

基于幅值相位型离散 Hopfield 神经网络的多进制振幅键控盲检测*

张昀^{1)†} 张志涌²⁾ 于舒娟¹⁾

1) (南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京 210003)

2) (南京邮电大学自动化学院, 南京 210003)

(2011年10月10日收到; 2011年12月19日收到修改稿)

针对统计量算法盲检测多进制振幅键控 (MPSK) 信号的缺陷, 提出了一种幅值相位型连续多值复数 Hopfield 神经网络算法, 构造了适用于 MPSK 信号的幅相型离散多电平激活函数, 并分别在异步和同步更新模式下证明了该神经网络的稳定性. 当该神经网络的权矩阵借助接收数据补投影算子构成时, 该幅相型离散 Hopfield 神经网络可有效地实现 MPSK 信号盲检测. 仿真试验表明: 该算法所需接收数据较短, 可到达全局真解点, 并且适用于含公零点信道.

关键词: 幅值相位型离散 Hopfield 神经网络, 盲检测, 多进制振幅键控信号

PACS: 07.05.Mh, 84.40.Ua

1 引言

为了满足现代通信系统中高速数据传输的要求, 多进制数字调制系统已受到日益普遍的关注. 多进制数字调制是利用多进制数字基带信号去调制载波的振幅、频率或相位, 与二进制数字调制相比, 在相同的码元传输速率下多进制数字调制具有更高的信息传输速率. 多进制数字调制系统的多进制振幅键控 (MPSK) 星座由于具有优异的性能和较低的解调复杂度, 成为关注的重点. 本文提出了基于幅相型离散多电平复数 Hopfield 神经网络 (complex Hopfield neural network with amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function, CHNN-APHM) 的算法用于解决 MPSK 星座信号盲检测问题.

传统的 CHNN-APHM 由极坐标中定义的“单位圆等分角多电平激活函数”构成, 用指数形式的复数表达^[1-5]. 这种神经网络在文献中往往用于

信息和权矩阵可以幅相编码 (amplitude and phase coding) 的联想记忆场合, 未见用于解决组合优化问题或者盲信号检测问题. Zurada 等^[3,6,7] 利用其创新的复值 Hopfield 神经网络对含噪声的灰白图像进行图像恢复, 并对网络的稳定性进行分析. 文献 [8] 利用实部虚部型离散多电平 Hopfield 神经网络实现了正交调幅信号的盲检测, 但是不适用于 MPSK 信号.

本文内容安排如下: 第 2 节介绍了幅相型离散多电平复数 Hopfield 神经网络^[1,4]; 第 3 节给出了 CHNN-RIHM 的激活函数和能量函数, 研究并证明了其稳定性, 分别给出异步和同步更新模式下的相应结论; 第 4 节仿真实验; 最后总结了本文内容.

2 幅相型离散多电平复数 Hopfield 神经网络

本文的 CHNN-APHM 如图 1 所示. 设计了新

* 国家自然科学基金 (批准号: 60772060) 资助的课题.

† E-mail: y021001@njupt.edu.cn

的幅相型离散多电平激活函数 (APHM), 表达式如 (2) 式所示.

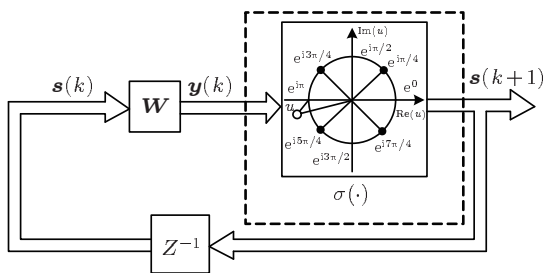


图1 CHNN-APHM 结构图

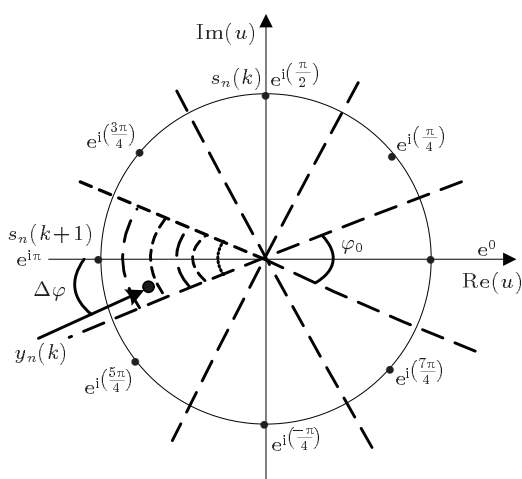


图2 当 $K = 8$ 时异步更新模式下状态更新示意图

如图 1 所示, CHNN-APHM 的动态方程为

$$\mathbf{s}(k+1) = \sigma(\mathbf{W}\mathbf{s}(k)) = \sigma(\mathbf{y}(k)), \quad (1)$$

式中神经元个数为 N , 状态向量 $\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_N(k)]^T$,

$$y_m(k) = \sum_{j=1}^N w_{mj} s_j(k), m = 1, \dots, N, \quad (2)$$

w_{mj} 是从神经元 s_j 到神经元 s_m 之间的神经元突触联结权值, 权矩阵 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$ (上标 H 表示共轭转置). 图 2 为 $K = 8$ 时, 本文构造的适用于 MPSK 信号的幅相型离散多电平激活函数 $\sigma(\cdot)$ 示意图, $\sigma(\cdot)$ 的表达式如 (3) 式所述:

$$\sigma(u) = \sigma(a_u e^{i\varphi_u}) = e^{i(l\varphi_0)} = z^l, \quad \forall \left(l - \frac{1}{2}\right)\varphi_0 \leq \arg(u) < \left(l + \frac{1}{2}\right)\varphi_0, \quad (3)$$

式中 u 表示激活函数的输入, a_u 和 φ_u 分别是 u 的幅值和相角; $z = e^{i\varphi_0}$, 而 $\varphi_0 = 2\pi/K$, 是量化

单位角; K 为量化因子, 即 MPSK 星座上的信号数; $l = 0, 1, \dots, (K - 1)$. 例如对于 8PSK 信号, 选择 $K = 8, \varphi_0 = \pi/4$, 整个坐标平面被等分成 8 个扇区, 每个扇区包含一个量化点 $z^l, l = 0, 1, \dots, 7$, 落在 l 扇区内的激活函数任何输入都将产生输出 z^l .

下面, 我们将在异步^[1]和同步更新方式下分别证明网络的稳定性. 当网络为异步更新模式时, 在时刻 k, N 维向量中只有一个神经元的状态得到更新; 当网络为同步更新模式时, 时刻 k, N 维向量中所有神经元的状态同时更新.

定理 1 由 N 个神经元组成的 CHNN-APHM 网络, 当网络权值矩阵 \mathbf{W} 是 Hermitian 阵, 且对角元非负时, CHNN-APHM 在异步更新模式下的能量函数为

$$\begin{aligned} E(k) &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^N w_{mj} s_j(k) s_m^*(k) \\ &= -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k), \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $s_m^*(k)$ 表示 $s_m(k)$ 的共轭.

证明 当网络为异步更新模式时, 时刻 k 向量中只有一个神经元的状态得到更新. 不失一般性, 假设 $s_l(k)$ 被更新, 则 $\Delta s_l = s_l(k+1) - s_l(k) \neq 0, l \in \{1, \dots, N\}, \Delta s_j = s_j(k+1) - s_j(k) = 0, j \neq l$.

根据 (1) 式, 有

$$s_l(k+1) = \sigma(y_l(k)), \quad (5)$$

(5) 式表示第 n 个神经元输出 $y_n(k) = \sum_{j=1}^N w_{nj} s_j(k)$ 经相角量化且幅值归一化的下一时刻信号. 由图 2 可知, $s_n(k+1)$ 和 $s_n(k)$ 都是单位圆上的离散复数信号, 只有相角一个变量发生变化. 因此可假设 $s_n(k)$ 状态变化到 $s_n(k+1)$, 相角移动 m 个 $\varphi_0, m \in \{0, 1, \dots, (K - 1)\}$, 即 $s_n(k+1) = z^m s_n(k)$.

由 (5) 式可知, $s_n(k+1)$ 对应的 $y_n(k)$ 一定可表示为

$$y_n(k) = |y_n(k)| \cdot e^{i\Delta\varphi} \cdot s_n(k+1). \quad (6)$$

由 (5) 式可知第 n 个神经元信号 $s_n(k+1)$ 的状态是由 k 时刻的输入 $y_n(k)$ 获得:

$$\begin{aligned} s_n(k+1) &= \sigma(y_n(k)) \\ &= (y_n(k)/|y_n(k)|) \cdot e^{-i\Delta\varphi}, \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\Delta\varphi$ 为输入值 $y_n(k)$ 的角度与量化相角之间的偏差. 显然如图 2 所示, $y_n(k)$ 与 $s_n(k+1)$ 必然落在同一划分区域内, 相角偏差 $|\Delta\varphi|$ 小于 $\varphi_0/2$.

为了证明该网络的异步收敛性, 只需证明 $\mathbf{s}(k) \rightarrow \mathbf{s}(k+1)$ 的更新过程中能量函数递减且为有限值.

由定理 1 可知, 网络权值矩阵 \mathbf{W} 为 Hermitian 矩阵, 且 $\mathbf{s}(k) \rightarrow \mathbf{s}(k+1)$ 的更新过程中能量变化为 $\Delta E(k) = E(k+1) - E(k)$. 更新模式为异步模式, 只有第 n 个神经元信号 $s_n(k)$ 状态发生变化, 则由 (4) 式有:

$$\begin{aligned} E(k+1) &= -\frac{1}{2}(\mathbf{s}(k) + \Delta \mathbf{s})^H \mathbf{W}(\mathbf{s}(k) + \Delta \mathbf{s}) \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{s}(k)^H \mathbf{W} \mathbf{s}(k) - \frac{1}{2}\left\{\Delta \mathbf{s}^H \mathbf{W} \Delta \mathbf{s} \right. \\ &\quad \left. + \mathbf{s}(k)^H \mathbf{W} \Delta \mathbf{s} + \Delta \mathbf{s}^H \mathbf{W} \mathbf{s}(k)\right\} \\ &= E(k) - \frac{1}{2}\left\{\Delta \mathbf{s}^H \mathbf{W} \Delta \mathbf{s} + \mathbf{s}(k)^H \mathbf{W} \Delta \mathbf{s} \right. \\ &\quad \left. + \Delta \mathbf{s}^H \mathbf{W} \mathbf{s}(k)\right\}, \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta E(k) &= E(k+1) - E(k) \\ &= -\frac{1}{2}\left\{w_{nn}\Delta s_n^* \Delta s_n + \underbrace{\mathbf{s}(k)^H \mathbf{w}_{nC} \Delta s_n}_{\Delta_1} \right. \\ &\quad \left. + \underbrace{\Delta s_n^* \mathbf{w}_{nR} \mathbf{s}(k)}_{\Delta_2}\right\} \\ &= -\operatorname{Re}\{\Delta_1\} - \frac{1}{2}w_{nn}, \end{aligned} \quad (9)$$

式中 \mathbf{w}_{nC} 表示权阵 \mathbf{W} 的第 n 行向量, \mathbf{w}_{nR} 表示权阵 \mathbf{W} 的第 n 列向量, $\Delta s_n^* \Delta s_n = 1$; 且

$$\begin{aligned} \Delta_1 &= \mathbf{s}(k)^H \mathbf{w}_{nC} \Delta s_n \\ &= \Delta s_n \cdot (\mathbf{w}_{nC}^T \mathbf{s}^*(k)) \\ &= \Delta s_n \cdot (\mathbf{w}_{nR}^* \mathbf{s}^*(k)) \\ &= (\Delta s_n^* \mathbf{w}_{nR} \mathbf{s}(k))^* \\ &= (\Delta_2)^*. \end{aligned}$$

因为 $s_n(k+1)$ 和 $s_n(k)$ 都在单位圆上, 所以可令 $s_n(k+1) = e^{i\varphi} s_n(k)$, $\frac{2\pi}{K} \leq |\varphi| \leq \pi$, φ 为 $s_n(k)$ 旋转到 $s_n(k+1)$ 的转角, 逆时针为正, 顺时针为负. 又令 $y_n(k) = \mathbf{w}_{nR} \mathbf{s}(k) = |y_n(k)| \cdot e^{i\Delta\phi}$. $s_n(k+1)$, 于是

$$\begin{aligned} \Delta_2 &= \Delta s_n^* \mathbf{w}_{nR} \mathbf{s}(k) \\ &= (s_n(k+1) - s_n(k))^* \\ &\quad \times |y_n(k)| \cdot e^{i\Delta\phi} \cdot s_n(k+1) \\ &= (s_n(k+1) - e^{-i\varphi} s_n(k+1))^* \\ &\quad \times |y_n(k)| \cdot e^{i\Delta\phi} \cdot s_n(k+1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= (1 - e^{i\varphi}) \cdot |y_n(k)| \cdot e^{i\Delta\phi} \\ &= |y_n(k)| \left(e^{i\Delta\phi} - e^{i(\varphi+\Delta\phi)} \right), \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \operatorname{Re}(\Delta_2) &= |y_n(k)| (\cos(\Delta\phi) - \cos(\phi + \Delta\phi)) \\ &= -2|y_n(k)| \cdot \sin\left(\Delta\phi + \frac{\varphi}{2}\right) \sin\left(-\frac{\varphi}{2}\right) \\ &= 2|y_n(k)| \cdot \sin\left(\Delta\phi + \frac{\varphi}{2}\right) \sin\left(\frac{\varphi}{2}\right). \end{aligned}$$

由 $2\pi/K \leq |\varphi| \leq \pi$ 可知, 或 $\pi/K \leq \varphi/2 \leq \pi/2$, 或 $-\pi/2 \leq \varphi/2 \leq -\pi/K$, 而又有 $|\Delta\phi| \leq \pi/K$, $K = 2, 4, 6, \dots$, 所以 $0 \leq \Delta\phi + \phi/2 \leq (\pi/K + \pi/2)$, 或者 $-(\pi/K + \pi/2) \leq \Delta\phi + \phi/2 \leq 0$, 这意味着 $\sin(\varphi/2)$ 与 $\sin(\Delta\phi + \varphi/2)$ 始终同号, 因此 $\operatorname{Re}(\Delta_2) \geq 0$. 进而 $\Delta E(k) \leq 0$, 条件是 $\mathbf{W}^H = \mathbf{W}$, w_{nn} 非负. 证毕.

定理 2 由 N 个神经元组成的 CHNN-APHM 网络, 当网络权值矩阵 \mathbf{W} 是 Hermitian 阵, CHNN-APHM 在同步更新模式下的能量函数为

$$E(k) = -\operatorname{Re}(\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1)), \quad (11)$$

且网络将收敛到一个稳定平衡点或周期为 2 的循环序列.

证明

$$\begin{aligned} E(k) &= -\operatorname{Re}(\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1)) \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1) \\ &\quad - \frac{1}{2}(\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1))^H \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1) \\ &\quad - \frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k-1) \mathbf{W} \mathbf{s}(k), \end{aligned}$$

因此, 有

$$\begin{aligned} \Delta E(k) &= E(k+1) - E(k) \\ &= -\frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k+1) \mathbf{W} \mathbf{s}(k) \\ &\quad - \frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k+1) \\ &\quad + \frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} \mathbf{s}(k-1) \\ &\quad + \frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k-1) \mathbf{W} \mathbf{s}(k) \\ &= -\frac{1}{2}(\mathbf{s}^H(k+1) - \mathbf{s}^H(k-1)) \mathbf{W} \mathbf{s}(k) \\ &\quad - \frac{1}{2}\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W} (\mathbf{s}(k+1) - \mathbf{s}(k-1)) \\ &= -\frac{1}{2}(\mathbf{s}^H(k+1) - \mathbf{s}^H(k-1)) \mathbf{W} \mathbf{s}(k) \\ &\quad - \frac{1}{2}((\mathbf{s}^H(k+1) - \mathbf{s}^H(k-1)) \mathbf{W} \mathbf{s}(k))^H \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left\{ [s_j^*(k+1) - s_j^*(k-1)] \right. \\
 &\quad \left. \times \sum_{l=1}^N w_{jl} s_l(k) \right\} \\
 &\quad - \frac{1}{2} \left(\sum_{j=1}^N \left\{ [s_j^*(k+1) - s_j^*(k-1)] \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. \times \sum_{l=1}^N w_{jl} s_l(k) \right\} \right)^* \\
 &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left\{ [s_j^*(k+1) - s_j^*(k-1)] \cdot y_j(k) \right\} \\
 &\quad - \frac{1}{2} \left(\sum_{j=1}^N \left\{ [s_j^*(k+1) \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. - s_j^*(k-1)] \cdot y_j(k) \right\} \right)^*.
 \end{aligned}$$

设 $\Delta E_j = [s_j^*(k+1) - s_j^*(k-1)] \cdot y_j(k)$, 有

$$\begin{aligned}
 \Delta E(k) &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (\Delta E)_j - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N ((\Delta E)_j)^* \\
 &= -\sum_{j=1}^N \operatorname{Re}((\Delta E)_j).
 \end{aligned}$$

由 (6) 和 (7) 式

$$\begin{aligned}
 \Delta E_j &= [s_j^*(k+1) - s_j^*(k-1)] \\
 &\quad \times |y_j(k)| \cdot e^{i\Delta\varphi} \cdot s_j(k+1),
 \end{aligned}$$

式中相角偏差 $|\Delta\varphi|$ 小于 $\frac{\varphi_0}{2}$.

假设, $s_j(k+1) = s_j(k-1) \cdot z^m$, $0 \leq m \leq K-1$, 且由 $s_j(k-1) \cdot s_j^*(k-1) = 1$, 可得

$$\begin{aligned}
 \operatorname{Re}((\Delta E)_j) &= \operatorname{Re}([s_j^*(k-1) \cdot z^{-m} - s_j^*(k-1)] \\
 &\quad \times |y_j(k)| \cdot e^{i\Delta\varphi} \cdot s_j(k-1) \cdot z^m) \\
 &= |y_j(k)| \operatorname{Re}((1 - z^m) \cdot e^{i\Delta\varphi}) \\
 &= |y_j(k)| (\cos(\Delta\varphi) \\
 &\quad - \cos(m\phi_0 + \Delta\varphi)). \quad (12)
 \end{aligned}$$

由于 $|y_j(k)| \geq 0$, 对 $0 \leq m \leq K-1$, 有

$$\begin{aligned}
 &\cos \Delta\varphi - \cos(m\phi_0 + \Delta\varphi) \\
 &= -2 \sin\left(-\frac{m\phi_0}{2}\right) \sin \frac{2\Delta\phi + m\phi_0}{2} \\
 &= 2 \sin \frac{m\pi}{K} \sin\left(\frac{m\pi}{K} + \Delta\varphi\right). \quad (13)
 \end{aligned}$$

因此, 类似异步更新模式可得,

$$\operatorname{Re}((\Delta E)_j) \geq 0,$$

因此

$$\Delta E(k) = -\sum_{j=1}^N \operatorname{Re}((\Delta E)_j) \leq 0.$$

如果 $\Delta E(k) = 0$, 有 $m = 0$, 即对于所有 $l = 1, \dots, N$, 有

$$s_l(k+1) = s_l(k-1).$$

因此, 当 $s_l(k+1) = s_l(k)$ 时, 网络收敛到稳定平衡点; 否则, 网络收敛到一个周期为 2 的循环. 证毕.

第 2 节分别在异步更新模式和同步更新模式下证明了 CHNN-APHM 网络的稳定性. 下面阐述如何利用 CHNN-APHM 网络实现 MPSK 信号盲检测.

3 盲检测 MPSK 信号的权阵配置

忽略噪声时, 单输入多输出 (single-input multi-output) 离散时间信道的接收方程、盲处理方程分别如下:

$$(\mathbf{x}(k))_{q \times 1} = \sum_{j=0}^M (\mathbf{h}_j)_{q \times 1} s(k-j), \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_N = \mathbf{S}\mathbf{\Gamma}^H, \quad (15)$$

在此, 发送信号阵 $\mathbf{S} = [s_{L+M}(k), \dots, s_{L+M}(k+N-1)]^T = [s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)]$, $\mathbf{\Gamma}$ 是 \mathbf{h}_j , $j = 0, 1, \dots, M$ 构成的块 Toeplitz 矩阵; $[\mathbf{h}_0, \dots, \mathbf{h}_M]_{q \times (M+1)}$ 是通信信道的冲激响应, 接收数据阵为 $(\mathbf{X}_N)_{N \times (L+1)q} = [\mathbf{x}_L(k), \dots, \mathbf{x}_L(k+N-1)]^T$.

(15) 式表明, 存在值空间正交补关系式 $\operatorname{span}\{\mathbf{X}_N^\perp\} \supseteq \operatorname{span}\{\mathbf{S}^\perp\}$. 若设奇异值分解 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^H$, 则一定可以构成补投影算子 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_c \mathbf{U}_c^H$, 使 $\mathbf{Q}\mathbf{s}_N(k-d) = 0$, 其中 $d = 0, \dots, \operatorname{rank}\{\mathbf{X}_N\}$. 据此构造性能函数及优化问题^[7]:

$$J_0 = \mathbf{s}_N^H(k-d) \mathbf{Q} \mathbf{s}_N(k-d) = \mathbf{s}^H \mathbf{Q} \mathbf{s}, \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min \{J_0\}. \quad (17)$$

为利用 CHNN-APHM 实现信号盲检测, 求解 (16) 和 (17) 式的信号盲检测问题, 要使能量函数的最小值点对应于盲检测性能函数的最小值点. 比较能量函数 (4) 式与性能函数 (16) 式, 可看出

相差一个负号, 所以可考虑设计神经网络的连接矩阵为投影算子形式, 如 (18) 式:

$$\mathbf{W} = [\mathbf{I} - \mathbf{Q}], \quad (18)$$

其中, \mathbf{Q} 表示补投影算子, $\mathbf{I} - \mathbf{Q}$ 即为投影算子, 这样就使能量函数的最小值点对应于盲检测性能函数的最小值点, 从而能够用 CHNN-APHM 实现信号盲检测.

由于 $\mathbf{s}(k+1) = \mathbf{s}(k)$ 的点即为网络平衡点, 即 $\mathbf{s}(k) = \sigma(\mathbf{W}\mathbf{s}(k))$, 我们需要的盲检测的真解点则应该同时满足 $\mathbf{s}(k) = \sigma(\mathbf{W}\mathbf{s}(k))$ 和 $\mathbf{s}(k+1) = \mathbf{W}\mathbf{s}(k)$. 下面讨论如何从大量的平衡点中去除伪解点, 找出真解点.

定理 3 无噪声时, 当连接矩阵取 $\mathbf{W} = [\mathbf{I} - \mathbf{Q}]$, CHNN-APHM 达到真解点时, 同步模式下, 能量函数达到最小值 $-N$; 异步模式下, 能量函数达到最小值 $-N/2$.

证明 同步更新模式下, 将 (18) 式代入 (11) 式可得

$$\begin{aligned} E(k) &= -\text{Re}(\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W}\mathbf{s}(k-1)) \\ &= -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(k) (\mathbf{I} - \mathbf{Q}) \mathbf{s}(k-1) \\ &\quad - \frac{1}{2} \mathbf{s}^H(k-1) (\mathbf{I} - \mathbf{Q}) \mathbf{s}(k) \\ &= -\mathbf{s}^H(k) \mathbf{s}(k) \\ &= -\sum_{j=1}^N s_j s_j^* \\ &= -N, \end{aligned} \quad (19)$$

(19) 式中的第三个等式在真解点处可得. 同步模式下 CHNN-APHM 达到真解点, 此时能量函数达到最小值 $-N$.

同理, 异步更新模式下, 将 (18) 式代入 (4) 式可得

$$\begin{aligned} E(k) &= -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(k) [\mathbf{I} - \mathbf{Q}] \mathbf{s}(k) \\ &= -\frac{1}{2} \mathbf{s}^H(k) \mathbf{s}(k) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (s_j s_j^*) \\ &= -\frac{N}{2}. \end{aligned} \quad (20)$$

当 CHNN-APHM 到达真解点时, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{s}(k) &= \sigma([\mathbf{I} - \mathbf{Q}] \mathbf{s}(k-1)) \\ &= \sigma(\mathbf{s}(k-1)) \end{aligned}$$

$$= \mathbf{s}(k-1),$$

所以真解点信号即为所需检测的发送信号. 由于能量函数的最小值是固定的, 而数据长度 N 为已知量, 因此也可以用定理 3 判定到达的平衡点是否为真解点, 从而成功排除伪解点.

推论 1 考虑噪声时, 当连接矩阵取 $\mathbf{W} = [\mathbf{I} - \mathbf{Q}]$, CHNN-APHM 达到真解点时, 同步模式下, 能量函数大于理论值 $-N$; 异步模式下, 能量函数大于理论值 $-N/2$.

证明 定理 3 讨论了无噪声的情况, CHNN-APHM 达到真解点时, 有 $J_0 = \mathbf{s}_N^H(k) \mathbf{Q} \mathbf{s}_N(k) = 0$. 考虑噪声时, 有 $J_0 = \mathbf{s}_N^H(k) \mathbf{Q} \mathbf{s}_N(k) = 0 \approx \sigma_1$, 其中 σ_1 是奇异值分解 $\mathbf{X}_N = [\mathbf{U}, \mathbf{U}_c] \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{D} \\ \sigma_n \end{bmatrix} \cdot \mathbf{V}^H$ 中噪声空间 σ_n 的最大值. 因此同步更新模式下有

$$\begin{aligned} E(k) &= -\text{Re}(\mathbf{s}^H(k) \mathbf{W}\mathbf{s}(k-1)) \\ &= -\mathbf{s}^H(k) \mathbf{s}(k) + J_0 \\ &= -N + \sigma_1 > -N. \end{aligned}$$

异步更新模式下同理可得. 证毕.

4 仿真实验

实验采用 $h(t) = \sum_{j=1}^2 (w_{Rj} (h_R(\alpha, t - \tau_{Rj})) + i \cdot w_{Ij} (h_I(\alpha, t - \tau_{Ij})))$ 经 $q=3$ 过采样的 2 径合成复数信道, 是瑞利信道与成型滤波器的合成响应信道. 其中: $h_R(\alpha, t - \tau_{Rj}), h_I(\alpha, t - \tau_{Ij})$ 分别是滚降因子 $\alpha = 0.1$, 延迟因子 τ_{Rj}, τ_{Ij} 随机产生的升余弦脉冲响应; w_{Rj}, w_{Ij} 是在 $(0, 1)$ 间均匀分布的随机权系数. 考虑噪声时, 接收信号方程为

$$\begin{aligned} (\tilde{\mathbf{x}}(k))_{q \times 1} &= \sum_{j=0}^M (\mathbf{H}_j)_{q \times 1} (\mathbf{s}(k-j)) + (\mathbf{n}(k))_{q \times 1} \\ &= \mathbf{x}(k) + \mathbf{n}(k), \end{aligned}$$

式中, $\mathbf{n}(k)$ 是正态白噪声, 与 $\mathbf{s}(k)$ 独立. 而信噪比定义为 $SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{E(|x_j(k)|^2)}{E(|n_j(k)|^2)} \right), \forall j = 1, \dots, q$.

实验 1 采用多径合成随机复数信道, 发送信号为 8PSK 信号时, 分别采用同步更新模式与异步更新模式进行 Monte Carlo 试验的 CHNN-APHM 算法, 与经典二阶统计量算法比较误码率;

其中 TXK 算法、子空间 (subspace algorithm, SSA) 算法、线性预测 (linear prediction algorithm, LPA) 算法和 CHNN-APHM 算法的输入信号数据 400 个; 交叉相关 (cross relation, CR) 算法输入信号数据 800. 四种二阶统计量算法和 CHNN-APHM 算法比较的误码率曲线如图 3 所示.

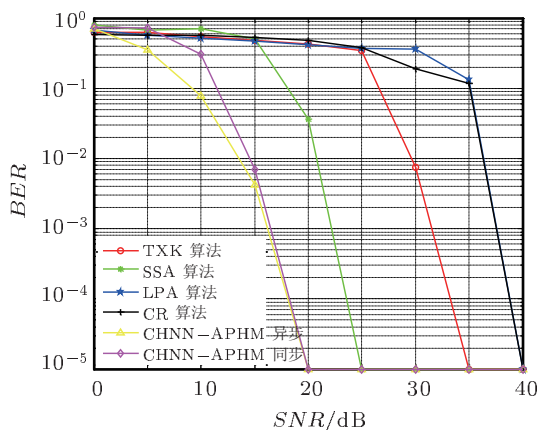


图 3 8PSK 信号, SOS 算法与 CHNN-APHM 算法误码率

实验 2 采用多径合成随机复数信道, 发送信号为 16PSK 信号时, 分别采用同步更新模式与异步更新模式进行 Monte Carlo 试验的 CHNN-APHM 算法, 与经典二阶统计量算法比较误码率; 其中 TXK 算法、SSA 算法、LPA 算法和 CHNN-APHM 算法的输入信号数据 600 个; CR 算法输入信号数据 1000. 四种二阶统计量算法与 CHNN-APHM 算法比较误码率曲线如图 4 所示.

从图 3 和图 4 可以看出, 二阶统计量算法中, SSA 算法的性能最好. 但是同等条件下, CHNN-APHM 算法无论信号为 8PSK 还是 16PSK 星座, 也无论同步更新还是异步更新模式, 误码率都优于 SSA 算法. 而且由于 CHNN-APHM 算法是

一种直接盲检测算法, 无需估计信道或者均衡器, 恢复出来的信号与原信号之间模糊度缩小为 $e^{i(\frac{2\pi}{K})}$, $l = 0, 1, \dots, K - 1$.

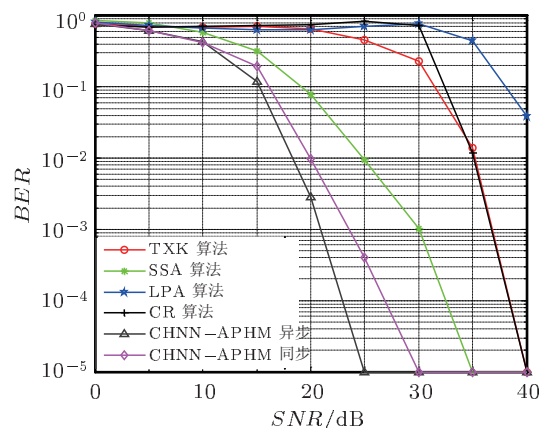


图 4 16PSK 信号, SOS 算法与 CHNN-APHM 算法误码率

实验 3 CHNN-APHM 算法与数据量的关系.

本实验针对 8PSK 和 16PSK 信号的不同接收数据量, 进行了误码率比较. 从图 5 和图 6 可以看出: 有效盲检测所需的数据量与信号星座的复杂度有关. 对于 8PSK 信号, $N = 80$ 数据量就可; 而对于 16PSK 信号, 则需要 $N = 200$ 的数据量才能成功检测. 由实验 1, 实验 2 可知 SOS 算法所需数据量分别为 8PSK 信号 $N = 400$, 16PSK 信号 $N = 600$. 本文 CHNN-APHM 算法所需的数据量, 比 SOS 算法所需数据量少.

实验 4 发送信号为 8PSK 和 16PSK 星座时, 分别进行本文 CHNN-APHM 算法与二阶统计量算法的 Monte Carlo 实验. 误码率曲线如图 7 和图 8 所示. 信道为含一个公零点的多径合成随机复数信道, 设定一个公零点为 $(0.3000-1.0000i)$, 权系数随机、延迟因子随机. 例如: 信道参数为

$$[\mathbf{h}(0) \quad \mathbf{h}(1) \quad \dots \quad \mathbf{h}(M)] = \begin{bmatrix} -0.0293 - 0.0348i & 0.1097 + 0.0479i & 0.9350 + 1.1562i & -1.4265 + 0.6777i & 0.0139 - 0.0066i \\ -0.1788 - 0.2077i & 0.7590 + 0.4270i & 0.1148 + 1.1919i & -1.2850 + 0.3507i & 0.2554 - 0.1255i \\ -0.1817 - 0.2022i & 1.1496 + 0.8603i & -0.8666 + 1.0371i & -0.6846 + 0.1152i & 0.1752 - 0.0904 \end{bmatrix},$$

其中 $M = 4$, 设定均衡器阶数 L , 求解可知 $(\mathbf{T}_L(\mathbf{h}))_{(L+1)q \times (M+L+1)}$ 的秩为 $L + M$, 不是列满秩的.

由图 7 和图 8 可以看出, 无论信号为 8PSK 还

是 16PSK, 信道是否含公零点, CHNN-APHM 算法都能很好地盲检测信号. 这验证了利用新的优化性能函数构造的 CHNN-APHM 算法适用于含公零点信道的 MPSK 信号盲检测.

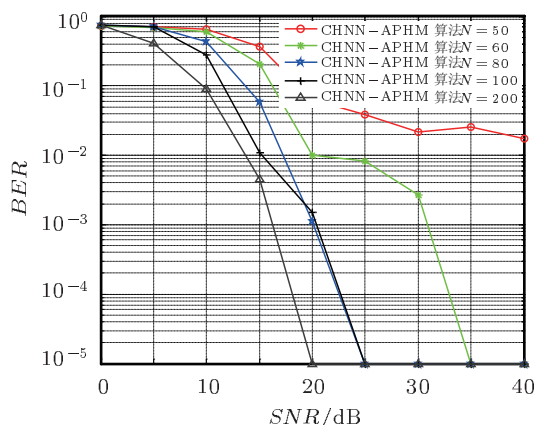


图5 8PSK 信号不同数据量下算法误码率曲线图

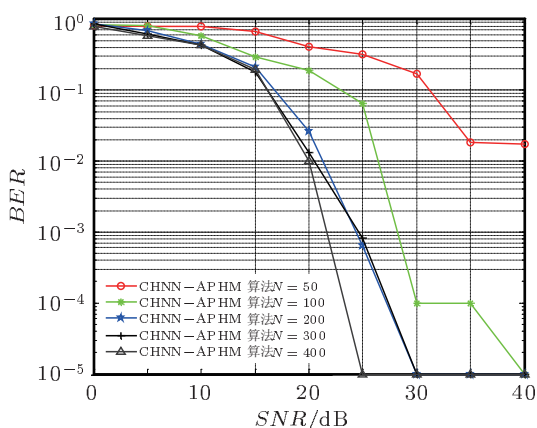


图6 16PSK 信号不同数据量下算法误码率曲线图

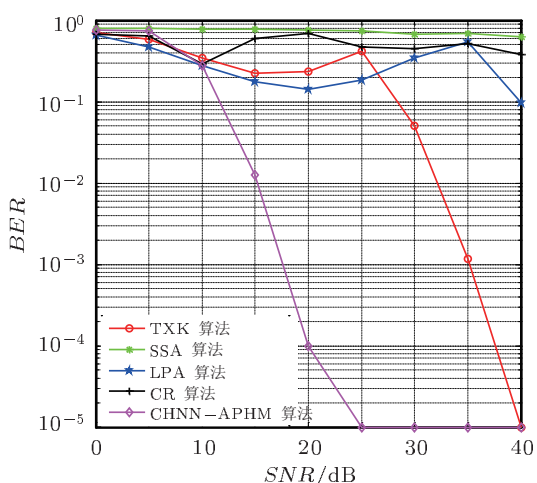


图7 含一个公零点信道, 8PSK 信号误码率曲线图

实验5 无噪声情况, 发送信号为 16PSK 信号, CHNN-APHM 两种更新模式下, 能量函数随迭代步数变化的曲线图。

图9 为无噪声情况下, $N = 500$ 时, 在异步和同步更新模式下, CHNN-APHM 能量函数 (4) 式

和 (11) 式随迭代步数变化. 可以看出, 异步更新模式下, 能量函数在迭代过程中逐步下降, 直到最小值 $-N/2$; 同步模式下, 真解点的能量函数为 $-N$.

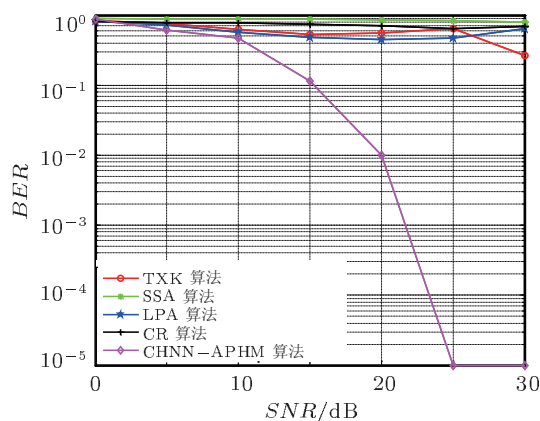


图8 含一个公零点信道, 16PSK 信号误码率曲线图

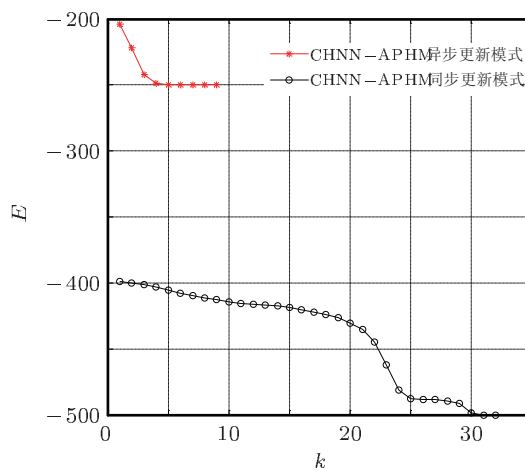


图9 无噪声情况下, 16PSK 信号 CHNN-APHM 算法能量函数曲线图

5 结论

本文针对 MPSK 信号的特点设计了新的幅相型离散激活函数, 并在同步和异步更新模式下分别证明了 CHNN-APHM 的稳定性. 在新的优化权阵下, 给出了网络收敛到全局最小点的证明. 最后通过性能仿真验证了无论信号为 8PSK 还是 16PSK, CHNN-APHM 算法都能很好地盲检测信号, 性能优于二阶统计量算法. 这验证了利用新的优化性能函数构造的 CHNN-APHM 算法适用于含公零点信道的 MPSK 信号盲检测的结论。

- [1] Jankowski S, Lozowski A, Zurada J M 1996 *IEEE Trans. Neural Networks* **7** 1491
- [2] Muezzinoglu M K, Guzelics C, Zurada J M 2003 *IEEE Trans. Neural Networks* **14** 891
- [3] Zhou W, Zurada J M 2009 *IEEE Trans. Circuits and Systems-II: Express Briefs* **56** 669
- [4] Zhou W, Zurada J M 2009 *Neurocomputing* **72** 3782
- [5] Lee D L 2006 *IEEE Trans. Neural Networks* **17** 1341
- [6] Zurada J M, Cloete I, Poe1 E 1996 *Neurocomputing* **13** 135
- [7] Zurada J M 2000 *Proc. of the 30th IEEE International Symposium on Multiple-Valued Logic* Portland, Oregon, May 23–25, 2000 p67
- [8] Zhang Y, Zhang Z Y 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 090703 (in Chinese)
[张昀, 张志涌 2011 物理学报 **60** 090703]

Blind detection of M-ary quaternary phase shift keying signals by a complex Hopfield neural network with amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function*

Zhang Yun^{1)†} Zhang Zhi-Yong²⁾ Yu Shu-Juan¹⁾

1) (College of Electronic Science and Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

2) (College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

(Received 10 October 2011; revised manuscript received 19 December 2011)

Abstract

Considering the disadvantage of the algorithms based on statistics, a novel algorithm based on complex Hopfield neural network with amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function (CHNN-APHM) is proposed to detect M-ary quaternary phase shift keying (MPSK) signals blindly. An amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function is constructed. The stabilities of the CHNN-APHM with asynchronous and synchronous operating mode are also analyzed separately. While the weighted matrix of CHNN-APHM is constructed by the complementary projection operator of received signals, the problem of quadratic optimization with integer constraints can be successfully solved with the CHNN-APHM, and the MPSK signals are blindly detected. Simulation results show that the algorithm reaches the real equilibrium points with shorter received signals and it is applicable for channel with common zeros.

Keywords: complex Hopfield neural network with amplitude-phase-type hard-multistate-activation-function (CHNN-APHM), blind detection, MPSK

PACS: 07.05.Mh, 84.40.Ua

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60772060).

† E-mail: y021001@njupt.edu.cn