

基于ICA和特征提取的MIMO信号调制识别算法

张天骐 范聪聪* 葛宛莹 张天

(重庆邮电大学通信与信息工程学院 重庆 400065)

摘要: 针对非协作通信中多输入多输出(MIMO)信号的盲调制识别, 该文提出一种基于独立分量分析(ICA)和特征提取的调制识别算法。根据空分复用MIMO系统各发送天线上信号的独立性, 利用ICA算法从接收的混合信号中分离出发射信号。为实现全盲条件下的调制识别, 在进行ICA分离前, 利用最小描述长度(MDL)准则估计发射天线数。在得到发射信号之后, 首先利用6阶累积量、循环谱和4次方谱算法构造4个特征参数, 然后利用分层结构的神经网络分类器识别信号的调制类型。仿真结果表明, 所提方法可在较低信噪比下对{2PSK, 2ASK, 2FSK, 4PSK, 4ASK, MSK, 8PSK, 16QAM}8种MIMO信号进行有效识别, 当发送天线数为2、接收天线数为5、信噪比为2 dB时, 识别率可达到98%以上。

关键词: 信号处理; 多输入多输出信号; 独立分量分析; 6阶累积量; 循环谱; 神经网络

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)09-2208-08

DOI: [10.11999/JEIT190320](https://doi.org/10.11999/JEIT190320)

MIMO Signal Modulation Recognition Algorithm Based on ICA and Feature Extraction

ZHANG Tianqi FAN Congcong GE Wanying ZHANG Tian

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: For blind modulation recognition of Multiple Input Multiple Output (MIMO) signals in non-cooperative communication, a modulation recognition method based on Independent Component Analysis (ICA) and feature extraction is proposed. According to the signal independence of each transmitting antenna in space division multiplexing MIMO system, the ICA algorithm is used to separate the transmitting signal from the received mixed signal. In order to realize modulation recognition under completely blind condition, the Minimum Description Length (MDL) criterion is used to estimate the number of transmitting antennas before ICA separation. After obtaining the transmitted signal, four characteristic parameters are constructed by using six-order cumulant, cyclic spectrum and fourth-power spectrum algorithm, and then the modulation type of the signal is identified by using hierarchical neural network classifier. The simulation results show that the proposed method can effectively recognize {2PSK, 2ASK, 2FSK, 4PSK, 4ASK, MSK, 8PSK, 16QAM} eight MIMO signals at low SNR. When the number of transmitting antennas is 2, the number of receiving antennas is 5 and the SNR is 2dB, the recognition rate can reach more than 98%.

Key words: Signal processing; Multiple Input Multiple Output (MIMO) signals; Independent Component Analysis (ICA); Sixth-order cumulant; Cyclic spectrum; Neural network

收稿日期: 2019-05-06; 改回日期: 2020-03-18; 网络出版: 2020-06-26

*通信作者: 范聪聪 2669432120@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61702065, 61701067, 61771085), 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003), 重庆市研究生科研创新项目(CYS17219), 重庆市教育委员会科研项目(KJ1600427, KJ1600429)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61702065, 61701067, 61771085), The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (CSTC2009CA2003), The Chongqing Graduate Research and Innovation Project (CYS17219), The Research Project of Chongqing Educational Commission (KJ1600427, KJ1600429)

1 引言

多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)通信系统在发送端和接收端均放置多个天线,使得数据的传输速率以及信道容量得到了大幅的提高。近年来,关于MIMO信号的盲处理技术得到了广泛的关注,调制方式的识别是MIMO信号盲处理的一个重要部分,因此研究MIMO信号的调制识别具有十分重要的意义。调制识别在频谱监测、认知无线电、通信侦察等领域有着广泛的应用^[1]。

文献[2,3]研究了低截获概率雷达信号的调制识别方法,文献[4-6]研究了单输入单输出(Single Input Single Output, SISO)系统的调制识别方法。对于空分复用MIMO系统的调制识别,文献[7]提出了基于最大似然的识别方法,该方法虽具有很高的识别率,但需要已知信道矩阵和噪声方差等先验信息,不适用于非协作通信。文献[8]提出基于独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)和信号功率谱的调制识别方法,该方法需要提取的特征参数较多,计算复杂度高。文献[9]推导了接收信号不同阶数的累积量,并将它们的比值作为识别的特征参数,该方法能够克服信道系数的影响,但识别类型有限,仅能对3种MIMO信号进行识别。文献[10]和文献[11]将神经网络应用到调制识别中作为分类器,并结合高阶累积量完成了信号的识别,该方法获得了较好的识别效果,但是仅能够识别MPSK和MQAM调制方式,未扩展到其它调制方式。高阶累积量虽然能够有效地识别调制信号,但由于识别类型有限而限制了其应用范围。

为扩大对MIMO信号调制方式的识别范围并提高识别率,本文提出了一种混合识别算法。首先利用信息论中的最小描述长度(Minimum Description Length, MDL)准则从接收信号中估计出发射天线数,将其用于信号的白化处理,然后采用ICA算法恢复发射信号,接着用6阶累积量、循环谱以及4次方谱算法对发射信号构造4个特征参数,最后通过分层结构的神经网络分类器完成信号的识别。所提方法可对{2PSK, 2ASK, 2FSK, 4PSK, 4ASK, MSK, 8PSK, 16QAM}8种MIMO信号进行识别,识别过程不需要先验信息,适用于非协作通信,并且具有特征参数的个数少,识别种类多的特点。

2 系统模型

在一个具有 N_t 个发射天线和 N_r 个接收天线($N_t < N_r$)的空分复用MIMO系统中,发射端首先将经过调制的符号流复用成 N_t 个并行独立的子符号流,再由 N_t 个天线发送出去,因此传输的符号在时

间和空间上是独立的。令各发送符号的均值为0,功率 $\sigma_s^2 = 1$ 。接收的第 k 组符号 $\mathbf{r}(k)$ 表示为

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{G}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{s}(k) = [s_1(k)s_2(k)\cdots s_{N_t}(k)]^T$ 为 $N_t \times 1$ 维的发送信号, $\mathbf{n}(k) = [n_1(k)n_2(k)\cdots n_{N_r}(k)]^T$ 为 $N_r \times 1$ 维的复高斯白噪声,其元素的均值为0,方差为 σ_n^2 。 \mathbf{G} 是 $N_r \times N_t$ 维的平坦块衰落信道矩阵,表示为

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{1,1} & g_{1,2} & \cdots & g_{1,N_t} \\ g_{2,1} & g_{2,2} & \cdots & g_{2,N_t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N_r,1} & g_{N_r,2} & \cdots & g_{N_r,N_t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $g_{m,n}$ ($m=1,2,\dots,N_r, n=1,2,\dots,N_t$)为第 m 个接收天线与第 n 个发射天线间的信道系数,且 $g_{m,n}$ 是均值为0,方差为1的复高斯变量。那么接收信号 $\mathbf{r}(k)$ 可具体表示为

$$\mathbf{r}(k) = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{N_t} g_{1,i}s_i(k) \\ \sum_{i=1}^{N_t} g_{2,i}s_i(k) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{N_t} g_{N_r,i}s_i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1(k) \\ n_2(k) \\ \vdots \\ n_{N_r}(k) \end{bmatrix} \quad (3)$$

信噪比(SNR)定义为接收信号的总功率($N_t N_r \sigma_s^2$)与噪声总功率($N_r \sigma_n^2$)的比值,即

$$\text{SNR} = 10 \lg (N_t N_r \sigma_s^2 / N_r \sigma_n^2) = 10 \lg (N_t / \sigma_n^2) \quad (4)$$

3 发送信号的恢复

在SISO系统中,接收信号与发送信号具有相同的统计特征,因此可直接对接收信号提取特征,进而识别其调制类型。而在MIMO系统中,由于MIMO信道的作用,接收信号的统计特征会发生变化^[10],因此在特征提取之前要消除信道的影响,恢复发送信号。由于发送信号具有统计独立性,且接收信号由发送信号的线性混合以及噪声组成,因此可用ICA算法恢复发送信号。本文利用ICA中的特征值矩阵的联合近似对角化(Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices, JADE)算法来恢复发送信号。在使用JADE算法时,需要知道信源数^[12],即发射天线数,而多数文献都假设发射天线数已知,这并不符合实际场景。为解决这一问题,本文利用MDL准则估计发射天线数,估计过程为

(1) 求接收信号 $\mathbf{r}(k)$ 的自相关矩阵

$$\mathbf{R} = \text{E}[\mathbf{r}(k)\mathbf{r}^H(k)] \quad (5)$$

式中, \mathbf{H} 表示共轭转置。

(2) 对 \mathbf{R} 进行特征值分解, 将得到的 N_r 个特征

$$\hat{N}_t = \operatorname{argmin}_n \left\{ -\lg \left[\frac{\prod_{i=n+1}^{N_r} \lambda_i^{1/(N_r-n)}}{\sum_{i=n+1}^{N_r} \lambda_i / (N_r - n)} \right]^{K(N_r-n)} \right.$$

式中, λ_i 表示第 i 个特征值, K 表示单个天线上的符号数。

在估计出发射天线数后, 还需做信号的白化处理。将前 N_t 个特征值组成对角矩阵 \mathbf{D} , 对应的特征向量组成矩阵 \mathbf{F} ; 取剩下的 $(N_r - N_t)$ 个特征值的均值 $\tilde{\lambda}$, 使噪声方差的估计 $\hat{\sigma}_n^2 = \tilde{\lambda}$ 。令

$$\mathbf{B} = \mathbf{D} - \hat{\sigma}_n \mathbf{I} \quad (7)$$

式中, \mathbf{I} 为 $N_t \times N_t$ 维的单位矩阵。

白化矩阵 \mathbf{V} 表示为

$$\mathbf{V} = \mathbf{B}^{-1/2} \mathbf{F}^H \quad (8)$$

则白化信号可表示为

$$\mathbf{q}(k) = \mathbf{V} \cdot \mathbf{r}(k) \quad (9)$$

白化处理后信号的维数从 $N_r \times 1$ 降低为 $N_t \times 1$, 从而减少了后续处理的计算量。

经上述的预处理后便可用JADE算法恢复发送信号。文献[13]在MIMO系统下比较了ICA中常用的3种分离算法, 其中JADE算法对数据量的要求较低, 在数据较少时便有较低的误比特率, 并且在计算过程中不需要对参数进行调整。JADE算法的分离过程为: 首先计算 $\mathbf{q}(k)$ 的4阶累积量矩阵 \mathbf{C} , 然后对 \mathbf{C} 奇异值分解, 计算模最大的 N_t 个特征值以及对应的特征矩阵 $\{\phi_i, \mathbf{U}_i | 1 \leq i \leq N_t\}$; 将矩阵集合 $A^e = \{\phi_i, \mathbf{U}_i | 1 \leq i \leq N_t\}$ 联合近似对角化, 经过运算后可得到分离矩阵 \mathbf{X} , 则恢复的发送信号可表示为

$$\hat{\mathbf{s}}(k) = \mathbf{X} \cdot \mathbf{q}(k) \quad (10)$$

4 特征提取算法

对接收信号做上述处理后便可得到多路并行的发送信号, 此时的每一路发送信号与SISO系统中的信号具有相同的统计特征, 因此可将SISO系统中信号的调制识别算法扩展到MIMO系统中。

4.1 特征参数计算

调制识别的关键是选择合适的特征参数, 由于高阶累积量算法识别的调制类型有限, 因此本文在其基础上引入了循环谱和4次方谱算法来识别更多的调制类型。以下为3种算法计算特征参数的过程。

4.1.1 高阶累积量

对于平稳随机信号 $x(t)$, 其 p 阶混合矩表示为

值按降序排列。

(3) 用MDL算法估计发射天线数

$$\left. + \frac{n(N_r - n) + 1}{2} \lg K \right\}, n = 0, 1, \dots, N_r - 1 \quad (6)$$

$$M_{pq} = E\{[x(t)^{p-q} x^*(t)^q]\} \quad (11)$$

式中, $E\{\cdot\}$ 表示求期望, $*$ 表示取共轭。 $x(t)$ 的 k 阶累积量定义为

$$C_{kx}(w_1, w_2, \dots, w_{k-1}) = \operatorname{Cum}(x(t), x(t+w_1), \dots, x(t+w_{k-1})) \quad (12)$$

式中, w_1, w_2, \dots, w_{k-1} 表示时延, $\operatorname{Cum}(\cdot)$ 表示求累积量。由 M_{pq} 可得到 $x(t)$ 的各阶累积量为

$$C_{21} = \operatorname{Cum}(x, x^*) = M_{21} \quad (13)$$

$$C_{42} = \operatorname{Cum}(x, x, x^*, x^*) = M_{42} - M_{20}^2 - 2M_{21}^2 \quad (14)$$

$$\begin{aligned} C_{63} &= \operatorname{Cum}(x, x, x, x^*, x^*, x^*) \\ &= M_{63} - 6M_{41}M_{20} - 9M_{21}M_{42} \\ &\quad + 18M_{21}M_{20}^2 + 12M_{21}^3 \end{aligned} \quad (15)$$

4.1.2 循环谱

信号 $x(t)$ 的自相关函数表示为

$$R_x(t, w) = E[x(t+w/2)x^*(t-w/2)] \quad (16)$$

式中, w 表示时延, $R_x(t, w)$ 是周期为 P 的周期函数。对 $R_x(t, w)$ 做Fourier变换可求得循环自相关函数 $R_x^a(w)$

$$R_x^a(w) = \frac{1}{P} \int_{-P/2}^{P/2} R_x(t, w) \exp(-j2\pi a) dt \quad (17)$$

式中, a 为循环频率, 当且仅当 $a = l/P$ (l 为整数)时, $R_x^a(w) \neq 0$ 。对 $R_x^a(w)$ 做Fourier变换即可求得循环谱 $S_x^a(f)$, 即

$$S_x^a(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^a(w) \exp(-j2\pi fw) dw \quad (18)$$

式中, f 表示频谱频率。

4.1.3 4次方谱

信号 $x(t)$ 的4次方谱 $P_x(f)$ 表示为

$$P_x(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x^4(t) \exp(-j2\pi ft) dt \quad (19)$$

4.2 特征参数提取

假设每根发射天线上采用相同的调制方式, 为了减小噪声和随机性的影响, 对恢复的每一路信号计算特征参数, 然后把它们的均值作为最终的特征参数。首先用高阶累积量算法提取特征, 为避免相

位抖动对计算结果的影响，在求得累积量后取其绝对值。表1为根据式(13)–式(15)求得的各信号的累积量。

由表1可以看出，各信号间的 $|C_{21}|$ 和 $|C_{42}|$ 较接近，而 $|C_{63}|$ 差异较大，因此选取 $|C_{63}|$ 作为第1个特征参数，即 $T_1 = |C_{63}|$ 。利用 T_1 可识别出4ASK和16QAM信号，并将余下的信号分为{2PSK, 2ASK}和{4PSK, 8PSK, 2FSK, MSK}两大类。

对于2PSK和2ASK信号，由于它们的循环谱在频率 $f = 0$ 切片具有不同的峰值特征^[14]，因此将 $f = 0$ 切片上最大值与次大值的比值作为第2个特征参数，即 $T_2 = \max[S_x^a(0)]/\sec[S_x^a(0)]$ ，利用 T_2 可将两者区分开。

同理，2FSK, MSK和{4PSK, 8PSK}信号的循环谱在 $f = f_c$ 切片具有不同的峰值特征^[14]， f_c 为载波频率，因此令第3个特征参数 $T_3 = \max[S_x^a(f_c)]/\sec[S_x^a(f_c)]$ ，即 $f = f_c$ 切片上最大值与次大值的比值。利用 T_3 可识别出2FSK和MSK信号，4PSK和8PSK信号由于在该切片上具有相同的特征而无法区分。

对于4PSK和8PSK信号，可利用它们4次方谱的峰值特征的差异性进行识别，令第4个特征参数 $T_4 = \max[P_x(f)]/\sec[P_x(f)]$ ，即4次方谱的最大值与次大值的比值，利用 T_4 可将两者区分。

需注意的是，在计算特征参数 T_3 时要已知载波频率，且在对4PSK及8PSK信号求4次方谱时其4倍载频可能超过采样频率，因此在构造 T_3 之前，选取恢复的第1路发送信号 $\hat{s}_1(k)$ 进行载频估计。本文采用计算简单且效果较好的频率居中法估计载频

$$f_c = \frac{\sum_{i=0}^{N/2} i |\hat{S}_1(i)|^2}{\sum_{i=0}^{N/2} |\hat{S}_1(i)|^2} \cdot \frac{f_s}{N} \quad (20)$$

式中， $\hat{S}_1(i)$ 为对 $\hat{s}_1(k)$ 进行离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)后得到的序列， N 为DFT点数， f_s 为采样频率。

5 分类器的设计

目前调制信号分类器的设计方法主要有决策树

表 1 各调制信号的高阶累积量

累积量	2PSK	4PSK	8PSK	2ASK	4ASK	2FSK	MSK	16QAM
$ C_{21} $	1	1	1	1	1	1	1	1
$ C_{42} $	2	1	1	2	1.36	1	1	0.68
$ C_{63} $	13	4	4	13	9.16	4	4	2.08

法和神经网络法。与决策树分类器相比，神经网络分类器能够实现调制信号的智能化识别，并且具有识别率高，识别速度快的特点。因此本文采用结构简单且应用较为广泛的反向传播 (Back Propagation, BP)神经网络作为分类器。利用该网络对调制信号进行识别时分为两个过程：首先是训练过程，利用从信号中提取的特征参数和设定的目标矩阵对网络进行训练，根据Levenberg-Marquardt学习规则^[15]对网络中的连接权值和阈值不断地进行调整，以使网络的输出误差最小。然后是分类过程，将待识别信号的特征参数输入网络即能够识别出其调制类型。

若分类器为单个BP神经网络，仿真发现在低信噪比下的识别效果劣于多层组合的BP神经网络，因此本文的分类器为具有分层结构的BP神经网络，其结构如图1所示，分类器由4个含有单隐含层的BP神经网络组成，信号调制类型由分类器逐层识别。图1中各网络的输入层神经元数由输入到本网络的特征参数的个数决定，输出层神经元数由本网络能够识别的调制类型的种数决定，隐含层神经元数的确定原则为：在满足收敛速度的要求后，选取尽量少的个数以简化网络结构，因此图1中各网络的输入层、隐含层、输出层神经元数分别为1#(1,7,4), 2#(1,5,2), 3#(1,6,3), 4#(1,5,2)。各网络中训练的最大循环次数为1000，学习速率为0.02，期望误差为0.0001，隐含层和输出层的激励函数为tanh函数。

综合以上分析，可将本文的识别算法归纳为图2所示。首先用MDL准则从接收信号中估计出发射天线数，然后对信号做白化处理，接着利用JADE算法分离得到 N_t 路发送信号，对恢复的每一路信号计算特征参数，将这些特征参数的均值送入分类器，分类器最终根据特征参数的大小来识别信号的调制类型。

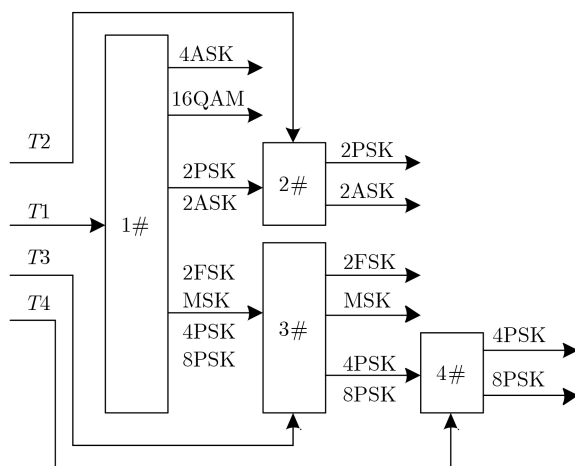


图 1 分层结构的神经网络分类器

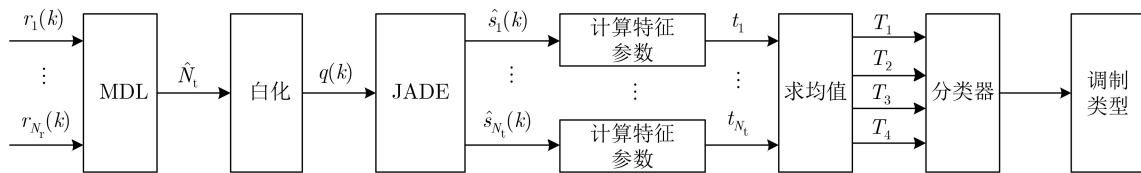


图2 调制识别流程图

具体的识别过程总结如下:

(1) 分别计算8种MIMO信号的特征参数 T_1 , 利用 T_1 可识别出4ASK和16QAM, 并将余下的信号分为 $\{2\text{PSK}, 2\text{ASK}\}$ 和 $\{2\text{FSK}, \text{MSK}, 4\text{PSK}, 8\text{PSK}\}$ 两大类;

(2) 在(1)的基础上, 分析2PSK和2ASK的循环谱 $S_x^a(0)$ 切片, 分别计算它们的 T_2 值, 利用 T_2 可识别2PSK和2ASK;

(3) 在(1)的基础上, 分析2FSK, MSK, 4PSK, 8PSK的循环谱 $S_x^a(f_c)$ 切片, 计算得到各信号的特征 T_3 值, 根据 T_3 能够识别出2FSK和MSK, 此时还未能识别4PSK和8PSK;

(4) 在(3)的基础上, 分析4PSK和8PSK的4次方谱, 计算得到两个信号的特征 T_4 值, 利用 T_4 可识别两者。

在进行特征提取时, 由于本文在高阶累积量算法的基础上引入了循环谱和4次方谱算法, 因此本文识别方法的计算复杂度有所增加。实际上, 本文是以牺牲算法复杂度来扩大识别的范围的。

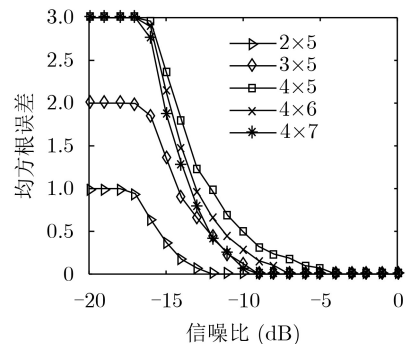
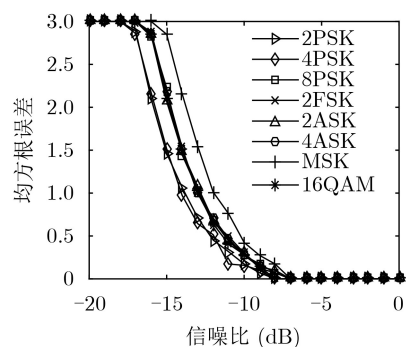
6 仿真实验与分析

实验在matlab仿真环境中产生2PSK, 2ASK, 2FSK, MSK, 4PSK, 8PSK, 4ASK和16QAM共8种调制方式的MIMO信号。各信号参数设置为: 符号速率2 kbit/s, 采样频率240 kHz, 载波频率15 kHz, 每个接收天线上的数据长度为6000, 信道在观察时间内保持不变, 噪声为复高斯白噪声。

实验1 MDL准则性能分析。在不同SNR、不同发射与接收天线个数(记为 $N_t \times N_r$)以及不同调制方式下计算MDL准则对 N_t 估计的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。SNR范围为 $-20 \sim 0$ dB, 每隔1 dB进行400次Monte Carlo仿真。

图3为当采用2PSK调制时MDL准则在不同 $N_t \times N_r$ 下对 N_t 估计的RMSE。由图可知, 当 $\text{SNR} \geq -4$ dB时, 该准则在不同 $N_t \times N_r$ 下均可准确估计出发射天线数。并且可以发现, 在同一SNR下, 当 N_r 不变时, 随着 N_t 的减少, 估计性能逐渐提升; 当 N_t 不变时, 随着 N_r 的增加, 估计性能略有提升。

图4为当 $N_t \times N_r = 4 \times 6$ 时MDL准则在不同调制方式下对 N_t 估计的RMSE。由图可知, 估计性能

图3 不同 $N_t \times N_r$ 下的估计性能图4 不同调制方式下 N_t 的估计性能

受调制方式的影响较小, 当 $\text{SNR} \geq -7$ dB时, MDL准则在不同调制方式下均可准确估计出发射天线数。

实验2 噪声对特征参数的影响。仿真参数设置: $N_t \times N_r = 4 \times 6$, 在SNR为 $-10 \sim 20$ dB的范围内每隔2 dB进行400次Monte Carlo仿真。

图5为特征参数 T_1 随SNR的变化曲线, 由图可知, 当 $\text{SNR} > 4$ dB时, 4ASK和16QAM信号的 T_1 与其它信号的区别很明显, 因此可根据 T_1 识别4ASK和16QAM信号。由于2PSK和2ASK的6阶累积量相同, 所以它们的特征曲线重合在一起, 因而无法对两者进行识别。同理, $\{2\text{FSK}, 4\text{PSK}, 8\text{PSK}, \text{MSK}\}$ 也因为具有相同的 T_1 而无法区分。

图6为2PSK和2ASK信号的特征参数 T_2 随SNR的变化曲线, 由图可知, 2PSK和2ASK信号的 T_2 区别明显, 且对噪声不敏感, 因此可利用 T_2 对两者进行识别。

图7为2FSK, MSK, 4PSK和8PSK信号的特征参数 T_3 随SNR的变化曲线, 由图可知, 在 $\text{SNR} > -4$ dB时, 2FSK和MSK信号的 T_3 差异较大, 且与

{4PSK, 8PSK}区别明显, 因此可利用 T_3 识别出2FSK和MSK。4PSK和8PSK由于在循环谱 $S_x^c(f_c)$ 切片具有相同的峰值特征, 所以它们的 T_3 曲线重合在一起。

图8为4PSK和8PSK信号的特征参数 T_4 随SNR的变化曲线。由图可知, 8PSK的 T_4 值较小并且很稳定, 而4PSK的 T_4 值要大得多, 且随着SNR的增大, 其值也越来越大, 因此可利用 T_4 对两者进行识别。从图5—图8可以得出, 本文所提方法可有效识别出8种常见的MIMO信号。

实验 3 识别算法性能分析。将特征参数送入分层结构的BP神经网络, 分析算法在不同SNR以

及不同 $N_t \times N_r$ 下对8种MIMO信号的识别性能。 $N_t \times N_r$ 取为 4×5 , 4×6 和 2×5 。在SNR为 $-6 \sim 14$ dB的区间内, 每隔2dB对每种调制信号产生100个特征参数样本输入网络进行训练, 然后再产生200个特征参数对网络进行测试。重复测试过程100次, 得到的识别率如表2—表4所示。

从表2—表4可以看出, 当SNR增大时, 算法在不同 $N_t \times N_r$ 下的识别率都有提高。在 $N_t \times N_r = 4 \times 5$ 的情况下, 当SNR = 6 dB时, 各信号的识别率可达到97%及以上; 在 $N_t \times N_r = 4 \times 6$ 的情况下, 当SNR = 4 dB时, 各信号的识别率均超过98%; 在 $N_t \times N_r = 2 \times 5$ 的情况下, 当SNR = 2 dB时, 各信号的识别率也均超过98%。比较表2—表4中的数据可以发现, 在相同的SNR下, 当 N_t 与 N_r 的差值越大

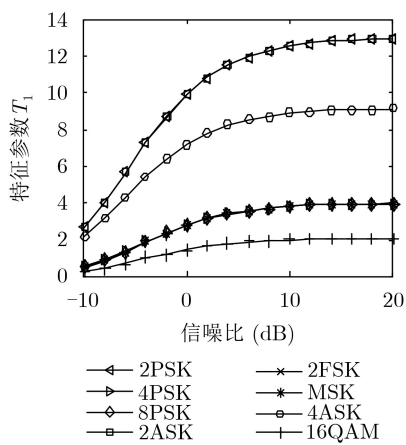


图 5 特征参数 T_1 随SNR的变化曲线

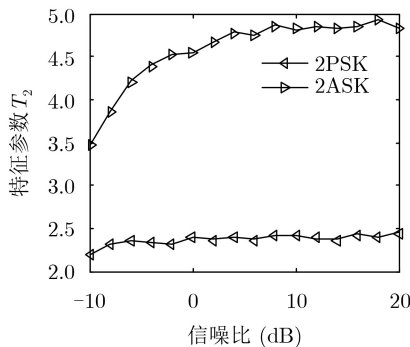


图 6 特征参数 T_2 随SNR的变化曲线

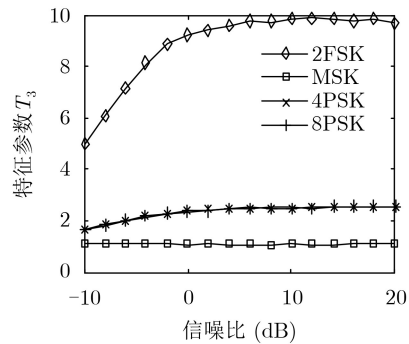


图 7 特征参数 T_3 随SNR的变化曲线

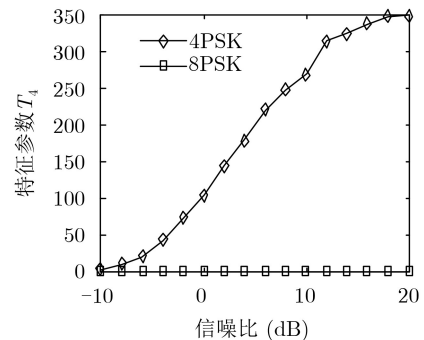


图 8 特征参数 T_4 随SNR的变化曲线

表 2 $N_t \times N_r = 4 \times 5$ 时的识别率(%)

调制类型	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB
2PSK	80.6	85.7	89.5	94.0	97.0	98.8	100
2ASK	82.4	87.3	92.0	95.2	97.0	99.3	100
2FSK	89.0	93.0	94.8	97.3	100	100	100
4PSK	89.4	93.0	96.9	98.2	98.8	100	100
4ASK	85.0	87.0	90.2	96.0	100	100	100
MSK	88.5	92.4	96.0	98.3	99.5	100	100
8PSK	91.0	95.0	97.8	99.0	100	100	100
16QAM	87.0	92.3	95.6	98.2	100	100	100

表3 $N_t \times N_r = 4 \times 6$ 时的识别率(%)

调制类型	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB
2PSK	83.7	88.0	95.0	98.2	99.4	100	100
2ASK	84.5	90.3	96.0	98.4	100	100	100
2FSK	91.3	96.0	98.2	99.5	100	100	100
4PSK	91.6	96.4	97.5	100	100	100	100
4ASK	89.0	94.4	98.0	99.2	100	100	100
MSK	91.0	95.0	97.3	100	100	100	100
8PSK	93.0	97.2	99.3	100	100	100	100
16QAM	91.0	95.3	98.4	100	100	100	100

表4 $N_t \times N_r = 2 \times 5$ 时的识别率(%)

调制类型	-2 dB	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB	10 dB
2PSK	89.0	93.1	98.3	99.0	100	100	100
2ASK	91.6	95.0	98.2	99.0	100	100	100
2FSK	93.4	98.3	99.5	100	100	100	100
4PSK	95.8	98.3	100	100	100	100	100
4ASK	92.0	97.0	99.6	100	100	100	100
MSK	94.0	97.6	98.8	100	100	100	100
8PSK	96.8	99.3	100	100	100	100	100
16QAM	94.3	98.0	100	100	100	100	100

时, 算法的识别率越高, 这是由于增大 N_t 与 N_r 的差值会使后续处理的SNR提升, 从而提高了信号的识别率。

与文献[16]相比, 本文利用MDL准则估计发射天线数, 从而避免了对先验信息的依赖, 并且通过引入循环谱和4次方谱算法, 极大地扩大了识别的范围。与文献[8]相比, 本文在减少了特征参数个数的同时, 增加了识别的种类, 又利用分层结构的BP神经网络进一步提高了信号的识别率。

7 结束语

本文根据MIMO系统接收端的信号模型, 利用MDL和JADE算法实现了发送信号的恢复, 然后又利用6阶累积量、循环谱以及4次方谱算法构造了4个新的特征参数, 最后通过与分层结构的BP神经网络相结合, 实现了对8种MIMO信号的识别。识别过程所需的特征参数较少且不需要任何的先验信息, 在工程上更利于实现。仿真结果表明, 在不同的 $N_t \times N_r$ 下, 所提方法均可在较低SNR下准确识别MIMO信号的调制类型, 并且可通过增大 N_t 与 N_r 之间的差值来提高信号的识别率。

参考文献

- [1] ZHAO Yong, XU Yitao, JIANG Han, *et al.* Recognition of digital modulation signals based on high-order cumulants[C]. 2015 International Conference on Wireless Communications & Signal Processing, Nanjing, China, 2015: 1-5. doi: [10.1109/WCSP.2015.7341279](https://doi.org/10.1109/WCSP.2015.7341279).
- [2] 郭立民, 寇韵涵, 陈涛, 等. 基于栈式稀疏自编码器的低信噪比下低截获概率雷达信号调制类型识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(4): 875-881. doi: [10.11999/JEIT170588](https://doi.org/10.11999/JEIT170588).
GUO Limin, KOU Yunhan, CHEN Tao, *et al.* Low probability of intercept radar signal recognition based on stacked sparse auto-encoder[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(4): 875-881. doi: [10.11999/JEIT170588](https://doi.org/10.11999/JEIT170588).
- [3] 陈涛, 柳立志, 郭立民. 基于MWC压缩采样宽带接收机的雷达信号脉内调制识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(4): 867-874. doi: [10.11999/JEIT170612](https://doi.org/10.11999/JEIT170612).
CHEN Tao, LIU Lizhi, and GUO Limin. Intra-pulse modulation recognition of radar signals based on MWC compressed sampling wideband receiver[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(4): 867-874. doi: [10.11999/JEIT170612](https://doi.org/10.11999/JEIT170612).
- [4] 张利, 李青. 基于高阶累积量的调制识别算法的研究[J]. 信息工程大学学报, 2017, 18(4): 403-408. doi: [10.3969/j.issn.1671-0673.2017.04.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0673.2017.04.005).
ZHANG Li and LI Qing. Research on modulation recognition algorithm based on higher-order cumulant[J]. *Journal of Information Engineering University*, 2017, 18(4): 403-408. doi: [10.3969/j.issn.1671-0673.2017.04.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0673.2017.04.005).
- [5] 谭晓衡, 褚国星, 张雪静, 等. 基于高阶累积量和小波变换的调

- 制识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(1): 171–177. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.25](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.25).
- TAN Xiaoheng, CHU Guoxing, ZHANG Xuejing, *et al.* Modulation recognition algorithm based on high - order cumulants and wavelet transform[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(1): 171–177. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.25](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.01.25).
- [6] 赵雄文, 郭春霞, 李景春. 基于高阶累积量和循环谱的信号调制方式混合识别算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(3): 674–680. doi: [10.11999/JEIT150747](https://doi.org/10.11999/JEIT150747).
- ZHAO Xiongwen, GUO Chunxia, and LI Jingchun. Mixed recognition algorithm for signal modulation schemes by high-order cumulants and cyclic spectrum[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(3): 674–680. doi: [10.11999/JEIT150747](https://doi.org/10.11999/JEIT150747).
- [7] CHOQUEUSE V, AZOU S, YAO K, *et al.* Blind modulation recognition for MIMO systems[J]. *MTA Review*, 2009, 19(2): 183–196.
- [8] 张路平, 王建新. MIMO信号调制方式盲识别[J]. 应用科学学报, 2012, 30(2): 135–140. doi: [10.3969/j.issn.0255-8297.2012.02.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.0255-8297.2012.02.005).
- ZHANG Luping and WANG Jianxin. Blind modulation recognition for MIMO signals[J]. *Journal of Applied Sciences*, 2012, 30(2): 135–140. doi: [10.3969/j.issn.0255-8297.2012.02.005](https://doi.org/10.3969/j.issn.0255-8297.2012.02.005).
- [9] DAS D, BORA P K, and BHATTACHARJEE R. Blind modulation recognition of the lower order PSK signals under the MIMO Keyhole channel[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(9): 1834–1837. doi: [10.1109/LCOMM.2018.2853638](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2018.2853638).
- [10] WEI Mengchuan, WEI Zaixue, YANG Jianyi, *et al.* Automatic modulation recognition of digital signal based on auto-encoding network in MIMO System[C]. The 18th IEEE International Conference on Communication Technology, Chongqing, China, 2018: 1017–1021. doi: [10.1109/ICCT.2018.8600148](https://doi.org/10.1109/ICCT.2018.8600148).
- [11] LIU Xiaokai, ZHAO Chenglin, WANG Pengbiao, *et al.* Blind modulation classification algorithm based on machine learning for spatially correlated MIMO system[J]. *IET Communications*, 2017, 11(7): 1000–1007. doi: [10.1049/iet-com.2015.1222](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.1222).
- [12] COMON P and JUTTEN C. Handbook of Blind Source Separation: Independent Component Analysis and Applications[M]. Oxford: Academic Press, 2010: 147–153.
- [13] 许宏吉, 刘璐, 谷波, 等. 空时分组码通信中的一类ICA盲检测方案[J]. 通信学报, 2007, 28(6): 12–19. doi: [10.3321/j.issn:1000-436X.2007.06.003](https://doi.org/10.3321/j.issn:1000-436X.2007.06.003).
- XU Hongji, LIU Ju, GU Bo, *et al.* ICA based blind detection scheme in space-time block coding communications[J]. *Journal on Communications*, 2007, 28(6): 12–19. doi: [10.3321/j.issn:1000-436X.2007.06.003](https://doi.org/10.3321/j.issn:1000-436X.2007.06.003).
- [14] WANG Rui. Research on digital signal modulation recognition and parameter estimation based on cyclostationarity[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology, 2012: 20–24.
- [15] REYNALDI A, LUKAS S, and MARGARETHA H. Backpropagation and Levenberg-Marquardt algorithm for training finite element neural network[C]. The 6th UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation, Valetta, Malta, 2012: 89–94. doi: [10.1109/EMS.2012.56](https://doi.org/10.1109/EMS.2012.56).
- [16] KHOSRAVIANI M, KALBKHANI H, and SHAYESTEH M G. Digital modulation recognition in MIMO systems based on segmentation of received data[C]. 2017 Iranian Conference on Electrical Engineering, Tehran, Iran, 2017: 1998–2002. doi: [10.1109/IranianCEE.2017.7985384](https://doi.org/10.1109/IranianCEE.2017.7985384).
- 张天骐: 男, 1971年生, 博士后, 教授, 主要研究方向为语音信号处理、通信信号的调制解调、盲处理、神经网络实现以及 FPGA, VLSI 实现。
- 范聪聪: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为通信信号的盲处理。
- 葛宛莹: 男, 1994年生, 硕士生, 研究方向为语音增强与盲分离。
- 张天: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为语音信号处理, 声乐分离。

责任编辑: 陈倩