基于混沌神经网络的盲检测改进新算法*

于舒娟[1)†] 宦如松[1)] 张昀[1)] 冯迪[2)]

1) (南京邮电大学电子科学与工程学院, 南京 210003)

2) (中国移动通信集团江苏有限公司苏州分公司, 苏州 215002)

(2013 年 6 月 4 日收到; 2013 年 12 月 5 日收到修改稿)

针对 Hopfield 神经网络的多起点问题, 提出了一种新的基于混沌神经网络的盲信号检测算法, 实现了二进制移相键控信号盲检测. 据此进一步提出双 sigmoid 混沌神经网络模型, 构造了新的能量函数, 且证明了该模型的稳定性, 并对网络参数进行配置. 仿真实验表明: 混沌神经网络能够避免局部极小点且具备较强的抗噪性能, 双 sigmoid 混沌神经网络则继承了其所有的优点, 且其收敛速度更快, 仅需更短的接收数据即可到达全局真实平衡点, 从而降低了算法的计算复杂度, 减少了运行时间.

关键词: 混沌神经网络, 双 sigmoid 混沌神经网络, 盲检测

PACS: 07.05.Mh, 84.40.Ua **DOI:** 10.7498/aps.63.060701

1 引 言

Hopfield 神经网络 (Hopfield neural networks, HNN) 盲检测算法不受信道是否含公零点的限制, 且所需发送数据更短, 与二阶统计量盲算法和高阶统计量盲算法相比, 更能满足现代通信系统中高速数据传输的要求. 因此, 基于 HNN 的盲检测算法研究已初见成效 [1]. 但是, HNN 算法往往会陷入局部极小点 [2]. 为解决上述问题, 在算法流程中, 需在判断算法陷入局部极小值后另行选择不同的起点, 以得到全局最优点 [3]. 近年, 混沌神经网络的研究也引起很多学者的关注 [4−8], 其中在非盲检测的环境下, 文献 [4, 5] 指出, 混沌神经网络 (transiently chaotic Hopfield neural network, TCHNN) 可以避免陷入局部最优. 然而, TCHNN 具有负的自耦合, 会导致能量函数的收敛速度变慢. 针对这一问题, 文献 [9] 给出了双 sigmoid 神经网络 (double sigmoid Hopfield neural network, DS-HNN), 提高算法性能.

综上所述, 本文从改善盲检测算法的性能出发, 首先构造出适用于盲检测算法的混沌神经网络模型, 为解决 TCHNN 能量函数收敛速度慢的缺点, 进一步设计了新的适用于通信信号盲检测的双 sigmoid 混沌神经网络 (double sigmoid transiently chaotic Hopfield neural network, DS-TCHNN), 构造了一个新的适用于 DS-TCHNN 的能量函数, 并给出了网络稳定性的证明. 由于 DS-TCHNN 能量函数在每次迭代的过程中的下降步伐远大于 TCHNN 算法, 因此 DS-TCHNN 大大加快了能量函数的收敛速度, 有效地减少了运行时间. 仿真实验也验证了这一结果.

2 新的基于混沌神经网络的盲检测算法及改进

2.1 混沌神经网络的构建及能量函数的设计

参考文献 [4—8] 的思想, 本文构造出适用于盲检测算法的混沌神经网络模型, 该模型的动态方程为

* 国家自然科学基金 (批准号: 61302155, 61104103, 61274080) 和南京邮电大学引进人才项目 (批准号: NY212022) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: yusj@njupt.edu.cn

 http://wulixb.iphy.ac.cn

$$\frac{\mathrm{d}(s_i(t))}{\mathrm{d}t}=ks_i(t)+\alpha\left(\sum_{j=1}^{N}w_{ij}\sigma(s_j(t))\right)-z_i(t)(\sigma(s_j(t))), \tag{1}$$

$$\frac{\mathrm{d}z_i(t)}{\mathrm{d}t}=-\beta, \tag{2}$$

$$y_i(t)=\sigma(s_i(t))\quad i=1,\cdots,N \tag{3}$$

其中, s_i 为第 i 个神经元的状态; z_i 为随着网络的循环而逐渐变小的变量; k 为神经元的衰减因子; α 为尺度参数; β 是变量 $z_i(t)$ 的衰减因子, 并且 $0<\beta<1$; w_{ij} 是从神经元 s_j 与 s_i 间的连接权值.

该网络模型结构如图 1 所示.

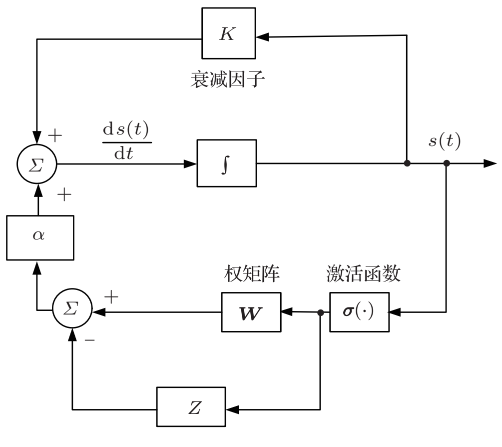

图 1 TCHNN 网络结构图

针对盲检测算法本身的特性, 本文把混沌神经网络的激活函数设计为 $\sigma(s_i(t))=\tanh(s_i(t))$ 参照文献 [4] 的思路, 构造了一个新的适用于 TCHNN 网络的能量函数:

$$E(t)=-\frac{\alpha}{2}\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\boldsymbol{\sigma}(t)-(k-1)\times\sum_{i=1}^{N}\int_{0}^{y_i(t)}\sigma^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau. \tag{4}$$

2.2 双 sigmoid 混沌神经网络的构建及稳定性证明

为了加快基于混沌神经网络盲检测算法的收敛速度, 本文进一步构造了新的适用于盲检测算法的双 sigmoid 混沌神经网络, 参照文献 [10—12] 的思想, 设计了该网络的两个新的激励函数, 并给出了新网络的能量函数.

双 sigmoid 混沌神经网络神经元动态方程为

$$\frac{\mathrm{d}(s_i(t))}{\mathrm{d}t}=f(ks_i(t)+\alpha\left(\sum_{j=1}^{N}(w_{ij}y_i(t))-z_iy_i(t)\right), \tag{5}$$

$$\frac{\mathrm{d}z_i(t)}{\mathrm{d}t}=-\beta, \tag{6}$$

$$y_i(t)=\sigma(s_i(t)), \tag{7}$$

其中, $s_i(t)$ 为单个神经元在 t 时刻的状态, k 为神经元的衰减因子, w_{ij} 是从神经元 s_j 与 s_i 间的连接权值 $\sigma(\cdot)$ 为神经元的第一个 sigmoid 函数, $f(\cdot)$ 为神经元的第二个 sigmoid 函数.

本文把双 sigmoid 混沌神经网络的激活函数设计为: $\sigma(x)=\tanh(x)$, $f(x)=\sin(x)$. 双 sigmoid 混沌神经网络结构如图 2 所示.

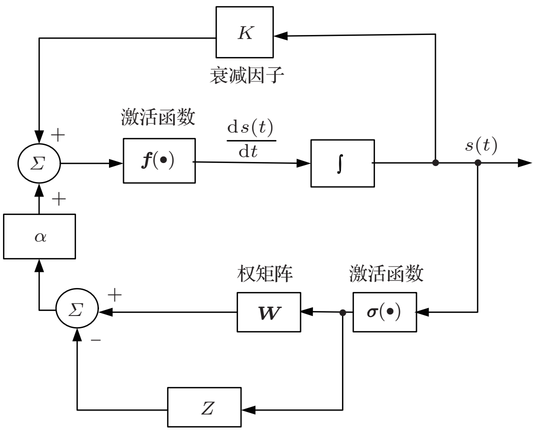

图 2 DS-TCHNN 网络结构图

基于双混沌神经网络模型, 本文给出不同于 (4) 式的新的适用于 DS-TCHNN 的能量函数

定理 1 由 N 个神经元组成的 DS-TCHNN, 当权矩阵 $\boldsymbol{w}=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}$, 对角元 $\omega_{ii}>0$, 衰减系数 $\beta>0$, sigmoid 函数 $\sigma'(t)>0$, $f'(t)>0$, DS-TCHNN 在异步更新模式下的能量函数为

$$E(t)=-\frac{\alpha}{2}\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\boldsymbol{\sigma}(t)-k\sum_{i=1}^{N}\int_{0}^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}z_i(t)\sigma_i^2(t).$$

证明 假设 $\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}$ 为对 $E(t)$ 的导数, 异步更新模式下, 每次反馈向量中只有一个神经元的状态得到更新. 不失一般性, 假设 $s_i(k)$ 被更新.

$$\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}=-\alpha\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}-k\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\sigma_i}\left\{\int_{0}^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\right\}\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}$$

$$
\begin{aligned}
&+\sum_{i=1}^{N} z_i(t)\sigma_i(t)\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{d}z_i(t)}{\mathrm{d}t}\sigma_i^2(t)\\
=&-\alpha\sum_{j=1}^{N}\sigma_i(t)w_{ij}\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&-k\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\sigma_i}\left\{\int_0^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\right\}\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&+z_i(t)\sigma_i(t)\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&+\frac{1}{2}\frac{\mathrm{d}z_i(t)}{\mathrm{d}t}\sigma_i^2(t).
\end{aligned}
\tag{8}
$$

根据(6)式可得: $\frac{\mathrm{d}z(t)}{\mathrm{d}t}=-\beta$, 而(6)式中的 $k\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\sigma_i}\left\{\int_0^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\right\}=k\sigma_i^{-1}(y_i(t))=ks_i(t)$.

$$
\begin{aligned}
\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}=&-\Big(ks_i(t)+\alpha\sum_{j=1}^{N}\sigma_i(t)w_{ij}\\
&-z_i(t)\sigma_i(t)\Big)\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}}t-\frac{1}{2}\beta\sigma_i^2(t)\\
=&-f_i^{-1}(\dot{s}_i(t))\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}-\frac{1}{2}\beta\sigma_i^2(t)\\
=&-f_i^{-1}(\dot{s}_i(t))\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}\dot{s}_i(t)}\dot{s}_i(t)\\
&-\frac{1}{2}\beta\sigma_i^2(t).
\end{aligned}
\tag{9}
$$

由于 $\sigma(\cdot)$, $f(\cdot)$ 为sigmoid函数, 则 $f^{-1}(\cdot)$ 与其自变量同号, $\frac{\mathrm{d}\sigma(s_i)}{\mathrm{d}s_i}>0$. 若 $\dot{s}_i>0$, 则 $f^{-1}(\dot{s}_i)>0$; 若 $\dot{s}_i<0$, 则 $f^{-1}(\dot{s}_i)<0$, 则有 $f_i^{-1}(\dot{s}_i(t))\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}\dot{s}_i(t)}\dot{s}_i(t)>0$.

综上可得, 在异步更新模式中, 只要衰减系数 $\beta>0$, 则 $\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}\leqslant 0$, 根据Lyapunov稳定性定理, 可以得出系统(5)是稳定的.

定理2 由 N 个神经元组成的DS-TCHNN, 当权矩阵 $\boldsymbol{w}=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}$, 对角元 $\omega_{ii}>0$, 衰减系数 $\beta>0$, sigmoid函数 $\sigma'(t)>0$, $f'(t)>0$, DS-TCHNN在同步更新模式下的能量函数为

$$
\begin{aligned}
E(t)=&-\frac{\alpha}{2}\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\boldsymbol{\sigma}(t)-k\sum_{i=1}^{N}\int_0^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\\
&+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}z_i(t)\sigma_i^2(t).
\end{aligned}
$$

证明 假设 $\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}$ 为对 $E(t)$ 的导数, 同步更新模式下, 每次反馈整个向量中全部神经元同时得到更新.

$$
\begin{aligned}
\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}=&-\alpha\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}\\
&-k\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\sigma_i}\left\{\int_0^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\right\}\frac{\mathrm{d}\sigma_i}{\mathrm{d}t}\\
&+\sum_{i=1}^{N}z(t)\sigma_i(t)\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&+\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{d}z(t)}{\mathrm{d}t}\sigma_i^2(t),
\end{aligned}
\tag{10}
$$

根据(6)式可得: $\frac{\mathrm{d}z(t)}{\mathrm{d}t}=-\beta$, 而(6)式中的

$$
\begin{aligned}
&k\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\sigma_i}\left\{\int_0^{y_i(t)}\sigma_i^{-1}(\tau)\mathrm{d}\tau\right\}\\
=&k\sigma_i^{-1}(y_i(t))=ks_i(t).
\end{aligned}
$$

因此, (10)式可以改写成:

$$
\begin{aligned}
\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}=&-\alpha\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}\\
&-k\sum_{i=1}^{N}s_i(t)\frac{\mathrm{d}\sigma_i}{\mathrm{d}t}\\
&+\sum_{i=1}^{N}z_i(t)\sigma_i(t)\frac{\mathrm{d}\sigma_i(t)}{\mathrm{d}t}\\
&-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\beta\sigma_i^2(t)\\
=&-\alpha\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}-k\boldsymbol{s}(t)\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}}{\mathrm{d}t}\\
&+\boldsymbol{z}(t)\boldsymbol{\sigma}(t)\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\beta\sigma_i^2(t)\\
=&-\Big(k\boldsymbol{s}(t)+\alpha\boldsymbol{\sigma}^{\mathrm{T}}(t)\boldsymbol{w}\\
&-\boldsymbol{z}(t)\boldsymbol{\sigma}(t)\Big)\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(t)}{\mathrm{d}t}-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\beta\sigma_i^2(t),
\end{aligned}
\tag{11}
$$

根据(5)式, (11)式可以改写成:

$$
\begin{aligned}
\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t}=&-[\boldsymbol{f}^{-1}(\dot{\boldsymbol{s}})]^{\mathrm{T}}\frac{\mathrm{d}\boldsymbol{\sigma}(\boldsymbol{s})}{\mathrm{d}t}-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\beta\sigma_i^2(t)\\
=&-\sum_{i=1}^{N}\frac{\mathrm{d}\sigma(s_i)}{\mathrm{d}s_i}\dot{s}_i f^{-1}(\dot{s}_i)\\
&-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\beta\sigma_i^2(t),
\end{aligned}
\tag{12}
$$

由于 $\sigma(\cdot)$, $f(\cdot)$ 为sigmoid函数, 则 $f^{-1}(\cdot)$ 与其自变量同号, $\frac{\mathrm{d}\sigma(s_i)}{\mathrm{d}s_i}>0$. 若 $\dot{s}_i>0$, 则 $f^{-1}(\dot{s}_i)>$

0; 若 $\dot{s}_i < 0$; 则 $f^{-1}(\dot{s}_i) < 0$, 则能够得到 $\frac{\mathrm{d}\sigma(s_i)}{\mathrm{d}s_i}\dot{s}_i f^{-1}(\dot{s}_i) > 0$.

综上可得, 在同步更新模式中, 只要衰减系数 $\beta > 0$, 则 $\frac{\mathrm{d}E(t)}{\mathrm{d}t} \leqslant 0$, 根据Lyapunov稳定性定理, 可以得出系统(5)是稳定的.

3 基于TCHNN和DS-TCHNN盲检测算法的神经网络权阵配置

在无噪声情况下, SIMO (single input multiple out)数字通信系统接收信号方程、盲处理方程如下所示[13,14]:

$$\begin{aligned}(\boldsymbol{x}(k))_{q\times1} &= [\boldsymbol{h}_0,\cdots,\boldsymbol{h}_M](\boldsymbol{s}(k))_{(M+L+1)\times1}\\ &= \sum_{j=0}^{M}(\boldsymbol{h}_j)_{q\times1}\boldsymbol{s}(k-j),\end{aligned} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{X}_N = \boldsymbol{S}\varGamma^H \tag{14}$$

其中, q是过采样因子, M是信道阶数, L是均衡器系数, $[\boldsymbol{h}_0,\cdots,\boldsymbol{h}_M]$是通信信道的冲激响应, $\boldsymbol{X}_N$是接收数据阵, $(\boldsymbol{S})_{N\times(L+M+1)}$为发送信号阵. (13)式表明, $\varGamma$列满秩时, 一定有$\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{U}\cdot\boldsymbol{U}_c^{\mathrm{T}}$满足$\boldsymbol{Q}\boldsymbol{s}_N(k-d) = 0$, 其中, $\{\boldsymbol{s}_N(k-d)|d = 0,1,\cdots,M+L\}$和$\boldsymbol{U} \in R^{N\times(N-(L+M+1))}$是$\boldsymbol{X}_N$奇异值分解, $\boldsymbol{X}_N = [\boldsymbol{U},\boldsymbol{U}_c^{\mathrm{T}}]\cdot\begin{bmatrix}\boldsymbol{D}\\0\end{bmatrix}\cdot[\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}]$中的酉矩阵.

本文所研究的为BPSK(二进制移相键控, binary phase shift keying)系统, 信号只有两个极性$\{-1,1\}$. 函数$y(s(t)) = \sigma_1(s(t))$为sigmoid函数, 且$\sigma_1(g)$在区间$[-1,0)$和$(0,1]$十分陡峭, 当$s(t) = 1$时$y \to 1$; 当$s(t) = -1$时$y \to -1$. 所以$\varGamma$满列秩时, 也一定有$\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{U}\cdot\boldsymbol{U}_c^{\mathrm{T}}$满足$\boldsymbol{Q}\boldsymbol{y}_N(k-d) = 0$.

据此构造性能函数优化问题:

$$J_0 = \boldsymbol{y}_N^{\mathrm{T}}(k-d)\boldsymbol{Q}\boldsymbol{y}_N(k-d) = \boldsymbol{y}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{y}, \tag{15}$$

$$\widehat{\boldsymbol{y}} = \arg\min\{J_0\}. \tag{16}$$

为运用TCHNN和DS-TCHNN求解(14)式的信号盲检测问题令神经网络的连接矩阵配置如下形式[15]:

$$\boldsymbol{W} = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{Q}. \tag{17}$$

当TCHNN和DS-TCHNN到达解点时有$\boldsymbol{y}(t) = \boldsymbol{y}(t-1)$. 依据上述分析, 则其各自能量函数在"平衡点集中"的极值点就是各自优化问题的解, 得到的解点信号即为所需检测的发送信号.

4 仿真实验

本文仿真实验采用$h(t) = \sum_{j=1}^{2}(w_j(h(\alpha,t-\tau_j)))$经过采样因子$q = 3$采样得到的随机实数信道, 其中: $h(\alpha,t-\tau_j)$是当滚降因子$\alpha = 0.1$时, 延迟因子τ_j随机产生的升余弦脉冲响应; w_j是在$(0,1)$区间满足均匀分布的随机权系数, 信号多径传播数设为2. 信道噪声为高斯白噪声, 每次仿真结果均由100次Monte Carlo实验得到, 为做图方便, 误码率为零的点设定为10^{-5}.

实验1 发送信号为BPSK, 固定输入信号数据量长度N均为100, 在不同信噪比(SNR)条件下, 比较基于HNN, TCHNN和DS-TCHNN盲检测算法的Monte Carlo实验运行所需的起点数. 在不同SNR条件下, 累加每次Monte Carlo仿真实验中的起点个, 完成100次Monte Carlo仿真后取平均值. 算法所需起点数如表1所示.

表1 平均每次收敛所需的起点个数比较

SNR/dB	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
HNN 算法	81.7	40.3	11.3	2.2	2.1	2.2	2.3	2.3	2.5	2.7	2.5
TCHNN 算法	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
DS-TCHNN 算法	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

通过表1可以看出,HNN算法依赖多个起点SNR越低, 起点个数越多; TCHNN算法起点个数不依赖于SNR, 均为1, 即不需新起点, 而DS-TCHNN算法继承了TCHNN的优点, 仍仅需1个起点.

实验2 发送信号为BPSK, 固定输入信号数据量长度N均为100, 在SNR为10 dB情况下, 对TCHNN算法和DS-TCHNN算法的运行速度进行

比较. 能量函数随时间变化的曲线如图3所示. 图中数据是取TCHNN算法和DS-TCHNN算法100次Monte Carlo仿真实验能量函数和所用时间的平均值.

实验表明: 在条件相同的情况下, DS-TCHNN算法能量函数收敛速度明显快于TCHNN算法, 有效地改善了TCHNN算法收敛速度慢的缺点.

实验3 发送信号为BPSK, 固定输入信号数据量长度N均为100, 通过100次Monte Carlo仿真实验, 分别在不同SNR下将基于HNN, TCHNN和DS-TCHNN盲检测算法的误码率(BER)进行比较. 三种算法的误码性能如图4所示.

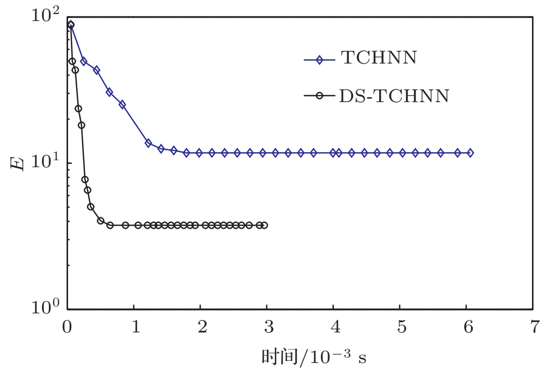

图3 TCHNN算法和DS-TCHNN算法能量函数随时间变化

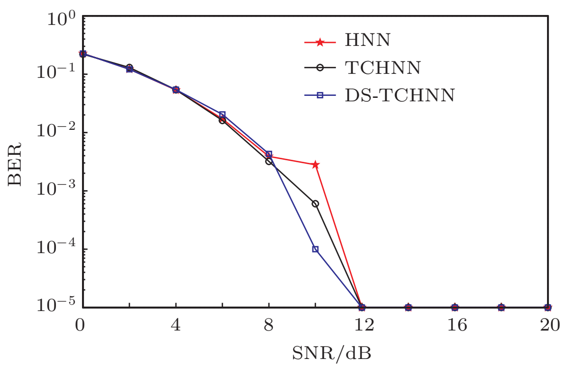

图4 BPSK信号下, HNN算法、TCHNN算法和DS-TCHNN算法BER的比较

实验表明: 三种算法均在SNR为12 dB时, BER就达到0, 在SNR低的情况下, DS-TCHNN算法的误码性能略优于TCHNN算法和HNN算法.

实验4 发送信号为BPSK, 固定输入信号数据量长度N均为100, 通过100次Monte Carlo仿真实验, 在不同SNR条件下, 分别在文献[1]中给出的含公零点信道上对基于HNN, TCHNN和DS-TCHNN盲检测算法的BER进行比较, 分析信道公零点问题对算法的约束情况.

实验分别在含有一个公零点和含有两个公零点的信道上各自进行100次Monte Carlo实验. 图5所选用的仿真信道为含一个公零点的多径合成随机实数信道, 设定一个公零点为(−0.5), 权系数随机、延迟因子随机. 图6所选用的仿真信道为含两个公零点的多径合成随机实数信道, 设定公零点分别为(3.0)、(−0.5), 权系数随机、延迟因子随机.

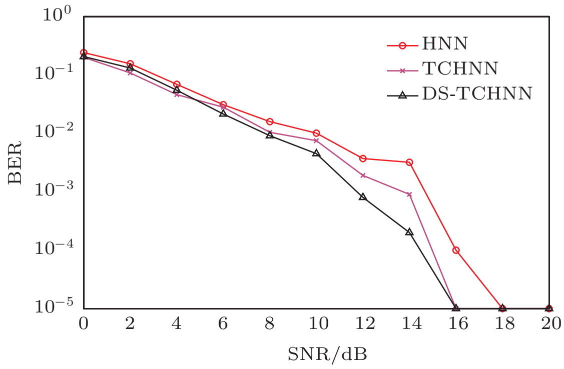

图5 含一个公零点信道算法BER的比较

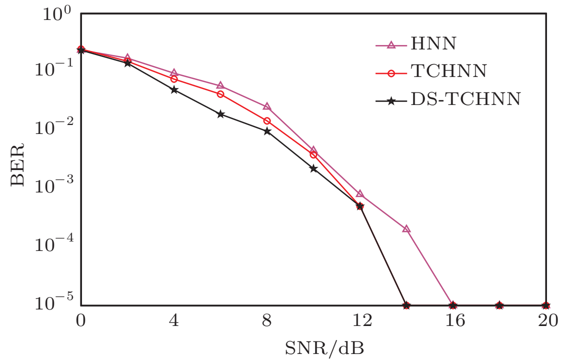

图6 含两个公零点信道算法BER的比较

由图5和图6可以看出, TCHNN算法和DS-TCHNN算法可以很好地解决信道含公零点的问题, 并且与传统HNN 算法相比较, TCHNN算法和DS-TCHNN算法有更好的抗噪性能, 其中, DS-TCHNN算法的性能最优.

实验5 发送信号为BPSK, 分别在不同数据长度条件下, 对基于HNN, TCHNN和DS-TCHNN盲检测算法的BER进行比较, 分析算法对数据长度的依赖性.

图7是SNR为10 dB情况下, HNN算法、TCHNN算法和DS-TCHNN算法BER与数据量N的关系. 图8是在不同SNR条件下, 数据长度与TCHNN算法盲检测的BER的关系. 图9是在不同SNR条件下, 数据长度与DS-TCHNN算法盲检测的BER的关系. 由仿真结果可以看出, 对于DS-TCHNN算法, $N=60$数据长度时就可获得较

为稳定的检测结果; 而对于TCHNN算法, 则需要$N = 70$的数据长度才可获得稳定的检测结果. 实验结果表明: DS-TCHNN算法要求的数据长度更短, 从而使算法的计算复杂度降低, 运行速度得到提高.

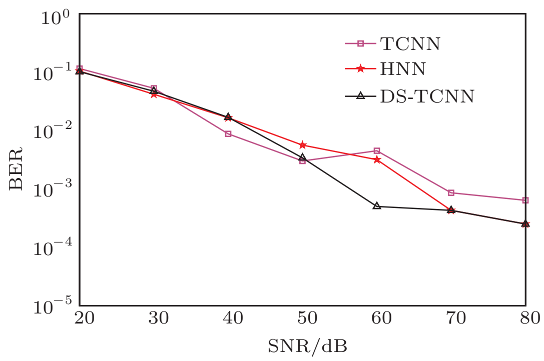

图7 SNR为10 dB, HNN, TCHNN和DS-TCHNN不同数据量时的BER比较

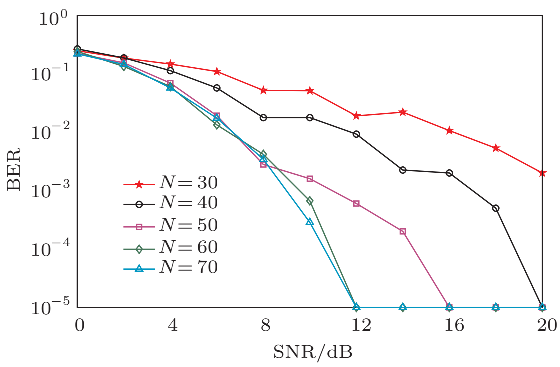

图8 TCHNN算法盲检测性能与数据长度的关系

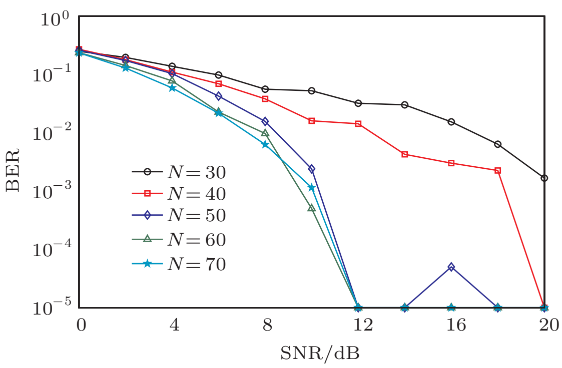

图9 DS-TCHNN算法盲检测性能与数据长度的关系

5 结 论

本文从解决基于HNN盲检测算法多起点的问题出发, 首先给出了基于TCHNN的盲检测算法; 为了加快算法的收敛速度, 本文进一步提出了基于DS-TCHNN的盲检测算法, 并且构造了DS-TCHNN的Lyapunov函数. 仿真结果表明: 提出的两种算法可以解决多起点问题, 且都适用于含公零点信道; 基于DS-TCHNN的算法相对TCHNN算法提升了收敛速度, 算法运行时间得到缩短; 在随机信道和同等信噪比的情况下, DS-TCHNN 算法的抗噪能力也略强于TCHNN算法和传统HNN算法; 在所需数据长度方面,DS-TCHNN算法所需数据长度相对更短, 更适用于短数据量, 高速的通信环境.

参考文献

[1] Zhang Y 2012 *Ph. D. Dissertation* (Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications) (in Chinese) [张昀 2012 博士学位论文 (南京: 南京邮电大学)]

[2] Yang S, Lee C M 2006 *IEEE Trans. Circ. Syst.* **53** 3

[3] Martín-Valdivia M, Ruiz-Sepúlveda A, Triguero-Ruiz F 2000 *Neural Networks* **13**

[4] Chen L N, Aihara K 1997 *Physica D* **104**

[5] Chen L N, Aihara K 1995 *Neural Networks* **8** 6

[6] Chen P F, Chen Z Q, Wu W J 2010 *Chin. Phys. B* **19** 040509

[7] Lou X Y, Cui B T 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 2060 (in Chinese)[楼旭阳, 崔宝同 2008 物理学报 **57** 2060]

[8] Park M J, Kwon O M, Park J H, Lee S M, Cha E J 2011 *Chin. Phys. B* **20** 110504

[9] Uykan Z 2013 *IEEE Trans. Neural Networks and Learning Systems* **24** 6

[10] Balavoine A, Romberg J, Rozell C J 2012 *IEEE Trans. Circ. Syst.* **23** 9

[11] Balavoine A, Rozell C J, Romberg J 2011 *Digital Signal Processing Workshop and IEEE Signal Processing Education Workshop* Sedona AZ, 4–7 Jan. 2011, p431

[12] Zheng P S, Tang W S, Zhang J X 2010 *Chin. Phys. B* **19** 030514

[13] Gong Y R, He D, He C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 120502 (in Chinese)[宫蕴瑞, 何迪, 何晨 2012 物理学报 **61** 120502]

[14] Zhang Y, Zhang Z Y, Yu S J 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 140701 (in Chinese)[张昀, 张志涌, 于舒娟 2012 物理学报 **61** 140701]

[15] 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]

Novel improved blind detection algorithms based on chaotic neural networks*

Yu Shu-Juan[1)†] Huan Ru-Song[1)] Zhang Yun[1)] Feng Di[2)]

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

2) (*China Mobile Group Jiangsu Company Limited Suzhou Branch, Suzhou 215002, China*)

(Received 4 June 2013; revised manuscript received 5 December 2013)

Abstract

In this paper we apply the transiently chaotic Hopfield neural networks (TCHNN) to the blind signal detection algorithm with BPSK signals and solve multi-start problem of Hopfield neural networks (HNN). And in this paper we propose an improved algorithm of double sigmoid transiently chaotic Hopfield neural networks (DS-TCHNN) on the basis of TCHNN, construct a new energy function of DS-TCHNN, and prove the stability of DS-TCHNN in asynchronous update mode and synchronous update mode. Simulation results show that TCHNN can skip local minima and has better anti-noise performance than HNN. While, DS-TCHNN inherits all the advantages of TCHNN and its speed of convergence is fast. Besides, DS-TCHNN needs shorter data to reach a global true equilibrium point so that the computational complexity is reduced and the running time is shortened.

Keywords: transiently chaotic Hopfield neural networks, double sigmoid transiently chaotic Hopfield neural networks, blind signal detection

PACS: 07.05.Mh, 84.40.Ua **DOI:** 10.7498/aps.63.060701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61302155, 61104103, 61274080) and the Nanjing University of Posts and the Introduction of Talent Project, China (Grant No. NY212022).

† Corresponding author. E-mail: yusj@njupt.edu.cn