

基于统计特征主分量的信号调制识别

陈怀新^{1,2}, 南建设¹, 肖先赐²

(1. 中国电子科技集团公司第十研究所 成都 610036; 2. 电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

【摘要】采用数字信号处理方法提取待识别信号的瞬时特征统计参量,利用多元统计的主分量分析方法对特征参量进行其主分量组合,以消除特征参量间的相关性和压缩特征向量的维数,并采用统计模式识别的模板匹配判决进行信号调制方式的自动识别,模拟结果证实了此方法的有效性和高识别率。

关键词 信号调制识别; 统计特征参量; 主分量分析; 特征压缩

中图分类号 TN957 文献标识码 A

Modulation Recognition of Signal Based on Statistical Principal Component Feature Parameters

Chen Huaixin^{1,2}, Nan Jianshe¹, Xiao Xianci²

(1. CETC No.10TH Research Institute Chengdu 610036; 2. School of Electronic Engineering, UEST of China Chengdu 610054)

Abstract The instantaneous feature parameters of received signal are extracted using digital signal processing, the eliminating correlation and dimensionality reduction for these feature parameters are realized using the principal component analysis approach. The classification and recognition of modulation of signal are designed by template matching of statistical pattern recognition. The simulation results show the approach proposed in this paper is efficient.

Key words modulation recognition; statistical feature parameters; principal component analysis; feature dimensional reduction

信号调制识别在信号的调制参数估计、调制解调、电子侦察与电子对抗中都具有重要的作用和广泛的应用。针对不同类型、不同范围的信号调制识别已有许多识别方法,其中典型的信号调制识别方法有判决树的识别方法、周期谱相关方法和统计模式识别方法^[1-6]。判决树的识别方法是通过把每一个特征与一个相应的阈值进行比较,采用两分叉方法把多个信号调制方式划分为两个可能集合,通过逐级判决实现对多个信号调制方式的分选、识别,其分类识别性能依赖于特征参量所处的位置与顺序,而且还与判决门限的选取及单次判决正确率有关;周期谱相关的信号调制识别方法可在低信噪比的情况下进行信号调制识别,但运算量较大,识别的实时性较差;统计模式识别的信号调制分选识别是研究较深入的方法,它通过提取信号特征参量构成特征向量,采用模式识别分类器的最近法或线性分类法进行调制信号的分选识别。但传统的统计模式识别算法通常是直接采用提取的特征参量进行信号分类与识别,由于直接提取的特征向量间可能存在非独立性,且各个特征参量对判决识别的影响权重因子难以确定,因此,其方法用于信号调制的分类识别效果并不理想,识别缺乏稳健性。本文采用数字信号处理方法提取信号的瞬时特征统计参量,利用多元统计的主分量分析方法构成其特征主分量,实现信号特征向量压缩,并采用基于统计特征主分量的模板匹配判决进行信号调制方式的自动识别。

收稿日期: 2003-03-04

作者简介: 陈怀新(1963-),男,博士后,教授,主要从事模式识别、多传感器数据融合方面的研究。

1 信号的统计特征参量

对截获时间段 Δt 的射频信号 $s(t)$,通过下变频和A/D采样,设采样频率为 f_s ,中频频率为 f_c ,采样点数为 N_s ,利用希尔伯特法或同相-正交分量法可获得时刻 $t=if_s(i=1,2,\dots,N_s)$ 的信号序列 $s(i)$ 的时频参量:瞬时幅度 $a(i)$,瞬时相位 $f(i)$,瞬时频率 $f(i)$ 和信号的功率谱 $S(i)$,由此可提取以下7个信号的原始特征参数^[1,7],以充分利用信号的各方面信息反映各种信号调制模式的特征参数存在的可区分性。

1) 归一化瞬时幅度绝对值的均方差为

$$\mathbf{s}_a = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left| \sum_{i=1}^{N_s} a_n^2(i) \right| - \left| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} a_n(i) \right|^2} \quad (1)$$

式中 $a_n = a(i)/\bar{a}$, $\bar{a} = E[a(i)] = N_s^{-1} \sum_{i=1}^{N_s} a(i)$ 。

2) 归一化瞬时振幅的均方差与均值之比为

$$R_a = \frac{\mathbf{s}_a}{\bar{a}} \quad (2)$$

3) 归一化瞬时振幅的峭度为

$$\mathbf{m}^a = E[a_n^4(i)] / \{E[a_n^2(i)]\}^2 \quad (3)$$

4) 归一化瞬时频率的均方差为

$$\mathbf{s}_f = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left| \sum_{i=1}^{N_s} f_n^2(i) \right| - \left| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} f_n(i) \right|^2} \quad (4)$$

式中 $f_n = f(i)/f_{\max}$, $f_{\max} = \max\{f(i)\}$ 。

5) 中心归一化瞬时相位的均方差为

$$\mathbf{s}_f = \sqrt{\frac{1}{N_s} \left| \sum_{i=1}^{N_s} f_c^2(i) \right| - \left| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} f_c(i) \right|^2} \quad (5)$$

式中 $f_c(i) = f(i) - N_s^{-1} \sum_{i=1}^{N_s} f(i)$ 。

6) 归一化瞬时频率的峭度为

$$\mathbf{m}^f = E[f_n^4(i)] / \{E[f_n^2(i)]\}^2 \quad (6)$$

7) 信号功率谱的对称性为

$$P = \frac{P_L - P_U}{P_L + P_U} \quad (7)$$

式中 $P_L = \sum_{i=1}^{N_{fc}} |S(i)|^2$, $P_U = \sum_{i=1}^{N_{fc}} |S(i + N_{fc} + 1)|^2$, $S(i) = DFT[s(i)]$, $N_{fc} = f_c N_s / (f_s - 1)$ 。

通过模拟计算分析,上述特征参量具有比较好的同类信号调制类型的紧致性和不同信号调制类型的分散性,但这些特征参量之间存在相关性,并且同类调制信号特征参量的紧致性和不同调制信号特征参量的分散性受噪声影响较灵敏。另外,在无先验知识下,无法确定这些特征参量对信号调制分类识别器的贡献大小(即权重因子)。因此,本文采用多元统计分析的主分量分析方法,对直接提取的特征参量进行其主分量分析,消除各个特征参量间的相关性,压缩特征参量的维数,以提高信号调制分类识别器的性能。

2 特征参量的主分量分析与信号调制识别

主分量分析是设法将原指标向量重新组合成一组新的相互独立的向量,可用几个综合指标来代替原来的指标,并能反映原来指标的信息,其目的是简化数据、消除指标间的相关性和揭示变量间的关系,主分量分析的数学模型与具体求解方法如下所述^[8]。

设某类型的调制信号取 n 个样本向量 $\mathbf{X}^{(t)}$ ($t=1,2,\dots,n$),即该类调制信号的原始特征参量组,每个样本有 p

项观测指标(即信号样本的特征参量组), 得到样本数据矩阵

$$X = (X^{(1)}, X^{(2)}, \dots, X^{(n)}) = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \quad (8)$$

样本数据矩阵 X 对应的相关矩阵为 $R = \frac{1}{n} X^T X$ (其元素 $r_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_{ti} x_{tj}$, $i, j=1, 2, \dots, p$), 其特征值为 I_1, I_2, \dots, I_p , 对应的正交特征向量为 $B = (B_1, B_2, \dots, B_p)$ 。

用数据矩阵 X 中观测样本 $X^{(t)}$ 的 p 个列向量(即 p 个指标向量)和特征向量 B 为系数, 作线性组合构成该观测向量的综合指标变量 $Y^{(t)}$ (即主分量变量)。为简明, 以下式中不再注明第几个样本的数标, 即信号的每样本向量 $X^{(t)}$ 记为 X , 信号的每样本向量 $Y^{(t)}$ 记为 Y

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{21} & \cdots & b_{p1} \\ b_{12} & b_{22} & \cdots & b_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{1p} & b_{2p} & \cdots & b_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 主分量 y_1, y_2, \dots, y_p 分别称为原变量 X 的第1, 第2, \dots , 第 p 主分量。

式(9)的矩阵简化式为

$$Y = B^T X \quad (10)$$

根据累积贡献率

$$q = \sum_{j=1}^m I_j / \sum_{j=1}^p I_j > 0.95 \quad (11)$$

来确定前 m ($m < p$)主分量参量, 以代表原变量 X 的信息量。

对每一类信号的多个样本数据, 根据上述方法可以求解出其特征向量矩阵 B 。因此, 对每一类信号的每一个样本的原始特征 X , 按式(9)或式(10)求解其对应的主分量参量 Y , 根据其累积贡献率 q 作主分量抽取, 即选择出其 Y 中的前 m 个主分量作为该类调制信号的一个标准特征主分量模板。由此, 第 k 类调制信号的 n 个样本, 便可获得 k 类信号的 n 个标准特征主分量模板 Y_k 。

在信号调制模式的识别中, 待识别调制信号的统计特征主分量 $Y=(y_j)$ ($j=1, 2, \dots, m$)来代替直接提取的信号原始特征参量 X , 作为识别分类器的输入量, 并与 k 类调制信号的标准特征主分量模板 Y_k 进行匹配, 从而完成信号调制的自动识别、分类。其具体方法是由每类调制信号的样本数据集, 根据多元统计的主分量分析, 得到一组已知调制信号的标准特征主分量模板集 Y_k ; 对待识别的信号 s , 计算其原始统计特征参量 X , 结合由每一类调制信号对应的特征系数矩阵 B , 便求出待识别信号 s 可能被划分为 k 类调制信号的统计特征主分量 Y 。

根据统计模式识别的模板匹配识别方法, 待识别信号的统计特征主分量 Y 与各个已知信号模板统计特征主分量 Y_k 的统计距离为

$$D_k^2 = \sum w_k \|Y_k - Y\|^2 \quad k=1, 2, \dots, i, \dots, L(\text{调制类型}) \quad (12)$$

式中 $w_k=(w_{kj})$ 为 Y_k 的权重系数向量, 其第 j 指标分量取为归一化的特征值 $w_{kj} = I_{kj} / \sum_{j=1}^m I_{kj}$ 。若 $D_i^2 = \min_{1 \leq k \leq L} \{D_k^2\}$, 则待识别信号 s 归为第 i 类调制模式。

3 计算机仿真实验

计算机仿真选用AM、SSB、FM 3种模拟调制信号和ASK2、ASK4、PSK2、PSK4、FSK2和FSK4 6种数字调制信号进行试验。模拟试验中, 接收机的中频 $f_c=1.0$ MHz, 采样频率 $f_s=10.0$ MHz, 码元速率 $r_b=9\ 600 \sim 12\ 000$ b/s, 采样点 $N_s=4\ 096$ 。其中, FSK2和FSK4的频偏量设为500 kHz和250 kHz, 空间噪声设为随机白噪声。在实际计算信号特征主分量时, 先对信号特征参量 X 进行标准化处理 $X^* = [X - E(X)] / \sqrt{V_{av}(X)}$, 以

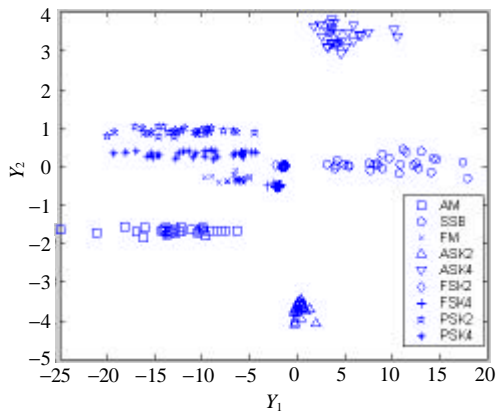


图1 调制信号的各组前两主分量散点图

消除各个特征参量的量纲影响。针对3种模拟信号和6种数字调制信号,通过模拟计算,统计特征参量的前2个主分量的累积贡献率均大于95%,前3个主分量的累积贡献率均大于98%,为充分包含原特征参量的信息,都取前3个主分量作为信号模式识别分类器的特征参数。

在信噪比 $SNR=10$ dB下,对9类调制信号的每类随机产生的30个样本数据提取7个原始统计特征参量,利用主分量分析,计算并选择出其主分量参量。9类调制信号的第一和第二主分量的散点图如图1所示。从图中可看出,9类调制信号的主分量特征具有可区分性,且数字调制信号的散点图除PSK2和PSK4外,都具有较好的类内紧致性,尤其是FSK2和FSK4的主分量的散点图分布更为集中,而模拟信号的AM和SSB的主分量散点图分布相对较为离散。

采用调制信号的主分量散点图可不仅有助于提高调制信号的分类识别,而且可直观地反映出各个调制信号类内的聚集程度与类间的离散程度。

在 $SNR=10$ dB下,对每类调制信号独立产生的30个样本数据来提取统计特征参量,并合成、抽取其特征主分量,作为调制信号的标准特征主分量模板集。另外,每类调制信号独立地产生200个样本数据进行识别测试,采用式(12)的统计距离进行信号调制模式的识别判决,其统计平均识别率如表1所示。从表1可以看出,调制信号的平均正确识别率92%。此外,采用 $SNR=10$ dB的标准模板,对 $SNR=15$ dB, $SNR=20$ dB的调制信号进行识别,其正确识别均高于92%。由此说明本文提出的方法在调制信号的识别方面具有高的识别率,同时对侦测信号的信噪比具有一定的宽容性,即识别方法具有较好的稳健性。这是因为对调制信号识别是采用多个统计特征参量与距离判决权重系数的优化,而非用单一的特征参量进行信号调制类型的逐级判决、识别。

表1 基于统计特征主分量参量的信号调制识别率(%)

信号类型	分类								
	AM	SSB	FM	ASK2	ASK4	FSK2	FSK4	PSK2	PSK4
AM	94.0	0	3.0	2.0	0	0	1.0	0	0
SSB	1.0	96.0	0	0	0	2.0	1.0	0	0
FM	0	0	93.0	0	0	2.0	3.0	1.0	1.0
ASK2	2.0	0	0	95.0	3.0	0	0	0	0
ASK4	0	1.0	0	3.0	95.5	0	0	0	0.5
FSK2	0	0	2.5	0	0	96.5	1.0	0	0
FSK4	0	0	2.0	0	0	3.0	94.0	0	1.0
PSK2	0	0	1.0	0	0	0	1.0	93.5	4.5
PSK4	0	0	2.0	0	0	0	0	6.0	92.0

4 结束语

本文提出基于统计特征主分量参量的信号调制识别方法,利用多元统计的主分量分析方法来组合调制信号的特征主分量,提高了信号特征质量,有利于识别器对调制信号的分选识别。另外,利用代表多个特征参量信息的相互独立的主分量参量,合理设定模式判决的统计距离中各个参量的权重进行信号的调制类型识别,由此设计的信号调制识别分类比采用单一特征参量的分选识别更可靠,效率更高,同时不存在判决树方法需确定各个特征参量的判决阈值问题。

(下转第238页)

$O(N)$ 收敛慢,性能受初始条件影响大。RLS-MOE算法(运算量 $O(N^2)$)拥有RLS算法收敛相当快的特性和在时变环境中优良的跟踪能力,其综合性能相比LMS-MOE算法有极大的提高。QR-RLS-MOE算法不仅拥有RLS-MOE算法的优良性能,且使运算量降低、精度提高、易于映射为SYSTOLIC阵列结构。由图可知,经改进后的QR-RLS-MOE算法具有很好的抗多址干扰、抗远近效应和抗多径衰落的能力。故经改进后的QR-RLS-MOE算法具有实际的应用价值。

表1 经实际仿真得出的决定算法性能的关键参数

PASTD	LMS-MOE	RLS-MOE	QR-RLS-MOE
$I=1$	$m=1/60n$	$I=1$	$R(0) = dI$ $\underline{u}(0) = s_1/\sqrt{d}$ (同步) $\underline{a}(0) = d$
		$d=0.004$ (d 为调整参数)	$\underline{\tilde{u}}(0) = \tilde{s}_1/\sqrt{d}$ (异步)

4 结束语

经改进的盲多用户检测算法当满足收敛快的条件时具有很好的抗多址干扰、抗远近效应和抗多径衰落的能力。随着盲多用户检测技术的不断发展,它必将成为3G或B3G/4G移动通信系统中抗干扰的关键技术。信道估计误差对盲算法检测性能的影响将在后续文章中予以讨论。

参 考 文 献

- [1] Honig M, Madhow U, Verdu S. Blind adaptive multiuser detection[J]. IEEE Trans Information Theory, 1995, 41(4): 944-960
- [2] Wang X D, Poor H V. Blind multiuser detection: a subspace approach[J]. IEEE Trans Information Theory, 1998, 44(2): 677-690
- [3] Proakis J G. Digital communications(3rd Edition)[M]. New York : McGraw Hill , 1995
- [4] Poor H V , Wang X D. Code-aided interference suppression for DS/CDMA communications part II : parallel blind adaptive implementations[J]. IEEE Trans Commun., 1997, 45(9) : 1 112-1 122
- [5] 王 昕, 刘 艳, 王宗欣. 扩频通信中多径信道参数估计和跟踪方法[J]. 复旦学报, 2000, 39(2) : 212-218

编 辑 漆 蓉

(上接第234页)

参 考 文 献

- [1] Azzouz E E, Nandi A K. Automatic identification of digital modulation types[J]. Signal Processing , 1995 , 47: 55-69
- [2] 胡延平, 李广森, 李 刚, 等. 利用参数统计方法自动识别数字调制信号[J]. 通信学报, 2002 , 23(2): 58-65
- [3] Dominguez L V , Paez B J M , Portillo G J , *et al.* A general approach to the automatic classification of radiocommunication signals[J]. Signal Processing , 1991 , 22: 239-250
- [4] Soliman S S. Signal classification using statistical moments[J]. IEEE Trans. on Communications , 1992 , 40(5): 908-916
- [5] Gardner W A. Spectral correlation of modulated signals: part I-analog modulation[J]. IEEE Trans. on Communications , 1987 , 35(6): 584-594
- [6] Gardner W A , Brown W A, Chen C K. Spectral correlation of modulated signals: part II-digital modulation[J]. IEEE Trans. on Communications , 1987 , 35(6): 595-601
- [7] Nandi A K , Azzouz E E. Modulation recognition using artificial neural networks[J]. Signal Processing , 1997 , 56: 165-175
- [8] 吕 杰, 张胜付, 邵伟华, 等. 数字通信信号自动调制识别的谱相关方法[J]. 南京理工大学学报, 1999 , 23(4) : 297-299
- [9] 方开泰. 实用多元统计分析[M]. 上海: 华东师范大学出版社, 1989

编 辑 徐培红