

# 基于谱相关特性和组合 神经网络的数字调制信号识别 \*

王艳聪<sup>1,2</sup>, 胡中豫<sup>1</sup>, 张云飞<sup>1</sup>

(1. 重庆通信学院, 重庆 400035; 2. 通信指挥学院, 武汉 430010)

**摘 要:** 针对通信信号非稳定、信噪比(SNR)变化范围大的特性,利用调制信号的循环平稳特性,提取出五种对 SNR 和信号调制参数不敏感但对调制类型敏感的特征参量。为提高分类性能,设计了一种采用多个不同神经网络的组合分类器结构,采用输出向量加权表决的融合规则。仿真表明,低信噪比下组合神经网络分类器比单个神经网络分类器有更高的识别率。

**关键词:** 调制识别; 组合神经网络; 谱相关; 认知无线电

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1001-3695(2009)11-4234-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.11.066

## Modulation recognition of digital signals using spectral correlation and assembled neural networks

WANG Yan-cong<sup>1,2</sup>, HU Zhong-yu<sup>1</sup>, ZHANG Yun-fei<sup>1</sup>

(1. Chongqing Communication Institute of PLA, Chongqing 400035, China; 2. Academy of Communication Command, Wuhan 430010, China)

**Abstract:** Aiming at the feature of non-stability and largely changed character of SNR of communication signals, based on the spectral correlation feature of modulation signals, this paper extracted five characteristic parameters which were sensitive to modulation types but inactive to SNR and modulation parameter. And proposed a assembled classifier using some different neural networks to improve the performance, it adopted the fused method whose output vectors were added. The simulation results show that the assembled classifier has much higher recognition rate compared with the single neural network classifier.

**Key words:** modulation recognition; assembled neural network; spectral correlation; cognitive radio

随着无线通信技术的发展,通信系统日益多样化和复杂化,信号调制类型的自动识别作为信号分析和处理的关键技术,成为通信对抗、频谱管理、软件无线电及认知无线电等相关领域的一个研究和应用热点。近年来,人们掀起了对认知无线电技术的研究热潮。众所周知,认知终端将接收和处理多种类型未知的通信信号,确定信号的调制样式将是认知循环顺利进行的基础。因此,在未知调制类型的情况下,对通信信号的调制类型的正确识别显得尤为迫切。

传统的调制类型识别,以 Azzouz 等人<sup>[1,2]</sup>的研究工作最具典型性。最初,他们通过提取信号的相位、频率、幅度等参数来识别信号的调制类型。随着信号处理技术的发展,通信信号的循环平稳特性拓宽了调制类型识别的研究领域, Azzouz 等人通过对通信信号的谱相关函数进行分析<sup>[3,4]</sup>,运用决策理论法对常用通信信号进行了调制识别研究。但是决策理论法的正确识别依赖于判决门限的合理设置,自适应性能差,难以满足日益复杂的信号调制识别要求。神经网络因其自身强大的自适应、自学习和容错性,克服了决策理论分类器自适应性能差的不足<sup>[5,6]</sup>,随着应用范围的拓展和新问题的不断涌现,单个神经网络分类器无法提供一种对所有数据进行精确解释的能力,很难获得良好的分类效果<sup>[7]</sup>。

本文充分利用调制信号的循环谱特性,在不需要任何先验知识的条件下,直接对接收信号进行特征提取;针对单个神经网络的无能为力,提出了一种应用组合神经网络进行分类的方法。实验证明,组合神经网络利用单个分类器性能上的互补性,可以显著提高识别率。

### 1 谱相关函数的特征提取

#### 1.1 谱相关函数的定义

一个连续时间二阶随机过程  $\{x(t); t \in (-\infty, +\infty)\}$ , 当且仅当它的均值和自相关函数是周期性的时 ( $m_x(t+T_0) = m_x(t)$ ,  $R_x(t+T_0, u+T_0) = R_x(t, u)$ ), 称之为广义上的循环平稳过程(或称二阶循环平稳过程)。信号的循环谱密度函数(也称为谱相关函数)定义为

$$S_{x_T}^\alpha(f)_{\Delta t} = (1/\Delta t) \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} (1/T) X_T(t, f + \alpha/2) X_T^*(t, f - \alpha/2) dt \quad (1)$$

其中:  $f$  为谱频率;  $\alpha$  为循环频率。

$$X_T(t, v) = \int_{-T/2}^{T/2} x(u) * e^{-i2\pi vu} du \quad (2)$$

当  $T, \Delta t$  均趋向无穷大时

$$S_x^\alpha(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} (1/\Delta t) \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} (1/T) X_T(t, f + \alpha/2) * X_T(t, f - \alpha/2) dt \quad (3)$$

收稿日期: 2009-02-24; 修回日期: 2009-03-26 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60672158)

作者简介: 王艳聪(1981-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为认知无线电(wangcail12@126.com); 胡中豫(1954-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为短波通信、认知无线电等; 张云飞(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为军事通信。

由式(3)可知, $S_x^\alpha(f)$ 相当于 $x(t)$ 的短时频谱上下搬移特定频率后得到的两信号分量的时间平均互相关,这就是循环谱也称为谱相关函数的原因。在实际应用中,只能根据有限观察时间内的 $x(t)$ 来近似估计谱相关函数,一般采用离散频谱平滑方法来实现。具体表示为

$$S_x^\alpha(f)_{\Delta f} = (1/M) \sum_{n=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} (1/\Delta t) X_{\Delta t}(t, f + \alpha/2 + nF_s) \cdot X_{\Delta t}^*(t, f - \alpha/2 + nF_s) \quad (4)$$
$$X_{\Delta t}(t, f) = \sum_{k=0}^{N-1} W_{\Delta t}(kT_s) \cdot X(t - kT_s) e^{-j2\pi f(t - kT_s)}$$

其中: $T_s$ 为采样周期; $N = \Delta t/T_s$ 为样本长度; $F_s = 1/(N-1)T_s$ 为频率增量; $W_{\Delta t}(kT_s)$ 为数据窗函数; $\Delta f = M \cdot F_s$ 为频域平滑宽度。

函数 $x(t)$ 的谱相干系数是指在 $f + \alpha/2$ 与 $f - \alpha/2$ 处的频谱分量的相关程度,定义如下:

$$C_x^\alpha = S_x^\alpha(f) / [S_x^\alpha(f + \alpha/2) \cdot S_x^\alpha(f - \alpha/2)]^{1/2} \quad (5)$$

在信号调制类型识别中,应用谱相关特性分析是出于以下两点考虑的:a)功率谱密度函数相同的不同类型的调制信号(如2PSK、QPSK)可能具有容易区分的谱相关函数;b)静态噪声不具备谱相关性。

1.2 谱相关函数的特征提取

本文主要讨论 AWNG 信道下常用数字信号的调制识别,通过计算并分析 2ASK、2FSK、4FSK、2PSK、QPSK、MSK 六种信号的谱相关函数及谱相关平面图<sup>[8]</sup>,提取易于识别的五个参量作为调制识别的特征参数:

- a) 频谱在  $\alpha = 0$  时  $f$  轴上呈现的  $\delta$  脉冲的数量  $l$ ;
- b)  $S_x^\alpha(f)$  在  $f = 0$  时  $\alpha$  轴上的周期谱线分布数量  $k$ ;
- c) 调制信号的谱相干系数  $C_x^\alpha(f)$  的最大值  $c$ ;
- d)  $S_x^\alpha(f)$  在  $\alpha = \pm 2f_0$  处的最大归一化下降值  $v$  (所谓最大归一化下降值,指  $S_x^{2f_0}(f)$  在  $f_0 \pm \Delta f/2$  处的跃变值);
- e)  $C_x^\alpha(f)$  的最大值与  $S_x^\alpha(f)$  在  $\alpha = \pm 2f_0$  处的最大归一化下降值的比值  $r$ 。

2 组合神经网络分类器设计

针对通信信号 SNR 变化范围大的特性,要获得高效、高精度的识别率,除了提取抗干扰、易识别的特征参数外,分类器的设计更为关键。由第 1 章提取的特征参量可知,每个参量对文中讨论的数字调制方式均有一定的识别能力。为达到特征的有效融合,本文设计的组合神经网络分类器,旨在从识别精度和效率上提高神经网络的识别性能。

2.1 组合神经网络分类器结构

图 1 是组合神经网络分类器模型,它由系统输入、单个神经网络设计、组合结构和融合规则四部分组成<sup>[9]</sup>。系统输入是指特征参数的表示方式及单个分类器输入的确;单个神经网络设计是指各分类器学习算法的构造和相关参数的定义;组合结构是各单分类器的组合方式,它有并联和串联两种类型;融合规则是各单分类器输出信息的组合方式,是整个模型的核心。

为实现各分类器的优势互补,选择的单分类器应尽量差异化。BP 算法是目前应用最为广泛的神经网络学习算法;RBF 神经网络是一种局部逼近网络,能够自适应确定径向基函数神

经元,收敛速度快。本文选用了具有不同结构的 BP 网络和 RBF 网络构成的组合神经网络作为分类器,单分类器的输入层与输出层神经元个数由待识别特征参数与待识别的种类决定。各神经网络分类器输入的特征向量相同,输出分别作为融合规则的数据源。

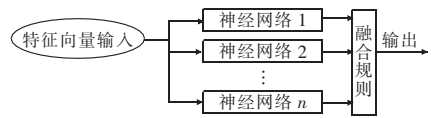


图 1 组合神经网络分类器结构

2.2 融合算法设计

组合神经网络分类器的性能很大程度上取决于融合规则的确定。目前已有多种融合算法被提出,如多数投票法、简单平均法、均方误差意义上的最佳线性组合法、置信因子法等。一个经过训练的多层感知器的输出可近似为一种后验概率,在同一特征空间对后验概率的多次估值可以提高识别概率。本文采用对后验概率加权,通过投票表决来确定调制类型。

设待分类信号的类别数为  $K$ ,分类器数目为  $N$ ,对于输入特征矢量  $\tilde{X}$ ,第  $n$  个分类器的第  $k$  个输出为

$$o_{nk}(\tilde{X}) = P(c_k | \tilde{X}) + e_{nk}(\tilde{X}) \quad (6)$$

其中: $P(c_k | \tilde{X})$ 表示在输入  $\tilde{X}$  的情况下第  $k$  类的后验概率; $e_{nk}(\tilde{X})$ 表示第  $n$  个分类器第  $k$  个节点的输出误差。权矢量  $\omega_k = \{\omega_{1k}, \omega_{2k}, \dots, \omega_{nk}\}$  为第  $n$  个分类器第  $k$  个输出的权值。各个分类器同一类别输出的加权和为

$$S_k(\tilde{X}) = \sum_{n=1}^N \omega_{nk} o_{nk}(\tilde{X}); k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

当增加约束条件  $\sum_{n=1}^N \omega_{nk} = 1$  和  $\sum_{n=1}^N \omega_{nk} e_{nk}(\tilde{X}) = 1$  时,式(17)可表示为

$$S_k(\tilde{X}) = P(c_k | \tilde{X}) \quad (8)$$

终极规则为  $S_k = \max_{1 \leq j \leq K} S_j$ ,则判为  $k$  类信号存在。

3 仿真结果与性能分析

本文对 2ASK、2FSK、4FSK、BPSK、QPSK、MSK 六种常用数字调制类型进行分析,仿真在 MATLAB 环境下完成。仿真包括调制信号的产生、谱相关特性仿真、组合神经网络的训练和测试等。

3.1 谱相关特性仿真

进行调制信号的谱相关特性分析时,对各类信号采用统一的符号速率  $F_d$ 、载波频率  $F_c$ 、采样频率  $F_s$ ,其值分别设定为 20、100、1 000,本文分别对上述各类调制信号进行了仿真。图 2 仿真了 SNR = 10 dB 时,采样点为 1 024 时 QPSK 信号的循环谱特性,由图可看出,QPSK 信号在  $\alpha = 2f_c \pm 1/T_s$  处有明显的谱峰值,但谱峰幅度有较大差别。

经仿真发现,不同调制信号的循环谱特性具有明显的区别,由此验证了利用谱相关特征识别信号调制类型的可行性。另外,进行谱相关分析时,采样点数的选择对谱相关特征的提取有很大影响。图 3 是采样点数为 256 时的谱相关特性图。仿真表明,采样点数太少,则不能有效识别信号特征;采样点数过多,无疑会增加仿真的运行时间。经多次仿真比较,采样点为 1 024 时能兼顾调制识别的可靠性和有效性。

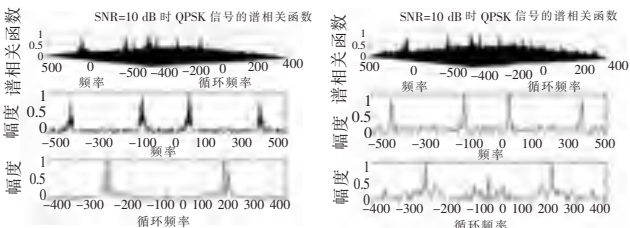


图 2 采样点数为 1 024 时的谱相关特性

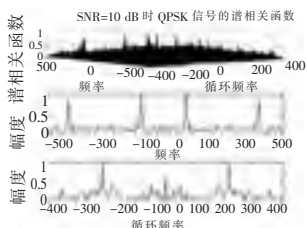


图 3 采样点数为 256 时的谱相关特性

贝叶斯规则空间复杂度为  $O(K \times K \times N)$  (待分类信号的类别数为  $K$ , 分类器数目为  $N$ ); 本文算法比贝叶斯规则占用了更多的存储空间, 空间复杂度为  $O(K \times K \times N) + O(K \times N)$ 。由此可见, 三种算法复杂度依次增加, 但经验证, 相应的组合神经网络的正确识别概率也是呈递增趋势的。特别是在低信噪比下, 本文融合算法的正确识别概率明显优于多数投票法及贝叶斯融合规则。表 3 为  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时应用不同融合算法时组合神经网络的正确识别概率。在复杂度增幅不高的情况下, 能显著提高低信噪比下分类器正确识别概率的输出向量加权算法是可行的。

表 3  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时应用不同融合算法的组合神经网络正确识别概率 %

| 调制类别 | 融合算法  |       |         |
|------|-------|-------|---------|
|      | 多数投票法 | 贝叶斯规则 | 输出向量加权法 |
| 2ASK | 86    | 91    | 90      |
| 2FSK | 90    | 93    | 95      |
| 4FSK | 93    | 92    | 95      |
| 2PSK | 89    | 90    | 93      |
| QPSK | 84    | 89    | 90      |
| MSK  | 88    | 87    | 90      |

4 结束语

数字信号的调制类型识别是软件无线电、认知无线电等智能通信系统的关键技术。利用调制信号的谱相关特性, 在前人工作的基础上, 本文提取出五个谱相关特征向量作为分类器的输入, 为弥补单个分类器识别性能上的局限性, 提出了一种基于组合神经网络的分类器设计方法。基于本文选用的几种常用数字调制信号, 仿真结果验证了在大动态信噪比范围内, 应用本文提出的融合算法, 组合神经网络分类器比单个分类器具有更好的推广能力和稳健性。此外, 在保证识别率的前提下, 对于如何优化算法减少运算时间、如何选取更加稳定可靠的谱相关特性, 以及选用更好的分类器融合算法, 均有待进一步研究。

参考文献:

[1] AZZOUZ E E, NANDI A K. Automatic analogue modulation recognition[J]. *Signal Processing*, 1995, 46(2): 211-222.

[2] AZZOUZ E E, NANDI A K. Automatic identification of digital modulation types[J]. *Signal Processing*, 1995, 47(1): 55-69.

[3] 韩国栋, 蔡斌, 鄢江兴. 调制分析与识别的谱相关方法[J]. *系统工程与电子技术*, 2001, 23(3): 34-36.

[4] 王瑛, 程汉文, 吴乐南. 基于谱相关特征的信号调制方式识别[J]. *信息技术*, 2006, 30(12): 25-28.

[5] GANESH A, VIS R, BDESSELM A B, et al. Classification of digital modulation schemes using neural networks[C]//Proc of the 5th International Symposium on Signal Processing and Its Applications. 1999: 649-652.

[6] NANDI A K, AZZOUZ E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals[J]. *IEEE Trans on Communications*, 1998, 46(4): 431-436.

[7] 吕铁军, 肖先赐. 基于快速组合神经网络分类器的数字调制识别新方法[J]. *信号处理*, 2001, 17(1): 17-20.

[8] GARDNER W A. Spectral correlation of modulated signals PART 2: digital modulation[J]. *IEEE Trans on Communications*, 1987, 35(6): 595-601.

[9] 王正群, 章征, 王卫红. 多分类器融合系统设计与应用[J]. *计算机工程*, 2005, 31(5): 175-177.

3.2 组合神经网络分类器性能分析

神经网络隐层神经元个数的选择是基于网络输出最小均方误差和最佳正确识别率的原则。文中选用了四个结构不同的神经网络分类器, 各分类器之间的初始状态、训练过程是相互独立的, 四个网络的结构分别为 BP1(5-14-6)、BP2(5-23-6)、RBF1(5-25-6)、RBF2(5-30-6)。为提高网络的训练效率, 利用 Premmnx 函数对样本数据作归一化处理, 使归一化后的输入数据取值在  $[-1, 1]$ 。

当 SNR 为 0~20 dB 时, 对各调制信号间隔 5 dB 产生 200 个特征样本。其中 100 个样本作为训练集, 其余作为测试集。为避免单次分类导致的误差, 各类分别进行 100 次 Monte Carlo 仿真, 并计算均值作为测试结果。表 1 为信噪比 020 dB 时, 各测试样本经过组合神经网络的正确识别率; 表 2 给出  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时单个神经网络作为分类器时的正确识别率; 图 4 为单个神经网络随信噪比变化的平均调制识别概率。

表 1 组合神经网络分类器的正确识别率 %

| SNR         | 调制类别 |      |      |      |      |     |
|-------------|------|------|------|------|------|-----|
|             | 2ASK | 2FSK | 4FSK | 2PSK | QPSK | MSK |
| SNR = 5 dB  | 90   | 95   | 95   | 93   | 90   | 90  |
| SNR = 10 dB | 95   | 100  | 99   | 98   | 93   | 93  |
| SNR = 15 dB | 100  | 100  | 100  | 99   | 94   | 98  |
| SNR = 20 dB | 100  | 100  | 100  | 100  | 97   | 99  |

表 2  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时单个神经网络的正确识别概率 %

| 神经网络 | 调制类别  |       |       |      |       |     |
|------|-------|-------|-------|------|-------|-----|
|      | 2ASK  | 2FSK  | 4FSK  | 2PSK | QPSK  | MSK |
| BP1  | 80    | 90    | 93    | 88   | 75    | 74  |
| BP2  | 86    | 91    | 94    | 90   | 90    | 93  |
| RBF1 | 85    | 94    | 97    | 87   | 80    | 92  |
| RBF2 | 90    | 92    | 95    | 89   | 88    | 89  |
| 平均值  | 85.25 | 91.75 | 94.75 | 88.5 | 83.25 | 87  |

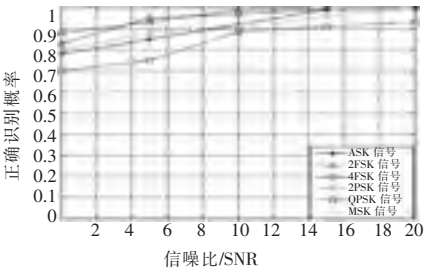


图 4 单个神经网络的平均识别率

由表 1 及图 4 可以看出, 应用单个神经网络进行调制识别时, 只有当  $\text{SNR} \geq 10 \text{ dB}$  时, 各类数字调制信号的正确识别率才高于 90%, 而组合神经网络在  $\text{SNR} = 5 \text{ dB}$  时就能达到 90% 以上的正确识别率。

3.3 融合算法复杂度分析

为验证输出向量加权融合算法的有效性, 本文从算法复杂度及识别性能两方面, 分别与多数投票法及贝叶斯融合规则进行了对比。多数投票法融合规则简单, 无须对网络进行训练, 复杂度最低; 贝叶斯规则与文中融合算法的时间复杂度相当,