

# 基于子空间比较的宽带信号下辐射源 功放“指纹”分类方法

许 丹,姜文利,周一宇

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

**摘 要:** 本文提出了一种基于功放宽带 Volterra 级数模型的辐射源“指纹”分类方法,以用于电子侦察对宽带信号源的特定辐射源识别.针对传统 Volterra 系统 MIMO 建模方法的适应性不足,以及系统辨识过程存在维数爆炸问题,本文推导出一种对编码类和调频类宽带信号都适用的 MIMO 建模方法,然后直接基于参数子空间比较来实现功放的指纹分类.对本方法的“独立性”和“可测性”进行了分析.数值仿真实验对子空间比较方法进行了验证.

**关键词:** 电子战; 辐射源识别; 特定辐射源识别; 功率放大器; Volterra 级数模型

**中图分类号:** TN95 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 08-1712-06

## Power Amplifier Fingerprinting of Wide Band Signals Based on Subspace Distance

XU Dan, JIANG Wen-li, ZHOU Yi-yu

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract:** A Power Amplifier (PA) fingerprinting method based on the Volterra series model is proposed for specific emitter identification of wide band emitters. To cover the adaptability and dimension explosion shortcoming of the traditional Volterra identification method, a new MIMO model is derived for the code modulation signal and the linear/nonlinear frequency modulation signal. And the distance of the subspace is adopted to compare different Volterra systems. The independent and measurable properties of the method are given, and the principle of the method is verified by the simulation experiments.

**Key words:** electrical war; emitter identification; specific emitter identification; power amplifier; Volterra series model

### 1 引言

辐射源“指纹”识别又称“特定辐射源识别(Specific Emitter Identification)”,是指对接收的电磁信号进行特征测量,并根据已有的先验信息确定产生信号的辐射源个体.电子侦察目前广泛采用的信号特征,如载频、脉宽、重频、调制方式、调制参数等,在复杂、多变的信号环境下,已很难直接区分雷达、通信电台的型号,更难以识别个体.因此,在电子战研究领域,出现了以信号包络特征<sup>[1]</sup>、瞬时频率特征<sup>[2]</sup>、双谱特征<sup>[3]</sup>,以及更广义的变换域特征<sup>[4]</sup>作为辐射源“指纹”的个体识别方法.上述方法一般只针对一类特定形式的信号提出,如包络特征一般针对雷达脉冲信号,双谱特征一般用于通信信号,并且都存在一个共同的潜在前提,即信号的有意调制是不变的,或者有意调制的某些特性(如调制样式)是不变的.因此当脉宽、调制方式、调制参数发生改变时,上述方法都会面临分类模型不匹配带来的性能下降.

功放是辐射源“指纹”的重要来源,本文作者在文献[6]中根据功放的窄带信号模型,得到了一种多通道相关接收指纹提取(MCCF)的方法,同时提出了“独立性”、“稳定性”和“可测性”的“指纹”度量标准,并用 FM 广播的实测实验验证了 MCCF 方法的三个性质.

在实际应用中,大量实际辐射源(雷达、电台、干扰机等)所辐射的信号都有可能有很大的带宽,此时泰勒级数模型带来的模型误差可能会是显著的,因此需要研究更普适的功放行为模型.本文拟通过对放大器的宽带信号条件下的建模分析,推导出具有“独立性”的指纹分类方法,并对该方法的“可测性”进行讨论.

### 2 功放的 Volterra 级数模型

文献[6]采用泰勒级数模型对窄带信号下的功放建模,取得了较好的分类效果.但在宽带信号激励下,泰勒级数模型已不再适用,更一般的功放行为模型是 Volterra 级数(VS)模型<sup>[19]</sup>.由于任何因果时不变非线性动态

收稿日期:2008-01-29;修回日期:2009-05-11

基金项目:总装预研(No.41101020501)

系统的输入输出关系基本上都可以表示一个解析泛函,而 Frechet 应用 Weiestrass 多项式逼近理论证明了所有连续函数都可以用 VS 表示<sup>[8]</sup>,因此 VS 模型作为非线性物理系统建模的基本工具之一,也成为功放的基本模型。

对于单输入单输出时不变因果非线性系统,系统的输入输出关系可用如下的 Volterra 泛函级数作完全地描述,即

$$y(t) = \sum_{p=1}^{\infty} y_p(t) \quad (1)$$

式中

$$\begin{aligned} y_1(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} h_1(t-\tau)u(\tau)d\tau \\ y_2(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} h_2(t-\tau_1, t-\tau_2)u(\tau_1)u(\tau_2)d\tau_1d\tau_2 \\ &\dots \\ y_p(t) &= \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} h_p(t-\tau_1, \dots, t-\tau_p) \prod_{i=1}^p u(\tau_i) d\tau_i \quad (2) \end{aligned}$$

其中,  $h_p(\tau_1, \dots, \tau_p)$  是系统的  $p$  阶 Volterra 核,或称为  $p$  阶广义脉冲响应函数.在实际应用时,通常采用离散化和截断以后的 Volterra 级数对模型近似描述.

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_{p=1}^{\infty} y_p(n) \\ &= \sum_{p=1}^{\infty} \sum_{m_1=0}^{M_1} \dots \sum_{m_p=0}^{M_p} h_p(m_1, m_2, \dots, m_p) \prod_{i=1}^p u(n-m_i) \quad (3) \end{aligned}$$

采用 VS 模型对功放建模可以充分地反映功放的非线性特性,在小失真和中等非线性情况下,用模型的前三阶即可描述宽带信号激励下的 PA 响应特性,对于非线性程度较大的情况,需采用更高的模型阶数来表示.

### 3 VS 系统盲辨识的 MIMO 模型

Volterra 系统盲辨识的一种基本方法是将其线性化,构建 MIMO 模型并用子空间方法求解.本文先介绍一种最常用的 MIMO 建模方法,并针对其不足,提出了一种基于谐波子带采样的 MIMO 建模方法.

#### 3.1 基于时域过采样的 VS 系统 MIMO 模型<sup>[13]</sup>

该模型最早在文献[13]中给出,文献[14]对其进行了讨论.该模型是在信号基带进行建模,设系统输入信号带宽为  $B$ ,对系统输出以  $LB$  的采样率进行过采样( $L$  为大于 2 的整数).当保证采样率与码速率严格同步,每个码元内的采样位置将固定在几个位置上,此时 Volterra 系统可以近似地看成  $L$  个独立的 Volterra 系统.相应的 MIMO 模型可写成向量的形式:

$$Y(n) = H_N U_N(n) + V(n) \quad (4)$$

其中,  $U_N(n) = [U_1(n) \dots U_p(n)]^T$ ,  $U_i(n) = [u_{p,j_1:j_{p-1}}(n-0) \dots u_{p,j_1:j_{p-1}}(n-N-M_{VP}+1)]$ ,  $i$  为下标  $p, j: j_{p-1}$  的序号,  $u_{p,j_1:j_{p-1}}(n-m) = u(n-m)u(n-m-j_1)\dots u(n-m-j_{p-1})$ .

$H_N$  为模型系数矩阵,且包含类似的线性化处理,  $H_N$  和  $Y$  矩阵的结构可参见文献[13]和[14].

文献[13]指出该模型适合激励信号确定,或者统计特性是平稳(包括循环平稳)的情况,对于波形可变的线性调频、非线性调频等雷达信号难以适用.

#### 3.2 基于谐波子带采样的 VS 系统 MIMO 模型

考虑到上一模型存在的不足,对线性调频和非线性调频等宽带信号,给出一种基于谐波子带采样(Harmonic Band Sampling; HBS)的 MIMO 模型,简称为 HBS-MIMO 模型.本文通过说明该模型可由 VS 模型分解得到,来指出其合理性.

对 VS 模型作傅立叶变换,得到离散的频域 Volterra 级数模型(又称广义频率响应函数 GFRF)

$$\begin{aligned} Y(\omega) &= \sum_{p=1}^{\infty} \sum_{\substack{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p \\ \omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_p = \omega}} H_p(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p) \\ &\quad \prod_{i=1}^p U(\omega_i) + W(\omega) \quad (5) \end{aligned}$$

式(5)中,  $H_p(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p)$  称为第  $p$  阶 Volterra 频域核,或称为第  $p$  阶广义频率响应函数(GFRF).由式(5)可见,可以根据输出信号的频率将右边的多项式划分为多个子式.为方便描述,令激励信号的带宽为  $B$ ,中心频率为  $\omega_0$ ,假设  $B \ll \omega_0$ ,即激励信号带宽还是远远小于自身频率,则第  $i$  个谐波分量可用式(6)表示:

$$\begin{aligned} Y^{(i)}(\omega) &= \sum_{p=1}^{\infty} \sum_{(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p) \in \Omega_{i,p}} H_p(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_p) \\ &\quad \prod_{i=1}^p U(\omega_i) + W(\omega) \quad (6) \end{aligned}$$

式(6)中,  $\Omega_{i,p}$  表示与第  $i$  个谐波分量有关的频率空间,有

$$\begin{aligned} \Omega_{i,p} &= \{(\omega_1, \dots, \omega_p) \mid \omega_0 - B \leq |\omega_k| \leq \omega_0 + B, \\ &\quad k = 1, \dots, p, \sum_{k=1}^p \frac{\omega_k}{|\omega_k|} = i\} \quad (7) \end{aligned}$$

功放 Volterra 系统的频率求和范围内的核函数是对称的,共轭条件对于相应的实信号也是满足的.因此,式(6)可以看作 VS 系统的子系统,不同的  $i$  对应的子系统之间相互独立.此时 HBS-MIMO 与基于时域过采样的 MIMO 模型具有相近的系统结构,可以采用相同的方式构建观测方程,这里不再赘述.

HBS-MIMO 模型不需要过采样,也不需要与调制序列的码同步,对信号的形式也没有过多要求,而且利用的信息也更多.唯一的缺点是谐波信号可能被抑制而

变得较微弱,这一缺点需要通过长时间数据积累来克服.

#### 4 功放“指纹”分类方法

##### 4.1 MIMO 系统的参数子空间

VS 系统经线性化,可采用线性 MIMO 系统盲辨识子空间方法求解.线性 MIMO 系统一般形式为:

$$Y = HU + V \quad (8)$$

由于测量噪声与输入信号之间是相互独立的,则可得输出信号向量的自相关矩阵

$$R_Y = E(YY^T) = HR_u H^T + \sigma^2 I \quad (9)$$

其中,  $R_u = E(UU^T)$ ,  $E(VV^T) = \sigma^2 I$ . 设  $r = \text{Rank}(H)$ , 对  $R_Y$  进行特征值分解,有

$$R_Y = S_u \Lambda_u S_u^T + \sigma^2 S_n S_n^T \quad (10)$$

其中,  $\Lambda_u = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)$ ,  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > \sigma^2$ , 为大于  $\sigma^2$  的前  $r$  个特征值,  $S_u = [S_1, \dots, S_r]$  为相应的特征向量构成的矩阵,它的列空间张成信号子空间.  $S_n = [S_{r+1}, \dots, S_N]$  为剩余的特征值构成的矩阵,它的列张成噪声子空间.

由  $R_Y S_n = \sigma^2 S_n$ , 且  $R_Y S_n = HR_u H^T S_n + \sigma^2 S_n$ , 得到

$$HR_u H^T S_n = 0 \quad (11)$$

当  $H$  为列满秩,  $R_u$  为非奇异时,上式等价于

$$H^T S_n = 0 \quad (12)$$

该式即为标准子空间方法得到的系数矩阵与噪声向量的正交关系.

在 VS 系统盲辨识中,通常是利用上述关系及  $H$  矩阵的构成对 VS 系统的模型参数进行求解.但这一过程显然存在大量的计算,并且在很多时候解的唯一性也难以保证.对此,本文将  $H$  矩阵的列向量构成的空间称为参数子空间,提出采用子空间相似度和距离度量的方法来进行功放的“指纹”分类.

##### 4.2 子空间相似度和距离度量

利用子空间相似度和距离来进行分类的思想来源于视频识别领域,即利用模型参数所在的空间而非参数本身来对不同 MIMO 模型进行分类.1998 年 Yamaguchi 将最小主角的余弦作为两个子空间的相似度用于视频识别,其后,很多学者对子空间的相似度和距离的定义方法展开了研究.如 2003 年 Wolf 和 Shashua 定义的主角平方的积的相似度度量.2006 年,北京大学的王立威和封举富等人定义的 L2-Hausdorff 子空间距离等.本文给出相关的定义.

**定义 1** 子空间主角的定义<sup>[15]</sup>

子空间  $H_1$  和  $H_2$  之间的第  $i$  个主角 (principal angle)  $\varphi_i(H_1, H_2)$  是介于 0 和  $2\pi$  之间的角度,定义具有如下迭代的形式:

$$\varphi_i(H_1, H_2) = \arccos(\max_{u \in H_1} \max_{v \in H_2} u^H v) = \arccos(u_i^H v_i) \quad (13)$$

约束条件为

$$\begin{cases} u^H u = v^H v = 1 \\ u^H u_j = 0, j = 1, 2, \dots, i-1 \\ v^H v_j = 0, j = 1, 2, \dots, i-1 \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $u_i$  和  $v_i$  是  $\varphi_i$  达到第  $i$  个最大值时的向量  $u$  和  $v$ .

**定义 2** 子空间最小主角

子空间  $H_1$  和  $H_2$  之间的最小角度  $\varphi(H_1, H_2)$  是介于 0 和  $2\pi$  之间的角度,其余弦定义为

$$\cos \varphi(H_1, H_2) = \max\{|u^H v| : u \in H_1, v \in H_2, \|u\| = 1, \|v\| = 1\} \quad (15)$$

**定义 3** Golub-Werman 子空间距离<sup>[16]</sup>

假定  $H_1$  和  $H_2$  是  $C^n$  的两个子空间,并且  $\dim(H_1) = \dim(H_2)$ , 则这两个子空间的距离定义为

$$\text{dist}(H_1, H_2) = \|P_{H_1} - P_{H_2}\| \quad (16)$$

式中,  $P_{H_i}$  是到子空间  $H_i$ ,  $i = 1, 2$  的正交投影算子.

该距离定义要求两子空间的维数相同,对于子空间维数不相同时的距离定义, Wang 等人提出采用如下的距离定义.

**定义 4** L2-Hausdorff 子空间距离<sup>[17]</sup>

$$\text{dist}(H_1, H_2) = \max(\overrightarrow{\text{dist}}(H_1, H_2), \overrightarrow{\text{dist}}(H_2, H_1))$$

$$= \sqrt{\max(p, q) - \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (u_i^T v_j)^2} \quad (17)$$

其中,

$$\overrightarrow{\text{dist}}(H_1, H_2)$$

$$= \sqrt{p - \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (u_i^T v_j)^2} \quad (18)$$

$u_i, i = 1, \dots, p$  和  $v_j, j = 1, \dots, q$  分别为两个子空间的标准正交基.

上述相似度和距离定义,都可以作为判断子空间所属类别的依据,通常采用最近邻的思想取距离最近或最相似子空间作为辨识结果.

##### 4.3 “指纹”分类框架

本文给出的“指纹”分类框架与具体的子空间相似度或距离度量方法无关,也与具体的 MIMO 模型无关,前文内容都可套用.该框架如下.

**问题描述:**待辨识的功放 VS 系统集合已确定,并且模型参数先验已知,根据新采集的数据确定功放(即辐射源)的个体.

**基本假定:**功放激励信号为理想宽带信号,带宽远小于载波频率;输入信号向量的自相关矩阵非奇异.

**步骤:**

(1)根据 MIMO 模型,选择数据采集的方式,获得观

测数据.

(2)根据子空间方法得到真实的 VS 系统参数子空间.

(3)由观测数据计算参数子空间的正交基.

(4)计算观测数据的参数子空间到真实参数子空间的距离,取距离最小的系统模型作为识别结果.

## 5 性能分析

### 5.1 “指纹”的“独立性”

指纹的“独立性”在 SEI 中是指“特征与发射信号的形式无关,当发射信号波形改变时,该特征仍然不变”<sup>[6]</sup>.本文实际是以功放 VS 系统的 MIMO 模型的参数子空间作为“指纹”特征进行分类的,如果 MIMO 模型不随信号波形发生改变,则该指纹是具有“独立性”的.

时域过采样 MIMO 模型要求采样率与码速率严格同步,当激励信号的码速率变化时,MIMO 模型也会因采样率变化而改变.因此,模型的独立性是在同一码速率的前提下,“指纹”特征与基带编码序列的分布特性无关.

HBS-MIMO 模型虽然没有采样率同步的要求,但由于实际是用有限点长来逼近激励带宽范围内的带通模型,当激励信号带宽增大时,新增的约束信息将会改变模型参数的最优逼近值,因而该模型也会随着带宽变化而变化.在工程应用中,对于线性调频和非线性调频信号可以采用频域截断,并近似地认为截断范围内的激励信号带宽相同,从而得到与信号波形几乎无关的“独立性”特征.

### 5.2 “指纹”的“可测性”

指纹的“可测性”在 SEI 中是指“特征是可测量得到的,并且精度能达到个体分类的要求”<sup>[6]</sup>.根据子空间方法,在满足  $H$  为列满秩,  $R_u$  为非奇异的条件下,功放的参数子空间与噪声子空间正交,此时参数子空间可由噪声子空间唯一确定.该条件即为本“指纹”的“可测性”理论条件.

在通信系统的时域过采样 MIMO 模型中,  $u(n)$  实际为编码序列.对伪随机编码,编码之间可以认为是相互独立的,在非非线性交叉项时,  $R_u$  是对角阵,是非奇异的,但当存在交叉项时,  $R_u$  有可能奇异.对于线性调频信号和非线性调频信号,如果  $u(n)$  存在周期性,则也会出现  $R_u$  奇异的情况.下面给出  $R_u$  非奇异的必要条件.

**定理 1**  $U_N(n)$  如式(4)所示,则  $R_u$  非奇异的必要条件为:

(1)  $u(n)$  非周期或周期大于等于  $\rho(N + M_{VP})$ .

(2)  $u(n)$  的值域非零元素个数大于  $q_{\max}$ ,  $q_{\max}$  为同

一个  $m$  下满足  $u_{p,0:0}(n-m)$  形式的项的最大个数,对应的  $m$  为  $m_{\max}$ ,对应的最大  $p$  为  $p_{\max}$ .

**证明:**(反证法)

(1)假设  $u(n)$  的周期是  $K$ ,且  $K < \rho(N + M_{VP})$ ,则可用时间平均代替统计平均,

$$R_u = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K U_N(n) U_N^T(n)$$

则  $\text{rank}(R_u) = \text{rank}([U_N(1) \cdots U_N(K)]) < = K$ ,知  $\text{rank}(R_u) < \rho(N + M_{VP})$ ,  $R_u$  非满秩与  $R_u$  非奇异矛盾,假设不成立.

(2)假设  $u(n)$  的值域非零元素个数小于  $q_{\max}$ ,则任取  $q_{\max}$  个列向量  $U_N(n_i)$ ,  $i = 1, \cdots, q_{\max}$ ,将矩阵  $[U_N(n_1) \cdots U_N(n_{q_{\max}})]$  进行行交换,得到前  $q_{\max}$  行子矩阵如下

$$\begin{bmatrix} u_{1,0:0}(n_1 - m_{\max}) & \cdots & u_{1,0:0}(n_{p_{\max}} - m_{\max}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{p_{\max},0:0}(n_1 - m_{\max}) & \cdots & u_{p_{\max},0:0}(n_{p_{\max}} - m_{\max}) \end{bmatrix}$$

上式可写成如下的  $q_{\max} \times q_{\max}$  矩阵

$$\begin{bmatrix} u(n_1 - m_{\max}) & \cdots & u(n_{p_{\max}} - m_{\max}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u^{p_{\max}}(n_1 - m_{\max}) & \cdots & u^{p_{\max}}(n_{p_{\max}} - m_{\max}) \end{bmatrix}$$

该矩阵实际为一 Vandermonde 矩阵的子矩阵,

由  $u(n)$  的值域非零元素个数小于  $q_{\max}$  知,该 Vandermonde 子矩阵非列满秩.因此

$$\text{rank}([U_N(n_1) \cdots U_N(n_{q_{\max}})]) < q_{\max}$$

则有  $\text{rank}(R_u) < q_{\max} < \rho(N + M_{VP})$  与  $R_u$  非奇异矛盾,假设不成立.

证毕!

由该定理可见,当功放模型的  $q_{\max} \geq 2$  时,对 BPSK 信号无法利用本方法进行“指纹”识别.

“可测性”还与“测量精度”有关.在确定子空间时,算法最大的误差来源在于噪声子空间的确定,即如何判定最小的若干特征值.如果模型的阶数已知,则可以选取定长的小的特征值对应的特征向量构成噪声子空间.而更一般的情况是模型阶数未知,此时特征值选取策略产生的影响难以定量分析,本文给出以下的定性的命题.

**命题 1** 观测矩阵  $H$  的条件数越小,噪声子空间的判定精度越高.

该命题可由数值仿真进行验证,下文将给出部分仿真结果.

## 6 计算机仿真实验

由于本文给出的两种 MIMO 模型从数学形式上没

有大的不同,计算机仿真将以过采样 MIMO 模型为例,验证子空间比较方法的可行性。

仿真实验基于文献[13]的 2 阶 Volterra 模型,该模型被广泛采用,有一定代表性.模型的通道个数为 4,输出信号描述为:

$$y(n) = \sum_{m_1=0}^{M_1} h_{1,0:0}(m_1) u(n - m_1) + \sum_{m_2=0}^{M_2} h_{2,0:0}(m_2) u^2(n - m_2) + h_{2,0:1}(0) u(n) u(n - l) + w(n) \quad (19)$$

其中,  $\mathbf{y}^T(n) = [y^{(1)}(n), y^{(2)}(n), y^{(3)}(n), y^{(4)}(n)]$ ,  $M_1 = M_2 = 1$ , 模型参数为:

$$\mathbf{h}_1^T(0) = [1, 0.5, 2, 0.1], \mathbf{h}_1^T(1) = [-2.5, 3, 0, -1.1],$$

$$\mathbf{h}_{2,0:0}^T(0) = [-0.01, 0.5, 0.2, 0.03],$$

$$\mathbf{h}_{2,0:1}^T(0) = [0.007, 0.001, 0.3, -0.15],$$

$$\mathbf{h}_{2,0:0}^T(1) = [0.2, 0.3, -0.7, -0.001].$$

分类实验需要有多个模型,因此本实验以上述模型为标准模型,用符号 V0 表示,其他模型由该模型派生.实验先分析各种条件变化前后子空间的变化,然后基于真实的子空间对新的数据进行分类。

在 V0 的基础上派生出 10 个 Volterra 系统 V1 ~ V10,其中, V1 ~ V5 模型参数各有一个系数向量  $\mathbf{h}$  在 V0 的基础上作了修改, V6 ~ V9 对各个通道的系数作了修改, V10 是在二阶系数向量中选最后一个参数作修改.参数修改为原参数的 150%.实验由模型参数得到真实的参数子空间,对测量得到的子空间进行辨识.取  $N = 8$ ,以 1000 段数据作积累,设信噪比从 15dB 到 35dB 变化,每个信噪比下作 100 次辨识实验,统计得到识别正确率.图 1 给出了以子空间 L2-Hausdorff 距离、最小主角和 Wolf 相似度为度量的三种辨识方法的处理结果.可见三种方法性能差别不大,而且对噪声都较为敏感,但在 32dB 时识别正确率都能达到 80%.本仿真积累时间有限,进一步增加积累时间,可以提高对噪声的适应能力.另外,识别正确率达到 90% 时两种方法都趋于收敛,

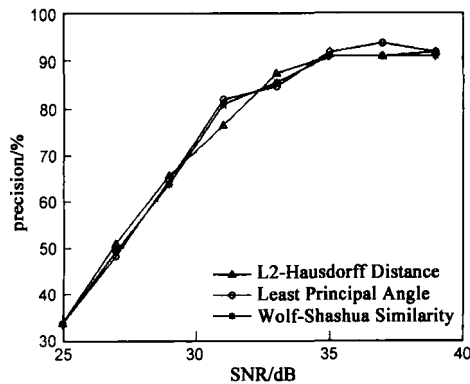


图1 不同子空间比较方法的识别正确率

经验证这与 V4 与 V0 差别太小有关。

以激励信号单个样点的统计特性为仿真条件,验证当编码调制信号的编码方式发生改变时本方法的分类性能.将 PAM 调制、QAM 调制和 8PSK 调制用符号序列分别用高斯分布、16 点离散均匀分布、8 点离散均匀分布来表示,生成相应的  $U_N(n)$  向量序列,35dB 下进行 100 次仿真,计算两两子空间的距离变化,统计结果如表 1.由表可见,非对角元素与对角元素的统计规律差别不大,即在激励信号的类型发生变化时,同一激励类型的距离变化与不同类型激励下的距离变化是相近的。

表 1 输入信号统计分布变化时的子空间距离变化

距离均值 / 标准差	PAM	16-QAM	8PSK
PAM	0.004701/ 0.0006522	0.004342/ 0.0005843	0.004122/ 0.0005358
16-QAM	0.004342/ 0.0005843	0.003575/ 0.0005200	0.0038871/ 0.0004872
8PSK	0.004122/ 0.0005358	0.0038871/ 0.0004872	0.0039706/ 0.0004733

以观测矩阵的条件数为仿真条件,以标准系统 V0 为基准,通过修改参数得到三个系统 V11 ~ V13,条件数分别约为 13、17、25 的三个 Volterra 系统,基于下降幅度大于活动门限(小特征值的 100 倍)的噪声特征值选择方法进行分类.100 次实验的统计结果如图 2.由图可见,条件数越小的观测矩阵对噪声的适应性越好。

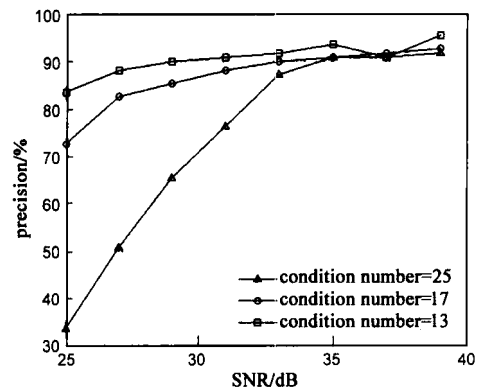


图2 不同条件数 Volterra 系统的识别正确率

## 7 结论及展望

本文给出了功放的 Volterra 级数模型的两种 MIMO 建模方法,提出了一种基于子空间方法的宽带信号功放“指纹”分类方法,然后对本方法的“独立性”和“可测性”进行了讨论,最后用计算机仿真进行了验证。

本文的方法利用的是参数所在的子空间而非参数本身,避免了大量的计算,在工程中更容易实现,有望集成到现有的雷达告警或 ESM 系统中。

## 参考文献:

- [1] 张国柱,黄可生,姜文利,周一宇.基于信号包络的辐射源细微特征提取方法[J].系统工程与电子技术,2006,28(6),795-797,936.  
Zhan Guo-zhu, Huan Ke-sheng, Jian Wen-li, Zhou Yi-yu. Emitter feature extract method based on signal envelope[J]. Systems Engineering and Electronics, 2006, 28(6), 795-797, 936. (in Chinese)
- [2] 董晖,姜秋喜,毕大平.数字侦察接收机中的瞬时频率测量技术[J].电子对抗技术,2005,20(5),7-10,22.  
Dong Hui, Jiang Qiu-Xi, Bi Da-ping. The technology of measuring instant frequency in digital reconnaissance receiver[J]. Electronic Counter-Measures Technology, 2005, 20(5), 7-10, 22. (in Chinese)
- [3] 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):75-76.  
Cai Zhong-wei, Li Jian-dong. Study of transmitter individual identification based on bispectra[J]. Journal on Communication. 2007, 28(2):75-76. (in Chinese)
- [4] 柳征,姜文利,周一宇.基于小波包变换的辐射源信号识别[J].信号处理,2005,21(5):460-464.  
Liu Zheng, Jiang Wen-li, Zhou Yi-yu. Emitter signals recognition based on wavelet packet transform[J]. Signal Processing, 2005, 21(5):460-464. (in Chinese)
- [5] T L Carroll. A nonlinear dynamics method for signal identification[J]. Chaos 17, 2007, 05-09:023109-1.
- [6] 许丹,柳征,姜文利,周一宇.窄带信号中的放大器“指纹”特征提取:原理分析及FM广播实测实验[J].电子学报,2008,32(5):927-932.  
Xu Dan, Liu Zheng, Jiang Wen-li, Zhou Yi-yu. Extraction of amplifier fingerprints from narrow band signal: principle analysis and FM broadcast experiment[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 32(5):927-932. (in Chinese)
- [7] Rappaport. Wireless Communication Principle and Practice [M]. US New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1996. 200-202.
- [8] 曹建福,韩崇昭,方洋旺,等.非线性系统理论[M].西安:西安交通大学出版社,2001.160-176.  
Cao Jian-fu, Han Cong-zhao, Fang Yang-wang. Theory of Nonlinear System [M]. Xi-an: Xian Jiaotong University Press, 2001. 160-176. (in Chinese)
- [9] Shankar, Prakriya, Dimitrios, Hatzinakos. Blind Identification of LTI-ZMNL-LTI Nonlinear Channel Models[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 1995, 43(12):3007-3013.
- [10] Shankar Prakriya, Dimitrios Hatzinakos. Blind identification of linear subsystems of LTI-ZMNL-LTI models with cyclostationary inputs[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(8):2023-2036.
- [11] A. Saleh. Frequency-independent and frequency-dependent nonlinear models of TWT amplifiers[J]. IEEE Transactions on Communication, 1981, 29(11):1715-1720.
- [12] M C Jeruchim, P Balaban, K S Shanmugan. Simulation of Communication Systems-Modeling, Methodology and Techniques[M]. 2<sup>nd</sup> ed. New York: Kluwer, 2000. 303-341.
- [13] Giannakis G B, Serpedin E. Linear multichannel blind equalizers of nonlinear FIR volterra channels[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(1):67-81.
- [14] 方洋旺,焦李成,韩崇昭.非线性有限冲击响应 Volterra 信道的盲辨识[J].西安交通大学学报,2000,34(12):24-27.  
Fang Yang-wang, Jiao Li-cheng, Han Chong-zhao. Blind identification of nonlinear FIR Volterra channels[J]. Journal of Xi-an Jiaotong University, 2000, 34(12):24-27. (in Chinese)
- [15] Golub G H, Van Loan C F. Matrix Computation[M]. 2<sup>nd</sup> ed. Baltimore: The John Hopkins University Press, 1989: 121-123.
- [16] 张贤达.矩阵分析及应用[M].中国,北京:清华大学出版社,2004.  
Zhang Xian-da. Matrix Analysis and Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press. 2004: 597-598. (in Chinese)
- [17] Liwei Wang, Xiao Wang, and Jufu Feng. Subspace distance analysis with application to adaptive bayesian face recognition [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3):456-464.
- [18] 林强,张祖荫,郭伟.微波功率放大器非线性失真分析[J].微波学报,2004,20(4):79-82.  
Lin Qiang, Zhang Zu-yin, Guo Wei. Analysis of microwave power amplifier nonlinear distortion [J]. Journal of Microwaves, 2004, 20(4):79-82. (in Chinese)
- [19] Jose C. Pedro, Stephen A. Maas. A comparative overview of microwave and wireless power-amplifier behavioral modeling Approaches[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2005, 53(4):1150-1163.

## 作者简介:



许丹 男,1979年生于湖北襄樊,分别于2001年、2004年和2008年在国防科技大学获得本科、硕士和博士学位,现为该校电子科学与工程学院讲师,主要从事空间信息对抗、电子侦察信号处理及辐射源个体识别等方面的研究。  
E-mail: stfan79@yahoo.com.cn

姜文利 男,1967年生,博士,教授,博士生导师,研究方向为综合电子战技术,空间信息处理等。

周一宇 男,1948年生,博士,教授,博士生导师,研究方向为综合电子战技术,空间信息处理等。