

基于模糊积分的通信信号调制识别方法研究

吕铁军, 郭双冰, 肖先赐

(电子科技大学电子工程学院, 四川成都 610054)

摘 要: 本文针对通信信号这种非稳定的、信噪比(SNR)变化范围较大的信号,应用小波分析和模糊测度、模糊积分理论,提出了有效的特征提取和组合分类方法,来实现通信信号调制类型的分类识别,使得识别的正确度和效率得到了明显的改善.计算机模拟结果证明了此方法的可行性.

关键词: 小波; 模糊积分; 特征提取; 组合分类; 调制识别

中图分类号: TN914.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 06-0808-03

A Method of Modulation Identification for Communication Signals Based on Fuzzy Integral

LÜ Tie-jun, GUO Shuang-bing, XIAO Xian-ci

(Dept. Electronic Eng. UEST of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: In this paper, a new efficient method of feature extraction and combined classification based on wavelet analysis and fuzzy integral is presented in order to identify modulation types of communication signals, which are non-stable and varied in wide range of signal noise ratio (SNR). Accuracy and efficiency of identification are obviously improved. The result of computer simulation has proved its good performance.

Key words: wavelet; fuzzy integral; feature extraction; combined classification; modulation identification

1 引言

通信信号调制类型的分类是模式识别在军事通信领域中的经典应用,如同民用方面手写字体的自动阅读、医学诊疗中的心电图(EKG)、声图(PKG)和脑电图(EEG)等的自动判读一样,长久以来一直是人们研究的焦点,并且随着数学新理论的不提出和信号分析手段的多样化,它们的识别性能有了较大提高.由于各种模式有它本身典型的类属特征,识别的方法会有所差异,但识别过程的基本步骤是相同的,都是按特征提取、分类器设计和分类决策的顺序进行的,只是侧重点不同而已.

通信信号在传播过程中受到信道噪声的污染,接收到的信号是时变的、非稳定的,而小波变换特别适用于非稳定信号的分析,作为一种特征提取的工具已得到较广泛的应用,并证明相当有效^[2~4].同时,信噪比(SNR)的变化范围较大,一个分类器要在大的SNR范围内取得较高的识别率是很困难的,无形中增加了分类器设计的复杂度.组合分类就是综合分类器集中单个分类器的“意见”,得到一个最终的一致判断,这样就有可能分散原来单个分类器所承担的任务,降低分类器设计的难度,提高分类识别的精度和效率^[5,6].

本文提出了一种基于小波的特征提取和基于模糊测度、模糊积分理论的组合分类来实现通信信号调制识别的新方法,较好地解决了上面所提到的问题,计算机模拟结果也充分说明了这一方法的可行性.

2 特征提取

小波的主要特点是它能够提供一个信号局部化的频域信息,这些信息对于分类来说特别有用.特征提取的目的有两点:缩小信号的原始数据集;集中那些对于分类来说是重要的信息,所以,好的特征可以从信号的小波分解中得到.

基于多分辨率分析框架的Mallat算法,能够得到信号在不同频率通道下的离散逼近和离散细节,它在小波分析中的地位就相当于FFT在经典傅氏分析中的地位.1988年Daubechies构造了一簇正交小波,因为这种紧支集小波的局部特性好,在信号分析方面得到了广泛的应用,经过实验,我们在特征提取时使用Daubechies3小波.

假设有一有限长度 L 的通信信号序列 $s_0 = \{s_{0,n} | n = 0, 1, \dots, L-1\}$, Daubechies3的低通滤波器系数为 $\{h_0, h_1, \dots, h_N\}$, $N=5$.根据Mallat算法, s_0 的小波分解为

$$\begin{cases} s_{m+1,n} = \sum_{k=2n}^{2n+N} h_{k-2n} s_{m,k}, & L \text{ 为偶数, } n = \frac{1-N}{2}, \frac{1-N}{2} + 1, \dots, \frac{L}{2} - 1; L \text{ 为奇数, } n = \frac{1-N}{2}, \frac{1-N}{2} + 1, \dots, \frac{L-1}{2} \\ d_{m+1,n} = \sum_{k=2n+1}^{2n+1+N} (-1)^{k+1} h_{k-2n-1} s_{m,k}, & L \text{ 为偶数, } n = 0, 1, \dots, \frac{L+N-3}{2}; L \text{ 为奇数, } n = 0, 1, \dots, \frac{L+N-2}{2} \end{cases}$$

收稿日期:2000-01-24;修回日期:2000-06-22

其中: s_m, d_m 分别表示分解水平 m 下的离散逼近和离散细节. 随着分解水平 m 的不断增加, 频率分辨率划分的越来越疏, 我们知道数字已调信号都是带限信号, 各种调制类型信号的细节在同一水平下是有较大差别的, 能量分布在不同分辨率下也是不同的, 那么特征可由下式计算

$$t_m = d_m \cdot \frac{2}{2} = d_{m,n}^2, m=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

特征矢量 $T = (t_1, t_2, \dots, t_M)$ 极大地压缩了数据集, 又具有较好的类属特性, 满足特征提取的基本要求; 另一个突出的特点是对噪声的干扰不敏感, 对于一个接收信号 $\tilde{s} = s + n$, s 是原始信号, n 为叠加噪声, 存在^[3]

$$\tilde{T} - T \leq n \quad (2)$$

关系成立, 其中 $\tilde{T} = (\tilde{t}_1, \tilde{t}_2, \dots, \tilde{t}_M)$ 和 $T = (t_1, t_2, \dots, t_M)$ 分别为 \tilde{s}, s 的特征矢量. 这个不等式说明在低信噪比下训练出的分类器对于高信噪比信号同样具有良好的识别性能, 这为简化分类器的设计提供了依据.

3 分类器设计

针对通信信号这种 SNR 变化范围较大的信号, 除了提取抗干扰、易识别的特征外, 想要获得高效、高精度的分类识别率, 分类器的设计也是一个关键, 无论是传统分类器还是神经网络分类器, 单个分类器要在整个 SNR 变化范围实现高性能的信号识别是不容易做到的. 组合多个在不同微小 SNR 变化范围内单个分类器的判别, 从而获得整个 SNR 变化范围中识别性能的改善是一种行之有效的方法.

组合分类算法实质上是一种测度融合技术, 基于 Bayes 理论的组合分类是以概率这一经典测度为依据, 当信号中的噪声不可避免时, 它不能充分刻画信号的类别, 原因是它的可加性条件太强. 日本学者 Sugeno 提出了用比较弱的单调性和连续性代替可加性的另一类集函数, 称之为模糊测度, 并相应地定义了可测函数关于模糊测度的积分, 组合分类这种综合评判可看作是在一个有限集上的模糊积分^[9], 为了讨论的方便, 下面给出相关的定义和命题.

定义 1 X 为一个非空集合, 集函数 $\mu: 2^X \rightarrow [0, 1]$ 称为模糊测度, 如果它满足

$$\mu(\emptyset) = 0, \mu(X) = 1$$

$$A \subseteq B, B \subseteq 2^X, A \subseteq B \Rightarrow \mu(A) \leq \mu(B)$$

$$A_1 \subseteq A_2 \subseteq \dots \subseteq A_n \subseteq \dots, A_n \subseteq 2^X, n=1, 2, \dots, \\ \Rightarrow \lim_{i \rightarrow \infty} \mu(A_i) = \mu(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$$

$$A_1 \supseteq A_2 \supseteq \dots \supseteq A_n \supseteq \dots, A_n \subseteq 2^X, n=1, 2, \dots, \\ \Rightarrow \mu(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i) = \lim_{i \rightarrow \infty} \mu(A_i)$$

定义 2 X 上的实值函数 $f: X \rightarrow (-\infty, +\infty)$ 称为可测的, 若 $\forall (-\infty, +\infty)$, 均有

$$F = \{X | f(X) \geq \lambda\} \subseteq 2^X \quad (3)$$

定义 3 设 f 是从模糊测度空间 $(X, 2^X, \mu)$ 到 $[0, 1]$ 的可测函数, 记 $X(f) = \{X | f(X) > \lambda\} \subseteq [0, 1]$, 则 f 关于模糊测度 μ 在 $A (A \subseteq X)$ 上的模糊积分为

$$\int_A f d\mu = \sup_{\lambda \geq 0} \min(\lambda, \mu(N(f) - A)) \quad (4)$$

当 X 是有限集, 模糊积分计算比较简单, 设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 设函数 $f: X \rightarrow [0, 1]$, $f^{(i)}$ 为 $\{f(x_i)\}_{i=1}^n$ 按从大到小重排后的第 i 个, $A_i = \{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(i)}\}$ 为 $\{x_i\}_{i=1}^n$ 按相应重排后的前 i 个, 式 (4) 就变为

$$\int_A f d\mu = \max_{i=1}^n (\min(f^{(i)}, \mu(A_i))) \quad (5)$$

定义 4 X 为一非空集合 $\forall A, B \subseteq 2^X, A \cap B = \emptyset$, 若集函数 $\mu: 2^X \rightarrow [0, 1]$ 满足

$$\mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B) + \mu(A) \mu(B) \quad (6)$$

则称 μ 服从律.

命题 1 X 为有限集 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, X 上的模糊测度 μ

$$\text{服从律, 则 } \mu(X) = 1 + \sum_{i=1}^n (\mu(x_i) - 1) \quad (7)$$

限于篇幅, 证明省略.

上面的叙述为组合分类提供了理论依据, 假设有如图 1 所示 N 个分类器并行组合, 信号调制类型有 C 种, 对应 C 个输出, 输出值在 $[0, 1]$ 区间, N 个分类器组成一个有限集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其中模糊测度 $\mu(x_i)$ 表示第 i 个分类器的重要程度, $\mu_c(A_i) = \mu_c(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(i)})$ 可根据每个分类器的平均识别率来确定, $\mu_c(A_i) = \mu_c(x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(i)})$ 为类别 c 按 N 个分类器输出值 $f_c^{(i)} |_{i=1}^N$ 从大到小排序后相应前 i 的综合模糊测度, 数值由式 (6) 递推求得, 值由式 (7) 计算, 并且满足条件 $\mu_c > 1$ 的值是唯一的, 那么 N 个分类器对 c 类的综合评判值 e_c 由式 (5) 模糊积分给出, 依次类推, 计算 $c=1, 2, \dots, C$ 的综合评判值形成向量 $e = \{e_1, e_2, \dots, e_C\}$, 最终可以判别, 如果 $e_p = \max_{1 \leq c \leq C} e_c$, 那么输入模式就归为第 p 类.

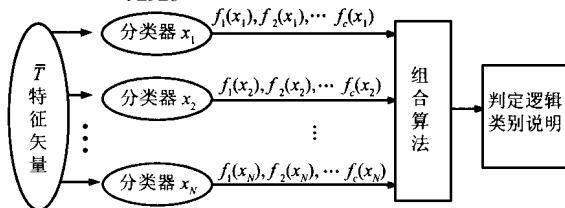


图 1 组合分类示意图

4 模拟结果

为了验证本文方法的有效性, 考虑与文献[1][8]完全相同的调制类型和模拟条件, 选择未调载波 CW、已调信号 BFSK、QFSK、BPSK、QPSK 共五种信号类型, 接收机的中频为 10kHz, 带宽为 20kHz, 取样频率为 40kHz, 四种已调信号的码元速率为 1200bps, 其中 BFSK 和 QFSK 信号的频偏分别为 5kHz、2.5kHz.

对每一类信号都在 5~20dB 的信噪比范围内每隔 5dB 产生 1024 点的样本 1200 个, 其中 800 点作为分类器的训练集, 400 点作为测试集. 神经网络分类器由于它的良好性能, 作为分类器集中的元素是适宜的, 本文单个分类器采用径向基函数(RBF)网络, 从每一类的 800 个训练集中取出一半, 两两交叉组成四个训练集, 它们分别为 5dB、10dB 训练集, 10dB、15dB 训练集, 15dB、20dB 训练集, 5dB、20dB 训练集, 训练后相应的分类器记为 1#、2#、3#、4#.

信号的小波分解水平 m 取为 9, 根据第二节特征提取的方法, 特征矢量的维数为 9, 那么单个分类器有 9 个输入, 5 个输出. 使用 MATLAB 神经网络工具箱中的 `solverb()` 函数设计 RBF 分类器时, 4 个分类器训练结束的条件是它们的训练误差都降到同一个规定值 10, 训练结束后, 由 `solverb()` 函数自动生成 1 #、2 #、3 #、4 # 分类器的隐层节点数为 65、69、49、66. 监督信号为 0-1 型, 实际取当前样本所对应的输出为 0.95, 其余为 0.05. 径向基函数网络输出层的传递函数是线性的, 所以输出值可能不在 $[0, 1]$ 区间, 根据第三节组合分类的方法, 在分类决策时用 `logsig` 函数把输出值映射到要求区间.

根据每个分类器的总体识别性能, 四个分类器的模糊测度分别为 $\mu(1 \#) = 0.2786$ 、 $\mu(2 \#) = 0.2230$ 、 $\mu(3 \#) = 0.2203$ 、 $\mu(4 \#) = 0.2779$. 根据命题 1 解得 $\beta = 0.00026778$.

下面的表格给出了组合识别率, 为了说明本文方法的有效性, 也给出了单个分类器的识别率 (限于篇幅, 只列出 SNR 为 5dB、10dB、15dB 时的识别率).

表 1 SNR = 5dB 单个分类器的识别率

	CW(%)	FSK(%)	OFSK(%)	PSK(%)	OPSK(%)
1 #	100.00	100.00	99.50	100.00	99.75
2 #	0.50	99.50	0.25	4.25	6.50
3 #	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00
4 #	100.00	99.50	99.50	100.00	100.00

表 2 SNR = 10dB 单个分类器的识别率

	CW(%)	FSK(%)	OFSK(%)	PSK(%)	OPSK(%)
1 #	100.00	100.00	99.75	100.00	99.50
2 #	100.00	100.00	99.00	99.75	95.50
3 #	93.25	97.00	99.50	94.50	100.00
4 #	100.00	99.75	98.00	100.00	100.00

表 3 SNR = 15dB 单个分类器的识别率

	CW(%)	FSK(%)	OFSK(%)	PSK(%)	OPSK(%)
1 #	100.00	92.25	90.75	87.50	99.75
2 #	100.00	100.00	98.75	100.00	98.50
3 #	100.00	99.50	99.75	99.75	100.00
4 #	100.00	99.75	92.00	98.00	100.00

表 4 组合识别率

	CW(%)	FSK(%)	OFSK(%)	PSK(%)	OPSK(%)
SNR = 5dB	99.75	100.00	97.00	96.50	99.50
SNR = 10dB	100.00	100.00	99.75	99.75	99.75
SNR = 15dB	100.00	100.00	99.75	100.00	100.00
SNR = 20dB	100.00	100.00	99.75	100.00	100.00

从上面的表格中可以看到, 本文所提出的调制识别方法明显优于文献[8]的识别性能, 在 SNR 为 5dB 时, 本文最差的识别性能 (PSK: 96.5%) 也比文献[8]的平均识别率高近十个百分点. 同时, (2) 式的结论也被实验结果所证实, 即用低信噪比样本训练的分类器对高信噪比的样本仍然有较高的识别率, 例如 1 # 分类器, 它是在 SNR 为 5dB、10dB 下训练出的分类器, 当 SNR 为 15dB、20dB 时仍有较好性能, 这为总体识别性能的改善提供了有利的支持. 反之, 用高信噪比样本训练的分类器对低信噪比样本的识别性能较差, 表 1 中的 3 # 分类器就是这种情况, 但通过有效的组合运算, 最终识别率在大信噪比变化范围内得以显著提高.

5 结论

本文应用小波分析和模糊测度、模糊积分理论, 提出了一种有效的特征提取和组合分类方法对通信信号的调制类型进行分类识别, 获得了在大的 SNR 变化范围内识别性能的明显提高, 同时降低了分类识别过程的复杂度, 通过与其他方法的结果比较, 说明了本文方法的优良性能.

参考文献:

- [1] K Assaleh, K Farrall, R J Mammone. A new method of modulation classification for digitally modulated signals [A]. Proc. MILCOM '92 [C], San Diego, CA: 1992.
- [2] K C Ho, W Prokopiw, Y T Chan. Modulation identification by the wavelet transform [A]. Proc. MILCOM '95 [C], San Diego, CA: 1995.
- [3] S Pittner, S V Kamarthi. Feature extraction from wavelet coefficients for pattern recognition tasks [J]. IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, January, 1999, 21(1).
- [4] Y Mallet, D Coomans J Kautsky, O D Vel. Classification using adaptive wavelets for feature extraction [J]. IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, October, 1997, 19(10).
- [5] R Battiti, A M Colla. Democracy in neural nets: voting for classification [J]. Neural Networks, 1994, 7(4).
- [6] J Kittler, M Hatef, R P W Duin, J Matas. On combining classifiers [J]. IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, March, 1998, 20(3).
- [7] C Lucas, B N Araabi. Generalization of the Dempster-Shafer theory: a fuzzy-valued measure [J]. IEEE Trans. Fuzzy systems, June, 1999, 7(3).
- [8] 陆明泉, 肖先赐, 李乐民. 从 GAR 模型参数提取特征的数字调制识别新方法 [J]. 电子科学学刊, Mar. 1999, 21(2).
- [9] 哈明虎, 吴从昕著. 模糊测度与模糊积分理论 [M]. 北京: 科学出版社, 1998.

作者简介:



吕铁军 男, 1969 年生, 博士, 现主要从事信号处理, 模式识别, 人工神经网络和模糊信息处理的研究.



郭双冰 男, 1969 年生, 博士, 现主要从事模糊数学, 混沌信号处理等方面的研究.

肖先赐 男, 1933 年生, 教授, 博士生导师, 现主要从事信号处理方法及其在雷达、通信等方面应用研究.