

一种混合模式的神经网络自动调制识别器

赖惠成 褚辉

(新疆大学信息科学与工程学院 乌鲁木齐 830046)

摘要: 数字信号自动调制识别(AMR)有基于决策论和统计模式两种方法, 该文提出一种将两者相结合的自动调制识别系统, 利用提取决策论特征向量集和统计特征向量集相结合的特征参数, 使用带动量项的自适应权重的BP神经网络对 MASK, MFSK, MPSK, MQAM 等4类信号进行分类识别。当信噪比在 0-10dB, 在估计载频与实际载频相差 0-100Hz 的情况下正确识别率仍高达 97%以上, 实验证明这种分类识别方法的鲁棒性和实用性。

关键词: 数字调制; 特征提取; 自动调制识别; 神经网络

中图分类号: TN919

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)05-1203-03

An Automatic Modulation Recognizer Using Neural Networks Based on the Hybrid Mode

Lai Hui-cheng Chu Hui

(College of Information Science & Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: On automatic modulation there are two approaches, decision-theoretic and statistical pattern. An automatic modulation recognition system to recognize four digital signal classes as MASK, MFSK, MPSK, MQAM is proposed in this paper, which using decision-theoretic based feature set addition to statistical pattern based feature set with momentum auto-adapted weight BP neural network. Performance is generally good when Signal to Noise Ratios (SNR) in 0-10dB, and the estimated carrier frequency differs from the actual carrier frequency of 0-100Hz, simulations show the results even larger than 97%, that confirm the robustness and practicability of this recognition method.

Key words: Digital modulation; Feature extraction; Automatic Modulation Recognition(AMR); Neural network

1 引言

随着通信技术的飞速发展, 通信调制技术也日渐复杂, 如何正确、有效地自动识别通信中不同的调制样式, 是一个重要的课题。自动调制识别(AMR)作为信号检测和解调的中间步骤, 一直在软件无线电、频谱监测、电子对抗等应用中扮演着重要角色, 尤其在现阶段, 频谱资源非常紧张的情况下, 尤为重要。以往的调制技术频谱利用率低、抗多径衰落能力差。近年来人们针对这些不足提出了一些新的数字调制技术, 以适应各种通信系统的要求。同时一些新的调制方式识别方法也应运而生, 到目前为止, 调制信号的识别方法可分为两大类: 一类是决策论方法, 另一类是统计模式识别方法。文献[1,2]采用判决理论方法和神经网络方法在SNR不低于15dB的情况下识别14种模拟和数字信号, 正确率在94%以上; 文献[3]在文献[1]的基础上引入了统计特征向量以利于解决更宽范围内的信号识别。仿真结果表明在SNR为0dB时识别正确率达到98%, 但事先应该假设载波频率和码元速率等信号参数已知。

考虑到判决理论方法的可靠性高, 但对噪声干扰敏感; 高阶统计量中高阶累积量对加性高斯噪声不敏感, 对星座图旋转、相位跳变鲁棒等因素, 本文采用联合判决理论和统计量分析相结合提取特征参数, 并利用神经网络识别方法识别 MASK, MFSK, MPSK, MQAM等4类信号的9种数字调制方式信号, 在SNR为0dB时, 识别率仍能达到97%以上, 仿真试验结果证实了其鲁棒性和实用性。

2 基于神经网络的数字调制方式自动识别

2.1 调制方式识别原理及流程

用神经网络方法进行调制识别的系统如图1所示。主要由特征值提取、训练网络, 识别网络等几部分组成。在特征提取部分中特征参数从信号时域瞬时参数中提取, 然后输入神经网络进行训练以提高系统的正确识别率, 最后将从待识别信号中抽取的特征参数输入训练好的网络得到识别结果。

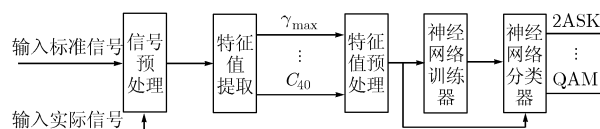


图1 自动调制识别器原理框图

2007-04-06 收到, 2007-10-29 改回

教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-05-0897)资助课题

2.2 特征参数的提取

基于神经网络的自动调制识别系统，首先要对接收信号进行预处理，关键是要从接收到的信号中提取特征参数。在通信信号的特征提取中，信号综合特征的选取是比较重要的一环。应遵循两个标准：(1)能比较有效地描述不同模式的信号，不会产生误会。(2)特征个数要合适，不宜过多，也不能太少。从已发表的文献看，现在有基于判决理论^[1]、小波分析、模糊测度模糊积分理论、星座图、直方图等方法，本文从提取特征参数的可靠性及抗干扰能力等方面考虑，联合基于判决理论和统计量分析法提取特征参数。

2.2.1 基于判决理论的特征参数^[1] 实现调制识别的第一步，是从接收的信号中提取用于信号调制样式识别的特征参数。共有5个基于判决理论的特征参数^[1]，它们分别是

(1)归一化中心瞬时幅度最大值：

$$\gamma_{\max} = \max(|\text{DFIT}[a_{cn}(i)]| \wedge 2 / N_s) \quad (1)$$

式中 N_s 为取样点数； $a_{cn}(i)$ 为零中心归一化瞬时幅度，由式 $a_{cn}(i) = a_n(i) - 1$ 计算。其中 $a_n(i) = \frac{a(i)}{m_a}$ ； $m_a = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} a(i)$ 为瞬时幅度 $a(i)$ 的平均值。用平均值来对瞬时幅度进行归一化的目的是为了消除信道增益的影响。

(2)零中心瞬时相位非线性分量绝对值偏差：

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

式中 a_t 是判断弱信号段的一个幅度判决门限电平，在仿真中取 $a_t = 1$ ； 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： $\phi_{nl}(i) = \varphi(i) - \varphi_0$ 。其中 $\varphi_0 = \frac{1}{c} \sum_{a_n(i) > a_t} \varphi_i$ ， $\varphi(i)$ 为瞬时相位。

(3)零中心瞬时相位非线性分量标准偏差：

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

(4)零中心归一化瞬时幅度绝对值标准偏差：

$$\sigma_{aa} = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left[\sum_{i=1}^{N_s} a_{cn}^2(i) \right] - \frac{1}{N_s} \left[\sum_{i=1}^{N_s} |a_{cn}(i)| \right]^2} \quad (4)$$

(5)零中心归一化瞬时频率绝对值标准偏差：

$$\sigma_{af} = \sqrt{\frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} f_n^2(i) \right] - \frac{1}{c} \left[\sum_{a_n(i) > a_t} |f_n(i)| \right]^2} \quad (5)$$

式中 a_{cn} 表示零中心归一化瞬时幅度； a_n 表示归一化瞬时幅度； ϕ_{nl} 表示零中心瞬时相位非线性分量； f_n 表示零中心归一化瞬时频率； a_t 是判断弱信号段的幅度门限电平； N_s 表示每个信号段的长度； c 表示信号段中非弱样本点的个数。

以上特征参数已证明可以识别单一调制方式的信号，但是当调制信号调制参数多于两个时，比如QAM调制，则经实验表明结果将严重恶化。因此，本文在特征参数集中再综

合基于统计的特征参数就能更好地实现调制信号类间识别。

2.2.2 基于统计的特征参数 在已有的调制识别文献中，基于统计的高阶累积量是一个应用较多的分类特征^[4]。由于高斯噪声大于二阶的累积量值恒为零，对接收的含有高斯噪声的信号求累积量或变换到累积量谱域处理，就可以剔除噪声的影响。因此高阶累积量特征具有良好的抗噪声性能，应用比较广泛。

首先给出累积量的定义^[5]，对一个复数随机过程序列 $y(n)$ ，其二阶矩定义为

$$\left. \begin{aligned} C_{20} &= E[y^2(n)] \\ C_{21} &= E[|y(n)|^2] \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

类似地，其四阶矩定义为

$$\left. \begin{aligned} C_{40} &= \text{cum}(y(n), y(n), y(n), y(n)) \\ C_{41} &= \text{cum}(y(n), y(n), y(n), y^*(n)) \\ C_{42} &= \text{cum}(y(n), y(n), y^*(n), y^*(n)) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

其中 $y^*(n)$ 为 $y(n)$ 的共轭复数序列，对零均值随机过程 w, x, y, z ，他们的四阶累积量可以写成：

$$\begin{aligned} \text{cum}(w, x, y, z) &= E(wxyz) - E(wx)E(yz) \\ &\quad - E(wy)E(xz) - E(wz)E(xy) \end{aligned} \quad (8)$$

令 Hx 为取样信号段 X 的希尔伯特变换，由以上各公式得到 Hx 的统计特征向量集为 $\{C_{20}, C_{40}, C_{41}, C_{42}\}$ 。

在这些特征值输入神经网络识别器之前先要对这些值归一化，使其为零均值的单位变量，未归一化的值在幅度上变化很大，不利于神经网络的识别。

3 神经网络识别分类器

神经网络分类器由于具有强大的模式识别能力，能够自动适应环境变化，较好地处理复杂的非线性问题等诸多传统分类器所没有的优点，在信号调制识别领域中得到了广泛的应用^[1-3, 6]。本文使用带动量项的自适应权重的BP神经网络对网络进行快速训练。BP网络为一种两层结构，输入节点数由特征值个数决定，输出节点数由所识别调制信号类型个数决定，隐层节点数是任意的，但也不能过多，以免造成网络过于复杂^[7]，本文使用15个隐层节点。

结合上述提出的判决理论和统计理论方法提取的特征参数集作为神经网络的输入来识别如下4类调制信号类型：MASK, MFSK, MPSK, MQAM。图2为分层识别结构：

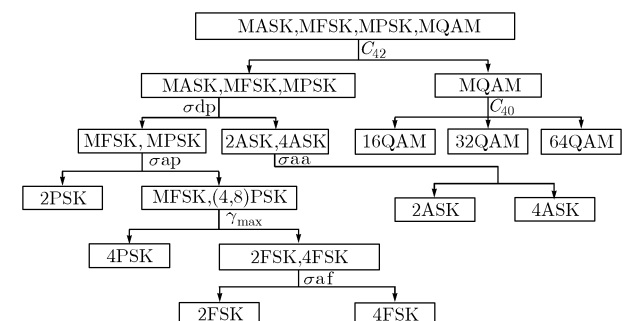


图2 调制信号分层识别结构

4 仿真结果

本文主要识别 2ASK, 4ASK, 2PSK, 4PSK, 2FSK, 4FSK, 16QAM, 32QAM, 64QAM 等 9 种数字调制信号类型, 已调信号模型参数与文献[2]基本相同。具体的模拟条件如下:

(1)文中对每类信号抽取 20 段样本, 每类信号循环 10 次(考虑到时间因素, 若要硬件实现可一次完成大量的循环), 实验室条件下进行 20 次仿真, 即每类信号仿真 $20 \times 10 \times 20 = 4000$ 次得到识别结果。

(2)数字已调信号模型参数: 9 种已调信号码元速率均为 1200bps, 载波频率为 3600Hz, 2FSK, 4FSK 信号的频偏均为 3.6kHz; 抽样频率为 36kHz。

(3)测试数据和特征向量参数: 在 0~10dB 范围内对每类信号抽取 20 段样本, 每段长度为 4096 个点, 用来抽取信号

的 9 个特征值产生 9×20 的特征向量矩阵作为神经网络分类器的训练集。另外再产生上述信号, 但令信号的载波频率有 0~100Hz 的偏差, 作为真正输入信号估计载频的偏差, 使更加接近真实效果。这里不再做信号载频估计的工作。

(4)神经网络分类器及其算法参数: 神经网络输入层和输出层神经元数目分别为 9 个, 实验获得的隐层神经元数目为 15。采用动量法和学习率自适应调整的改进 BP 算法以提高学习速率及增加算法的可靠性。最大训练步数为 3000, 期望误差为 0.01, 起始学习率为 0.01, 动量常数为 0.95。

在仿真过程中, 初始学习率的选择很关键, 一般不应过大, 0.01 左右较为合适; 表 1 为分类器在不同的 SNR 下的识别结果。

通过所得的数据可以看出, 即使在很低的信噪比下识别正确率也不低于 97%。

表 1 仿真识别结果(%)

信号	SNR(dB)										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
2ASK	99.5	98	98.5	99.5	99	99.5	99	99.5	100	100	99.5
4ASK	98	98.5	98.5	97.5	99.5	98.5	98	99	98.5	99	97
2FSK	100	99.5	99.5	100	100	99.5	99	100	100	100	100
4FSK	100	100	100	100	100	99.5	99.5	100	100	99.5	100
2PSK	99.5	100	97.5	97	99	98.5	97.5	98.5	98.5	98	99
4PSK	99.5	98.5	99.5	99.5	99.5	100	99	99.5	99.5	98	99.5
16QAM	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
32QAM	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
64QAM	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100

5 结束语

本文的目标是用基于决策论和统计理论相结合提取信号特征参数并采用神经网络来自动识别数字调制信号类型。在不同信噪比下对 9 种数字调制信号的识别进行了严格的仿真, 给出了 0~10dB 下, 训练信号载频与实际信号估计载频相差 0~100Hz 时的仿真结果。结果表明基于决策论的特征参数保证了类内信号识别的准确性, 而基于统计理论的特征参数, 由于其对相位跳变、频偏的鲁棒性及对加性噪声的不敏感, 能有效地进行类间分类, 提高了系统的抗干扰能力, 这很好地解决了有差别的调制方式类别间(如 PSK, QAM)的识别问题, 实验证明了系统的鲁棒性和实用性。

参考文献

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

[2] Azzouz E E and Nandi A K. Procedure for automatic recognition of analogue and digital modulations [J]. *IEE Proceedings, Communications*, 1996, 143(5): 259-266.

[3] Wong M L D and Nandi A K. Automatic digital modulation recognition using spectral and statistical features with multi-layer perceptrons[C]. ISSPA. Kuala Lumpur, Malaysia, 2001-08, 2: 390-393.

[4] 李春辉. 调制体制识别算法综述[J]. *数字通信世界*, 2005, 20(11): 53-56.

[5] Swami Ananthram and Sadler Brain M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. *IEEE Trans. on Communications*, 2000, 48(3): 416-429.

[6] 吕铁军, 肖先赐. 基于神经网络最佳分类器通信信号的调制识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2001, 23(5): 44-46.

[7] 陈玉芳, 雷霖. 提高 BP 网络收敛速率的又一种算法[J]. *计算机仿真*, 2004, 21(11): 74-76.

赖惠成: 男, 1963 年生, 副教授, 研究方向为通信与信息系统。
褚辉: 男, 1980 年生, 硕士生, 研究方向为通信与信息系统。