

调制无线电信号的分形特征研究*

唐智灵¹⁾²⁾ 杨小牛^{3)†} 李建东¹⁾

1) (西安电子科技大学通信工程学院, 西安 710071)

2) (桂林电子科技大学电子工程学院, 桂林 541004)

3) (通信信息控制和安全技术国家重点实验室, 嘉兴 314033)

(2010年6月5日收到; 2010年8月16日收到修改稿)

调制方式的不同以及信号受到功率放大器的非线性变换决定了调制无线电信号的形状存在着差异, 提取这些差异特征是信号识别的基础. 基于分形理论提取信号特征是一种新的方法, 本文模拟了在不同信噪比条件下, 通过计算调制无线电信号的方差分形维以及 Mandelbrot 奇异分形维谱, 将信号的调制特征以及非线性变换特征投射到分形特征空间. 数值仿真结果表明, 不同调制方式、非线性变换对应了分形特征空间中的不同位置. 这些结果表明分形理论能够有效提取无线电信号的调制特征以及功率放大器的特征, 对信号的调制方式以及个体特征识别具有一定的工程应用价值.

关键词: 无线电, 信号, 分形特征, 识别

PACS: 64.60.al, 84.40.Ua

1. 引言

无线通信信号是随机调制的无线电信号, 即载波频率的幅度、相位或者频率随着模拟或者数字调制信号变化. 此外, 由于受到通信设备发射机自身特性, 例如元器件的差异、功率放大器的非线性效应、载波的频率稳定度等的影响, 信号载波被调制, 称为“无意调制”. 已调信号的物理特征差异是分辩和识别信号的基础, 而提取调制信号的物理特征在通信对抗领域具有重要的作用. 例如通过信号的特征获知信号的调制方式, 甚至能够判断信号来源于哪个发射机.

针对调制无线电信号的特征提取已经开展很多的研究, 方法包括信号的幅度和频率分析、高阶累积量、时频分析等. 传统的识别方法在低信噪比条件下的识别率会严重降低, 这是由于经典的方法是通过衡量个体的空间特征来进行识别的, 例如通过调制域空间距离中的差异来进行识别. 当信号受到噪声干扰以后, 空间中点之间的距离发生了变

化, 于是导致处理的错误增多. 因此, 研究如何在抗噪声干扰域获取信号的特征是低信噪比信号识别的关键^[1].

利用分形方法提取特征是一种新的方法, 除了在几何数学上的意义^[2], 分形的应用扩展到了蛋白质序列的表示^[3]、动力学结构^[4]、液体结构^[5]、DNA 序列的分析^[6]以及其他物理特征的表示^[7-11]. 本文基于分形理论, 提出了通过计算实时方差分形维与 Mandelbrot 奇异维谱, 刻画调制无线电信号在不同信噪比以及不同调制方式、非线性变换条件下的无线电信号分形特征以实现调制无线电信号个体别的新方法, 数字仿真验证了方法的有效性.

2. 分形理论

分形维为量化不同范围内重复的不规则图案提供了一种系统的方法^[6,12]. 目前提出了多种分形维数计算方法, 可以分成三类^[13]: 1) 形态分形维数; 2) 基于熵的分形维数; 3) 基于变换的分形维数.

* 国家杰出青年科学基金(批准号:60725105), 国家重点基础研究发展计划(973计划)(批准号:2009CB320404), 国家高技术研究发展计划(863计划)(批准号:2007AA01Z217), 国家自然科学基金(批准号:60572146), 通信系统信息控制技术国家级重点实验室资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: jec@jec.com.cn

2.1. 盒维

盒维是一种形态分形维. 一个尺寸为 ε 的物体, 其特征数 $N(\varepsilon)$ 的变化关系为

$$N(\varepsilon) \propto \varepsilon^{-D}, \quad (1)$$

其中 D 是分形维数. (1) 式是一个幂律关系, 已被证明可以用于描述很多自然界中物体的几何分布.

定义 设 F 是 R^n 中任一有界非空子集, 记 $N(A, \delta)$ 表示最大直径为 δ 且能覆盖 F 的集合的最小数, 则 F 的维上、下确界定义为

$$\overline{D}_B = \overline{\lim}_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(F, \delta)}{\log(1/\delta)}, \quad (2)$$

$$\underline{D}_B = \underline{\lim}_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(F, \delta)}{\log(1/\delta)}, \quad (3)$$

如果维的上、下确界相等, 则 F 的盒维定义为

$$D_B = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N(F, \delta)}{\log(1/\delta)}. \quad (4)$$

对于二维对象, 盒维(或盒计数)的方法使用长度为 L 的盒做覆盖测量, 并计算至少包含代表物体的一个点的盒子的数目 $N(L)$, 得到二维物体的尺度特性. 二维分形物体的盒维是 $\log N(L)$ 与 $\log L$ 所确定的负斜率.

2.2. 基于熵的维

盒维的缺点在于, 如果盒 $N_i(L)$ 中所含点的质量不同, 盒维将不能体现物体质量密度的非均匀性. 而通过计算质量的分布概率, 基于熵的维可以反映分形在不同空间的不均匀分布, 多重分形就是其中一种基于熵的维. 通过求解物体的局部密度, 多重分形适合于刻画复杂的空间质量排列. 在实际计算中, 用第 i 个盒的质量概率表示局部密度, 即

$$P_i(L) = N_i(L)/N_T, \quad (5)$$

$N_i(L)$ 表示第 i 个盒子中的点数, N_T 表示物体总的点数. 对于非均匀的物体, 第 i 个盒子的质量概率变化关系表示为

$$P_i(L) \propto L^{-\alpha_i}, \quad (6)$$

α_i 称为 Lipschitz-Holder 指数, 反映了第 i 个区域或者空间位置的标度. 在这里, 指数反映了围绕直径为 L 的盒中心的测度 $P_i(L)$ 的局部行为, 通过(6)式可以估计出指数 $\alpha_i = \log P_i(L) / \log L$. 在一个物体空间中, 不同的位置都可能具有近似相同的 α_i 值. 在指数 α 与指数 $\alpha + d\alpha$ 之间的盒数具有如下形式比例关系:

$$N(\alpha) \propto L^{f(-\alpha)}, \quad (7)$$

$f(\alpha)$ 定义为具有指数 α 的盒集的分形维. 通过包含若干量化系统标度的指标, (7) 式推广了(1)式的关系.

另一种刻画多重分形的方法表示为 P_i 分布的 q 阶矩的比例关系

$$\sum_{i=1}^L P_i^q(L) \propto L^{-(q-1)D_q}, \quad (8)$$

其中 D_q 是广义的分形维, 称为 Rényi 维. 由(8)式可以得到

$$D_q = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{q-1} \frac{\log \sum_{i=1}^{N(L)} P_i^q(L)}{\log L}, \quad (9)$$

(10) 式中的指数称为 q 阶矩的质量指数, $\tau(q)$ 为

$$\tau(q) = (q-1)D_q. \quad (10)$$

从(9)式可知, 当 $q=0$ 时所有的盒具有相同的重量, 分子变为 $\log N(L)$, 而 D_q 成为盒维 D_0 . 当 $q=1$ 和 $q=2$, D_q 分别成为信息维和相关维. 当 $q = \pm \infty$, 通过计算最大和最小概率, D_q 成为 Chebyshev 维. Chebyshev 极值确定了 Rényi 维的边界, 这对基于神经网络的模式识别非常有用. 由于通过改变阶数 q 使得 Rényi 维能够表示其他分形维, 因此 Rényi 维可被作为分形维的统一框架.

Rényi 维具有重要的意义, 因为它已经不是单一的维数值, 而是单值单调递减函数. 函数的 S 曲线揭示了物体是单一分形还是混合分形, 并确定了多重分形的边界. 无论何时, 单一的分形值都不足以刻画混沌动力学中的多重分形奇怪吸引子所具有的分形复杂性. Rényi 维谱不仅在检测物体的多分形方面具有十分重要的作用, 还适用于作为神经网络分类器的输入矢量.

通过 Legendre 变化^[14], (7) 式与(9) 式这两种分形测度可以联系起来:

$$f[\alpha(q)] = q\alpha(q) - \tau(q), \quad (10a)$$

$$\alpha(q) = \frac{d\tau(q)}{dq}, \quad (10b)$$

函数 $f(\alpha)$ 被称为 Mandelbrot 奇异谱 S_q , 其函数曲线是上凸的, 并在 $q=0$ 处有最大值 $S_{q_{\max}} = D_0$, 而在概率的极值处具有最小值 $S_{q_{\min}} = 0$.

2.3. 基于变换的分形维

混沌或者非混沌过程的时间序列可以通过 Fourier 变换(短时快速 Fourier 变换, FFT; 离散正弦变换, DCT), 或者时间-尺度的变换(小波)转换为功率谱密度. 如果谐波的间隔是相等的, 那么该过程

就是周期或者近似周期的(非混沌). 而如果是宽带频谱,且在低频区间具有大量的功率,则该过程有可能是混沌的. 宽带信号 $v(t)$ 既可以用能量谱 $E(f) = |V(f)|^2$ 刻画,也可以用功率谱 $P(f) = |V(f)|^2/T$ 刻画:

$$P(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} |V(f)|^2, \quad (11)$$

其中 $|V(f)|$ 是傅里叶变换的幅度,功率谱密度给出了在频率 f 处的信号的均方抖动的估计. 如果功率谱密度具有以下幂律的形式:

$$P(f) = 1/f^\beta, \quad (12)$$

那么可以定义谱的分形维

$$D_\beta = D_E + \frac{3-\beta}{2}, \quad (13)$$

对于时间序列, D_E 是内嵌 Euclidean 维,因此 $D_E = 1$.

尽管可以通过短时傅里叶变换估计幂指数 β 揭示过程的谱的分形维,但是窗口的选择以及引入人为的因素是值得重视的问题. 方差维的计算相对更为简单,时间序列可以通过其信号幅度增量的扩张来刻画. 假设信号 $v(t)$ 是离散的,在其时间间隔内幅度增量的方差与时间间隔具有如下的关系:

$$\text{var}[v(t_2) - v(t_1)] \propto |t_2 - t_1|^{2H},$$

或者

$$\text{var}[\Delta v] \propto |\Delta t|^{2H}, \quad (14)$$

那么 Hurst 指数 H 可以通过下式计算:

$$H = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{2} \frac{\log[\text{var}(\Delta v)_{\Delta t}]}{\log|\Delta t|}, \quad (15)$$

最终,对于内嵌 Euclidean 维 D_E , 方差维 D_σ 可以通过下式计算:

$$D_\sigma = D_E + 1 - H. \quad (16)$$

方差维可以用于计算分段平稳过程的变化分形维轨迹,且避免了因为加窗而产生的问题^[15].

3. 实验系统及测量结果

在调制器的输出,调制无线电信号是一个带通信号,可以表示为以下的形式:

$$x(t) = A(t) \cos[2\pi f_0 t + \phi(t)], \quad (17)$$

其中 $A(t)$ 表示信号的幅度,即信号的实包络, $\phi(t)$ 是信号相对于相位 $2\pi f_0 t$ 的相位偏移. f_0 表示载波的频率, $2\pi f_0 t$ 是未调制载波的瞬时相位. 根据欧拉公式, (17) 式可以表示为

$$x(t) = \text{Re}\{A(t) \exp[j\phi(t)] \exp(j2\pi f_0 t)\}, \quad (18)$$

如果令 $\tilde{x}(t) = A(t) \exp[j\phi(t)]$, 则(18)式变换为

$$x(t) = \text{Re}\{\tilde{x}(t) \exp(j2\pi f_0 t)\}, \quad (19)$$

$\tilde{x}(t)$ 称为信号的复包络,其复数表示形式为

$$\begin{aligned} \tilde{x}(t) &= A(t) \cos\phi(t) + jA(t) \sin\phi(t) \\ &= x_d(t) + jx_q(t), \end{aligned} \quad (20)$$

其中 $x_d(t)$ 和 $x_q(t)$ 均为低通信号. $\tilde{x}(t)$ 的幅度为

$$A(t) = \sqrt{x_d^2(t) + x_q^2(t)}, \text{ 相位为 } \phi(t) = \arctan[x_q(t)/x_d(t)].$$

将(20)式代入(18)式,可以得到

$$x(t) = x_d(t) \cos(2\pi f_0 t) - x_q(t) \sin(2\pi f_0 t), \quad (21)$$

(21) 式是调制无线电信号的统一表示方法. 从调制信号的时域波形看,因为基带调制的差异, $x_d(t)$ 和 $x_q(t)$ 也不会相同. 所以即使在载波相同的条件下,不同调制方式所产生的已调信号波形也不完全一致. 例如对于 QPSK 调制信号 $x_{ck}(t) = A_c(t) \cos(2\pi f_0 t + \phi_k)$, $kT < t < (k+1)T$, ϕ_k 可以取值为 $+\pi/4, -\pi/4, +3\pi/4, -3\pi/4$, 其复包络的同相和正交分量分别为 $x_{dk}(t) = A_c \cos\phi_k$ 和 $x_{qk}(t) = A_c \sin\phi_k$; 而对于 4-FSK 调制信号 $x_{sm}(t) = A_c(t) \cos(2\pi f_m t)$, $(kT < t < (k+1)T, m = 1, 2, 3, 4)$, 假设其中心频率为 f_0 , 其复包络的同相和正交分量分别为 $x_{dk}(t) = A_c \cos[2\pi(f_m - f_0)t]$ 和 $x_{qk}(t) = A_c \sin[2\pi(f_m - f_0)t]$, $(m = 1, 2, 3, 4)$.

调制无线电信号经过采样以后,成为离散时间序列. 通过分别计算时间序列的实时方差维和 Mandelbrot 奇异谱维,可以获取时间序列的分形特征. 本文所计算分析的调制信号包括 16-PSK, MSK, 16-QAM, QPSK 四种,并假定所有调制信号都具有相同的中心频率. 为便于计算信号的 Mandelbrot 奇异谱,将信号时间序列转换为二维数据阵列,这样能够获取信号在时间和空间上的相关分形特征. 图 1 是四种调制信号的二维数据阵列所形成的灰度纹理图像. 每一行长度为一个码元时间长度,包含了 512 个采样数据,每一个数据阵列为 512 行 \times 512 列.

根据 Chhabra 与 Jensen 提出的方法^[16], Mandelbrot 奇异谱的计算方法首先用长度为 L 的盒对数据阵列进行划分, $L = 2, 4, 6, 8, 16, 32, 64, 128, 256$. 以 0.1 为步长,在正、负区间内改变 q 的值,可以计算得到一组归一化的测度 $\mu_i(q, L)$, 即

$$\mu_i(q, L) = \frac{P_i^q(L)}{\sum_{i=1}^{N(L)} P_i^q(L)}, \quad (22)$$

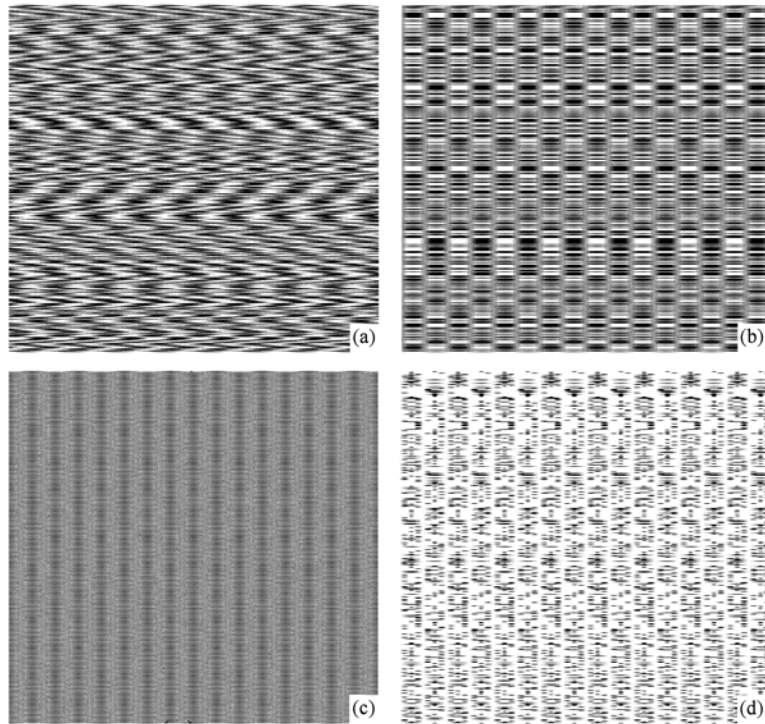


图1 调制无线电信号采样数据的二维阵列 (a) 16-PSK; (b) 0QPSK; (c) MSK; (d) 16-QAM

其中的 $P_i(L)$ 是大小为 L 的盒中的采样值求和与整个数据阵列的采样值总和的比值, 可以看作是盒内质量的分布概率. 无论 q 取任何值, 归一化测度的取值范围为 $[0, 1]$. Mandelbrot 奇异谱 $f(\alpha)$ 可以从下式中直接计算获得:

$$f(q) = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(L)} \mu_i(q, L) \log[\mu_i(q, L)]}{\log L}, \quad (23)$$

此外, Lipschitz-Holder 指数可以根据下式计算:

$$\alpha(q) = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\sum_{i=1}^{N(L)} \mu_i(q, L) \log[P_i(L)]}{\log L}, \quad (24)$$

对不同的 q , 在 L 的整个取值范围内, 可以通过计算 (23) 式、(24) 式中的分子相对于 $\log L$ 的斜率得到 $f(q)$ 和 $\alpha(q)$ 的值.

方差维的计算相对简单, 首先根据一定的时间间隔 Δt 将时间序列分组, 然后计算每一组的采样值幅度的方差 $\text{var}[\Delta v]$. 最后根据 (15) 式计算先得到 Hurst 指数, 根据 (16) 式得到方差维. 对于一维时间序列, (16) 式中的内嵌 Euclidean 维 $D_E = 1$.

4. 结果与讨论

给信号添加一定高斯白噪声, 分别在四种不同

的信噪比 (SNR = -10 dB, 0 dB, 10 dB, 20 dB) 条件下通过计算获得了 16-PSK 的方差分形维值. 计算时间长度为 1 个码元长度, 采样速率为 512 次/100 码元, 总共对 1024 个码元的采样值进行了计算. 通过统计获取的方差分形维值的概率, 获得了 16-PSK 方差分形维值的概率分布密度曲线, 如图 2. 由图 2 可见, 方差分形维值的分布具有长拖尾特性, 符合幂律分布的特征. 分布的拖尾部分反映了信号的不稳定性, 并且携带了比较少的信息. 幂律分布是复杂性的特定表现, 而简单系统通常具有指数分布或者高斯分布的特点. 幂律分布的性质与信号所具有的事件互强相关性有关. 在图 2 中, 随着信噪比的降低, 噪声的影响模糊了不同信息的边界, 因此不同的分形维值趋向于一致. 但是在 SNR = -10 dB 时, 区分仍然是很明显的.

图 3 是在 SNR = 20 dB 时, 计算 16-PSK, MSK, 16-QAM 三种不同调制方式的方差分形维值后统计的分形维值分布. 由图可见, 16-PSK 的分布具有三个不等的尖峰, QAM 具有两个不等的尖峰, 而 MSK 具有对称的双峰特点, 这从概率分布的形状上证明了三种调制方式的方差分形特征存在差异, 因为 16-PSK 的相位根据调制信号, 在 4 个相位值 ($\pi/4$, $3\pi/4$, $-\pi/4$, $-3\pi/4$) 中选择一个作为载波信号的初始相位, 而信号的幅度保持恒定值; QAM 的幅度

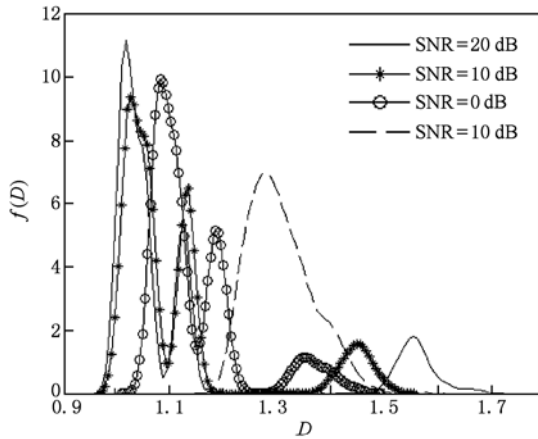


图2 16-PSK 的方差分形维值分布

随调制信号的不同,在4个固定幅度值中选择一个值作为载波的幅度值,但是载波的相位和频率是连续和恒定的;MSK的相位是连续的,载波频率根据调制信号取两个固定频率值的一个作为载波频率,两个固定频率值相对于中心频率具有相同的距离.因此,通过概率分布的差异能够识别出调制无线电信号的调制方式.

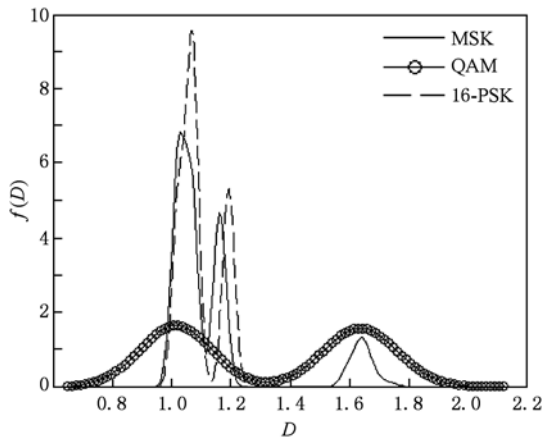


图3 不同调制方式的方差分维值分布(SNR = 20 dB)

如前一节所述,通过将一维时间序列分段排列以后,获得了512行×512列的数据阵列.如图1(a),(b),(c),(d),16-PSK, OQPSK, MSK, 16-QAM的数据阵列呈现不同的纹理特征.通过计算数据阵列的Mandelbrot奇异谱 $f(\alpha)$,得到这四种调制方式在纹理特征上的量化差异.如图4,16-PSK, OQPSK, MSK, 16-QAM的 $f(\alpha)$ 值相对于 α 具有不同的变化关系.1)16-PSK, OQPSK, 16-QAM的奇异谱是非对称的,而MSK的奇异谱是对称的,并具有不同的曲

率;2)MSK在 α 轴上的跨度范围最小,而16-PSK, OQPSK, 16-QAM在更宽的范围内具有分形特性;3)当 $q=0$, $f(\alpha)$ 取得最大值,即信号的盒维 $f[\alpha(0)] = D_0$.根据最大值的差异以及 $f(\alpha)$ 在最大值周边的变化确定信号的个体特征,例如可以比较 $f[\alpha(0)] = D_0, f[\alpha(1)] = D_1$ 以及 $f[\alpha(-1)]$.由图可知, D_0 的值与调制方式相关,16-PSK, OQPSK, 16-QAM, MSK的 D_0 值都互不相同.但是 D_0 不能反映已调信号的非均匀特性,在 α 轴上的跨度($\alpha_{\max} - \alpha_{\min}$)表明了信号的非均匀性,MSK的跨度最小,其数据分布比较均匀,而16-PSK, 16-QAM, OQPSK的分布具有更强的不均匀性. $f(\alpha)$ 的差异因调制方式而异,因此通过 $f(\alpha)$ 的特征也能够识别不同的信号调制方式,并且进一步反应了调制信号在时空分布上的不均匀性.

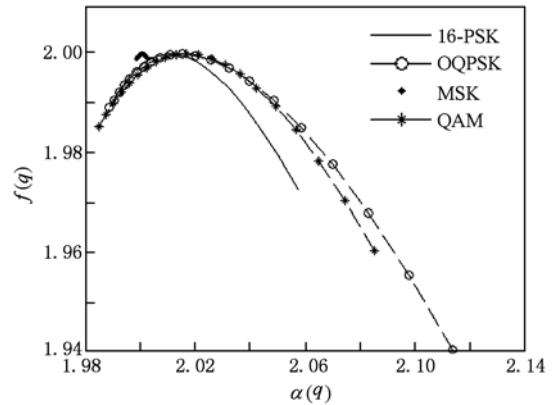


图4 不同调制方式信号的 $f(\alpha)$ (SNR = 20 dB)

图5是16-PSK的奇异谱相对于信噪比的变化趋势.当信噪比逐渐降低时,曲线右边呈现逐渐收缩的特性,但是变化的范围远低于调制方式的变化.此外,如果对信号收到通信设备自身的影响,例如射频功率放大器的非线性效应,那么变换后的信号相对于原信号将会出现非线性失真.例如窄带通信的一个射频功率放大器无记忆AM-AM行为模型为^[17]

$$y = x / \sqrt{1 + (x/k)^2}, \quad (25)$$

y 是变换以后的信号, x 是变换前的信号, $k = (x$ 的均值) $\times 10^{\frac{\text{饱和度(dB)}}{10}}$,在仿真中设置饱和度为5 dB.图6是信号变换前后的 $f(\alpha)$ 谱的曲线比较.从曲线的变化差异,可以将非线性变换前后的两种情况区分开来.此外,结合图5可知,信噪比的提高会使得

$f(\alpha)$ 曲线向右扩张,而非线性变换使得 $f(\alpha)$ 曲线向左收缩.

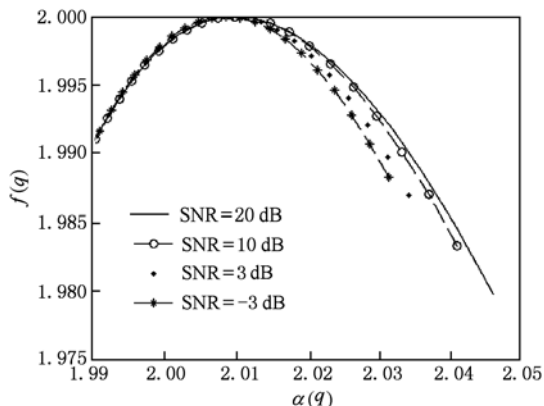


图5 16-PSK 的 $f(\alpha)$ 与信噪比的关系

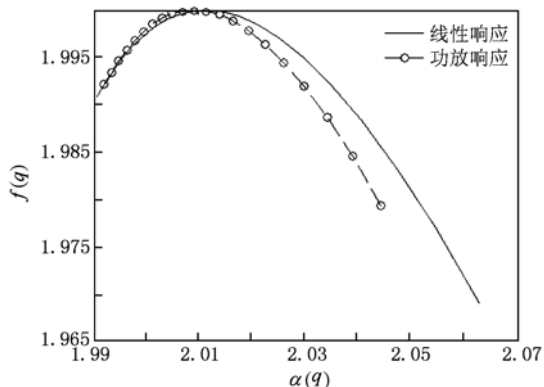


图6 16-PSK 信号非线性变换前后的 $f(\alpha)$ 比较

5. 结 论

通过计算调制无线电信号方差分形维和 Mandelbrot 奇异谱的方法,使用分形特征成功对几种不同调制方式的无线电调制信号进行了识别. 由于调制方式的不同,已调信号在频率、相位、幅度具有特定的变化规律. 方差分形维的幂律分布揭示了已调信号的具有复杂动力学的特性,并且这种复杂性在低信噪比的条件下仍然能够在分形维数的分布上表现出来. 此外,不同的调制方式所形成的分形维分布也具有明显的差异性,这种差异性是利用分形维数分辨不同信号调制方式的前提之一.

此外,将采样时间序列变换成为二维数据阵列以后,由于调制方式的不同使得二维数据阵列表现出独特的纹理特性. 本文利用多重分形的方法分析了这些特性,即通过计算数据阵列的 Mandelbrot 奇异谱 $f(\alpha)$,寻找调制方式在 $f(\alpha)$ 谱曲线的最大值、对称性、曲线跨度的差异,这些差异是分辨不同信号调制方式的一个重要依据. 在现实应用中,由于发射机本身的特性影响,例如射频功率放大器的非线性效应影响,也能够使已调信号的 $f(\alpha)$ 谱产生明显的变化. 由于射频功率放大器的非线性效应具有个体差异性,那么 $f(\alpha)$ 谱的特征差异就可以用于分辨不同发射机个体的识别,并且 $f(\alpha)$ 谱适合于作为在模式识别中广泛使用的人工神经网络的输入信号矢量. 综上所述,信号的分形处理在这一领域有着一定的工程应用价值.

[1] Potapov A A, Gilmutdinov A K, Ushakov P A 2008 *J. Comm. Tech. Electron.* **53** 1271

[2] Ayache A, Heinrich P, Laurence Marsalle, Suquet C 2005 *Fractals in Engineering: New Trends in Theory and Applications* (Springer; Berlin) p33—56

[3] Yu Z G, Xiao Q J, Shi L, Yu J W, Vo A 2010 *Chin. Phys. B* **19** 8701

[4] Deng S H, Gao S, Li Y P, Xu X Y, Lin S L 2010 *Chin. Phys. B* **19** 0511

[5] Yuan Y, Ye C, Huang H W, Shi G F, Ning Z Y 2010 *Chin. Phys. B* **19** 5205

[6] Han J J, Fu W J 2010 *Chin. Phys. B* **19** 0205

[7] Luo S H, Zen J S 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 150 (in Chinese) [罗世华、曾九孙 2009 物理学报 **58** 150]

[8] Jiang Z H, Zhao H F, Zhen R H 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 7579 (in Chinese) [姜泽辉、赵海发、郑瑞华 2009 物理学报 **58** 7579]

[9] Xing C M, Liu F A 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 1608 (in Chinese) [邢长明、刘方爱 2010 物理学报 **59** 1608]

[10] Yang J, Lai X M, Peng G, Bian B M, Lu J 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3008 (in Chinese) [杨娟、赖晓明、彭刚、卞保民、陆建 2009 物理学报 **58** 3008]

[11] Ren X C, Guo L X 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 1627 (in Chinese) [任新成、郭立新 2009 物理学报 **58** 1627]

[12] Falconer K 2003 *FRactal Geometry: Mathematical Foundations and Applications (Section Edition)* (West Sussex: John Wiley & Sons) p27—58

[13] Kinsner W 2007 *J. Cogn. Infor. Nat. Intelli.* **1**(4) 26

- [14] Halsey T C, Jensen M H, Kadanoff L P, Procaccia I, Shraiman B I 1986 *Phys. Rev. A* **33** 1141
 [15] Emerson C, Lam N S, Quattrochi D 2005 *Int'l J. Remo. Sens.* **26** 1575
 [16] Chhabra A B, Meneveu C, Jensen R V, Sreenivasan K R 1989 *Phys. Rev. A* **40** 5284
 [17] Schreurs D, Odroma M, Goacher A A, Gadringer M 2009 *RF Power Amplifier Behavioral Modeling* (Cambridge : Cambridge University Press) p11—23

Study on fractal features of modulated radio signal*

Tang Zhi-Ling¹⁾²⁾ Yang Xiao-Niu^{3)†} Li Jian-Dong¹⁾

1) (School of Communications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

2) (School of Electronic Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

3) (Science and Technology on Communication Information Security Control Laboratory, Jiaxing 314033, China)

(Received 5 June 2010; revised manuscript received 16 August 2010)

Abstract

The shape of radio signals determined by modulation system and that produced by the nonlinear transform are different in kind, which is the basis for discriminating them. Feature extraction based on fractal theory is a new method. In this paper, the features of modulation and nonlinear transform are projected to fractal feature space by computing the variance fractal dimension and the Mandelbrot singularity spectra dimensions. The numerical result show that differences in fractal features do exist between different modulated signals and the nonlinear transformed signals. The results show that the feature of these signals can be extracted based on fractal theory, which has engineering value for the identification of modulated radio signals.

Keywords: radio, signal, fractal feature, discrimination

PACS: 64.60.al, 84.40.Ua

* Project supported by the National Science Fund for Distinguished Young Scholars of China (Grant No. 60725105), the National Basic Research Program of China (Grant No. 2009CB320404), the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2007AA01Z217), the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60572146), the Foundation of State Key Laboratory of Information Control Technology for Communication System.

† Corresponding author. E-mail: jec@jec.com.cn