

基于高阶统计特征的空时分组码盲识别方法

闫文君^① 张立民^{*②} 凌青^① 洪丹枫^③

^①(海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)

^②(海军航空工程学院信息融合所 烟台 264001)

^③(青岛大学信息工程学院 青岛 266071)

摘要: 空时分组码的盲识别是认知无线电领域一个新的重要问题。多数现有算法在多接收天线下进行识别,然而这些算法并不完全适用于单接收天线条件。针对上述问题,该文提出一种同时适用于单接收天线和多接收天线的空时分组码盲识别方法。利用空时分组码矩阵内元素的相关性,提出四阶统计量作为盲识别的特征参数,并通过最小欧氏距离的方式检验四阶统计量的差异,达到识别的目的。蒙特卡洛仿真表明,算法识别性能较好,且不需要预先知道信道信息、噪声信息和调制信息,对多普勒频移和相位噪声具有一定的适应性。

关键词: 认知无线电; 信号盲识别; 空时分组码

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2016)03-0668-06

DOI: 10.11999/JEIT150739

An Algorithm for Blind Classification of Space-time Block Code Based on Higher-order Statistics

YAN Wenjun^① ZHANG Limin^② LING Qing^① HONG Danfeng^③

^①(Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

^②(Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

^③(College of Information Engineering, Qingdao University, Qingdao 266071, China)

Abstract: Blind recognition of Space-Time Block Code (STBC) is a new important task in cognitive radio system. Most of the previous researches require multiple receive antennas, however, in many practical applications, size and power on the receivers may favor single receive antenna solution. To solve the problem above, an algorithm for blind classification of STBC is proposed. Using the correlation of the symbols in STBC block, fourth-order statistics are used as feature, and Euclidean metric between two statistics is used to classify different STBCs. It does not require estimation of the channel, signal-to-noise, and modulation of the transmitted signals. Monte Carlo simulations show the validity of the algorithm with low sensitivity to phase noise and Doppler shift.

Key words: Cognitive radio; Blind signal classification; Space-Time Block Code (STBC)

1 引言

信号盲识别问题是智能无线通信技术中的一个重要问题,无论在军用领域还是民用领域,其应用越来越广泛^[1,2],其中包括电子战、无线电侦查、频谱监测、认知无线电系统等领域。在MIMO系统中,信号盲识别的内容包括调制方式识别^[3]、天线数量识别^[4]和空时码识别^[5-13]等。其中,空时分组码(STBC)的识别是信号盲识别中一个新的重要问题,引起了

学术界越来越多的关注。

STBC的盲识别算法主要分为基于最大似然的算法和基于特征参数的算法。其中最大似然的算法通过计算接收信号的最大似然方程进行识别,给出了正确识别概率的最优解,然而其识别过程需要预先知道信道信息、噪声信息和调制信息等,且计算复杂度较高^[14]。基于特征参数的算法主要分为基于二阶特性^[15]、基于四阶特性^[5,6]和基于循环平稳的算法^[7,8],基于二阶特性算法利用符号之间相关性作为特征参数进行识别,计算复杂度较低;基于四阶特性的算法计算了不同STBC在不同时延下的四阶累积量,并对四阶累积量进行傅里叶变换,通过检测频域上的峰值的方法进行STBC识别,在低信噪比

收稿日期:2015-06-18;改回日期:2015-10-15;网络出版:2015-11-19

*通信作者:张立民 iamzlm@163.com

基金项目:国家自然科学基金(61102167),泰山学者工程专项经费 Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61102167), Taishan Scholar Special Foundation

下识别效果较好；基于循环平稳的算法计算了接收信号的二阶或四阶循环累积量，通过检测循环累积量是否存在循环频率进行 STBC 的识别。另外，文献[9]提出了基于 K-S 检测的方法在单接收天线下进行 STBC 的识别。

上述许多算法是在接收天线数大于等于 2 的前提下进行的研究^[7,8,15]，一些算法研究了单接收天线下的识别问题^[5,6,9]，然而多接收天线系统下的盲识别算法并不完全适用于单接收天线问题。由于接收端成本、功率等综合因素，单接收天线是客观存在的，这要求探索一种既适用于多接收天线条件，又适用于单接收天线的条件的盲识别算法。

本文提出了一种基于高阶统计特征的 STBC 盲识别的方法，在任意数量接收天线下均可进行有效识别。利用空时分组码矩阵内元素的相关性，通过对接收信号进行处理，将接收信号分为相关和不相关的两个序列，构造两个序列的四阶统计量，再通过计算两个统计量之间的欧氏距离达到识别不同 STBC 的目的。算法不需要预先知道信道信息、噪声信息和调制信息，在非高斯噪声下同样适用，且识别过程所需的接收样本数量较少。

本文章节安排如下：第 2 节介绍信号模型和假设条件；第 3 节介绍基于四阶统计特征的算法和识别方法；第 4 节进行仿真和验证；第 5 节给出结论。

2 信号模型和假设条件

考虑具有 n_t 发射天线， n_r 接收天线的无线通信系统，每个线性 STBC 码组传输的符号数为 n ，码矩阵中符号为 $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ ，码矩阵长度为 L ，定义生成的 $n_t \times L$ 维 STBC 矩阵为 $\mathbf{C}_u^{\text{STBC}}(\mathbf{S}_v)$ ，上标 STBC 表示码矩阵的类型， $\mathbf{C}_u(\mathbf{S}_v)$ 表示第 v 个传输块的第 u 列，其中 $0 < u \leq L$ 。不失一般性，识别过程考虑发射天线数为 2 的空间复用 (Spatial Multiplexing, SM) 和最常用的 3 种空时分组码，其码矩阵分别表示为^[6]

(1) SM: 发射天线数 $n_t = 2$ ，码矩阵长度 $L = 1$ ，码矩阵中符号数 $n = 2$ ：

$$\mathbf{C}^{\text{SM}}(\mathbf{S}) = [s_1 \quad s_2]^T \quad (1)$$

(2) Alamouti STBC (简称 AL): 发射天线数 $n_t = 2$ ，码矩阵长度 $L = 2$ ，码矩阵中符号数 $n = 2$ ：

$$\mathbf{C}^{\text{AL}}(\mathbf{S}) = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* \\ s_2 & s_1^* \end{bmatrix} \quad (2)$$

(3) STBC3 (简称 ST3): 发射天线数 $n_t = 3$ ，码矩阵长度 $L = 4$ ，码矩阵中符号数 $n = 3$ ：

$$\mathbf{C}^{\text{ST3}}(\mathbf{S}) = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & s_2 & -s_3 \\ 0 & s_1 & s_3^* & s_2^* \\ -s_2^* & -s_3 & s_1^* & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

(4) STBC4 (简称 ST4): 发射天线数 $n_t = 3$ ，码矩阵长度 $L = 8$ ，码矩阵中符号数 $n = 4$ ：

$$\mathbf{C}^{\text{ST4}}(\mathbf{S}) = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2 & -s_3 & -s_4 & s_1^* & -s_2^* & -s_3^* & -s_4^* \\ s_2 & s_1 & s_4 & -s_3 & s_2^* & s_1^* & s_4^* & -s_3^* \\ s_3 & -s_4 & s_1 & s_2 & s_3^* & -s_4^* & s_1^* & s_2^* \end{bmatrix} \quad (4)$$

定义接收端第 r 根天线第 1 个接收信号为 $y^r(0)$ ，则第 $k+1$ 个接收信号为 $y^r(k)$ ，对应发射端第 v 个传输块的第 u 列矩阵 $\mathbf{C}_u(\mathbf{S}_v)$ ，则接收信号可表示为

$$y^r(k) = \mathbf{H}_r \mathbf{X}(k) + b^r(k) = \mathbf{H}_r \mathbf{C}_u(\mathbf{S}_v) + b^r(k) \quad (5)$$

其中， $n_r \times n_t$ 维矩阵 \mathbf{H} 为平坦衰落信道， $b^r(k)$ 为零均值加性噪声。未加特殊说明，下文中 $y^r(0)$ 与 $b^r(k)$ 均省略上标 r ，依然表示第 r 根天线的信号。

本文的识别算法在如下的条件下进行^[7]：

假设 1 传输符号之间独立同分布，即 $E[s_i s_k] = 0$ ；

假设 2 传输符号与噪声不相关，即 $E[s_i b_k] = 0$ 。

3 基于四阶统计特征的识别算法

3.1 四阶统计特征

考虑接收端第 r 根天线上接收信号 $\mathbf{y} = [y(0), y(1), \dots, y(K-1)]$ ，定义如下两个长度为 $K-\tau$ 的接收序列：

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{y}_0 &= [y(0), y(1), \dots, y(K-\tau-1)] \\ \mathbf{y}_1 &= [y(\tau), y(\tau+1), \dots, y(K-1)] \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中 K 为接收符号数， τ 为时延。为方便计算，不失一般性，本文假设 $K \bmod 4\tau = 0$ 。定义接收信号的四阶时延相关函数 $Z_i(k)$ ， $i = 0, 1$ ， $Z_0(k)$ 和 $Z_1(k)$ 分别表示两根不同发射天线的四阶时延相关函数。接收信号在时延向量 $[0, 0, \tau, \tau]$ 下的四阶时延相关函数定义为

$$Z_i(k) = y_i(2\tau k) y_i(2\tau k) y_i(2\tau k + \tau) y_i(2\tau k + \tau) \quad (7)$$

其中， $0 \leq k < K$ ， k 为偶数，当 $\tau = 1$ 时， $y(k)$ 和 $Z_i(k)$ 的分布如图 1 所示。

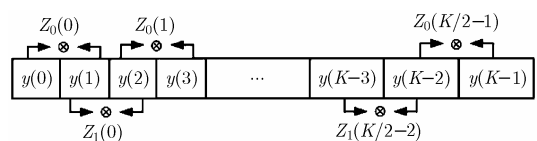


图 1 接收信号与其四阶统计量分布图

定义接收信号的四阶统计量 $T_i(\tau)$ 为

$$T_i(\tau) = \frac{2\tau}{K-2\tau} \sum_{k=0, k \in \Phi}^{K-2\tau-1} Z_i(k) \quad (8)$$

其中 Φ 为偶数的集合, $T_0(\tau)$ 和 $T_1(\tau)$ 分别表示两根不同发射天线的四阶统计量。

3.2 STBC 的识别

当 $\tau = 1$ 时, 对于 SM 码, 由于传输符号之间独立同分布, 由式(1)得, SM 码元素之间相互独立, 因此, 在任意 τ 下, SM 的接收信号的四阶时延统计量的期望具有以下特性:

$$T_i(\tau) = \frac{2\tau}{K-2\tau} \sum_{k=0, k \in \Phi}^{K-2\tau-1} Z_i(k) = 0 \quad (9)$$

对于 AL 码, 其接收符号并非独立同分布, 根据 AL 码的码矩阵式(2), 接收符号之间的相关性存在两种情况: (1)同一个码矩阵内的符号不相互独立; (2)不同码矩阵之间的符号相互独立。当 $\tau = 1$ 时, 接收信号的四阶时延统计量 $T_i(1)$ 分别为

$$\begin{aligned} T_0(1) &= \frac{2\tau}{K-2\tau} \sum_{k=0, k \in \Phi}^{K-2\tau-1} Z_0(k) \\ &= \frac{2}{K-2} [(y_0(0)y_0(0)y_0(1)y_0(1) \\ &\quad + y_0(2)y_0(2)y_0(3)y_0(3) + \dots \\ &\quad + y_0(K-4)y_0(K-4)y_0(K-3)y_0(K-3))] \quad (10) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} T_1(1) &= \frac{2\tau}{K-2\tau} \sum_{k=0, k \in \Phi}^{K-2\tau-1} Z_1(k) \\ &= \frac{2}{K-2} [(y_1(1)y_1(1)y_1(2)y_1(2) \\ &\quad + y_1(3)y_1(3)y_1(4)y_1(4) + \dots \\ &\quad + y_1(K-3)y_1(K-3)y_1(K-2)y_1(K-2))] \quad (11) \end{aligned}$$

因此, 对于 $0 \leq k < K$, $T_0(1)$ 和 $T_1(1)$ 的值存在两种情况,:

(1)当接收信号第 1 个符号对应传输信号中空时分组码矩阵第 1 列时, $y_0(k)$ 和 $y_0(k+1)$ 相关, 而 $y_1(k)$ 和 $y_1(k+1)$ 相互独立, 即 $T_0(1) = C$, $T_1(1) = 0$ 。其中 C 为常数。

(2)当接收信号第 1 个符号对应传输信号中空时分组码矩阵的第 2 列时, $y_0(k)$ 和 $y_0(k+1)$ 相互独立, $y_1(k)$ 和 $y_1(k+1)$ 相关, $T_0(1) = 0$, $T_1(1) = C$ 。

综上所述, SM 信号的四阶统计量的期望在时延 $\tau = 1$ 下满足 $T_i(1) = 0$, $i = 0, 1$; 而 AL 信号的四阶统计量的期望 $T_i(1)$ 其中一个为 0, 另一个为常数 C 。这可作为区分 SM 和 AL 码的依据。

上述方法同样可用于 ST3 和 ST4 的识别, 区别在于, 需要选择适当的时延 τ , 使 4 种 STBC 呈现不同的相关特性。定义 $T_0(\tau)$ 和 $T_1(\tau)$ 均为 0 为事件 H_0 , 定义 $T_0(\tau)$ 和 $T_1(\tau)$ 不同为事件 H_1 , 考虑噪声和

信道对接收信号的影响, 得到如下假设检验:

$$\left. \begin{aligned} H_0 : T_0(\tau) \approx 0, T_1(\tau) \approx 0 \\ H_1 : T_i(\tau) \approx 0, T_{1-i}(\tau) \approx C, i = 0, 1 \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

取 $\tau \in \{1, 2, 4\}$, 4 种码 $Z_0(\tau)$ 和 $Z_1(\tau)$ 的取值如表 1 所示。

表 1 时延不同时, 不同 STBC 呈现的四阶统计特性

STBC	$\tau = 1$	$\tau = 2$	$\tau = 4$
SM	H_0	H_0	H_0
AL	H_1	H_0	H_0
ST3	\times	H_1	H_0
ST4	\times	\times	H_1

如表 1 所示, 当 $\tau = 4$ 时, 只有 ST4 发生事件 H_1 ; 若排除 ST4 当 $\tau = 2$ 时, 只有 ST3 发生事件 H_1 ; 若排除 ST3, 当 $\tau = 1$ 时, AL 发生事件 H_1 , 而 SM 发生事件 H_0 。

本文采用距离来量度 $Z_0(\tau)$ 和 $Z_1(\tau)$ 之间的差异:

$$D(\tau) = |T_1(\tau) - T_0(\tau)|, \tau = 1, 2, 4 \quad (13)$$

即, 当 $\tau = 4$ 时, $D(4)$ 最大的接收信号判断为 ST4; 排除 ST4 后, $D(2)$ 最大的接收信号为 ST3; 排除 ST3 后, $D(1)$ 大的为 AL, 剩下为 SM。

3.3 算法流程

本文算法流程可使用图 2 所示决策树表示。

4 仿真和结果

本文算法经过 1000 次蒙特卡洛仿真, 无特殊说明的话, 默认仿真条件为: 每次蒙特卡洛仿真采用 Nakagami- m 衰落信道, $m=3$, 载波相位噪声设为 0, 信号采用 QPSK 调制, 噪声选用方差为 σ^2 的零均值高斯白噪声, 其信噪比定义为 $\text{SNR} = 10 \lg(n_t / \sigma^2)$, 采用单接收天线进行接收, 接收信号数为 $K = 1024$ 。本文与文献[9]采用的基于 K-S 检测的方法进行对比, 采用平均正确识别概率衡量算法性能, 其定义为

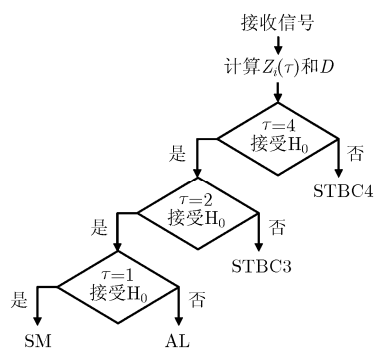


图 2 STBC 识别决策树

$$P_c = \frac{1}{4} \sum_{\xi \in \Omega} P(\lambda = \xi | \xi), \Omega \in \{SM, AL, ST3, ST4\} \quad (14)$$

4.1 不同接收信号数下算法性能

分别在接收信号数量为 32, 64, 128, 256, 512, 1024, 2048 和 4096 条件下进行仿真, 图 3 为接收信号数量不同时算法的性能。可以看出, 算法平均识别概率随着接收信号数量的增大而增大, 当 $K = 256$ 时, 平均识别概率可达到 $P_c > 0.98$, 当 $K \geq 1024$, 信噪比 $SNR \geq 4$ dB 时, 算法平均识别概率恒定为 1。

在接收信号数量取值分别为 1024, 2048 和 4096 下与 K-S 检测的算法进行对比。由图 4 可得, 本文算法较 K-S 检测的识别性能要好, 尤其是在接收信号数量较少的情况下, 识别性能差异更加明显。原因在于 K-S 检测的方法对 STBC 进行识别需要大量的接收样本。当样本数较少时, 对于 ST3 这种码矩阵中包含 0 元素的空时分组码, 接收信号的经验累积分布函数差异性太小, 不利于识别; 对于 ST4 码矩阵较长的 STBC, 其经验累积分布函数的元素较少, 不利于观察其元素分布情况, 同样不利于识别。因此本文算法具有识别所需样本数少的特点。

同时, 尽管使用了四阶统计量作为特征参数, 本文的算法的计算度并不大, 本文算法的计算复杂度与 K-S 检测算法的计算复杂度相同, 均为 $O(K \log K)$ 。

4.2 不同接收天线数量下算法性能

算法在多接收天线下的识别, 是在每个接收天线上分别计算距离 D , 再取各个天线上距离 D 的期望来进行识别。这实际上相当于将接收样本数加倍。随着接收天线数量增多, 算法识别效果与接收信号数量加倍类似。图 5 为算法在接收天线数分别为 1,2,3,4 下进行的仿真, 可以看出随着天线数量越多, 算法识别效果越好。由图 3 和图 5 可知, 本文算法在 1 根接收天线下, 当 $K \geq 1024$, $SNR \geq 0$ dB 时即可实现识别概率在 0.98 以上。

4.3 不同调制方式下算法性能

分别在调制方式为 BPSK, QPSK, 8PSK, 16QAM 和 64QAM 下对本文算法进行仿真, 上述调制方式涵盖了大部分常用的线性调制方式。图 6 为本文算法在不同调制方式下平均识别概率图, 可以看出本文算法在不同调制方式下均表现出较好的性能。在 5 dB 下, 64QAM 下识别概率约为 0.96, 这是由于样本数少引起的, 当样本数 $K = 2048$ 时, 64QAM 下识别概率 $P_c > 0.99$ 。

4.4 不同信道参数下算法性能

图 7 为本文算法在 Nakagami- m 衰落信道参数分别为 1, 2, 3, 10, 100 下的平均正确识别概率, 算法识别概率随着信道参数 m 和信噪比的增大而增大, 这表明, 较好的信道参数使得不同 STBC 的四阶统计量的期望之间的差异更加明显, 更大的距离变量 D , 有利于算法识别性能的提高。

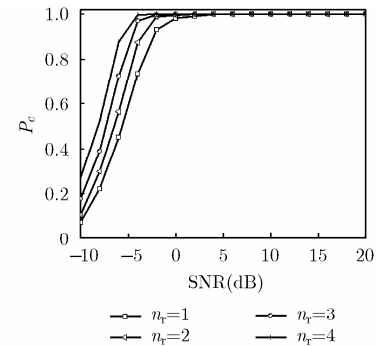
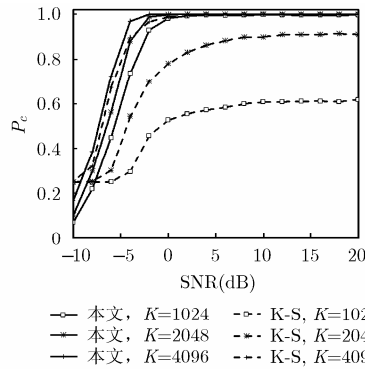
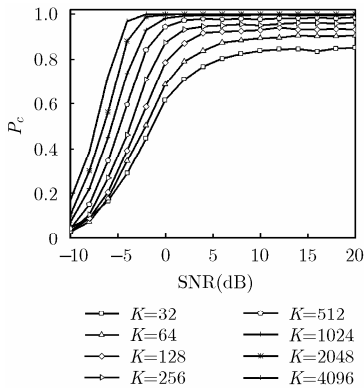


图 3 不同接收信号数下算法的识别概率 图 4 本文算法与 K-S 算法在不同信号数下比较 图 5 不同天线数下算法的识别概率

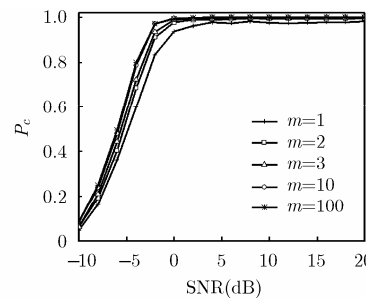
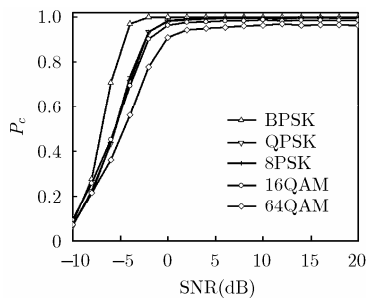


图 6 不同调制方式下算法的识别概率

图 7 不同信道参数下算法的识别概率

4.5 考虑多普勒频移和相位噪声的情况

考虑相位噪声为偏移系数为 β 的维纳过程^[10], 在偏移系数分别为 0, 0.0001, 0.001, 0.002 条件下进行仿真, 取不同的多普勒频移 f_d , 仿真如图 8 所示。可以看出本文算法适用于 $f_d \leq 1\text{E}-3$ 且 $\beta \leq 0.001$ 的条件, 从而保证算法平均识别概率 $P_c \geq 95\%$ 。

4.6 非高斯噪声条件下算法性能

本文采用的基于高阶统计量的识别方法对高斯噪声具有抑制作用, 详细推导略。而非高斯噪声的性能较为复杂, 无法推导其对识别结果的影响, 因此本节通过仿真来说明非高斯噪声对本文算法的影响。图 9 为非高斯噪声条件下本文算法性能。取零均值非高斯噪声如下^[11]:

$$f(g) = (1 - \varepsilon)f_N(g) + \varepsilon f_I(g) \quad (15)$$

其中, f_N 和 f_I 分别为零高斯噪声, 其方差分别为 σ_N^2 和 σ_I^2 , ε 为两个高斯噪声的混合参数, $0 < \varepsilon < 1$ 。设 $\sigma_I^2 / \sigma_N^2 = 100$, 则该非高斯噪声的联合方差为 $\sigma_g^2 = (1 - \varepsilon)\sigma_N^2 + \varepsilon\sigma_I^2$, 取 $\varepsilon = 0.01$ 对本文算法性能进行仿真, 并与高斯噪声条件下算法性能作比较。可

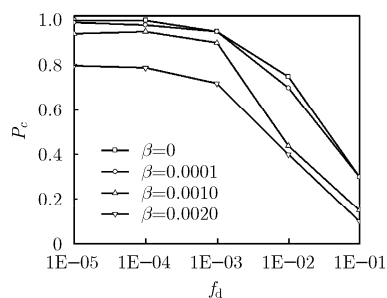


图 8 多普勒频移和相位噪声对算法影响

以看出, 非高斯噪声条件下, 算法依然可以识别, 在 4 dB 识别概率达到 0.95 以上, 在 6 dB 识别概率达到 0.98。与高斯噪声条件下相比, 识别性能有所下降。当信噪比大于等于 10 dB 时, 两种噪声的识别概率相差不大。

5 结论

本文利用空时分组码矩阵内元素的相关性, 提出一种基于高阶统计量空时分组码盲识别算法。通过计算接收信号四阶统计量之间的欧氏距离进行空时分组码的盲识别。仿真结果表明: (1) 本文算法不需要预先知道信道信息、噪声和调制信息, 在高斯噪声和非高斯噪声下均有较好性能; (2) 在预设条件下, 算法适用于 $f_d \leq 10^{-3}$ 和 $\beta \leq 0.001$ 的多普勒偏移和相位噪声; (3) 本文算法适用于单接收天线, 同样适用于多接收天线, 天线数目越多, 识别效果越好; (4) 本文算法识别所需接收信号数较少, 在 $K = 256$ 下算法识别性能就能达到 0.98, 接收信号数量越多, 本文算法识别效果越好。

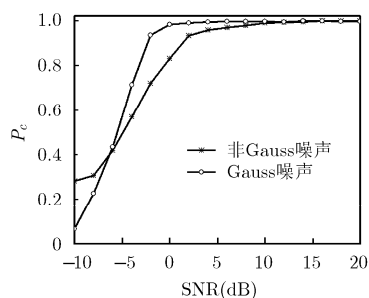


图 9 非高斯噪声下算法性能与高斯噪声下算法性能比较

参考文献

- [1] DOBRE O A, ABDI A, BAR-NESS Y, *et al.* A survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new developments[J]. *IET Communications*, 2007, 1(2): 137-156.
- [2] YUCEK T and ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2009, 11(1): 116-130.
- [3] 钱国兵, 李立萍, 郭亨艺. 多入单出正交空时分组码系统的调制识别[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(4): 863-867. doi: 10.11999/JEIT140644.
QIAN Guobing, LI Liping, and GUO Hengyi. Modulation identification for orthogonal space-time block code in multiple input single output systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(4): 863-867. doi: 10.11999/JEIT140644.
- [4] AOUADA S, ZOUBIR A M, and SEE C M. A comparative study on source number detection[C]. *International Symposium on Signal Processing and its applications*, Paris, France, 2003, 1: 173-176.
- [5] ELDEMERDASH Y A, MAREY M, DOBRE O A, *et al.* Fourth-order statistics for blind classification of spatial multiplexing and Alamouti space-time block code signals[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(6): 2420-2431.
- [6] ELDEMERDASH Y A, DOBRE O A, MAREY M, *et al.* An efficient algorithm for space-time block code classification[C]. *IEEE Global Communications Conference*, Atlanta, GA, USA, 2013: 3329-3334.
- [7] MAREY M, DOBRE O A, and INKOL R. Classification of space time block codes based on second-order cyclostationarity with transmission impairments[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(7): 2574-2584.

- [8] KARAMI E and DOBRE O A. Identification of SM-OFDM and AL-OFDM signals based on their second-order cyclostationarity[J]. *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 2015, 64(3): 942–953.
- [9] MOHAMMADKARIMI M and DOBRE O A. Blind identification of spatial multiplexing and Alamouti space-time block code via Kolmogorov-Smirnov(K-S) test[J]. *IEEE Communications Letters*, 2014, 18(10): 1711–1714.
- [10] DEMIR A, MEHROTRA, and ROYCHOWDHURY A. Phase noise in oscillators: a unifying theory and numerical methods for characterization[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 2000, 47(5): 655–674.
- [11] SWAMI A and SADLER B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2000, 48(3): 416–429.
- [12] 付卫红, 杨小牛, 刘乃安. 基于四阶累积量的稳健的通信信号盲分离算法[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(8): 1853–1856.
FU Weihong, YANG Xiaoniu, and LIU Naian. Robust algorithm for communication signal blind separation fourth-order-cumulant-based[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(8): 1853–1856.
- [13] BEAULIEU N and CHENG C. Efficient Nakagami-m fading channel simulation[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2005, 54(2): 413–424.
- [14] CHOQUEUSE V, MARAZIN M, COLLIN L, *et al.* Blind recognition of linear space time block codes: a likelihood-based approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1290–1299.
- [15] ELDEMERDASH Y A, DOBRE O A, and LIAO B J. Blind identification of SM and Alamouti STBC-OFDM signals[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015 14(2): 972–982.
- 闫文君：男，1986年生，博士生，研究方向为 MIMO 技术、空时分组码识别。
- 张立民：男，1966年生，教授，研究方向为武器系统仿真、卫星信号处理。
- 凌青：女，1987年生，博士生，研究方向为 MIMO 技术、空时分组码识别。