

基于高阶谱和时域分析的电台稳态特征提取算法

钱祖平 许渊* 邵尉 陈金
(解放军理工大学 南京 210007)

摘要: 该文针对稳态条件下通信电台指纹特征的提取问题,提出一种基于高阶谱和时域分析的电台稳态特征提取算法。首先对电台的稳态工作状态进行数学建模,分析现有双谱特征提取算法的不足。进而充分利用矩形积分双谱的周期性,并结合时域分析提出一种改进的电台稳态特征提取算法,从理论上证明了该算法适用于任意阶的高阶谱特征提取。最后,通过实测数据验证了该算法的有效性和可靠性。与传统矩形双谱特征提取算法相比,该算法将识别正确率从90%提高到97%;在识别率相同的情况下,该算法的效率相比原算法有了很大提升。

关键词: 信号处理; 高阶谱分析; 时域分析; 矩形积分双谱; 电台识别; 稳态特征提取

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)07-1599-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01227

Extraction Algorithm of Radio Steady State Characteristics Based on High Order Spectrum and Time-domain Analysis

Qian Zu-ping Xu Yuan Shao Wei Chen Jin
(PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract: A radio extraction algorithm of steady state based on the high order spectrum and time-domain analysis is presented for the radio fingerprint features extraction problem on the condition of steady-state operation. Firstly, the mathematical model of steady-state operation is constructed and the disadvantages of existing bispectrum feature extraction algorithm are analyzed. Secondly, combining the periodicity of rectangular integral bispectrum with the time-domain analysis, a modified radio extraction algorithm of steady state is proposed, whose applicability for any kind of high order spectral features extraction is also proved. Finally, the results of computation experiment with measured data verify the good efficiency and reliability of the proposed algorithm. By comparison with the traditional rectangular integral bispectrum algorithm, the proposed algorithm improves the accuracy rate from 90% to 97%. Moreover, in the case of the same accuracy rate, the proposed algorithm obtains a higher efficiency than the traditional one.

Key words: Signal processing; High order spectrum analysis; Time-domain analysis; Rectangular integral bispectrum; Radio identification; Steady state characteristic extraction

1 引言

电台识别中特征提取是识别的核心部分,涉及信号处理中的多种理论和方法。特征提取质量的好坏,直接影响到分类器的复杂度和识别的成功率^[1]。提取电台的细微特征后,对细微特征进行分析,选出最有代表性最稳定的特征是提高分类器性能的关键。

电台特征一般可划分为暂态特征和稳态特征^[2]。暂态特征^[3]主要指电台开关机或转换工作模式时在信号上表现出来的原始特征。Tekbas 等人^[4]针对低信噪比条件下的暂态特征识别技术进行研究。使用在时间上与参与分类的样本相邻的前后两个样本估

计出未知的暂态信噪比,有效地提高了分类器的正确识别率,在5 dB的条件下,识别率大于80%。蔡忠伟等人^[5]提出了一种基于双谱特征融合的电台指纹识别方法,采用高阶谱分析对10部同型号电台的个体特征参数进行提取,在15 dB信噪比的条件下,识别率大于90%。

稳态特征是在同步建立时或者正常通信时电台所表现出来的无意调制特征。对于稳态特征的提取,主要采用小波变换、高阶统计特性、高阶谱分析等。徐书华等人^[6]选择矩形积分双谱(SIB)作为电台识别的主体特征参数,然后采用主成分分析(PCA)方法和基于核函数的支持向量机(SVM)^[7,8]对4部同型号电台进行识别,在信噪比为15 dB时,识别率达到90%以上。

为进一步提高双谱类特征识别算法的识别率和稳健性,本文分析了传统算法的不足,提出一种结合时域分析的矩形积分双谱特征提取算法。通过理论推导证实,该方法不仅适用于双谱,且对所有高阶谱特征提取算法均有效。最后使用实测数据验证,改进算法将电台平均识别率从 90% 提高到 97%;而效率方面,相比传统算法有了显著提高。

2 电台稳态模型

由于电台稳态模型为时不变系统,平稳 ARMA 模型(自回归-滑动平均模型)^[9]与实际情况最为接近。然而,该模型使用的参数较多,不利于抓住主要特征分析。根据 Wold 分解定理^[10],任何一个 ARMA 或 AR 过程可以表示成一个阶数无限大的 MA(滑动平均)过程。因此,本文采用线性时不变 MA 模型对电台稳态建模。

将输入语音信号表示为非高斯噪声 $e(n)$,从电台到接收机的信道噪声假定为高斯有色噪声 $v(n)$,并且与输入信号 $e(n)$ 和系统输出 $x(n)$ 均统计独立。接收机采集到信号的高阶累积量可表示为

$$c_{ky}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) = c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) + c_{kv}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) \quad (1)$$

由于高阶累积量对高斯过程是“盲”的^[11],故式(1)可写为

$$c_{ky}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) = c_{kx}(\tau_1, \dots, \tau_{k-1}) \quad (2)$$

电台输出 $x(n)$ 等于输入信号 $e(n)$ 与电台冲激响应的卷积,即

$$x(n) = e(n) * h(n) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h(i)e(n-i) \quad (3)$$

此处无线信道默认为全通滤波器,则接收信号为电台输出信号同有色噪声的代数和,即

$$s(n) = x(n) + v(n) \quad (4)$$

对式(4)做 $k-1$ 维的 Fourier 变换,得到 Bartlett-Brillinger-Rosenblatt 公式^[9,12]。即接收信号累积量与噪声累积量、电台冲击响应之间的关系。

$$S_X(w_1, \dots, w_{k-1}) = \lambda_{ke} H(w_1) \cdots H(w_{k-1}) H(-w_1 \cdots -w_{k-1}) \quad (5)$$

从式(5)看出,接收信号做高阶谱计算所得到的 $S_X(w_1, \dots, w_{k-1})$ 是由代表电台特征的传递函数 $H(w)$ 和输入信号高阶谱 λ_{ke} 相乘构成的。所以在输入相同信号的前提下对接收信号做高阶谱分析能够很好地描述系统参数特征。传统的积分双谱算法工作原理图如图 1 所示。

3 现有识别算法存在的问题

本文采用如图 2 所示的“滑动窗”法截取样本切片,为便于读者观察截取方法,图中每次滑动窗

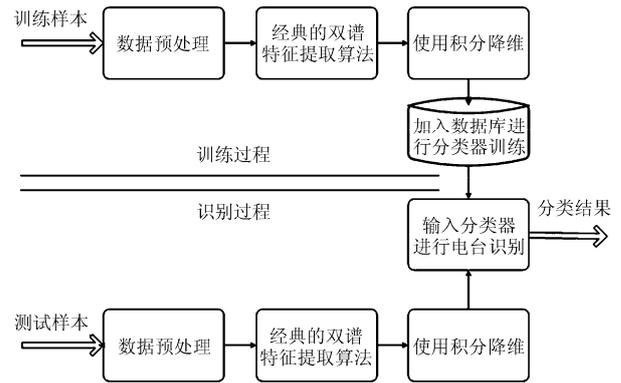


图 1 传统的积分双谱特征识别算法工作原理图

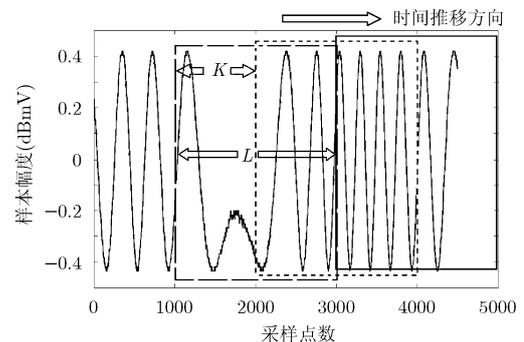


图 2 截取样本切片时使用的滑动窗步进原理图

沿时间轴滑动的步进为 $K=1000$ 点,截取的样本切片长度为 $L=2000$ 点。图 3 和图 4 中的滑动窗步进 $K=20$ 点,样本切片长度为 $L=1024$ 点。在传统的积分双谱特征识别算法中,由于信号频率或相位的不连续而造成的时域波形突变,将导致通过同一电台的不同样本切片提取出的积分双谱特征差异显著,并进而降低分类器的训练效率和识别正确率。图 3 到图 6 将说明这种现象。

如图 3 和图 4 所示,同一部电台实测数据的两个样本切片前后仅相差 $1.2 \mu\text{s}$,体现在时域波形上也只有很小的差异。然而,如图 5 和图 6 所示,从这两个样本切片中提取出的双谱特征却有着很大的差别,即传统的积分双谱特征提取算法对于信号波形的突变具有敏感性,换言之该算法对样本切片起始点的选择具有很强的敏感性。故增强该类算法的稳健性就显得尤为重要。应对信号波形突变的两种直接方法为:

第一,对数据进行复杂的预处理,将突变的波形剔除。如使用小波去噪法对波形进行筛选,则难以进行突变波形的判定和突变波形的去除。另外,在信噪比小于 0 dB 时使用小波去噪需要较大计算量,对信号波形也会产生不可预测的影响。这种影响会进入提取出的双谱特征中,带来新的问题。

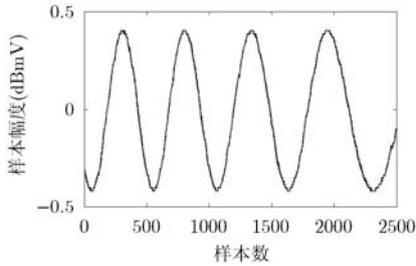


图 3 第 1 个样本切片的波形图

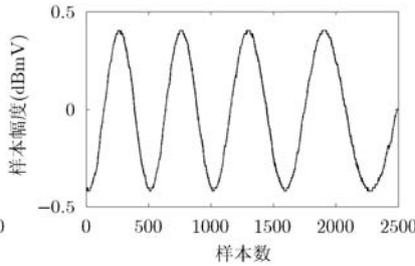


图 4 20 点步进后的样本切片的波形图

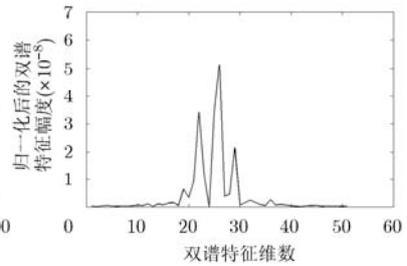


图 5 第 1 个样本切片的矩形积分双谱特征图

第二，使用极长的样本切片。由于进行双谱计算时会产生样本长度平方大小的矩阵，如使用样本切片长度为 $L=1024$ 点的样本，则产生的双谱矩阵维数为 1024×1024 。经过实验验证，如要保证提取的双谱特征稳定、一致，样本切片长度至少应为 11560 点，换言之样本持续时间要长达 70 ms，带来的大规模计算量是现有的大多数计算平台难以完成的。

综上所述，将传统积分双谱特征提取算法直接用于电台的分类识别会面临信号波形突变的影响，从而造成识别正确率的降低。因此，我们有必要从信号波形的突变原因入手，提出一种改进算法来消除这种消极影响，与传统算法相比显著提高识别正确率和稳健性。

4 改进算法

现在绝大部分电台采用数字调制工作方式，即对信息进行量化编码，将编码按不同的方式调制到载波上发射出去。以最简单的情况为例，电台在数字调制模式下按照二进制编码的码元长度定时进行波形切换。正是这种周期性的波形切换使得改进算法中所提取出的特征具有周期性，使得矩形积分双谱特征表现出如图 7 所示的时间周期性。从图 8 中可知，波形突变与积分双谱特征的周期性之间存在着对应关系。而观察到这种周期性需要满足一定的条件：样本切片的长度 L 要远大于样本切片的步进 K ，如对 $L=1024$ 点的样本切片进行特征提取，滑动窗步进 K 需小于 5。

由于不同的电台拥有不同的积分双谱周期性图案，故使用这种周期性作为特征参量来进行电台的训练和分类可取得良好的识别正确率。因此，我们将积分双谱特征提取算法与时域分析相结合，提出一种改进算法。电台数量的增多也会相应地导致该算法计算量的加大。为了在识别正确率和识别时间上取得平衡，我们将特征图案在时间轴上压缩成 1 维来进行训练和分类，从而降低分类器设计难度，减少分类器的训练和识别时间。

但更重要的原因是为降低信号特征对电台固有特征的影响：当电台发射的编码不相同，对应的波形必然有区别。由此提取出的周期性图案也有部分不一致。将特征图案压缩至 1 维可以有效地将这种信号特征的不同尽可能的最小化。而使用一阶矩的压缩方法可以将这种因为随机信号带来的特征改变稀释到每一个切片分量上。更加凸显出电台的固有特征，并保证特征的最大值不会出现偏移。

与二阶矩、 K 均值聚类等压缩方法相比，从计算量角度考虑，我们采用一阶矩求解方法来完成积分双谱特征图案的压缩。该方法能够保持高阶谱特征的稳定性和一致性，其数学证明如下。

以双谱算法的三阶谱为例，三阶谱由三阶累积量做 2 维 Fourier 变换得到，所以如果能证明三阶累积量具有变元可加性，则从理论上来说三阶谱也具有相同的性质。令 $\{x_1, \dots, x_k\}$ 是 k 个随机变量组成的集合，其符号集合为 $\{1, 2, \dots, k\}$ 。对符号集做无交连的非空分割，即 $\cup I_p = I$ 和 $\cup I_p$ 为空集，则矩-累

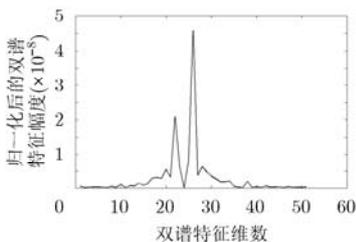


图 6 20 点步进后的样本切片的矩形积分双谱特征图

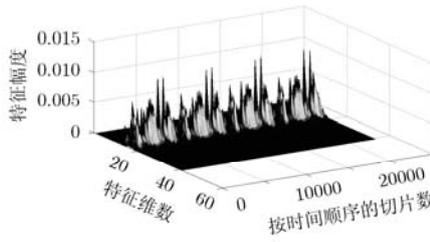


图 7 结合时域分析的矩形积分双谱特征图

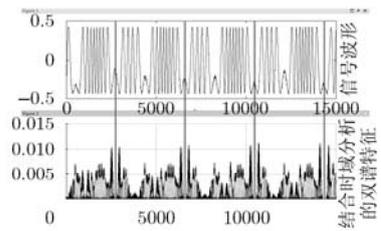


图 8 特征周期同信号波形的对应关系图

积量转换公式如式(6)所示^[12]。

$$c_x(I) = \sum_{\bigcup_{p=1}^q I_p = I} (-1)^{q-1} (q-1)! \prod_{p=1}^q m_x(I_p) \quad (6)$$

$c_x(I)$ 表示随机信号 $x(t)$ 的 k 阶累积量, $m_x(I_p)$ 表示符号集为 I_p 的矩。由于是对三阶累积量的情况进行推导, 故 q 的取值为 1, 2, 3 三种情况。

首先设 x_1, x_2, y, z 均为随机变量, 通过数学期望的定义很容易得到等式(7)。

$$E\{(x_1 + x_2)yz\} = E\{x_1yz\} + E\{x_2yz\} \quad (7)$$

令 $s = (x_1 + x_2, y, z)$, $x = (x_1, y, z)$ 和 $v = (x_2, y, z)$ 。

通过符号代换定义 $m_s(I_p)$ 是在 I_p 分割内的元素积数学期望, 并且 $x_1 + y_1$ 的幂为 1, 可得

$$\prod_{p=1}^q m_s(I_p) = \prod_{p=1}^q m_x(I_p) + \prod_{p=1}^q m_v(I_p) \quad (8)$$

将式(8)代入转换公式式(6)得到式(9), 此处公式使用的随机变量集合为 $\{x_1, x_2, y, z\}$, 证明了累积量具有变元可加性。

$$c_{3x}(x_1 + x_2, y, z) = c_{3x}(x_1, y, z) + c_{3x}(x_2, y, z) \quad (9)$$

当 $x_1 + x_2 = y = z = x$ 时, 对方程两边均做数学期望估计, 化简后可得

$$E\{c_{3x}(x, x, x)\} = \frac{1}{2} E\{c_{3x}(x_1, x_1, x_1) + c_{3x}(y_1, y_1, y_1)\} \quad (10)$$

当修改矩-累积量转换公式的随机变量集合为 $\{x_1, \dots, x_n, x\}$, 条件扩展至 x_1, \dots, x_n 为服从同一分布的 x 的无交连非空分割, 由式(10)可得

$$E\{c_{3x}(x, x, x)\} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E\{c_{3x}(x_n, x_n, x_n)\} \quad (11)$$

其中 N 为短样本的数量。当 N 趋于无穷时该表达式可改写为

$$E\{c_{3x}(x, x, x)\} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N c_{3x}(x_n, x_n, x_n) \quad (12)$$

由等式(12)可知, 在加权系数相同的情况下, 对服从同一分布的 N 个短样本的三阶累积量求解一阶矩, 可收敛于服从该分布长样本三阶累积量的数学期望。而对等式两边进行 2 维的 Fourier 变换, 依然成立。证明了短样本提取高阶谱特征后, 对所有的短样本特征求解一阶矩可以代替使用长样本实现高阶谱特征的提取。上述证明中式(6)矩-累积量转换公式适用于任意阶, 由此可知任意阶的高阶谱都具有变元可加性。即该方法不仅适用于双谱特征提取, 还可用于任意阶的高阶谱分析问题。

因此, 我们可首先对短样本的三阶累积量按照累积时间长度做一阶矩求解, 然后进行 2 维 Fourier 变换得到新的双谱特征参量进行分类器训练和识别, 相比长样本, 在获得稳定的双谱特征的同时可显著提升计算效率。

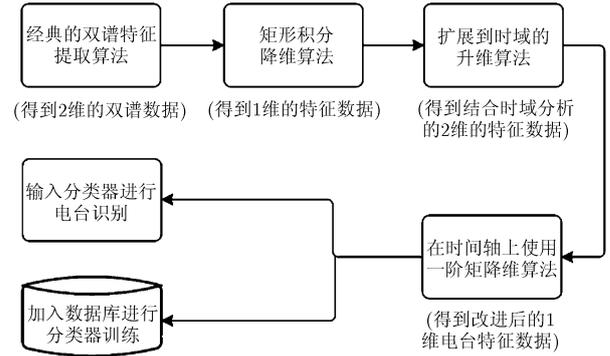


图 9 改进后的矩形积分双谱特征提取算法原理图

图 9 所示为改进算法的原理图, 计算流程如下:

(1) 采用传统双谱特征提取算法计算双谱特征图案;

(2) 采用矩形积分算法将特征图案压缩至 1 维特征数据;

(3) 结合时域分析算法, 将 1 维特征数据在时间轴上扩展成 2 维图案;

(4) 沿时间轴, 按照特征周期时间长度对特征数据求解一阶矩, 重新将 2 维图案压缩成更为稳定的 1 维特征数据;

(5) 将提取出的特征数据输入分类器进行训练或识别运算。

5 基于实测数据的识别实验及性能分析

本文在测试中使用安捷伦 E3238 数据采集器, 频率采集范围: 2~2650 MHz, 频率稳定度: 常温下 13 ppm, 采集天线工作带宽: 20 MHz~3 GHz。该数据采集器的工作方式为通过设置中心频率, 将观察信号搬移至基带; 通过设置观测带宽自适应配置采样率。因此对不同信号采用相同的中心频率和观测带宽, 可获得相同采样率的实测样本。在识别实验中采用的实测数据将统一按照 1.7 M/s 的采样率进行采集。采集对象为 10 部同型号电台在相同频点、相同工作方式下的实测数据。该型号电台频率稳定度为 2~4 ppm。

数据采集方案: 采集频率为 30 MHz/s, 38 MHz/s 和 50 MHz/s。每次采集 4 组, 分为数字调频工作模式(FSK)和数字调幅工作模式(SSB), 又分单音混合噪声、背景噪声两种发射状态。数据采集长度分为两种: 5×10^6 个样本数(时长 3 s)和 5×10^7 个样本数(时长 30 s)。信噪比均为 5 dB。

算法测试方案: 计算平台: 主频 4.5 GHz, 内存 8 GB 的兼容机。测试软件: matlab7.8。特征提取算法为矩形积分双谱算法, 每一个样本切片长度为 1024 点。改进后的算法需要在一个特征周期内求

解一阶矩，为保证计算效率，样本将滑动窗步进设为 115 点，对应一个周期内的样本切片数为 100。降维算法使用结合核独立成分分析的主成分分析算法^[13-15]。同时，将改进算法与传统矩形积分双谱特征提取算法^[2]和连续小波^[16,17]变换特征提取算法的性能进行比较。分类器统一采用矢量量化神经网络^[18](LVQ 神经网络)。使用的 LVQ 神经网络算法采用 LVQ1 算法。分类输出为 10 类，特征输入维数为 60，神经元数为 100，训练步数为 1000，目标误差 0.01。训练样本每部电台采集 100 组，总计 1000 组。

特征维数的取值是同 FFT 点数(样本切片长度)直接相关的，因此是 60 维对应 1024 点 FFT。分类器使用 60 维的特征输入是为下一步中对调频电台的识别留下分类器冗余。笔者经过验证，多余的 40 维并不影响分类器的构建和稳定识别。因为积分双谱的特点之一就是能够很好地消除高斯白噪声的影响，多出的 40 维基本全为零值。对于大量的零值样本，神经网络分类器具有很快的收敛特性。需要注意之处在于采集实测数据时选择好观测带宽，保证观测带宽内只有测试电台的唯一频率分量。

图 10 为使用 LVQ1 算法的矢量量化神经网络原理图。图中 $n^1 = -\|\mathbf{IW}^{1,1} - P\|$, $n^2 = \mathbf{LW}^{2,1}d$, $a^1 = \text{compet}(n^1)$, $a^2 = \text{purelin}(n^2)$ 。基本的 LVQ1 算法步骤：

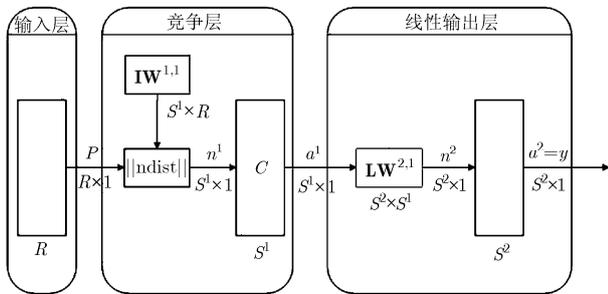


图 10 矢量量化神经网络

(1) 初始化输入层与竞争层之间的权值及学习率(>0)；

(2) 将输入向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_R]^T$ 送到输入层，并根据式(13)计算竞争层神经元与输入向量的距离：

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^R (x_j - \omega_{ij})^2}, \quad i = 1, 2, \dots, S^1 \quad (13)$$

式中 ω_{ij} 为输入层的神经元 j 与竞争层的神经元 i 之间的权值；

(3) 选择与输入向量距离最小的竞争层神经元，若 d_i 最小，则记与之连接的线性输出层神经元的类

标签为 C_i ；

(4) 记输入向量对应类标签为 C_x ，若 $C_i = C_x$ ，则根据式(14)调整权值；否则，根据式(15)进行权值更新。

$$\omega_{ij_new} = \omega_{ij_old} + \eta(x - \omega_{ij_old}) \quad (14)$$

$$\omega_{ij_new} = \omega_{ij_old} - \eta(x - \omega_{ij_old}) \quad (15)$$

改进算法的特征输入神经网络的方式为：在样本切片数代表的时间长度不到一个周期时，使用现有的样本特征求解一阶矩；当时间长度达到一个周期后，使用最新的一个周期长度内的样本切片求解一阶矩。采用改进算法和传统积分双谱算法得到的特征图案分别如图 11 和图 12 所示。可以看到，采用改进算法消除灾难样本效果明显，所有的切片样本特征都收敛于同一组特征值，证明该算法更具稳健性，从而更有利于提高识别正确率。

分别采用 3 种算法，样本数与识别正确率之间的关系如图 13 所示。可以看到，随着样本数的增加，改进算法的识别正确率相比另外两种算法提高显著。当样本切片数超过一个周期代表的长度(100)后，识别正确率稳定在 97%。证明了该特征提取算法的有效性。通过对 5×10^7 个样本数的(时长 30 s)实测数据样本分段提取特征，将特征输入分类，得到相同的分类结果。证明了算法提取的电台特征具有时间不变性。将同一部电台在同一种数字调制模式下提取的两种实测数据的特征输入分类器，即单音混合噪声、背景噪声两种，得到相同的分类结果。证明了信号特征在同一种数字调制方式下，不会影响到电台特征提取的稳定性。但是对不同数字调制模式下的同一部电台的实测数据使用特征提取算法，分类器的输出结果为两部不同的电台。证明该算法不能适用于同一部电台不同调制方式的情况。笔者分析，因采用不同的调制方式，实测数据的频谱结构已经完全改变。

分别采用 3 种算法，计算时间与识别正确率之间的关系曲线如图 14 所示。可以看到，如达到相同的识别正确率，改进算法在计算时间方面优于另外两种算法。这是因为传统积分双谱算法需要通过增加样本切片长度来提高识别正确率，故计算量也随样本长度成指数增长。由图 14 可知，在识别正确率为 95% 时，改进算法约需 6 s 可完成识别。

运算量分析比较：笔者统一使用浮点运算来估计算法的运算量。如果计算平台使用 DPS 数据处理芯片，浮点运算的加法和乘法均转化为浮点操作。改进算法的运算量如表 1 所示。其中， N 为 FFT 点数， L 为一个周期内截取的切片数。表 2 为 3 种算

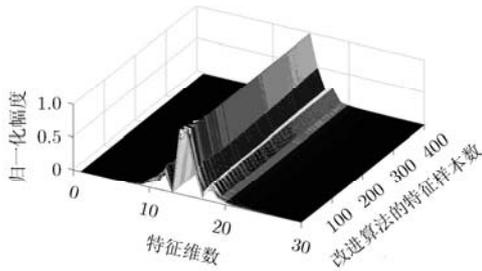


图 11 采用改进算法后提取的电台特征图

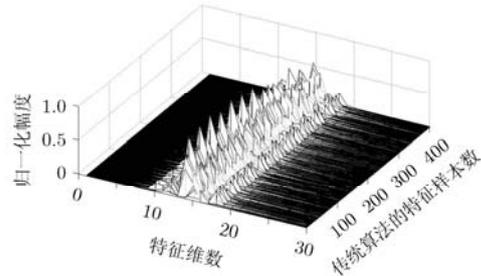


图 12 采用传统积分双谱算法提取的电台特征图

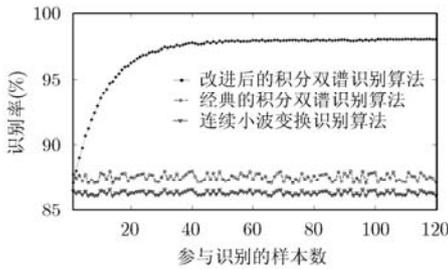


图 13 样本数与识别正确率的关系曲线

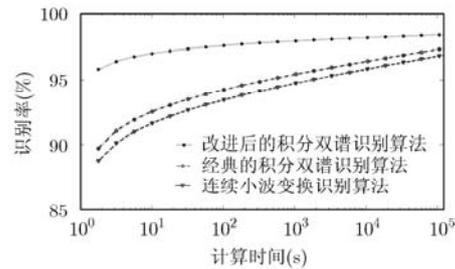


图 14 计算时间与识别正确率的关系曲线

法在实现相同识别率的情况下占用的浮点操作量比较。

表 2 中使用的 MFLPO 单位表示百万次浮点操作(One million basic floating-point operations)。现在信号处理中使用的主流 DSP 芯片 TMS320C30, 每秒能够完成 33.3 MFLPO, 峰值能够达到 400 MFLPO。因此, 从计算量上来说, 改进算法完全能够在 DSP 平台上实现秒级响应。

表 1 改进算法的运算量

FFT 运算量	$\frac{3NL}{2} \log_2 N$
双谱运算量	$2NL$
切片组的一阶矩运算量	$L(N+1)$
改进算法的总运算量	$\left(3N+1+\frac{3N}{2} \log_2 N\right)L$

表 2 3 种算法在实现相同识别率的情况下占用的浮点操作量(MFLPO)

识别率(%)	改进的双谱算法	传统的双谱算法	连续小波变换算法
95	1.7408	33.5544	43.5980
93	1.3926	4.4564	20.3985
91	1.0445	1.7039	5.6788
89	0.6932	0.8744	1.3765
87	0.3481	0.6056	0.9962

6 结束语

本文在使用矩形积分双谱特征识别算法的基础上, 提出了一种结合时域分析的改进算法, 并采用实测数据对该算法性能进行了验证。实验结果表明该算法相比传统算法在电台识别正确率和识别效率两方面均有较大提升, 因此在电台指纹识别领域拥有较好的应用前景。该算法适用于数字调频和数字调幅电台的识别。因缺少调相电台的实测数据, 不能验证算法对于调相电台识别的有效性。但是通过计算机仿真, 证明了该算法能够适用于数字调相电台的识别。下一步我们将结合实测数据验证该算法是否适用于数字调相电台的识别, 并就如何有效消除信号特征对电台固有特征的影响开展相关研究。

参考文献

- [1] 汤博, 许士敏, 闻年成. 通信电台个体识别技术研究[J]. 舰船电子工程, 2011, 31(4): 15-17.
Tang Bo, Xu Shi-min, and Wen Nian-cheng. Individual identification of the communication radio technology[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2011, 31(4): 15-17.
- [2] 张旻, 钟子发, 王若冰. 通信电台个体识别技术研究[J]. 电子学报, 2009, 37(10): 2125-2129.
Zhang Min, Zhong Zi-fa, and Wang Ruo-bing. Communications stations individual identification technology [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(10): 2125-2129.
- [3] 陆满君, 詹毅, 司锡才, 等. 通信辐射源瞬态特征提取和个体识别方法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2009, 36(4): 736-740.

- Lu Man-jun, Zhan Yi, Si Xi-cai, *et al.*. Communication radiation sources transient feature extraction and individual identification method[J]. *Xi'an University of Electronic Technology (Natural Science)*, 2009, 36(4): 736-740.
- [4] Tekbas O H, Ureten O, and Serinken N. Improvement of transmitter identification system for low SNR transients[J]. *Electronics Letters*, 2004, 40(3): 182-183.
- [5] 蔡忠伟, 李建东. 基于双谱的通信辐射源个体识别[J]. *通信学报*, 2007, 28(2): 75-79.
- Cai Zhong-wei and Li Jian-dong. Communication radiation sources based on bispectrum individual identification[J]. *Journal of Communications*, 2007, 28(2): 75-79.
- [6] 徐书华, 黄本雄, 徐丽娜. 基于 SIB / PCA 的通信辐射源个体识别[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2008, 36(7): 14-17.
- Xu Shu-hua, Huang Ben-xiong, and Xu Li-na. Based on the SIB / PCA communication emitter recognition[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2008, 36(7): 14-17.
- [7] Hu Ling-na, Jiang Ling-ge, He Chen, *et al.*. Watermark in the digital video broadcasting handheld transmission signal[J]. *Shanghai Jiaotong University (Natural Science Edition)*, 2009, 14(2): 149-153.
- [8] 王若冰, 张旻, 李鹏飞. 一种有效的通信电台综合识别技术[J]. *模式识别*, 2008, 4(1): 261-263.
- Wang Ruo-bing, Zhang Min, and Li Peng-fei. An effective communication station comprehensive recognition technology [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 4(1): 261-263.
- [9] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 69-74.
- Zhang Xian-da. *Modern Signal Processing*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002: 69-74.
- [10] Kay S M and Marple S L. Spectrum analysis: a modern perspective[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1981, 69(11): 1380-1419.
- [11] Bartlett M S. *An Introduction to Stochastic Processes*[M]. UK, Cambridge University Press, 1955: 533.
- [12] Brillinger D B and Rosenblatt M. *Asymptotic Theory of Estimation of k th Order Spectra*[M]. *Spectral Analysis of Time Series*, New York: Wiley, 1967: 153-188.
- [13] 闫峰刚, 刘帅, 金铭, 等. 基于降维噪声子空间的二维阵列 DOA 估计算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(4): 832-837.
- Yan Feng-gang, Liu Shuai, Jin Ming, *et al.*. Based noise subspace two-dimensional array of dimension reduction DOA estimation algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(4): 832-837.
- [14] 康伟, 张家忠, 李凯伦. 利用本征正交分解的非线性 Galerkin 降维方法[J]. *西安交通大学学报*, 2011, 45(11): 58-62.
- Kang Wei, Zhang Jia-zhong, and Li Kai-lun. Nonlinear Galerkin proper orthogonal decomposition dimensionality reduction method[J]. *Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(11): 58-62.
- [15] 梁胜杰, 张志华, 崔立林, 等. 基于主成分分析与核独立成分分析的降维算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(9): 2144-2148.
- Liang Sheng-jie, Zhang Zhi-hua, Cui Li-lin, *et al.*. KICA dimensionality reduction algorithm based on principal component analysis[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(9): 2144-2148.
- [16] 瞿兴建, 王建平. 基于小波变换的图像汉字笔划特征提取方法[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(23): 168-170.
- Zi Xing-jian and Wang Jian-ping. Extraction method based on wavelet transform image of Chinese characters stroke characteristics[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(23): 168-170.
- [17] 王亚超, 薛河儒. 基于 9/7 小波变换的木材纹理频域特征研究[J]. *西北林学院学报*, 2012, 27(1): 225-228.
- Wang Ya-chao and Xue He-ru. Study based on the frequency domain characteristics of the wood grain 9/7 wavelet transform[J]. *Northwest Forestry University*, 2012, 27(1): 225-228.
- [18] 史峰, 王小川. *MATLAB 神经网络 30 个案例分析*[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 124-148.
- Shi Feng and Wang Xiao-chuan. *MATLAB Neural Network Analysis of 30 Cases*[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2010: 124-148.
- 钱祖平: 男, 1961 年生, 教授, 主要研究方向为频谱管理和阵列信号处理.
- 许渊: 男, 1986 年生, 硕士, 主要研究方向为无线信号的高阶统计分析.
- 邵尉: 男, 1980 年生, 讲师, 主要研究方向为频谱管理和阵列信号处理.