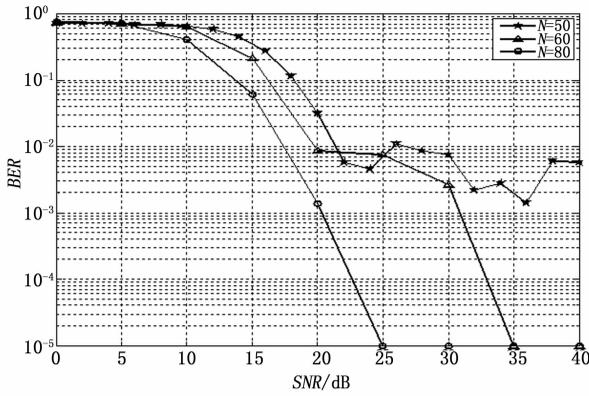


图 9 CHNN _ APHM 算法性能与发送数据长度的关系

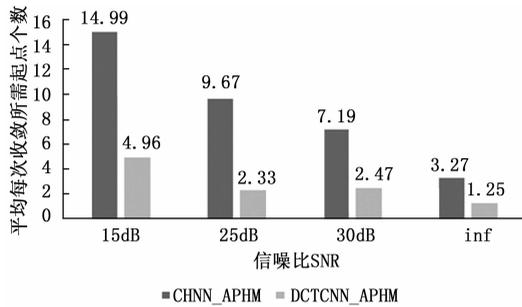


图 10 平均起点个数比较

完成收敛所需的平均起点个数减少量超过两倍,表明本文提出的算法在多点问题上一定程度改善了文献 [1] 中 CHNN _ APHM 算法的缺陷,优化了算法性能。

实验五:算法收敛性能比较。在随机信道、10 dB 和 30 dB 两种信噪比条件下,进行五百次蒙特卡洛仿真实验比较文献 CHNN _ APHM 算法和本文提出的 DCTCNN _ APHM 算法收敛所需的总时间,结果见图 11。

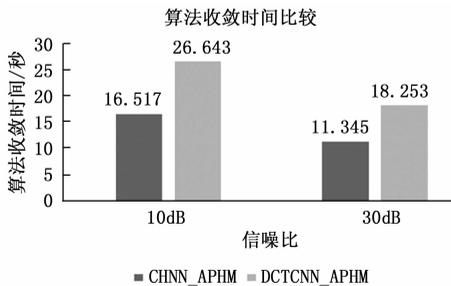


图 11 两种算法收敛时间比较

由图 11 可以看到,在 10 dB 和 30 dB 的信噪比下,DCTCNN _ APHM 算法收敛时间略大于文献 [1] 的 CHNN _ APHM 算法,但仍在同一数量级范围,在提高算法的抗干扰性能和减少起点个数的前提下,这个复杂度的增加是可以接受的。

4 结束语

本文从提高 MPSK 信号盲检测算法的性能入手,提出一种带自适应扰动的幅值相位型离散型多电平暂态混沌神

经网络 DCTCNN _ APHM 算法,退火策略、扰动因子和混沌的引入很好的解决了算法易陷入局部最优的缺陷,减少了算法所需起点个数,提高了算法的抗噪声性能。根据本文提出的网络结构,设计了系统能量函数并对系统稳定性加以证明。最后通过实验仿真得出 DCTCNN _ APHM 算法与传统二阶统计量算法相比,性能有较大的提升;与文献 CHNN _ APHM 算法相比,抗噪声性能有所改善,平均起点个数明显减少,对信道也具有更强的鲁棒性。但是由于退火扰动的加入 DCTCNN _ APHM 算法与文献 CHNN _ APHM 算法相比时间复杂度略高,如何在增加系统复杂度的前提下提高系统性能是本课题后续研究的重点。

参考文献:

- [1] 张 昀. 基于复数 Hopfield 神经网络的盲信号检测 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2012: 17 - 50.
- [2] 冯 迪, 于舒娟, 张 昀. 一种改进激活函数的 Hopfield 盲检测算法 [J]. 计算机技术与发展, 2013, 22 (12): 207 - 210.
- [3] 郑 鑫. 带扰动的混沌神经网络模型研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2008.
- [4] 徐耀群. 带扰动的混沌神经网络的研究 [J] 计算机工程与应用, 2008, 44 (36): 66 - 69.
- [5] 田东平. 混沌粒子群优化算法研究 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49 (17): 43 - 47.
- [6] 虎涛涛. 一种混沌变参数粒子群优化算法 [J]. 自动化仪表, 2017, 38 (3): 37 - 40.
- [7] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T. Self - evolution neural model [J]. Physics, 1996, 221 (5): 311 - 316.
- [8] Horio Y, Aihara K. Neuron - synapse IC chip set for large scale chaotic neural networks [J]. IEEE Trans Neural Networks, 2003, 14 (5): 1393 - 1404.
- [9] 冯 迪. 基于改进型 Hopfield 神经网络的盲检测新算法研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2013.
- [10] 谢传泉, 何 晨. 混沌神经网络模型中的模拟退火策略 [J]. 上海交通大学学报, 2003, 37 (3): 323 - 326.
- [11] 李薪宇, 吕炳朝. 暂态混沌神经网络中的模拟退火策略优化 [J]. 计算机应用. 2005, 25 (10): 2410 - 2412.
- [12] 栾 宇. 基于正弦映射的动态递归网络产生混沌序列实现方案 [J]. 应用科技. 2006, 33 (6): 24 - 27.
- [13] Tugnait J K, Tong L, Ding Z. Single - user channel estimation and equalization [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2000, 17 (3): 17 - 28.
- [14] Ding Z. Linear predictive algorithms for blind multichannel identification, in signal processing advances in wireless and mobile communication [M]. Prentice Hall, 2001; chapter 6.
- [15] Gazzah H. Revisiting the linear prediction algorithm for blind channel equalization and identification [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. 2004, 4: 865 - 868.
- [16] Moulines E, Duhamel P, Cardoso J F, et al. Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43 (2): 516 - 525.