

数字调制信号的神经网络识别方法*

黄春琳 邱玲 沈振康

(国防科技大学电子技术系 长沙 410073)

摘要 提出数字调制信号的人工神经网络识别方法,从信号幅度、相位、频率及功率谱等特性中提取五种特征参数,用于训练神经网络对数字调制信号的识别。采用神经网络,不仅可提高识别的智能化,而且能提高正确识别率。

关键词 调制方式识别, 数字调制信号, 神经网络

分类号 TN911.7, TP18

ANNs Approach to Digital Modulation Recognition

Huang Chunlin Qu Ling Shen Zhenkang

(Department of Electronic Technology, NU DT, Changsha, 410073)

Abstract A new algorithms of digital modulation recognition is presented in this article. Artificial neural networks (ANNs) are used to recognize digital modulation in this approach, which is suitable for digital modulation types including 2ASK, 4ASK, 2FSK, 4FSK, 2PSK, 4PSK. ANN's approach can automatically chose the threshold for each feature. It not only makes the classification intelligible, but also improves the success rate of classification.

Key words modulation recognition, digital modulation, artificial neural networks

现代通信系统中数字调制技术比模拟调制技术使用更为频繁,故对数字调制信号的识别现在已成为一种趋势。到目前为止,调制信号的识别方法可分为两大类:一类是判决理论方法,另一类是统计模式识别方法。判决理论方法是采用假设检验理论去解决信号分类问题,通常根据信号的统计特性,基于耗费函数最小化原则,导出统计检验量,以形成判决准则。该类方法适于具体某类调制信号识别,识别范围窄。本文针对ASK2、ASK4、PSK2、PSK4、FSK2、FSK4等多种常用数字调制信号,提出人工神经网络识别方法,属于统计模式识别方法,该类方法是由经典模式识别理论的特征抽取概念而来。整个神经网络识别系统分为两部分:特征提取和类型识别。特征提取是基于对各种调制信号分析,从信号的幅度、相位、频率及功率谱等信息中提取能区分各种信号的特征参数。类型识别部分摒弃传统的大数据统计分类识别方法,采用人工神经网络作为分类器,使得运算量小,识别速度快,并且较大程度提高了正确识别率,若能利用神经网络的并行运算特点,可实现信号识别的实时处理。

1 识别特征参数

识别特征参数是基于对信号的数学分析,从调制信号的幅度、相位、频率及功率谱等几方面的信息中提取而得。英国 E. E. Azzouz 和 A. K. Nandi 曾提出类似的四个特征参数^[1],为能充分利用信号的各方面信息,使特征参数具有更大的差异性,对 Azzouz 和 Nandi 提出的特征参数作了改进与扩充,形成五个新的特征参数。

假设获取的信号 $S(t)$ 为 $t_1 \sim t_2$ 间隔内的信号段, $A(t)$ 为信号瞬时幅度, $\theta(t)$ 是瞬时相位, $f(t)$ 为瞬时频率。进行数字计算之前需对信号采样,假设最大采样数是 N_s , 采样频率是 f_s 。

(1) 特征参数 σ_{aa}^2 定义为:

* 1998年5月16日收稿

第一作者: 黄春琳, 男, 1973年生, 博士生

$$\sigma_{aa}^2 = \frac{1}{N_s} \left[\sum_{i=1}^{N_s} A_{cc}^2(i) \right] - \left[\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} A_{cc}(i) \right]^2 \quad (1)$$

其中: $A_{cc}(i) = A_{nc}(i) - \frac{1}{2} \left[\frac{1}{N_1} \sum_{A_{nc}(i) > 0} A_{nc}(i) + \frac{1}{N_2} \sum_{A_{nc}(i) < 0} A_{nc}(i) \right]$,

$$A_{nc}(i) = \left[N_s \sum_{i=1}^{N_s} A(i) - \sum_{i=1}^{N_s} A(i) \right] \setminus \sum_{i=1}^{N_s} A(i)$$

$A_{nc}(i)$ 表示归一化和中心化后的幅度序列, $A_{cc}(i)$ 为考虑到现实情况后作的修正式, N_1 为 $A_{nc}(i)$ 大于0的总点数, N_2 为 $A_{nc}(i)$ 小于0的总点数。该特征参数表示归一化和中心化瞬时幅度的绝对方差。

(2) 特征参数 σ_{ap}^2 定义为:

$$\sigma_{ap}^2 = \frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} \theta_c^2(i) - \left[\frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} \theta_c(i) \right]^2 \quad (2)$$

其中: $\theta_c(i) = \theta(i) - \frac{1}{2} \left[\frac{1}{N_1} \sum_{\theta(i) > 0} \theta(i) + \frac{1}{N_2} \sum_{\theta(i) < 0} \theta(i) \right]$,

$$\theta(i) = \theta(i) - \frac{1}{C_{A_{nc}(j) > a_t}} \theta(j)$$

$\theta_c(i)$ 为相位的非线性部分, 即相位偏移 $\theta(i)$ 中心化后的相位分量, $\theta_c(i)$ 为考虑到现实情况后作的修正式, N_1 为 $\theta(i)$ 大于0的总点数, N_2 为 $\theta(i)$ 小于0的总点数。 a_t 是关于幅度 $A(t)$ 的一门限值, 在低于此门限时, 信号对噪声十分敏感, 会造成相位较大的失真, 在计算时, 一种比较简单的方法是将幅度 $A_{nc}(i)$ 低于 a_t 时刻的相位都视作 $\pi/2$ 。 C 表示信号序列中 $A_{nc}(i) > a_t$ 的总点数。特征参数 σ_{ap}^2 表示信号的绝对相位偏移方差。

(3) 特征参数 σ_{dp}^2 定义为:

$$\sigma_{dp}^2 = \frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} \theta_c^2(i) - \left[\frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} \theta_c(i) \right]^2 \quad (3)$$

特征参数 σ_{dp}^2 与 σ_{ap}^2 相类似, 都是有关信号瞬时相位, 差别仅在于公式等号右边第二项为非绝对值求和, 故 σ_{dp}^2 表示信号的直接相位偏移方差。

(4) 特征参数 σ_{fa}^2 定义为:

$$\sigma_{fa}^2 = \frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} f_{cc}^2(i) - \left[\frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} f_{cc}(i) \right]^2 \quad (4)$$

其中: $f_{cc}(i) = f_{nc}(i) - \frac{1}{2} \left[\frac{1}{N_1} \sum_{f_{cc}(i) > 0} f_{nc}(i) + \frac{1}{N_2} \sum_{f_{nc}(i) < 0} f_{nc}(i) \right]$,

$$f_{nc}(i) = \left[N_s \sum_{i=1}^{N_s} f(i) - \sum_{i=1}^{N_s} f(i) \right] \setminus \sum_{i=1}^{N_s} f(i)$$

$f_{nc}(i)$ 表示归一化和中心化后的频率序列, $f_{cc}(i)$ 为考虑到现实情况后作的修正式, N_1 为 $f_{nc}(i)$ 大于0的总点数, N_2 为 $f_{nc}(i)$ 小于0的总点数。该特征参数表示绝对频率方差。

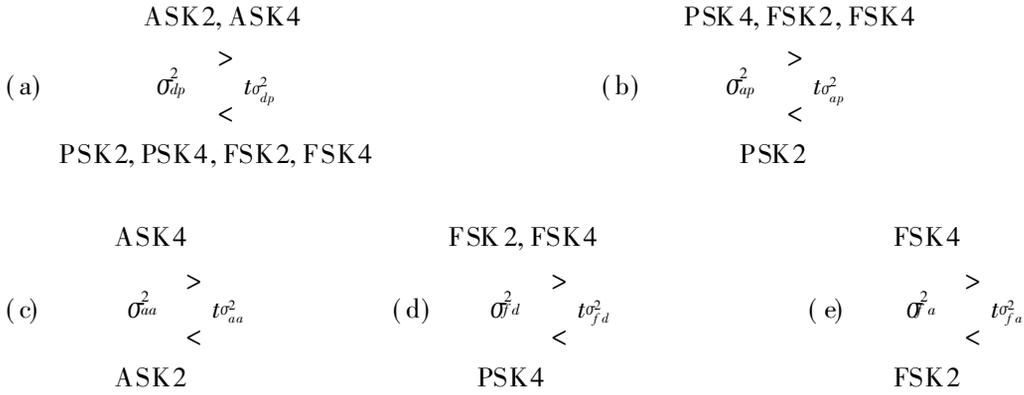
(5) 特征参数 σ_{fd}^2 定义为:

$$\sigma_{fd}^2 = \frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} f_{cc}^2(i) - \left[\frac{1}{C_{A_{nc}(i) > a_t}} f_{cc}(i) \right]^2 \quad (5)$$

特征参数 σ_{fd}^2 与 σ_{fa}^2 相类似, 都是有关信号瞬时频率, 差别仅在于公式等号右边第二项为非绝对值求和, 故该特征参数表示直接频率方差。

提取特征参数之前, 需从原始信号中提出幅度、相位与频率序列, 可采用希尔伯特法或同相-正交分量法, 详见 [6, 7]。

各特征参数区分多种数字调制信号的原理, 可用下列表达式简单示意:



依据调制信号是否有直接相位信息, σ_{dp}^2 可区分 ASK2、ASK4与 PSK2、PSK4、FSK2、FSK4; PSK2的绝对相位值为恒定值, 故 σ_{dp}^2 可将其与 PSK2、FSK2、FSK4相区分; ASK2绝对幅度值为0, 利用 σ_{aa}^2 可将其与 ASK4相区分; PSK4不含直接频率信息, 故 σ_{fd}^2 可将其与 FSK2、FSK4相区分; FSK2不具有绝对频率信息, 而 FSK4有, 故 σ_{fa}^2 能区分两者。其中 $t\sigma_{dp}^2$ 、 $t\sigma_{ap}^2$ 、 $t\sigma_{aa}^2$ 、 $t\sigma_{fd}^2$ 、 $t\sigma_{fa}^2$ 为各特征参数的判决门限。

2 神经网络的应用

采用人工神经网络可自动设定各种识别门限, 对调制信号实现智能化识别, 而且识别速度快, 正确识别率高。神经网络的训练需要一定数量的训练样本, 即要从已知的调制信号中提取出特征参数用于训练神经网络, 训练好的网络即可识别各调制信号。

本文采用多层前馈神经网络, 网络的学习算法采用反传算法。由于传统反传算法存在收敛速度慢, 易陷入局部最小等问题^[5], 结合一些好的改进算法^[2-4], 在这里提出一种简单、高效、收敛速度快的融合反传算法^[7]。

假设网络有 M 层, 第0层是输入层, T_j 为理想输出, X_j 是输入学习模式。

网络各节点的净输入为 $S_i^{(l)} = \sum_j \omega_j^{(l)} O_j^{(l-1)} - \theta^{(l)}$, $l = 1, 2, \dots, M$, 输出为: $y_j^{(l)} = F(S_j^{(l)}) = -1/2 + [1 + \exp(S_j^{(l)}/k1)]^{-1}$, 若 $l = 1$ 时, $O_j^{(l-1)} = X_j$ 为网络输入学习模式, 其它情况 $O_j^{(l-1)}$ 是各节点输出。 $y_j^{(M)}$ 是网络的实际输出。式中 $k1$ 是非线性激励函数参数, 一般取为 + 0.9 较好。

可推得网络的输出层权值误差为 $\delta_j^{(M)} = 2[k2 + (\frac{1}{4} - y_j^2)/k1] [T_j - y_j^{(M)}]$,

对于隐含层的权值误差可同理推导出 $\delta_j^{(l)} = 2\left\{k2 + \left[\frac{1}{4} - (O_j^{(l)})^2\right]/k1\right\} \left\{\sum_j \delta_j^{(l+1)} \omega_j^{(l+1)}\right\}$, $l = 1, 2, \dots, M$, 式中 $k2$ 是误差函数调节系数, 采用较小的正数。

网络各层的权值调节量是:

$$\Delta\omega_j^{(l)}(k) = \alpha(k) \delta_j^{(l)} y_j^{(l-1)} + \beta \Delta\omega_j^{(l)}(k-1), l = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

式中, β 为惯性系数, $\alpha(k)$ 是自适应变化步长, 步长调节量为:

$$\Delta\alpha(k) = \begin{cases} +k3 & \text{if } \Delta E(i) < 0 (i = k-n+1, \dots, k) \\ -k4 & \text{if } \Delta E(i) > 0 (i = k-m+1, \dots, k) \end{cases} \quad (7)$$

其中 ΔE 的判断采用输出误差平方和 $\Delta E = \sum_j (T_j - y_j)^2$, 则步长为

$$\alpha(k) = \alpha(k-1) + \Delta\alpha(k)$$

最后, 各层权值的调整为:

$$\omega_j^{(l)}(k) = \omega_j^{(l)}(k-1) + \Delta\omega_j^{(l)}(k) \quad (8)$$

阈值 $\theta^{(l)}$ 可视为附加权重系数, 与权重系数采用相同的公式调节变化。

3 仿真实验与性能评估

仿真实验采用的载波频率是150kHz, 采样频率为1200kHz, 高于载频的四倍。

神经网络采用三层前向网络。对数字调制信号的识别, 输入层采用5个神经元, 隐含层为10个神经元, 输出层为6个神经元。输入层与输出层的神经元个数分别由识别特征参数和识别调制类型的数目决定, 隐含层的神经元个数是基于网络输出最小均方误差和最佳正确识别率的原则, 经过优化选择得到的。通过实验可知, 对数字特征信号的识别, 隐含层采用10个神经元优于采用5个或15个神经元。实验数据见表1, 数据是信噪比为20dB、10dB和8dB时的正确识别率。

表1 神经网络结构参数测试

Tab. 1 ANNs performance for digital modulation

隐含层神经元个数	5	10	15
20dB	99.58%	99.75%	99.67%
10dB	99.29%	99.50%	99.33%
8dB	98.50%	98.71%	98.25%

实验对20dB、10dB和8dB信噪比各类数字调制信号, 分别采用50个样本对神经网络进行训练, 再用400个样本进行性能检测。实验结果分别见表2。由实验结果可以看出, 对数字调制信号的识别, 在信噪比是20dB时, 正确识别率高于99%, 信噪比是10dB时, 正确识别率高于98%, 信噪比是8dB时, 正确识别率高于96%。可见对数字调制信号的可靠识别, 信噪比可达8dB。

表2 人工神经网络识别法的正确识别率

Tab. 2 Success rate for ANNs modulation recognition

调制类型	20dB	10dB	8dB
2ASK	100%	100%	100%
4ASK	100%	100%	100%
2PSK	100%	100%	100%
4PSK	99.75%	98.25%	99.75%
2FSK	100%	99.75%	96.75%
4FSK	99.25%	98.50%	96.25%

4 结束语

实验结果说明采用神经网络对数字调制信号不仅识别的信号类型多, 且在较低的信噪比情况下能有可靠的识别率。目前还提出其他一些统计模式识别方法, 但效果不够理想。当前对统计模式识别方法的研究工作主要放在两方面: 一方面是对信号特性分析, 提取出更能反映信号差别的识别特征, 这可采用目前一些新理论和方法, 如时频分析方法、小波理论、混沌理论、模糊理论, 及其他数学分析方法等; 另一方面是提高识别的自动化和智能化, 这可结合当前信号处理领域的大量新方法和新理论, 如神经网络、遗传算法、聚类算法、卡尔曼滤波, 及其他各种自适应信号处理方法。为追求算法的简单性, 识别速度快, 识别范围广, 正确识别率高, 还需要更多更好的研究与发现。

参考文献

- 1 Azzouz E E, Nandi A K. Automatic identification of digital modulation tyoes. *Signal Processing*, 1995, 47 (1): 55 ~ 69
- 2 Rumelhart D E, McClelland J L. *Parallel Distributed Processing*, MIT press, Cambridge, MA, 1986, 18 (2)
- 3 Cater J P. Back propagation networks peak learning rate. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1987, 2: 645 ~ 651
- 4 Stometta W S, Huberman B A. An improved three-layer back propagation algorithm. *IEEE trans. on Neural Networks*, 1987, 2: 637 ~ 643
- 5 郑君里, 杨行峻. 神经网络. 北京: 高等教育出版社, 1992
- 6 斯特瑞姆 F G. 通信系统导论. 北京: 人民邮电出版社, 1983
- 7 黄春琳. 通信调制信号识别方法研究: [学位论文]. 长沙: 国防科技大学电子技术系, 1998