

## 混沌直扩信号扩频序列盲估计

胡进峰 郭静波\*

(清华大学电机系 北京 100084)

**摘要:** 与传统直扩序列相比,混沌扩频序列具有非线性复杂度较高的优点,该优点同时也是盲估计混沌扩频序列的难点。针对这个难点,该文提出了非线性弹性反传神经网络盲估计方法,充分利用非线性神经网络能逼近任意非线性函数的特性,无须搜索信息码和扩频序列之间的同步点,能在较低的信噪比下准确盲估计混沌扩频序列。传统的神经网络使用中,神经网络的有用信息是网络的输出,而该文中则是输出层的权系数。侦察截获的混沌直扩信号同时用作神经网络的输入和期望输出,神经网络收敛后的输出层权系数就是混沌扩频序列的估计值。仿真结果证明了该方法的有效性。

**关键词:** 混沌直扩; 混沌扩频序列; 盲估计; 弹性反传神经网络

**中图分类号:** TN914; TN975

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2008)08-1824-04

## Blind Estimation of Chaotic Spread Spectrum Sequences

Hu Jin-feng Guo Jing-bo

(Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** Chaotic Direct Sequence Spread Spectrum (CD3S) signal is more nonlinear and more complex than the conventional direct sequence spread spectrum signal. This is the merit of CD3S, but also difficulty of estimation of chaotic spread spectrum sequences. According to the difficulty, a nonlinear Resilient back PROPagation (RPROP) neural network was proposed to estimate the chaotic sequences. The proposed method takes full advantages of the neural network's nonlinearity. It does not need to search a synchronous point between symbol waveform and chaotic sequences. The coefficient of neural network is used to estimate the chaotic spread spectrum sequences. The simulation results show that the method can estimate the chaotic sequences exactly at low SNR.

**Key words:** Chaotic direct sequence spread spectrum; Chaotic spread spectrum sequence; Blind estimation; Resilient back PROPagation (RPROP) neural network

### 1 引言

直接序列扩频(DS-SS)通信系统是一种典型的现代数字通信系统<sup>[1,2]</sup>。传统的直扩通信中,扩频序列多由  $m$  和 Walsh 序列变换产生,其缺点为序列复杂度低;可用码组序列数目少,选择余地小<sup>[3-5]</sup>;易于被复制,降低了系统保密性。与传统的扩频序列相比,混沌扩频序列具有复杂度高、数量大、性能好、不易被复制又易于产生的优点,成为近年来学术界关注的一个热点<sup>[3-5]</sup>。

混沌系统是强非线性系统,混沌扩频序列具有较高的复杂度,提高了传输的安全性<sup>[6]</sup>;混沌系统对初值的极度敏感性,可以生成的序列码组非常大,数值模拟表明,在 Logistic 映射中,初值有  $10^{-6}$  的差别,产生的 2 个序列就完全不相关;混沌序列只需要一个映射方程和一组初值就可以很容易的生成。在硬件实现上,传统的扩频序列通常用线性反馈移位寄存器(LFSRs)生成,LFSRs 提供的灵活性和安全性不足;

而任意混沌映射、任意长度、高复杂度的二相混沌扩频序列则通常可通过非线性移位寄存器(NLFSR)生成。

由于混沌直扩的优越性,混沌直扩通信正逐步应用于军事和民用通信<sup>[3-5]</sup>,因此研究其侦察和监管具有重要意义,而准确估计混沌扩频序列则是恢复原始发送信息以实现有效的侦察和监管以及引导干扰的关键。

对于混沌直扩中混沌扩频序列的研究,以往大多集中在对其特性和混沌扩频序列优选的研究上<sup>[3-5]</sup>。本文则着重于混沌扩频序列盲估计研究。混沌扩频序列具有非线性复杂度较高的优点<sup>[3]</sup>,该优点同时也是盲估计混沌扩频序列的难点,需要研究新的混沌扩频序列盲估计方法。

针对混沌扩频序列具有较高非线性复杂度的特点,本文提出用非线性神经网络盲估计混沌扩频序列,充分利用非线性神经网络可以以任意精度逼近任意复杂的非线性函数的特性,构造了盲估计混沌扩频序列的三层非线性弹性反传神经网络。

传统神经网络使用中,有用信息是神经网络的输出<sup>[6]</sup>;本文中,有用信息是神经网络的权系数。侦察截获的混沌直

2006-12-25 收到,2007-06-26 改回

国家专项重点基金资助项目

\*通信作者

扩信号同时用作神经网络输入和期望输出, 神经网络收敛后的输出层权重系数就是混沌扩频序列的估计值。

文献[1,2,7]中用两层线性神经网络对低复杂度的传统直扩序列的盲估计, 受此启发, 本文则充分利用非线性神经网络的特性, 提出用三层非线性神经网络盲估计较高复杂度的混沌扩频序列; 文献[2,7]中需要预先搜索信息码波形与混沌扩频序列的同步点, 而在低信噪比时, 很难准确的搜索到同步点。本文所提算法无需寻找同步点, 具有更强的实用性; 文献[8]中, 用线性神经网络实现在-10dB 的信噪比下对传统扩频序列盲估计, 而本文则实现在-15dB 以下, 对具有较高复杂度的混沌扩频序列盲估计。

由于载波调制的直扩信号易于用平方环等方法解调, 所以本文根据工程实际应用背景采用基带混沌序列直扩信号<sup>[8-11]</sup>。基带混沌直扩信号参数包括: 混沌扩频序列的周期、码元宽度、混沌扩频序列等。对于这些参数的估计, 通常分别进行研究<sup>[8-11]</sup>。本文主要研究混沌扩频序列的估计, 并假设已经估计出混沌扩频序列周期。

实际应用中, 侦察截获的混沌直扩信号是一列时域采样数据。将该截获信号变换到基带后, 首先用二次谱或者小波变换等方法估计出混沌扩频序列的周期  $T_0$  和码片宽度  $T_c$ <sup>[10, 11]</sup>, 然后用所提方法盲估计混沌扩频序列: 对输入信号进行周期分段, 再分批输入神经网络训练, 网络权重对应的符号序列就是估计的混沌扩频序列。如图 1, 所述方法中, 无需搜索同步点, 能在较低的信噪比下准确估计混沌扩频序列。

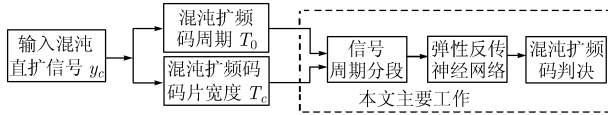


图 1 混沌直扩信号扩频码盲估计系统框图

## 2 混沌直扩通信原理

混沌直接扩频原理是<sup>[3-5]</sup>, 信息序列  $b(k)$  经过采样后用混沌序列  $c(n)$  滤波(其中  $c(n), n = 0, 1, 2, \dots, P-1$  是长度为  $P$  的混沌扩频序列), 得到混沌直扩信号  $s(n)$

$$s(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} b(k)c(n-kP) \quad (1)$$

这里的混沌扩频序列  $c(n)$  可以用任意的混沌映射函数生成。与传统扩频序列不同的是, 由于混沌动力系统具有较大的非线性复杂度, 这里的混沌扩频序列  $c(n)$  也具有较高的复杂度。混沌映射函数通常可以表示为  $x_n = f(x_{n-1})$ 。本文中以 Sauer-hybrid 混沌映射为例来生成  $c(n)$ <sup>[3]</sup>:

$$f(x) = \begin{cases} 1-2x^2, & -1 \leq x \leq -0.5 \\ 1-(1/2)(-2x)^{1.2}, & -0.5 \leq x < 0 \\ 1-2x, & 0 \leq x \leq 0.5 \\ -(2x-1)^{0.7}, & 0.5 < x \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

对混沌序列  $x_n$  进行量化, 可以直接用作混沌扩频序列  $c(n)$ 。

在某些混沌直扩系统中, 扩频序列很长, 连续的信息码循环的调制扩频序列的不同部分。这种情况的本质和式(1)是一致的<sup>[8]</sup>, 可以认为是式(1)的简单延拓, 因此本文主要针对式(1)进行研究。

## 3 混沌扩频序列的盲估计算法

首先从混沌直扩信号的原理上推导了所提算法, 然后在 3.3 节中用三层非线性弹性反传神经网络盲估计混沌直扩序列。

### 3.1 所提算法的推导

假设侦察截获的被白噪声污染的混沌直扩信号为

$$y_c(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s(n)g(t-nT_c-\tau) + v(t) \quad (3)$$

其中  $\tau$  是传播延时,  $v(t)$  是加性高斯噪声,  $T_c$  是混沌扩频序列子脉冲宽度,  $g(t)$  表示信道冲激响应。将式(2)代入式(4), 得到

$$y_c(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} b(k)h(t-kT_0) + v(t) \quad (4)$$

其中  $h_c(t) = \sum_{n=0}^{P-1} c(n)g(t-nT_c-\tau)$ , 这里,  $h(t)$  是混沌扩频序列和信道的联合冲激响应,  $T_0 = PT_c$  是混沌扩频序列的周期。

假设接收信号以码片率采样(每隔  $T_c$  秒采样一次), 则接收的离散信号可以表示为

$$y(n) = y_c(t)|_{t=nT_c} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} b(k)h(n-kP) + v(n) \quad (5)$$

这里  $h(t) = h_c(kT_c)$ ,  $h(k) = \sum_{n=0}^{P-1} c(n)g(k-n)$ 。

在接收的混沌直扩信号  $y(n)$  中截取一段长度为  $T_0$  (混沌扩频序列周期)的直扩信号, 设截取的信号为  $\mathbf{y} = [y(0), y(1), \dots, y(P-1)]$ , 则该信号的相关矩阵为  $\mathbf{R} = E\{\mathbf{y} \cdot \mathbf{y}^H\}$ , 该相关矩阵的两个大的特征值对应的特征向量的和就是混沌扩频序列, 证明如下:

设该混沌直扩信号向量由前一个信息码末端(长度为  $T_0 - n_0$ ,  $0 \leq n_0 < T_0$ )和后一个信息码的前端(长度为  $n_0$ )组成, 如图 2, 则该混沌直扩信号向量可写成

$$\mathbf{y} = b(k)\mathbf{h}_1 + b(k+1)\mathbf{h}_2 + \mathbf{v} \quad (6)$$

这里  $\mathbf{v}$  是噪声,  $\mathbf{h}_1 = [0, \dots, 0, h(n_0), h(n_0+1), \dots, h(T_0 - n_0)]$ , 其中 0 的个数为  $n_0$ ;  $\mathbf{h}_2 = [h(0), h(1), \dots, h(n_0), 0, \dots, 0]$ , 其中 0 的个数为  $T_0 - n_0$ ; 于是相关矩阵可写成

$$\mathbf{R} = E\{\|b(k)\|^2\} \mathbf{h}_1 \cdot \mathbf{h}_1^H + \{ \|b(k+1)\|^2 \} \mathbf{h}_2 \cdot \mathbf{h}_2^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (7)$$

这里  $\sigma^2$  是噪声方差, 两个大的特征值对应的特征向量  $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$  的和就是分别处在两个扩频周期内的混沌扩频序列部分, 如图 2。图中, 上面是扩频后的信息码, 下面分别是截取的直扩信号向量以及特征向量  $\mathbf{h}_1$  和  $\mathbf{h}_2$ 。

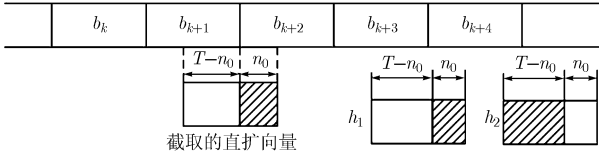


图2 所提算法基本原理

3.2 所提算法及其优点

从3.1节的推导中看出，混沌扩频序列盲估计的实质是提取信号向量  $y$  的相关矩阵的特征向量。而神经网络具有提取特征向量的能力<sup>[6]</sup>。根据混沌扩频序列具有较高非线性复杂度的特点，充分利用具有隐层的非线性神经网络可以以任意精度逼近任意非线性函数的特性<sup>[6]</sup>，提出用三层非线性神经网络盲估计混沌扩频序列。这里根据上述考虑，构造有一个隐层的弹性反传神经网络，该隐层中有两个神经元，如图3所示。图中，神经网络的输入是从侦察截获的混沌直扩信号中截取的一个  $T_0$  长度的信号，神经网络的期望输出和输入信号完全相同。神经网络收敛后，隐层的两个神经元的权系数分别是  $h_1$  和  $h_2$  或其反，收敛后的误差近似为白噪声。隐层神经元的激励函数为 sigmoid 函数，输出层神经元激励函数为线性函数。神经网络算法为弹性反传(RPROP, Resilient Backpropagation)算法。

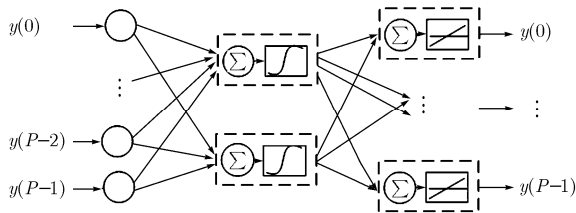


图3 混沌序列盲估计的弹性反传神经网络

RPROP 算法是一种快速收敛算法<sup>[12]</sup>，只需要很少的迭代次数就可以达到收敛目的。与传统算法不同的是，RPROP 算法不用误差函数偏导数或学习速率来调整网络，而是另外设一个权更新值  $\Delta$  来调整网络，有利于避免网络陷入局部极小点。这里的 RPROP 算法中，权值  $\omega_{ij}$  的修正值  $\Delta\omega_{ij}$  计算公式为

$$\Delta\omega_{ij}^{(m)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(m)}, & (\partial E^{(m)}/\partial\omega_{ij} > 0) \\ +\Delta_{ij}^{(m)}, & (\partial E^{(m)}/\partial\omega_{ij} < 0) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

$m$  是迭代次数， $\partial E^{(m)}/\partial\omega_{ij}$  是第  $m$  次训练时训练集的所有模式的梯度累加和。网络权值的修正公式为： $\Delta_{ij}^{(t)}$  为可变参数调整量的幅值，误差能量函数对输出层、输入层的权系数变化梯度为  $\omega_{ij}^{(m)} = \omega_{ij}^{(m-1)} + \Delta\omega_{ij}^{(m)}$ 。

权系数更新值  $\Delta_{ij}$  根据前后两次训练产生的局部误差函数  $E$  上的梯度信息进行与符号相关的自适应学习更新，其更新公式为

$$\Delta_{ij}^{(m)} = \begin{cases} \eta^+ \times \Delta_{ij}^{(m-1)}, & (\partial E^{(m-1)}/\partial\omega_{ij} \times \partial E^{(m)}/\partial\omega_{ij} > 0) \\ \eta^- \times \Delta_{ij}^{(m-1)}, & (\partial E^{(m-1)}/\partial\omega_{ij} \times \partial E^{(m)}/\partial\omega_{ij} < 0) \\ \Delta_{ij}^{(m-1)}, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

式中  $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ ， $\eta^+$  为权更新值增大倍数， $\eta^-$  为权更新值减小倍数，本文中，取值  $\eta^+ = 1.2$ ， $\eta^- = 0.5$ ，初值  $\Delta_0 = 0.1$ 。

对估计的  $h_1$  和  $h_2$  拼接并判决量化后，得到混沌扩频序列的准确估计值。

所提算法的优点是，截取信号向量时不需要搜索同步点，如图2。实际上，在低信噪比下，很难搜索到信息码和扩频序列的同步点，因此本文方法具有较强的实用性。本文中隐层神经元激励函数为 sigmoid 函数，因此神经网络整体上为非线性。与线性神经网络相比，非线性神经网络具有更强的估计非线性的混沌序列的能力；输出层神经元激励函数为线性函数，有利于提取特征向量从而估计混沌扩频序列。用 RPROP 算法提高了网络收敛速度，并可避免陷入局部最小点。

4 仿真分析

这里对 Spuer-hybrid 混沌映射函数生成的二相混沌扩频序列扩频后的混沌直扩信号进行混沌扩频序列盲估计<sup>[3]</sup>。

对侦察截获的混沌直扩信号，可用文献<sup>[10, 11]</sup>的方法检测并变换到基带，估计混沌扩频序列周期  $T_0 = PT_c$ <sup>[9-11]</sup>，然后在基带混沌直扩信号中，截取长度为  $T_0$  的互不重叠的  $N$  个混沌直扩信号向量  $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ ， $N$  称为积累次数。分别将这  $N$  个向量作为神经网络的输入和期望输出，对神经网络进行训练，神经网络收敛后，该神经网络的输出层的权系数就是盲估计的混沌扩频序列。

文献<sup>[2, 7]</sup>中需要预先搜索信息码与混沌扩频序列的同步点，本文所述方法无需搜索信息码与扩频序列的同步点。为了演示这个优点，下面的实验中，截取的混沌直扩向量的信息码与扩频序列之间不同步，失步数都是20。在混沌扩频序列长度  $P=100$ ，信噪比  $SNR=-6dB$ ，积累次数  $N=200$  时，用所述方法对神经网络训练后，神经网络隐层的两个神经元与输出层的权值分别如图4和图5，图4对应向量  $h_2$ ，图5对应向量  $h_1$ 。将图4和图5按照图2所示的方法拼接起来，得到图6。图6中，同时绘出了原始的混沌扩频序列。将图6中估计的混沌扩频序列二值化后得到的估计的混沌扩频码与原扩频码完全相同，表明本文所述方法准确地估计出了混沌扩频序列。

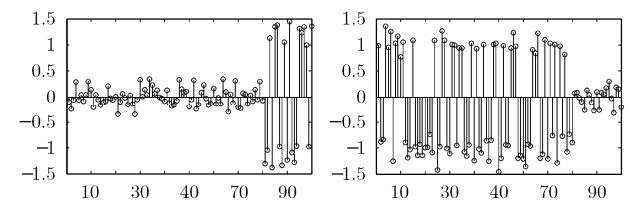


图4 隐层的第一个神经元权系数 图5 隐层的第二个神经元权系数

在混沌扩频序列长度  $P=100$  和较低信噪比  $SNR=-15dB$ ,  $N=200$  时, 估计的混沌扩频序列和原始混沌扩频码如图 7, 图 7 中估计的混沌扩频序列二值化后与原扩频序列完全相同, 表明混沌扩频序列被准确的估计出来了。

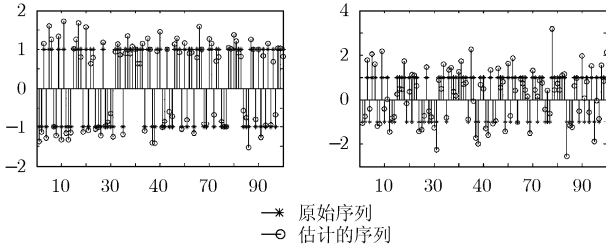


图 6 估计的序列与原始混沌扩频序列

图 7 估计序列与原始序列 ( $P=100, SNR=-15dB$ )

为了进一步定量衡量序列估计的准确性, 本文中, 扩频序列长度为  $P$ , 设在单次实验中错误估计的序列点数为  $m$ , 则定义单次仿真实验的误码率为  $err = m/P \times 100\%$ 。根据这个定义, 图 6 和图 7 中的误码率为 0。

设用蒙特卡罗方法进行  $n$  次仿真实验, 每次仿真实验的误码率为  $err_i, i = 1, 2, \dots, n$ 。定义统计意义上的总的误码率为  $Err = \sum_{i=1}^n err_i/n \times 100\%$ 。本文中, 在  $P=100$  时, 用蒙特卡罗方法对不同的积累次数分别进行 5000 次实验 ( $n = 5000$ ), 绘出积累次数与误码率的关系曲线如图 8。图 8 表明, 在  $SNR=-15dB$  时, 积累次数  $N \geq 175$  则误码率为 0, 而文献[8]中的噪声容限为  $-10dB$ , 因此本文所述方法可以在更低信噪比下准确盲估计混沌扩频序列。

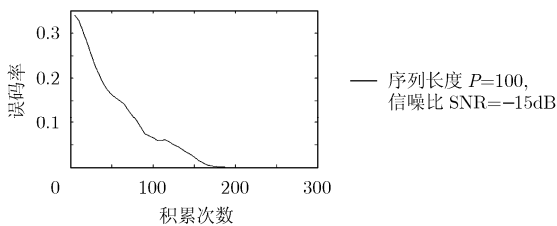


图 8 性能曲线

### 5 结论

与传统直扩序列相比, 混沌扩频序列具有非线性复杂度较高的优点, 该优点同时也是盲估计混沌扩频序列的难点, 需要研究新的混沌扩频序列盲估计方法。本文针对混沌扩频序列具有较高复杂度的特点, 提出了非线性神经网络盲估计方法。所述方法充分利用了非线性神经网络能逼近任意非线性函数的特性, 无须搜索信息码和扩频序列之间的同步点, 能在较低的信噪比下准确盲估计混沌扩频序列。传统的神经网络使用中, 神经网络的有效信息是网络的输出, 而本文中则是输出层的权系数。侦察截获的混沌直扩信号同时用作神

经网络的输入和期望输出, 神经网络收敛后的输出层权系数就是混沌扩频序列的估计值。最后通过仿真分析证明了该方法在较低信噪比下可以准确的盲估计混沌扩频序列。

### 参考文献

- [1] Zhang Tianqi, Lin Xiaokang, and Zhou Zhengzhong. Neural network approach to blind estimation of PN spreading sequence in lower SNR DS/SS signals[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2005, 16(4): 756-760.
- [2] Zhang Tianqi and Zhou Zhengzhong. A neural network approach to blind estimation of PN spreading sequence in DS/SS signals[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2004, 2(2): 1-6.
- [3] 张骥, 郑君里. 异步码分多址通信中混沌扩频序列的选择[J]. *电子学报*, 2001, 29(7): 865-867.
- Zhang Qi and Zheng Jun-li. Choice of chaotic spreading sequences for asynchronous DS-CDMA communication. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(7): 865-867.
- [4] 饶妮妮. 改进型分段线性混沌序列用作DS-CDMA系统直扩码的分析[J]. *电子学报*, 2004, 32(10): 1684-1687.
- Rao Ni-ni. Analysis of improved piecewise linear chaotic sequences as spreading codes for DS-CDMA system. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(10): 1684-1687.
- [5] Wang Xingang and Zhan Meng, et al. Spread-spectrum communication using binary spatiotemporal chaotic codes[J]. *Physics Letters A*, 2005, 334: 30-36.
- [6] Gerard Dreyfus. *Neural Networks: Methodology And Applications*[M]. 2005, Published by Springer, ISBN 3540229809.
- [7] Dominique F and Reed J H. Simple PN code sequence estimation and synchronization technique using the constrained Hebbian rule[J]. *Electron. Lett.*, 1997, 33(1): 37-38.
- [8] Tsatsanis Michail K and Giannakis Georgios B. Blind estimation of direct sequence spread spectrum signals in multipath[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(5): 1241-1252.
- [9] Céline Boudier and Gilles Burel. Spread spectrum codes identification by neural networks[A]. *Systems and control: theory and applications*[C], WSES, 2000: 257-262.
- [10] 金艳, 姬红兵, 罗军辉. 一种基于循环统计量的直扩信号检测与参数估计方法[J]. *电子学报*, 2006, 34(4): 634-637.
- Jin Yan and Ji Hongbin, et al. A cyclic-cumulant based method for DS-SS signal detection and parameter estimation. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(4): 634-637.
- [11] 唱亮, 汪芙蓉, 王赞基. 基于Haar小波变换的直扩信号参数盲估计[J]. *清华大学学报*, 2006, 46(10): 1665-1668.
- Chang Liang, Wang Fu-ping, and Wang Zan-ji. Parameter blind estimates of DS/SS signals based on Haar wavelet transforms. *J Tsinghua Univ (Sci & Tech)*, 2006, 46(10): 1665-1668.
- [12] Mastorocostas P A. Resilient back propagation learning algorithm for recurrent fuzzy neural networks[J]. *Electronics Letters*, 2004, 40(1): 57-58.

胡进峰: 男, 1976年生, 博士后, 研究方向为通信对抗。  
郭静波: 男, 1960年生, 教授, 研究方向为通信对抗。