

基于 RBF 神经网络的模拟数字信号调制识别*

何飞¹, 张立军², 刘肃¹, 鲁辉², 郑占旗²

(1. 兰州大学 物理科学与技术学院, 甘肃 兰州 730000;

2. 中国科学院微电子研究所, 北京 100029)

摘要: 针对多种信号在低信噪比条件下识别率低的问题, 利用高阶累积量良好的抑制噪声特性, 通过构造高阶累积量作为特征参数之一, 并联合其他特征参数, 采用优化的径向基神经网络对模拟数字信号进行自动调制识别。Matlab 仿真表明, 该方法能够有效提高低信噪比条件下的信号识别率。

关键词: 信噪比; 调制识别; 高阶累积量; 特征参数

中图分类号: TP183

文献标识码: B

文章编号: 1674-7720(2012)23-0074-04

Recognition analog and digital signal based on RBF neural network

He Fei¹, Zhang Lijun², Liu Su¹, Lu Hui², Zheng Zhanqi²

(1. College of Physical Science and Technology, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China;

2. Institute of Microelectronics, The Chinese Academy of Science, Beijing 100029, China)

Abstract: For a variety of signals recognition is low in the low SNR conditions, using high order cumulants good noise suppression characteristics, by building higher order cumulants as one of the characteristic parameters, and joining other characteristic parameters, using the optimized radial basis function neural networks for automatic modulation recognition analog and digital signal. Matlab simulation shows that the methods can effectively improve the low SNR of the signal recognition rate.

Key words: signal to noise ratio; modulation recognition; high order cumulants; characteristic parameters

信号的调制识别在电子战中占据重要地位, 是电子对抗重要前提。然而各种通信信号、雷达信号纷繁复杂, 如何有效地在低信噪比条件下对信号进行调制识别成为研究人员研究的热点之一^[1-3]。

目前信号自动识别的主要方法有决策论法^[4]和人工神经网络方法^[5-7]。前者采用假设检验解决信号分类问题, 根据信号统计特性, 确定合适的门限。因此门限的选定决定了决策论法分类识别率。但由于噪声环境复杂多样性, 该种方法的识别率并不高。采用人工神经网络的方法主要有反向传播 BP (Back Propagation) 神经网络和径向基 RBF (Radial Basis Function) 神经网络。而 BP 神经网络学习效率低, 易陷入局部最优解, 识别效果也不理想。相比之下 RBF 神经网络具有学习速度快, 不会陷入局部最小值, 分类能力强等优点, 因此广泛用于模式识别领域当中。采用 RBF 神经网络进行信号识别是通过优化神经网络结构提高识别效率。虽然识别率相对于

未优化的网络提高很多。但却不能从根本上解释该种网络是如何提高低信噪比下的识别率。另外当信号种类繁多时, 信号的调制识别率也会下降很多, 这是因为输出端口增多导致训练误差也不断增加。

信号的高阶累积量具有良好的抗噪声特性。因此, 本文引入信号的高阶累积量作为调制识别的特征参数之一, 联合其他的特征参数, 并通过优化神经网络参数, 极大地提高了低信噪比条件下的调制识别率。

1 RBF 神经网络调制识别原理

RBF 神经网络进行调制识别主要步骤分为训练和测试。提取样本库的信号特征参数, 对 RBF 神经网络进行训练, 保存训练好的神经网络就可以对接收到的信号进行调制识别, 整个过程如图 1 所示。

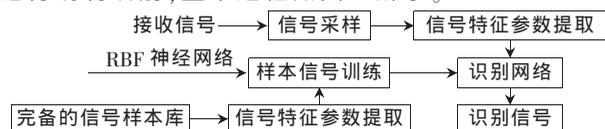


图1 信号调制识别流程图

* 基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (2010CB327500)

技术与方法 Technique and Method

因此 RBF 网络的输入端为信号的特征参数,输出端则是信号调制模式。本文设计的 RBF 网络需要完成 13 种信号的调制识别,分别是 AM、FM、DSB、USB、LSB、VSB、AM-FM、2ASK、2FSK、2PSK、4ASK、4FSK、4PSK。依次对这 13 种信号进行编码,如 T 矩阵所示:

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

如 AM 信号编码为:100000000000,其他依次类推。 T 矩阵就是目标矩阵,那么误差矩阵 $E=[T-y]^2$,通过选取适当误差值,作为 RBF 网络的收敛判据。

本文所搭建的 RBF 神经网络输入层为 13 种信号特征参数。输出为 13 种信号编码对应信号模式。信号模式通过式(1)进行判断:

$$A = \arg \min \{ \|y - T\| \} \quad (1)$$

实际上更为简单的判断方式是索引输出向量的最大值,即 $A = \arg \max (y)$ 。

这 13 种特征参数分别是:

(1) 零中心归一化瞬时幅度之谱密度的最大值^[8]

$$\gamma_{\max} = \max |FFT[a_{cn}(i)]|^2 / N_s \quad (2)$$

其中, N_s 为采样点数, $a_{cn}(i)$ 为零中心归一化瞬时幅度,计算式为:

$$a_{cn}(i) = a_n(i) - 1$$

$$a_n(i) = \frac{a(i)}{m_a}, \text{ 而 } m_a = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} a(i) \text{ 为瞬时幅度 } a(i) \text{ 的平均值。}$$

(2) 零中心非弱信号段瞬时相位非线性分量绝对值的标准偏差 σ_{ϕ}

$$\sigma_{\phi} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} |\phi_{NL}(i)| \right]^2} \quad (3)$$

式中, a_t 是判断弱信号段的一个幅度判决门限电平, c 是在全部取样数据 N_s 中属于非弱信号值的个数, $\phi_{NL}(i)$ 是经零中心化处理后瞬时相位的非线性分量。在载波完全同步时,有: $\phi_{NL}(i) = \varphi(i) - \varphi_0$ 。

式中, $\varphi_0 = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} \varphi(i)$, $\varphi(i)$ 为瞬时相位。

(3) 零中心非弱信号段瞬时相位非线性偏差分量的标准偏差 σ_{ϕ}

$$\sigma_{\phi} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} \phi_{NL}(i) \right]^2} \quad (4)$$

(4) 谱对称性 P

$$\text{由下式定义: } P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U}$$

$$\text{式中, } P_L = \sum_{i=1}^{f_m} |x(i)|^2, P_U = \sum_{i=1}^{f_m} |x(i + f_{cn} + 1)|^2$$

其中, $x(i) = FFT(x(n))$ 即为信号的傅里叶变换(频谱),

$$f_{cn} = \frac{f_c \times N_s}{f_s} - 1 \text{ (} f_c \text{ 为载频, } f_s \text{ 为采样率, } N_s \text{ 采样点数)}。$$

(5) 零中心归一化瞬时幅度绝对值的标准偏差 σ_{a_n}

$$\sigma_{a_n} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left[\sum_{i=1}^{N_s} a_{cn}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} |a_{cn}(i)| \right]^2} \quad (5)$$

(6) 零中心归一化非弱段信号瞬时频率绝对值的标准偏差 σ_f

$$\sigma_f = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} f_N^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} |f_N(i)| \right]^2} \quad (6)$$

$$\text{式中, } f_N(i) = \frac{f_m(i)}{R_s}, f_m(i) = f(i) - m_f, m_f = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} f(i)$$

其中, R_s 为数字信号的符号速率, $f(i)$ 为信号的瞬时频率。

(7) 零中心归一化非弱信号段瞬时幅度的标准偏差 σ_a

$$\sigma_a = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} a_{cn}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} a_{cn}(i) \right]^2} \quad (7)$$

(8) 零中心归一化瞬时幅度的紧致性(四阶矩) μ_{42}^a

$$\mu_{42}^a = \frac{E\{a_{cn}^4(i)\}}{\{E[a_{cn}^2(i)]\}^2} \quad (8)$$

(9) 零中心归一化瞬时频率的紧致性(四阶矩) μ_{42}^f

$$\mu_{42}^f = \frac{E\{f_N^4(i)\}}{\{E[f_N^2(i)]\}^2} \quad (9)$$

(10) 信号二阶累积量估计绝对值求和 t_{c2}

$$\hat{C}_{2x}(\tau_1) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)x(n+\tau_1)$$

$$t_{c2} = \sum |\hat{C}_{2x}| \quad (10)$$

(11) 信号三阶累积量估计绝对值求和 t_{c3}

$$\hat{C}_{3x}(\tau_1, \tau_2) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)$$

$$t_{c3} = \sum |\hat{C}_{3x}| \quad (11)$$

1-D 信号的三阶累积量为复杂的三维曲面图,为了简单期间取 $\tau_2=0$; 对于四阶累积量也存在同样的问题。

技术与方法 Technique and Method

因此作同样处理,取 $\tau_2=0; \tau_3=0$ 。在后面的仿真和计算当中也做相同处理。

(12) 信号四阶累积量估计绝对值求和 t_{c4}

$$\hat{C}_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \hat{m}_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - \hat{R}_x(\tau_1)\hat{R}_x(\tau_3 - \tau_2) - \hat{R}_x(\tau_2) \\ \hat{R}_x(\tau_3 - \tau_1) - \hat{R}_x(\tau_3)\hat{R}_x(\tau_2 - \tau_1)$$

$$t_{c4} = \sum |\hat{C}_{4x}| \quad (12)$$

式中, $\hat{m}_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)x(n+\tau_1)x(n+\tau_2)x(n+\tau_3)$

$$\hat{R}_x(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)x(n+\tau), \hat{R}_x(-\tau) = \hat{R}_x(\tau)$$

在上述各计算式中,当 $n \leq 0$ 或 $n \geq N$ 时,均取 $x(n)=0$ 。

(13) 四阶累积量原点与二阶累积量原点之比 t_{42}

$$t_{42} = \hat{C}_{4x}(0, 0, 0) / \hat{C}_{2x}(0) \quad (13)$$

2 抗噪声特性分析

张贤达^[9]从理论推导出,论证了高斯白噪声的各阶累积量值为: $C_2=\sigma^2; C_k=0, k=3, 4, \dots, L$ 。而高斯白噪声和大多数信号都具有很大的不相关特性,因此两者的联合累积量基本上为信号自身累积量。以下分别仿真了噪声、信号、信号加噪声情况下的四阶累积量图像,通过仿真可以观测噪声对信号的四阶累积量的影响情况。

从图2可以看出,高斯白噪声的四阶累积量并不是理论推导所给出的0,而是量级比较小而已。这是因为理论推导时的积分域是 $[-\infty, \infty]$,对噪声进行了无偏估计;而仿真的积分域在一定的区间内是有偏估计,不为0是合理的。

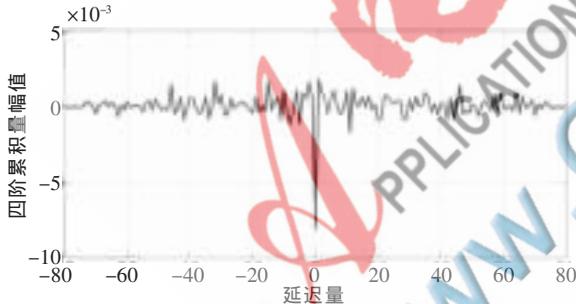


图2 高斯白噪声的四阶累积量

以AM信号为例,在不加噪声的情况下,观测其某四阶累积量。

从图3可以看出信号的四阶累积量幅度在数量级上比噪声的四阶累积量大2个数量级以上。

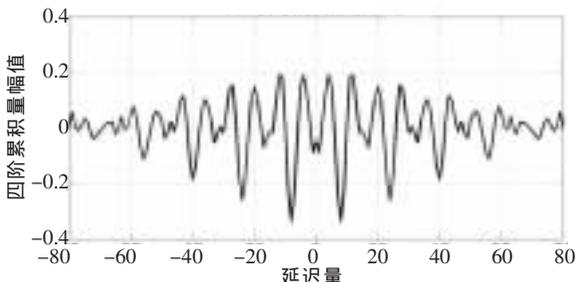


图3 AM信号的四阶累积量

从图4可以看出,噪声对信号的高阶累积量有一定的扰动,而这个扰动由高斯白噪声和信号的相关性决定。相关性越强,扰动也就越强;反之,则越弱。但该方法仍然非常有效,在后面的仿真数据中得到了验证。需要指出的是构造的特征参数为高阶累积量绝对值求和,这样的考虑是防止各点值叠加后相互抵消。

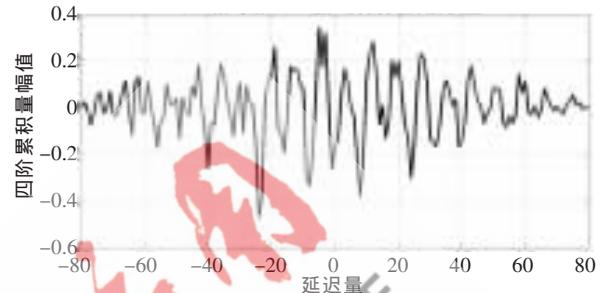


图4 AM信号加5dB噪声的四阶累积量

3 RBF神经网络调制识别率仿真分析

以上分别介绍了RBF神经网络进行调制识别的原理,以及13种特征参数的计算表达式。用Matlab编程测试RBF神经网络的识别效果。仿真参数设置如下:

载波频率 $f_c=200$ kHz;调制速率(或码率) $f_d=100$ kHz;采样频率 $f_s=1600$ kHz;采样点数 $N_s=160$ 。

利用Matlab中newrb函数构建RBF神经网络。设置参数goal:0.001;spread=8;MN=250;DF=1。上述参数中需要慎重选择spread,该参数相当于式(1)中的 ρ , ρ 越小则分类能力越强,但带来的问题是容错能力也越差,所以并不是 ρ 越小越好。本文通过多次仿真得出spread=8时的效果最好。图5为RBF网络在信噪比为5 dB情况下的训练误差图。可以看出,RBF神经网络收敛速度非常快,当迭代50次,误差变化就已经不明显了,MN参数则控制神经网络的迭代次数,因此选择MN=250是合理的。训练的样本数目为250。

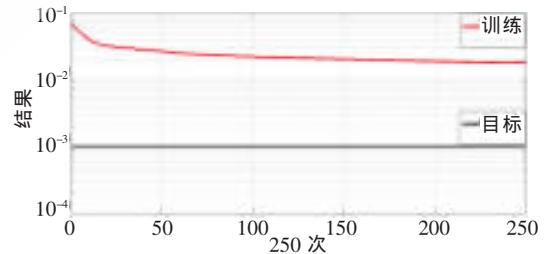


图5 RBF神经网络训练误差图

利用awgn函数可以给输入信号加入不同信噪比的噪声。另外,计算后4种参数时,可以用Matlab高阶统计工具箱里的函数cum2est、cum3est、cum4est分别用来计算,它们分别代表信号的二阶、三阶、四阶累积量的估计值。参数设置如下: maxlag=80; nsamp=80; overlap=0; flag='biased'; k1=0; k2=0。

用RBF神经网络测试调制识别率的结果如表1、表2所示。表1为前9种特征参数的情况下的调制识别率,表2为13种特征参数情况下的调制识别率(每个信

表 1 9 种特征参数下的信号调制识别率

	AM	FM	DSB	USB	LSB	VSB	AM-FM	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
5 dB	74.5	58.5	62	72	78.5	46	90.5	68.5	66	66.5	92.5	85	46.5
10 dB	82	98	77.5	89.5	90.5	88	79	89.5	90	92	96.5	98	78.5
15 dB	89	100	96	97	100	98.5	96.5	98.5	94	99.5	100	99.5	87

注:表格的数据均表示百分比,如 AM 信号在 5 dB 时的识别率为 74.5%。

表 2 13 种特征参数下的信号调制识别率

	AM	FM	DSB	USB	LSB	VSB	AM-FM	2ASK	2FSK	2PSK	4ASK	4FSK	4PSK
5 dB	96	93.5	76	81.5	91.5	74.5	97	82	75	82.5	100	94	68.5
10 dB	99.5	100	96	97.5	99.5	99.5	100	100	96.5	99	100	99	97.5
15 dB	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

注:表格的数据均表示百分比,如 AM 信号在 5dB 时的识别率为 96%。

号做 200 次循环识别实验)。对比表中的数据就可以发现加 4 个特征参数以后,RBF 神经网络识别率大幅度提升,在 10 dB 信噪比条件下,信号的识别率提高至 96% 以上;而在 15 dB 信噪比条件下,信号 100% 被识别。

针对多种信号,在低信噪比条件下识别效率低的问题,本文引入高阶累积量作为信号的特征参数之一,并联合其他特征参数,采用优化的 RBF 神经网络进行训练、测试,取得十分好的识别效果。通过 Matlab 仿真验证了该方法的有效性,对后续的工程实践具有重要的参考价值。

参考文献

- [1] MA B, Zuo Lihua, Chen Xiaoguang. Ultra-wideband signal modulation classification using RBF network [C]. Computer Application and system Modeling, IEEE Conferences:2010, V11-631-V11-634.
- [2] GRISHIN Y. Spread spectrum signals classification based on the wigner-ville distribution and neural network probability density function estimation [C]. Computer Information System

and Industrial Management Application, IEEE Conferences: 2007:197-202.

[3] Chen Shengq, HANZO L, TAN S. Symmetric complex-valued RBF receiver for multiple-antenna-aided wireless systems [C]. Neural Networks, IEEE Transactions 2008.

[4] 王婷婷,苑津莎,赵建立.基于决策论的数字模拟信号调制识别 [J]. 电子科技,2011,24 (8).

[5] 李迅,陆农春,等.基于 BP 神经网络的通信信号调制体制识别技术[J].电讯技术,2006(1):143-147.

[6] 黄付庆,敖仙丹,等.基于神经网络的数字信号调制方式识别[J].微计算机信息,2009,25(2-1).

[7] 叶健,葛临冬,吴月娴.一种优化的 RBF 神经网络在调制识别中的应用[J].自动化学报,2007,33(6).

[8] 杨小牛.软件无线电原理与应用[M].北京:电子工业出版社,2001.

[9] 张贤达.现代信号处理[M].北京:清华大学出版社,2002.

(收稿日期:2012-09-18)

作者简介:

何飞,男,1986 年生,硕士研究生,主要研究方向:雷达信号处理。

张立军,男,1963 年生,研究员,博士生导师,主要研究方向:微波高功率及固态功率技术、微电子技术、微波高频段与毫米波段准光与空间功率合成等开发和测试。

刘肃,男,1953 年生,教授,博士研究生导师,主要研究方向:半导体器件与集成电路、静电感应器件为主的电力电子器件、宽禁带半导体薄膜材料及器件、有机发光器件及薄膜光伏电池等。