

一种同型空时分组码的识别算法

王玉龙, 吴迪, 胡涛

(解放军战略支援部队信息工程大学, 河南郑州 450001)

摘要: 针对空时分组码(Space-Time Block Code, STBC)盲识别中码型相同的编码区分性较差甚至无法区分的问题, 提出了一种基于接收信号统计特征的识别算法. 首先分析了多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)系统中采用的空时编码方案与接收信号的统计特征之间的相关性, 设计了概率匹配与弥散度匹配对该相关性进行量化, 获得接收信号与不同编码方案的匹配度, 最后利用决策树选择匹配度最高的编码作为识别结果. 仿真结果表明, 针对两组同型的空时分组码, 所提算法在信噪比为 8 dB 时可达 98% 以上的识别率, 而基于特征提取的传统算法无法对两组编码进行有效区分; 与基于深度学习的算法相比, 本文算法对同型空时码的识别具有更好的鲁棒性, 识别过程使用更少的计算资源.

关键词: 多输入多输出; 正交空时分组码; 准正交空时分组码; 决策树; 统计特征; 盲识别

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)11-2754-11

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210839

An Identification Algorithm for Space-Time Block Codes with the Same Shape

WANG Yu-long, WU Di, HU Tao

(PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: To solve the problem that space-time block codes (STBCs) with the same shape are poor differentiation or even indistinguishable, a recognition algorithm based on probability matching and dispersion matching was proposed. Firstly, the correlation between the STBCs adopted by multiple input multiple output (MIMO) system and the statistical characteristics of the received signal is analyzed. Probability matching and dispersion matching are designed to quantify the correlation, and the matching degree between the received signal and different codes is obtained. Finally, the decision tree is used to select the code with the highest matching degree as the recognition result. Simulation results show that the proposed algorithm can achieve more than 98% recognition rate when SNR is 8 dB, while the traditional algorithm based on feature extraction cannot effectively distinguish the in-group codes. Compared with the algorithm based on deep learning, the proposed algorithm has better robustness for the recognition of space-time block codes with the same shape, and has better real-time performance and better applicability with fewer computing resources.

Key words: multiple input multiple output; orthogonal space-time block code; quasi-orthogonal space-time block code; decision tree; statistical characteristic; blind recognition

1 引言

伴随着 5G 移动通信的大规模普及与 WIFI 技术的演进, 多输入多输出通信技术在实用化的通信系统中得到越来越广泛的应用, 与此同时, 其盲接入问题也逐渐受到广大学者的关注; 空时分组码作为 MIMO 中的编码方案, 要实现 MIMO 通信系统的盲接入就要有效地识别出系统所采用的空时分组码, 因此空时分组码的盲识别具有重要的研究价值.

针对空时分组码盲识别问题的研究, 整体发展趋势是可识别的空时码集逐渐扩大, 识别方法从传统方法向基于深度学习的方法转变. 文献[1]利用循环统计量实现了空间复用(Spatial Multiplexing, SM)与 Alamouti 编码的区分; 文献[2]利用接收信号的自相关矩阵的诱导峰值将可识别的空时编码由 2 个扩展到了 5 个; 之后众多文献^[3-9]提出利用各种二阶或高阶统计量, 在同等信噪比下实现更高的识别率, 但可识别的空时码集并没有扩展, 且算法本质上仅能区分出相关长度不同

的空时编码;特别的,文献[10,11]通过码参数的估计可以做到对空时分组码的开集识别,但缺点是无法区分参数相同的编码;文献[12~14]重点研究了单接收天线下的空时分组码的识别.近年来,由于机器学习理论的发展,在信号处理领域涌现出大量基于深度学习的研究文献,比如基于深度学习的调制识别^[15,16]等,文献[17]将深度神经网络应用于空时分组码的识别,实现了低信噪比下SM与Alamouti编码的区分,文献[18~20]利用卷积神经网络和残差网络将可识别的空时编码由原来的5个扩展到了6个.通过以上分析可以发现,如何实现码集更大的空时分组码的识别是当前空时分组码盲识别领域的一个趋势及难点.造成该难点的原因之一是大多数空时码识别算法建立在相关性的基础上,由于相关长度通常等于空时码的列数,所以算法针对列数相同的空时编码的区分性较差,甚至无法区分;针对列数相同、行数不同的空时编码,可通过信源数目估计技术^[21,22]实现对空时码行数的估计,进而区分出同列不同行的空时编码;然而,对于行数与列数均相同的空时编码的识别,目前相关研究文献较少.

借用矩阵理论的概念,本文将不同的空时分组码矩阵具有相同行数与列数的情况称为同型.针对同型空时分组码的识别,本文提出了基于接收符号序列统计特征的识别方法.首先对接收符号序列的统计特征进行了系统分析,并给出空时编码与接收符号序列的统计特征存在相关性的充分条件,建立了空时编码与统计特征之间的联系,并针对两组同型的空时编码,指出组内编码在统计特征上的差异性,基于该差异性实现对组内编码的识别.

2 编码模型与信号接收模型

2.1 编码模型

下面考虑一般的线性空时分组码的编码模型,定义 $\mathbf{s}_k = [s_{k,1} \ \dots \ s_{k,Z}]^T$ 为待进行空时编码的第 k 个复信号矢量,其中参数 Z 表示进行空时编码时所需要的复符号个数, $s_{k,i}$ 为第 $(k-1)Z+i$ 个调制后的复符号,上标 T 表示取转置, \mathbf{s}_k 经过空时编码后得到空时编码块 $\mathbf{C}(\mathbf{s}_k)$,其表达式为

$$\mathbf{C}(\mathbf{s}_k) = [\mathbf{C}_1 \Re(\mathbf{s}_k) \ \dots \ \mathbf{C}_L \Re(\mathbf{s}_k)] + j[\hat{\mathbf{C}}_1 \Im(\mathbf{s}_k) \ \dots \ \hat{\mathbf{C}}_L \Im(\mathbf{s}_k)] \quad (1)$$

其中, $\mathbf{C}(\mathbf{s}_k)$ 的维数为 $N_t \times L$, 整个空时编码矩阵由 N_t 个发送天线经 L 个时刻发送完毕;函数 $\Re(\cdot)$ 表示取变量的实部,函数 $\Im(\cdot)$ 表示取变量的虚部, j 为虚数单位,满足 $j^2 = -1$,其中 $\mathbf{C}_l, \hat{\mathbf{C}}_l, l=1, 2, \dots, L$ 为 $N_t \times Z$ 维的矩阵,其元素值不随调制方式而变化,仅与空时编码有关,即在同一空时码中该矩阵为常数,其表达式为

$$\mathbf{C}_l = \begin{bmatrix} c_{1,1}^{(l)} & \dots & c_{1,Z}^{(l)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N_t,1}^{(l)} & \dots & c_{N_t,Z}^{(l)} \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{C}}_l = \begin{bmatrix} \hat{c}_{1,1}^{(l)} & \dots & \hat{c}_{1,Z}^{(l)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{c}_{N_t,1}^{(l)} & \dots & \hat{c}_{N_t,Z}^{(l)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

以 Alamouti^[23] 编码为例,其编码矩阵为

$$\text{Alamouti} \left(\begin{bmatrix} s_{k,1} \\ s_{k,2} \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} s_{k,1} & -s_{k,2}^* \\ s_{k,2} & s_{k,1}^* \end{bmatrix} \quad (3)$$

则

$$\mathbf{C}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \hat{\mathbf{C}}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \hat{\mathbf{C}}_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

为实现对 N_t 及 L 均相同的空时编码的识别,本文采用如下记法:

$$\text{STBC}_I(N_t, L), I=1, 2, \dots \quad (5)$$

以表示相应行数 N_t 及列数 L 下的第 I 个不同的空时编码.

待识别的空时编码包括:

(1) 正交空时编码 (Orthogonal Space-Time Block Code, OSTBC), 包括

OSTBC₁(3,4)^[24]、OSTBC₂(3,4)^[24]、OSTBC₃(3,4)^[24]、OSTBC₁(4,4)^[24]、OSTBC₂(4,4)^[25];

(2) 准正交空时编码 (Quasi-Orthogonal Space-Time Block Code, QOSTBC), 包括

QOSTBC₃(4,4)^[26];

根据空时编码的行数与列数的不同,将上述6种空时编码划分为两组.

第一组空时编码为

$$\omega_1 = \{ \text{OSTBC}_1(3,4), \text{OSTBC}_2(3,4), \text{OSTBC}_3(3,4) \}$$

第二组空时编码为

$$\omega_2 = \{ \text{OSTBC}_1(4,4), \text{OSTBC}_2(4,4), \text{QOSTBC}_3(4,4) \}$$

其中,

$$\text{OSTBC}_1(3,4) = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & s_2 & -s_3 \\ 0 & s_1 & s_3^* & s_2^* \\ -s_2^* & -s_3 & s_1^* & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\text{OSTBC}_2(3,4) = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* & s_3^* & 0 \\ s_2 & s_1^* & 0 & -s_3^* \\ s_3 & 0 & -s_1^* & s_2^* \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\text{OSTBC}_3(3,4) =$$

$$\begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} \\ s_2 & s_1^* & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} & -\frac{s_3^*}{\sqrt{2}} \\ \frac{s_3}{\sqrt{2}} & \frac{s_3}{\sqrt{2}} & \frac{-s_1 - s_1^* + s_2 - s_2^*}{2} & \frac{s_1 - s_1^* + s_2 + s_2^*}{2} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\text{OSTBC}_1(4,4) = \begin{bmatrix} s_1 & 0 & s_2 & -s_3 \\ 0 & s_1 & s_3^* & s_2^* \\ -s_2^* & -s_3 & s_1 & 0 \\ s_3^* & -s_2 & 0 & s_1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\text{OSTBC}_2(4,4) = \begin{bmatrix} s_1 & -s_2^* & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} \\ s_2 & s_1^* & \frac{s_3^*}{\sqrt{2}} & -\frac{s_3^*}{\sqrt{2}} \\ \frac{s_3}{\sqrt{2}} & \frac{s_3}{\sqrt{2}} & \frac{-s_1 - s_1^* + s_2 - s_2^*}{2} & \frac{s_1 - s_1^* - s_2 + s_2^*}{2} \\ \frac{s_3}{\sqrt{2}} & -\frac{s_3}{\sqrt{2}} & \frac{s_1 - s_1^* + s_2 + s_2^*}{2} & \frac{-s_1 - s_1^* - s_2 + s_2^*}{2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\text{QOSTBC}_3(4,4) = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & s_3 & s_4 \\ -s_2^* & s_1 & -s_4 & s_3^* \\ -s_3^* & -s_4 & s_1 & s_2 \\ s_4 & -s_3 & -s_2 & s_1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

2.2 信号接收模型

假设发射机与接收机间已实现同步且最优采样. 信号接收模型如下

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_{N_r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & \cdots & h_{1,N_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r,1} & \cdots & h_{N_r,N_t} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{N_t} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ \vdots \\ n_{N_r} \end{bmatrix} \quad (12)$$

简写为 $\mathbf{Y} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{N}$ (13)

式中 N_r 为接收天线的个数, $h_{u,v}$ 为第 v 根发送天线所发信号 x_v 到达第 u 根接收天线时的衰减系数, n_u 为第 u 根接收天线所收信号 y_u 中的加性噪声成分, 此处假设其满足复高斯分布. 本文算法的统计对象 $r = [1 \ \cdots \ 1]_{1 \times N_r} \cdot \mathbf{Y}$, 于是,

$$\begin{aligned} r &= \sum_{u=1}^{N_r} \left(\sum_{v=1}^{N_t} h_{u,v} x_v + n_u \right) \\ &= x_1 \sum_{u=1}^{N_r} h_{u,1} + \cdots + x_{N_t} \sum_{u=1}^{N_r} h_{u,N_t} + \sum_{u=1}^{N_r} n_u \end{aligned} \quad (14)$$

令

$$h_v = \sum_{u=1}^{N_r} h_{u,v}, \quad n = \sum_{u=1}^{N_r} n_u, \quad v = 1, 2, \dots, N_t \quad (15)$$

则式(14)进一步简化为

$$r = h_1 x_1 + h_2 x_2 + \cdots + h_{N_t} x_{N_t} + n \quad (16)$$

由于通常情况下电磁波从各发送天线到达接收端会经历相同的大尺度衰落, 在满足等功率发射的情况下, 各发送信号的传输路径损耗大致相同^[27], 即

$$h_1 \approx h_2 \approx \cdots \approx h_{N_t} \approx h \quad (17)$$

3 空时码分析与识别

3.1 两个典型空时码识别算法的分析

为了说明已有算法针对同型的空时编码进行识别时存在的问题, 下面针对空时码组 ω_1 的识别, 我们选取两个典型的空时码识别算法进行分析.

文献[2]所提算法是当前能够识别 OSTBC 的传统算法中可识别的空时码集最大的; 基本原理是空时编码与接收信号的相关长度存在对应关系, 通过对接收符号序列的相关长度进行检测实现对空时编码的识别; 假设在满足 $\|\mathbf{R}_{X,T}(\tau)\|_{\text{F}}^2 \neq 0$ ^[2] 的条件下 τ 可取的最大值为 τ_{\max} , 则相关长度为 $\tau_{\max} + 1$.

由表 1 可知, $\text{OSTBC}_2(3,4)$ 与 $\text{OSTBC}_3(3,4)$ 的相关长度均为 4, 因此文献[2]所提算法无法对两者进行正确区分.

表 1 不同延时下 $\|\mathbf{R}_{X,T}(\tau)\|_{\text{F}}^2$ 的统计结果

Code	τ	$\ \mathbf{R}_{X,T}(\tau)\ _{\text{F}}^2$
$\text{OSTBC}_1(3,4)$	0	0
	1	0.25
	2	0.125
	3	0
	>3	0
$\text{OSTBC}_2(3,4)$	0	0
	1	0.125
	2	0.125
	3	0.125
	>3	0
$\text{OSTBC}_3(3,4)$	0	0
	1	0.1875
	2	0.125
	3	0.0625
	>3	0

文献[13]所提算法可识别的空时码集虽然较小, 但在低信噪比下的识别率较高; 算法的基本原理是接收符号序列的四阶累积量 C_{40} ^[13] 在不同空时编码下的理论值不同, 通过设置相应的门限值实现对不同空时编码的识别.

图 1 是对三种同型空时编码下的接收符号序列的四阶累积量 C_{40} 的仿真结果. 接收样本数为 65536, 调制方式为 QPSK, 信道衰减系数均为 1. 由仿真结果可知, $\text{OSTBC}_1(3,4)$ 与 $\text{OSTBC}_2(3,4)$ 的累积量 C_{40} 的值较为接近, 无法实现区分.

综上分析, 以上两个典型算法存在所提特征对同型空时编码不敏感的问题; 因此, 关于同型空时编码的识别尚需进一步研究.

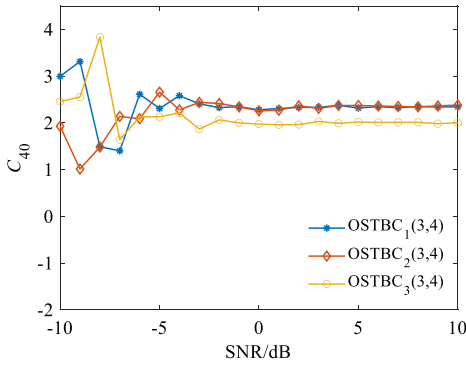


图1 三种同型空时编码的四阶累积量随信噪比的变化趋势

3.2 空时码分析

本节将空时编码与信号接收模型一同考虑,并暂时忽略噪声,得

$$r_k = [1 \ \cdots \ 1]_{1 \times N_r} \mathbf{H} \mathbf{C}(\mathbf{s}_k) = [r_{k,1} \ r_{k,2} \ \cdots \ r_{k,L}] \quad (18)$$

其中, $r_{k,l}$ 为接收到的第 $kL+l$ 个复符号,其计算表达式为

$$r_{k,l} = [1 \ \cdots \ 1]_{1 \times N_r} \mathbf{H} \left(\mathbf{C}_l \Re(\mathbf{s}_k) + j \hat{\mathbf{C}}_l \Im(\mathbf{s}_k) \right) = r_{k,l}^{\Re} + j r_{k,l}^{\Im} \quad (19)$$

$r_{k,l}^{\Re}$ 为 $r_{k,l}$ 的实部, $r_{k,l}^{\Im}$ 为 $r_{k,l}$ 的虚部,其计算表达式为

$$\begin{aligned} r_{k,l}^{\Re} &= [1 \ \cdots \ 1]_{1 \times N_r} \begin{bmatrix} h_{1,1} & \cdots & h_{1,N_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r,1} & \cdots & h_{N_r,N_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{1,1}^{(l)} & \cdots & c_{1,Z}^{(l)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N_r,1}^{(l)} & \cdots & c_{N_r,Z}^{(l)} \end{bmatrix} \\ &\quad \times \begin{bmatrix} \Re(\mathbf{s}_{k,1}) \\ \vdots \\ \Re(\mathbf{s}_{k,Z}) \end{bmatrix} \\ &= [1 \ \cdots \ 1]_{1 \times N_r} \begin{bmatrix} h_{1,1} & \cdots & h_{1,N_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r,1} & \cdots & h_{N_r,N_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{z=1}^Z c_{1,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \\ \vdots \\ \sum_{z=1}^Z c_{N_r,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \end{bmatrix} \\ &= \left(\sum_{u=1}^{N_r} h_{u,1} \right) \left(\sum_{z=1}^Z c_{1,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \right) + \cdots + \left(\sum_{u=1}^{N_r} h_{u,N_r} \right) \left(\sum_{z=1}^Z c_{N_r,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \right) \\ &= \sum_{v=1}^{N_r} h_v \left(\sum_{z=1}^Z c_{v,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \right) \end{aligned} \quad (20)$$

当式(17)满足时,式(20)简化为

$$r_{k,l}^{\Re} = \sum_{v=1}^{N_r} h \left(\sum_{z=1}^Z c_{v,z}^{(l)} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \right) = h \sum_{z=1}^Z \Re(\mathbf{s}_{k,z}) \left(\sum_{v=1}^{N_r} c_{v,z}^{(l)} \right) \quad (21)$$

同理,得

$$r_{k,l}^{\Im} = h \sum_{z=1}^Z \Im(\mathbf{s}_{k,z}) \left(\sum_{v=1}^{N_r} \hat{c}_{v,z}^{(l)} \right) \quad (22)$$

由于同一空时编码下 $\sum_{v=1}^{N_r} c_{v,z}^{(l)}$ 与 $\sum_{v=1}^{N_r} \hat{c}_{v,z}^{(l)}$ 为常数,分别用 $\Psi_{l,z}^{\Re}$ 与 $\Psi_{l,z}^{\Im}$ 表示;不妨设 $h=1$,于是式(19)重写为

$$r_{k,l} = \sum_{z=1}^Z \Psi_{l,z}^{\Re} \Re(\mathbf{s}_{k,z}) + j \sum_{z=1}^Z \Psi_{l,z}^{\Im} \Im(\mathbf{s}_{k,z}) \quad (23)$$

由式(18)与式(23)可知,接收符号序列 \mathbf{r}_k 完全由发送符号序列 \mathbf{s}_k 与所采用的空时编码方案决定;因此,当信源采用相同的调制方式时,不同空时编码方案下的接收符号序列在统计特征上的差异将完全取决于空时编码间的差异,下面计算接收符号的分布函数以便于利用概率匹配进行识别。

假设信源所采用的星座图有 q 个星座点,每个星座点用 Q_i , $i=1,2,\dots,q$ 表示,且各星座点独立等概,接收端接收到 L 个统计符号 r_1, \dots, r_L ,且 r_1 对应一个完整空时码块的起点, r_L 对应终点,空时编码前的复符号矢量 $\mathbf{s} = [s_1, \dots, s_Z]^T$, 则

$$P(\mathbf{s}) = \frac{1}{q^Z}, \quad s_1, \dots, s_Z \in \{Q_i | i=1,2,\dots,q\} \quad (24)$$

$$P(r_l = M_{l,e}) = \frac{T_{l,e}}{q^Z}, \quad e=1,2,\dots,E_l \quad (25)$$

其中, $M_{l,e}$ 满足 $\begin{cases} [s'_1 \ \cdots \ s'_Z] \in U_Z^{T_{l,e}} \\ r_l([s'_1 \ \cdots \ s'_Z]) = M_{l,e} \end{cases}$, $U_Z^{T_{l,e}}$ 为具有 $T_{l,e}$

个 Z 维元素的集合,且 $\sum_{e=1}^{E_l} T_{l,e} = q^Z$;称 $M_{l,e}$ 为空时码在 r_l 处的标点值, $\frac{T_{l,e}}{q^Z}$ 为相应标点值的概率; $P(r_l)$ 表示离散随机变量 r_l 的概率分布. 又由于 $P(r_l)$ 是先验已知的,且与空时编码有关,记为 $P^{(\text{STBC})}(r_l)$.

下面给出同型的不同空时编码下的接收符号序列具有不同分布的充分条件.

假设存在两个同型的不同空时编码,分别为 $\text{STBC}_{\Lambda_1}(N_r, L)$ 和 $\text{STBC}_{\Lambda_2}(N_r, L)$, 令

$$\begin{cases} G_{l,\Lambda_1}^{\Re} = \left\{ \left| \Psi_{l,1}^{\Re} \right|, \left| \Psi_{l,2}^{\Re} \right|, \dots, \left| \Psi_{l,Z}^{\Re} \right| \right\}_{\Lambda_1} \\ G_{l,\Lambda_2}^{\Re} = \left\{ \left| \Psi_{l,1}^{\Re} \right|, \left| \Psi_{l,2}^{\Re} \right|, \dots, \left| \Psi_{l,Z}^{\Re} \right| \right\}_{\Lambda_2} \\ G_{l,\Lambda_1}^{\Im} = \left\{ \left| \Psi_{l,1}^{\Im} \right|, \left| \Psi_{l,2}^{\Im} \right|, \dots, \left| \Psi_{l,Z}^{\Im} \right| \right\}_{\Lambda_1} \\ G_{l,\Lambda_2}^{\Im} = \left\{ \left| \Psi_{l,1}^{\Im} \right|, \left| \Psi_{l,2}^{\Im} \right|, \dots, \left| \Psi_{l,Z}^{\Im} \right| \right\}_{\Lambda_2} \end{cases} \quad (26)$$

即 $G_{l,\Lambda_1}^{\Re}, G_{l,\Lambda_2}^{\Re}, G_{l,\Lambda_1}^{\Im}, G_{l,\Lambda_2}^{\Im}$ 为仅与空时编码相关的组合;于是,当 $P^{(\text{STBC}_{\Lambda_1})}(r_l) = P^{(\text{STBC}_{\Lambda_2})}(r_l)$ 时,满足:

$$\begin{cases} G_{L,\Lambda 1}^{\Re} = G_{L,\Lambda 2}^{\Re} \\ G_{L,\Lambda 1}^{\Im} = G_{L,\Lambda 2}^{\Im} \end{cases} \quad (27)$$

值得指出的是,式(27)表示等号两端的组合具有相同的元素. 于是,当

$$G_{L,\Lambda 1}^{\Re} \neq G_{L,\Lambda 2}^{\Re} \text{ 或 } G_{L,\Lambda 1}^{\Im} \neq G_{L,\Lambda 2}^{\Im}, \exists l^* \in \{1, 2, \dots, L\}$$

则 $P^{(\text{STBC}_{\Lambda 1})}(r_l) \neq P^{(\text{STBC}_{\Lambda 2})}(r_l)$, 本文即基于 $P(r_l)$ 的不同实现对同型空时编码的识别.

下面对待识别的二组同型空时编码的 $G_{L,\Lambda}^{\Re}$ 和 $G_{L,\Lambda}^{\Im}$ 进行统计,结果如表2和表3.

表2 空时码组 ω_1 的参数对比

Code	$G_{1,\Lambda}^{\Re} G_{1,\Lambda}^{\Im}$	$G_{2,\Lambda}^{\Re} G_{2,\Lambda}^{\Im}$	$G_{3,\Lambda}^{\Re} G_{3,\Lambda}^{\Im}$	$G_{4,\Lambda}^{\Re} G_{4,\Lambda}^{\Im}$
OSTBC ₁ (3,4)	{1, 1} {1, 1}	{1, 1} {1, 1}	{1, 1, 1} {1, 1, 1}	{1, 1} {1, 1}
OSTBC ₂ (3,4)	{1, 1, 1} {1, 1, 1}	{1, 1} {1, 1}	{1, 1} {1, 1}	{1, 1} {1, 1}
OSTBC ₃ (3,4)	$\{1, 1, \frac{1}{\sqrt{2}}\} \{1, 1, \frac{1}{\sqrt{2}}\}$	$\{1, 1, \frac{1}{\sqrt{2}}\} \{1, 1, \frac{1}{\sqrt{2}}\}$	$\{1, \sqrt{2}\} \{1, \sqrt{2}\}$	{ } { }

表3 空时码组 ω_2 的参数对比

Code	$G_{1,\Lambda}^{\Re} G_{1,\Lambda}^{\Im}$	$G_{2,\Lambda}^{\Re} G_{2,\Lambda}^{\Im}$	$G_{3,\Lambda}^{\Re} G_{3,\Lambda}^{\Im}$	$G_{4,\Lambda}^{\Re} G_{4,\Lambda}^{\Im}$
OSTBC ₁ (4,4)	{1, 1, 1} {1, 1, 1}	{1, 1, 1} {1, 1, 1}	{1, 1, 1} {1, 1, 1}	{1, 1, 1} {1, 1, 1}
OSTBC ₂ (4,4)	$\{1, 1, \sqrt{2}\} \{1, 1, \sqrt{2}\}$	{1, 1} {1, 1}	$\{1, 1, \sqrt{2}\} \{1, 1, \sqrt{2}\}$	{ } {1, 2}
QOSTBC ₃ (4,4)	{1, 1, 1, 1} {1, 1, 1, 1}	{1, 1, 1, 1} {1, 1, 1, 1}	{1, 1, 1, 1} {1, 1, 1, 1}	{1, 1, 1, 1} {1, 1, 1, 1}

根据表2,利用 $P(r_l)$ 可以针对空时码组 ω_1 达到以下四种区分性:

(1) 基于 $P(r_1)$, 可对三个空时编码进行区分,但由于 {1, 1, 1} 与 $\{1, 1, \frac{1}{\sqrt{2}}\}$ 均有3个元素,元素较多,且元素值较接近,导致 OSTBC₂(3,4) 与 OSTBC₃(3,4) 的标点在 r_1 处的区分性较低;

(2) 基于 $P(r_2)$, 可对 OSTBC₃(3,4) 进行区分,无法区分出 OSTBC₁(3,4) 与 OSTBC₂(3,4);

(3) 基于 $P(r_3)$, 可对三个空时编码进行区分;

(4) 基于 $P(r_4)$, 可对 OSTBC₃(3,4) 进行区分,无法区分出 OSTBC₁(3,4) 与 OSTBC₂(3,4).

根据表3,基于 $P(r_1)$ 、 $P(r_2)$ 、 $P(r_3)$ 、 $P(r_4)$ 中的任意一个,即可以实现对空时码组 ω_2 中的三个空时编码进行区分;但由于 {1, 1, 1} 与 $\{1, 1, \sqrt{2}\}$ 的差异较小,导致空时码 OSTBC₁(4,4) 与 OSTBC₂(4,4) 的标点在 r_1 和 r_3 处的区分性较低.

3.3 空时码识别

3.3.1 概率匹配准则

由3.2节的分析可知,可根据接收符号序列在概率分布上的差异实现不同空时编码的识别;由于 $P^{(\text{STBC})}(r_l)$ 是先验已知的,因此只需要获得与接收符号序列的统计信息最匹配的 $P^{(\text{STBC}^*)}(r_l)$, 则 STBC* 即认为是接收信号所采用的空时编码. 下面给出基于概率的匹配程度的计算表达式.

假设空时编码 STBC 在 r_l 处的先验概率 $P^{(\text{STBC})}(r_l) =$

$M_{l,e} = \frac{T_{l,e}}{q^Z}$, $e = 1, 2, \dots, E_l$, 接收端共接收到 KL 个符号,表示为

$$\mathbf{r}_k = [r_{k,1} \ \dots \ r_{k,l} \ \dots \ r_{k,L}], \quad k = 1, \dots, K \quad (29)$$

记 $M_{l,e}^{k,l}$ 为 $M_{l,e}$ 中与 $r_{k,l}$ 欧氏距离最短的空时码标点,并称 $r_{k,l}$ 属于 $M_{l,e}^{k,l}$;统计 K 个符号 $r_{k,l}$, $k = 1, \dots, K$ 中属于标点 $M_{l,e}$ 的符号个数,记为 $N_{l,e}$, 则 $\sum_{e=1}^{E_l} N_{l,e} = K$;接收符号序列与空时编码 STBC 在 r_l 处的概率匹配程度可表达为

$$\varepsilon_l(\text{STBC}) = \sum_{e=1}^{E_l} \left(\frac{N_{l,e}}{K} - \frac{T_{l,e}}{q^Z} \right)^2 \quad (30)$$

由式(30)的构造方式可知,当 $\frac{N_{l,e}}{K}$ 与 $\frac{T_{l,e}}{q^Z}$ 的值越接近时, ε_l 的值越小,接收信号与相应空时编码的概率匹配程度越高.

3.3.2 弥散度匹配准则

空时分组码的识别在某些特殊情况下如果仅依靠概率匹配将会发生误判. 以星座点分别为 $-j$ 和 j 的 BPSK 调制方式下的 OSTBC₁(3,4) 和 OSTBC₂(3,4) 为例,两个空时编码在 r_1 处的标点分别为 $[-2j \ 0 \ 2j]$ 和 $[-3j \ -j \ j \ 3j]$, 概率为 $[0.25 \ 0.5 \ 0.25]$ 和 $[0.125 \ 0.375 \ 0.375 \ 0.125]$. 当信源采用 OSTBC₁(3,4) 时,接收端所收信号的某一实例如图2(a)所示,由式(30)计算得 $\varepsilon_1(\text{OSTBC}_1) = 0.0028$ 、

$\varepsilon_1(\text{OSTBC}_2) = 0.0022$, 由于后者小于前者, 根据概率匹配准则, 对接收信号所采用的空时编码将误判为 $\text{OSTBC}_2(3, 4)$, 因此仅考虑概率匹配存在不足.

由图 2(b) 所示, 根据 $\text{OSTBC}_1(3, 4)$ 在 r_1 处的标点对接接收样本进行概率匹配时, 每个标点下的样本以标点为中心向四周弥散, 且越靠近标点, 样本点的密度越高, 而以 $\text{OSTBC}_2(3, 4)$ 的标点对接接收样本进行概率匹配时却不存在这种现象, 如图 2(c) 所示. 为了对该现象进行定量描述, 我们提出了弥散度的概念; 假设接收符号序列 $r_{k,l}$ 中属于标点 $M_{l,e}$ 的样本分别为 x_1, x_2, \dots, x_η , 令 $y_i = |x_i - M_{l,e}|$, 则当前样本在标点 $M_{l,e}$ 处的弥散度定义为

$$\Gamma_{l,e} = \frac{\bar{y}}{\sqrt{\frac{1}{\eta-1} \sum_{i=1}^{\eta} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (31)$$

其中, $\bar{y} = \frac{1}{\eta} \sum_{i=1}^{\eta} y_i$.

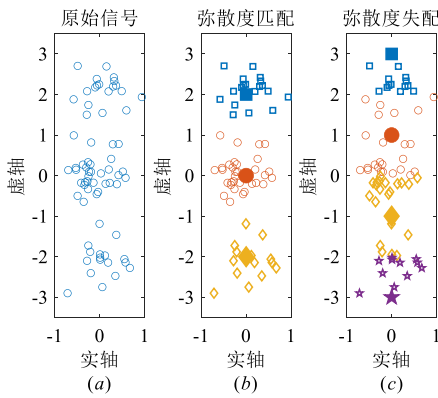


图 2 弥散度的匹配与失配

针对弥散度, 我们建立以下单标点的分析模型

$$r_{k,l} = a + n_{k,l}, \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (32)$$

其中, a 为标点值, $n_{k,l}$ 为 $r_{k,l}$ 中的噪声成分, 满足复高斯分布, N 为样本长度. 假设用于对 $r_{k,l}$ 进行匹配的标点为 b , 定义两个标点间的误差距离 $d = |a - b|$, 下面通过仿真分析不同误差距离下弥散度随信噪比的变化趋势, 并给出衡量弥散度匹配与失配的阈值 σ .

仿真参数: $N = 1024$; 信噪比的变化范围为 0 dB 至 15 dB, 间隔为 1 dB; 五种误差距离分别为: 0、0.5、1、1.5、2; 采用 1000 次蒙特卡罗仿真.

仿真结果如图 3 所示, 当误差距离为 0 时, 弥散度始终接近于一个恒定值 (其值略低于 2), 而当误差距离大于 0 时, 弥散度随着信噪比的提高而逐渐增大, 且同一信噪比下, 误差距离越大, 弥散度越大; 图中虚线处的弥散度为 3, 本文选用该值作为阈值以衡量弥散度的

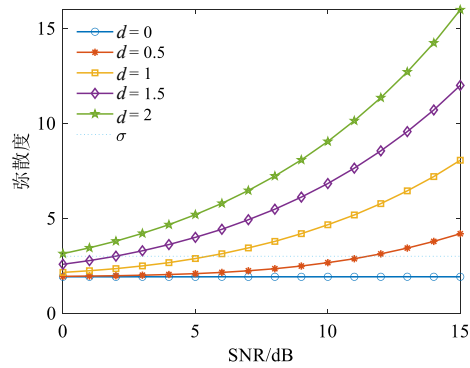


图 3 不同误差距离下弥散度随信噪比的变化趋势

匹配与失配, 当弥散度小于该值时, 则认为弥散度匹配, 否则, 认为弥散度失配.

根据式 (31), 计算得图 2(b) 中三个标点的弥散度分别为 1.9109、1.6927、2.3652, 计算图 2(c) 中四个标点的弥散度分别为 6.1617、3.4253、3.8413、7.9714; 当以 3 作为阈值时, 前者的三个标点均处于弥散度匹配状态, 而后者的四个标点则处于弥散度失配状态. 由此可见, 根据弥散度匹配可以弥补某些特殊情况下仅通过概率匹配无法有效区分空时码的缺点. 同时, 我们定义

$$\delta_{l,e} = \begin{cases} 1, & \Gamma_{l,e} \leq \sigma \\ 0, & \Gamma_{l,e} > \sigma \end{cases} \quad (33)$$

3.3.3 空时码识别

下面给出联合概率匹配与弥散度匹配的空时码识别算法. 基于式 (30) 与式 (33), 定义接收符号序列与空时编码 STBC 在 r_l 处的匹配度为

$$\bar{\varepsilon}_l(\text{STBC}) = \sum_{e=1}^{E_l} \left(\delta_{l,e} \frac{N_{l,e}}{K} - \frac{T_{l,e}}{q^Z} \right)^2, \quad l = 1, \dots, L \quad (34)$$

分析:

(1) 当 $\delta_{l,e} = 0$ 时, 标点 $M_{l,e}$ 处于弥散度失配状态, 此时 $\left(\delta_{l,e} \frac{N_{l,e}}{K} - \frac{T_{l,e}}{q^Z} \right)^2$ 达到最大值 $\left(\frac{T_{l,e}}{q^Z} \right)^2$, 即在弥散度失配状态下, 概率匹配将不起作用;

(2) 当 $\delta_{l,e} = 1$ 时, 标点 $M_{l,e}$ 处于弥散度匹配状态, 此时该项的值将完全取决于 $\frac{N_{l,e}}{K}$ 与 $\frac{T_{l,e}}{q^Z}$ 的接近程度, 两者越接近, 计算结果越小, 匹配度越高.

根据表 2 及其分析, 针对空时码组 ω_1 , 我们提出基于 $\bar{\varepsilon}_1$ 和 $\bar{\varepsilon}_2$ 的识别方案, 识别流程如图 4 所示. 为简化叙述, 分别用 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$ 代替 $\text{OSTBC}_1(3, 4), \text{OSTBC}_2(3, 4), \text{OSTBC}_3(3, 4)$.

根据表 3 及其分析, 针对空时码组 ω_2 , 我们提出基于 $\bar{\varepsilon}_3$ 的识别方案, 识别流程如图 5 所示. 为简化叙述, 分别用 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \hat{\theta}_3$ 代替 $\text{OSTBC}_1(4, 4), \text{OSTBC}_2(4, 4), \text{QOSTBC}_3(4, 4)$.

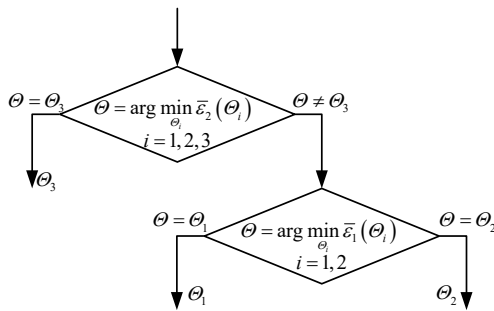


图4 空时码组 ω_1 的识别方案

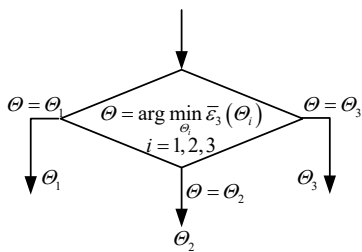


图5 空时码组 ω_2 的识别方案

4 仿真分析

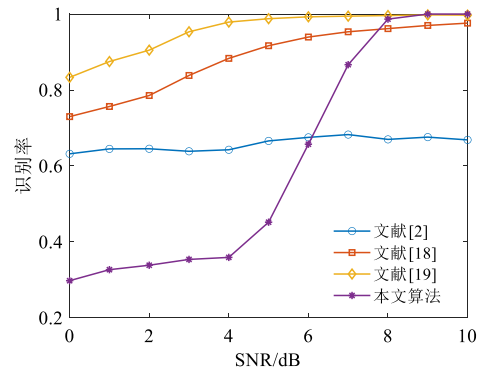
本节通过蒙特卡罗仿真验证算法在不同信噪比下的识别率;当仿真参数没有明确指定时,调制方式采用 QPSK,弥散度阈值 $\sigma=3$,接收样本数量 $K=4096$,采用 2 根接收天线,信道模型采用时变 Nakagami-5 衰落信道.

采用 500 次蒙特卡罗仿真计算每种信噪比下的识别率,每次仿真时采用的空时编码随机选取,最后计算出正确识别率,识别率定义为

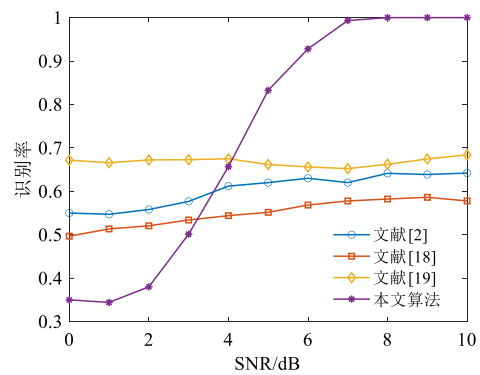
$$\text{识别率} = \frac{\text{正确识别出空时码的次数}}{\text{总测试样本量}} \times 100\%$$

4.1 不同算法的识别效果对比

由图 6 可知,文献[2]所提算法针对空时码组 ω_1 与 ω_2 的识别,尽管在低信噪比下的识别率较高,但并不随着信噪比的提高而提高,原因是 OSTBC₂(3,4) 与 OSTBC₃(3,4) 具有相同的相关长度,OSTBC₁(4,4) 与 OSTBC₂(4,4) 具有相同的相关长度,导致算法无法进行区分,识别率稳定在 2/3. 文献[18]与文献[19]基于卷积神经网络实现了空时码组 ω_1 的识别,其识别效果优于本文算法,如图 6(a) 所示,但由于卷积神经网络具有自动提取特征的特点,在避免了人工提取特征无法对细微特征进行量化的同时,也导致了其可分析性差的缺点;由图 6(b) 可知,文献[18]与文献[19]均无法对 ω_2 进行有效识别,但可分析性不如传统算法,进而导致后序对神经网络的改进存在一定的盲目性,本文算法在保持良好可解释性的特点下对同型空时码的识别具有较好的鲁棒性.



(a) ω_1 的识别率



(b) ω_2 的识别率

图6 不同识别方案下的识别率对比

4.2 不同算法的计算复杂度对比分析

算法复杂度分为空间复杂度与时间复杂度. 针对神经网络的空间复杂度分析主要讨论的是网络的训练参数个数,但由于本文算法属于传统算法,为了与神经网络在空间复杂度上进行合理比较,我们主要比较算法在识别过程中所执行的加法与乘法次数.

假设接收的 $N(\gg 1)$ 个符号中属于标点 M_{le} 的个数为 n ,则计算单个标点处的匹配度需要 $n+2 \approx n$ 次乘法、 $3n-1 \approx 3n$ 次加法,于是计算一次接收符号序列与空时编码 STBC 在 r_i 处的匹配度共需约 N 次乘法、 $3N$ 次加法. 由图 4 可知,针对 ω_1 的识别过程最多进行 5 次匹配,最少进行 3 次匹配,以 5 次匹配为例,则需约 $5N$ 次乘法、 $15N$ 次加法.

文献[18]与文献[19]属于深度学习的算法,两者在神经网络上的差别主要集中在卷积层与全连接层,此处主要分析卷积核的尺寸及数量、全连接层中节点的个数对乘法及加法运算次数的影响. 假设卷积层的输出尺寸为 $P_1 \times P_2$ 、通道数为 S ,卷积核尺寸为 $Q_1 \times Q_2$ 、通道数为 T ,则卷积层约需进行 $P_1 \times P_2 \times S \times Q_1 \times Q_2 \times T$ 次乘法、 $[(Q_1 \times Q_2 - 1) \times T + (T - 1)] \times P_1 \times P_2 \times S \approx [Q_1 \times Q_2 \times T + T] \times P_1 \times P_2 \times S$ 次加法;假设当前全连接层节点个数为 R ,前一层输出尺寸为 $U \times V$ 、通道数为 W ,则该全连

接层需要 $U \times V \times W \times R$ 次乘法运算、 $(U \times V \times W - 1) \times R \approx U \times V \times W \times R$ 次加法运算。

基于以上分析,在假定输入序列长度为 N 的情况下,算法所需的加法及乘法次数统计结果如表 4。由表可知,本文算法相比于深度学习算法可以节省大量的计算资源。

表 4 不同算法的计算量对比

算法对比	加法次数	乘法次数
本文算法	$15N$	$5N$
文献[18]	$144816N$	$145408N$
文献[19]	$74336N$	$74752N$

针对时间复杂度的分析,由于乘法运算的执行时间要大于加法运算,此处仅考虑乘法运算对时间复杂度的影响,由表 4 可知,三种算法针对乘法运算均具有线性的时间复杂度 $O(N)$,但系数分别为 5、145408 和 74752,差异巨大,在接收信号长度增加相同的情况下,本文算法增加的时间复杂度相对于两个深度学习的算法要低,因此本文算法对长的接收信号具有更好的时间稳定性。

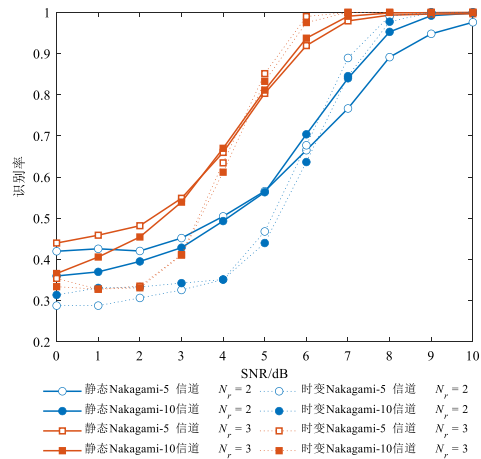
4.3 不同信道参数下接收天线数目对算法识别率的影响

为了验证信道对算法的影响,我们采用了空时码识别领域中被广泛使用^[7,9,13,14,17-20]的 Nakagami- m 信道,并针对两种信道参数($m=5$ 和 $m=10$)下的静态信道(即在一次信号截获过程中信道的衰落系数不随时间发生变化)与时变信道(即在一次信号截获过程中信道的衰落系数不断发生变化)对算法识别率进行测试;又由于本文算法是适应多天线的,当信道较为恶劣时更多的接收天线会带来更好的识别效果,为了验证同一信道条件下接收天线数目对算法的影响,我们考虑了接收天线数分别为 2 和 3 时的情况。

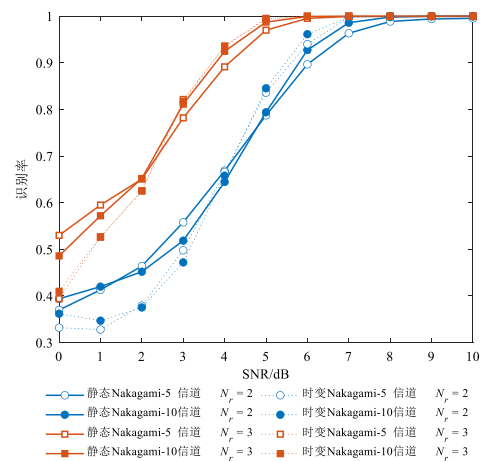
由图 7 可知,在相同的信道条件下达到相同的识别率,3 根接收天线时要求的信噪比要比 2 根接收天线时低 2 dB 左右。同时,时变信道相比于静态信道在高信噪比下的识别表现略优,这是由于本文算法是基于接收信号的统计特征对空时码进行识别的,时变信道会降低信道衰落对统计特征影响,而低信噪比下这种优势会被噪声抵消。对于信道参数 m 的影响,针对 ω_1 和 ω_2 的识别,算法的识别效果整体上变化较小。因此,本文算法对于不同信道具有一定的适应性;对于较为恶劣的信道,可以通过增加接收天线个数以改善算法的识别效果。

4.4 调制方式对算法识别率的影响

由图 8 可知,算法识别率整体上随着信噪比的升高而升高;针对两组空时编码,BPSK、QPSK 的识别率整体



(a) ω_1 的识别率



(b) ω_2 的识别率

图 7 不同信道参数及接收天线数目下算法识别率对比

优于 8PSK 和 16QAM,即随着调制阶数的增大,实现相同的识别率需要更高的信噪比;虽然四种调制方式在信噪比为 15 dB 时均可达到 95% 以上的识别率,但不同调制方式下的识别率整体上差异较大,如何提高不同调制方式下的鲁棒性将是后序算法的改进方向之一。

4.5 接收样本数量对算法识别的影响

样本数 $K \in \{128, 512, 2048, 8192\}$ 的平均识别率随信噪比的变化趋势如图 9 所示。可以发现,在样本个数确定的情况下,信噪比对算法识别率的影响存在着一个临界值,当信噪比高于该临界值时,随着信噪比的提高识别率迅速提高,样本数越多,在相同的信噪比间隔下算法的识别率提升得就越多。除 $K=128$ 外,其余三类均在 9 dB 处达到了 99% 以上的识别。然而,当样本数为 128 时,即使在高信噪比(10 dB)下算法的识别率依然低于 95%,原因是低样本数导致各个标点下的样本点减少,使得匹配结果存在较大的波动性,增大了误识率。

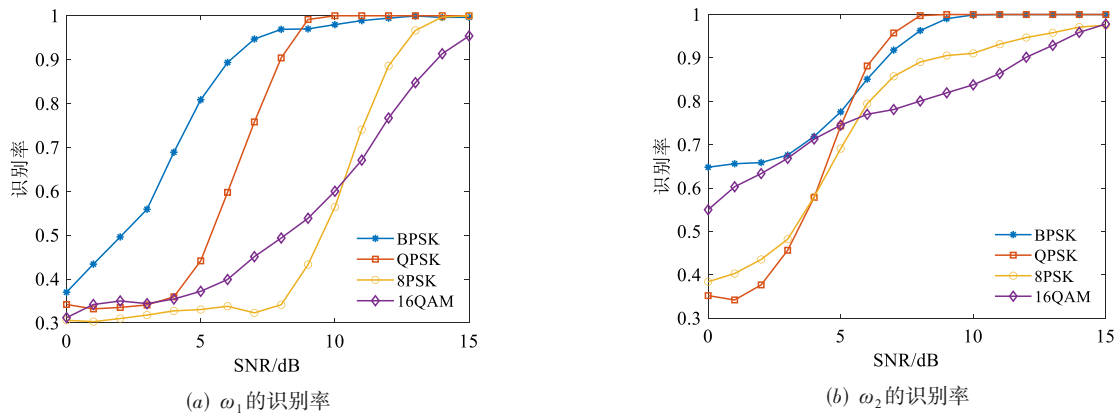


图8 不同调制方式下的识别率对比

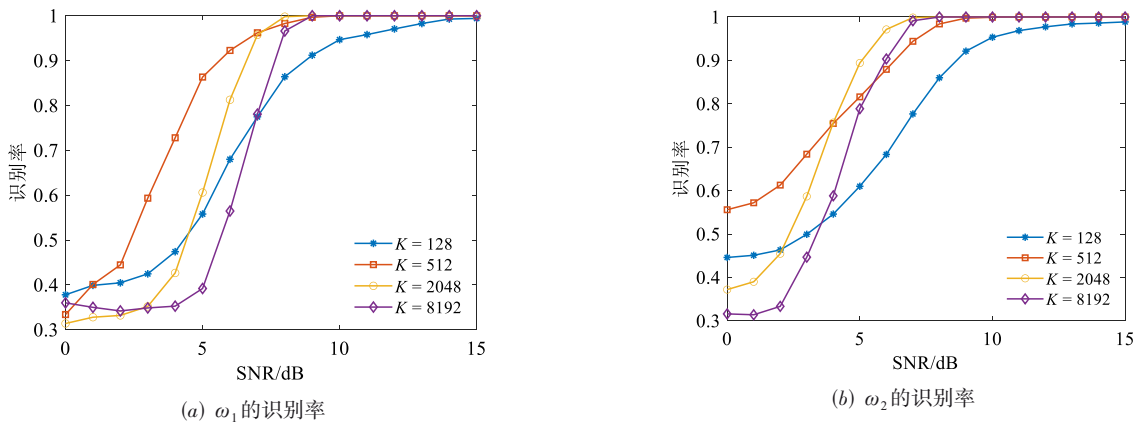


图9 不同接收样本数下的识别率对比

4.6 不同弥散度阈值对算法识别率的影响

由图 10 可知,随着弥散度阈值的改变,算法在相同信噪比下的识别率存在差异,该现象可通过弥散度与误差距离间的关系进行解释,由图 3 可知,弥散度阈值高出最佳阈值越多,算法对误差距离的包容性就越强,

于是在低信噪比下弥散度所起的作用就越低,识别率也随之降低;但同时,同一弥散度阈值下算法的识别率依然随着信噪比的升高而逐渐提高,这是由于当误差距离大于 0 时,随着信噪比的升高,弥散度逐渐由失配状态过渡到匹配状态,对识别的正向作用逐渐体现. 因

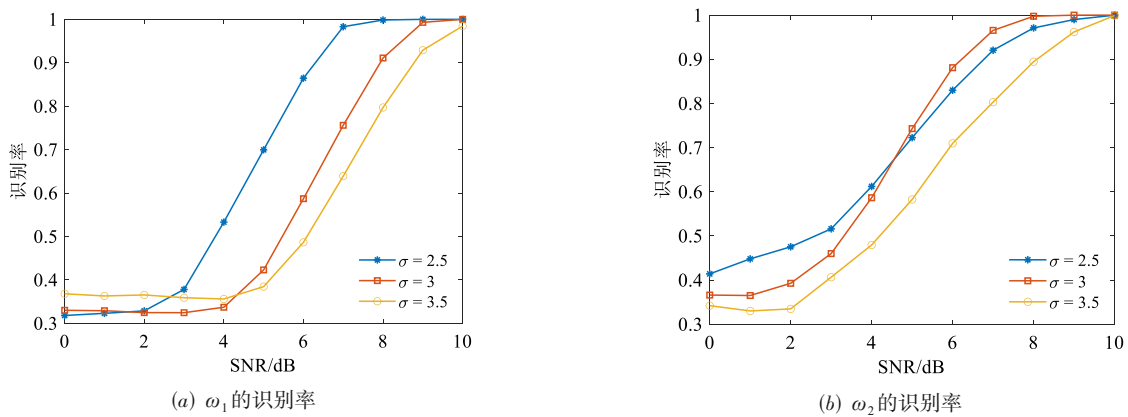


图10 不同弥散度阈值下的识别率对比

此合适的弥散度阈值对算法的识别效果有影响,当阈值过大时,需要较高的信噪比才能达到较好的识别效果.

5 结束语

本文针对目前传统算法无法有效区分的同型空时码的识别问题进行了研究,根据接收符号序列在统计特征上与空时编码间的联系,设计了概率匹配与弥散度匹配对该联系进行量化,并使用决策树进行自动识别,实现了两组同型空时编码的识别.最后我们测试了在不同信道参数、不同调制方式、不同接收样本数量、不同弥散度阈值下算法识别率的变化情况,同时我们也分析了算法的空间复杂度及时间复杂度,相比于深度学习的识别算法,本文算法针对同型空时码的识别具有较好的鲁棒性,且可以节省大量的计算资源,实现了空间复杂度与时间复杂度的均衡.

参考文献

- [1] DEYOUNG M R, HEATH R W, EVANS B L. Using higher order cyclostationarity to identify space-time block codes[C]//2008 IEEE Global Telecommunications Conference. New Orleans, USA: IEEE, 2008: 3370-3374.
- [2] CHOQUEUSE V, YAO K, COLLIN L, et al. Hierarchical space-time block code recognition using correlation matrices[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(9): 3526-3534.
- [3] MAREY M, DOBRE O A, 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.
- [4] 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 Wireless Communications, 2013, 61(6): 1-12.
- [5] ELDEMERDASH Y A, DOBRE O A, MAREY M, et al. An efficient algorithm for space-time block code classification[C]//2013 IEEE Global Communications Conference. Atlanta, USA: IEEE, 2013: 3329-3334.
- [6] MAREY M, DOBRE O A, LIAO B. Classification of ST-BC systems over frequency-selective channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(5): 2159-2164.
- [7] YAN Wen-jun, ZHANG Li-min, LING Qing, et al. An algorithm for space-time block code classification using higher-order statistics(HOS)[J]. Springer Plus, 2016, 5(1): 1-13.
- [8] 赵知劲, 谢少萍, 胡伟康, 等. 基于高阶累积量的正交空时分组码盲识别[J]. 电波科学学报, 2014, 29(3): 521-527.
ZHAO Zhi-jin, XIE Shao-ping, HU Wei-kang, et al. Blind recognition of the orthogonal space-time block code based on higher-order cumulants[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(3): 521-527. (in Chinese)
- [9] 张立民, 凌青, 闫文君. 基于高阶累积量的空时分组码盲识别算法研究[J]. 通信学报, 2016, 37(5): 1-8.
ZHANG Li-min, LI Qing, YAN Wen-jun. Blind recognition of STBC based on higher-order cumulants[J]. Journal on Communications, 2016, 37(5): 1-8. (in Chinese)
- [10] 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.
- [11] 李浩, 彭华, 于沛东. 空时分组码参数分析[J]. 电子学报, 2017, 45(7): 1559-1566.
LI Hao, PENG Hua, YU Pei-dong, et al. Parameter analysis of space-time block code[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(7): 1559-1566. (in Chinese)
- [12] QIAN Guo-bing, LI Li-ping, LUO Ming-gang, et al. Blind recognition of space-time block code in MISO system[J/OL]. Eurasip Journal on Wireless Communications & Networking, 2013. <https://doi.org/10.1186/1687-1499-2013-164>.
- [13] 张立民, 闫文君, 凌青, 等. 一种单接收天线下的空时分组码识别方法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(11): 2621-2627.
ZHANG Li-min, YAN Wen-jun, LING Qing, et al. A method for blind recognition of space-time block coding using single receive antenna[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(11): 2621-2627. (in Chinese)
- [14] 凌青, 张立民, 闫文君, 等. 单接收天线空时分组码系统的分层调制识别[J]. 电子学报, 2016, 44(11): 2802-2806.
LING Qing, ZHANG Li-min, YAN Wen-jun, et al. Hierarchical modulation classification of space-time block codes with a single receive antenna[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(11): 2802-2806. (in Chinese)
- [15] PENG Sheng-liang, JIANG Han-yu, WANG Hua-xia, et al. Modulation classification based on signal constellation diagrams and deep learning[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 30(3): 718-727.

- [16] 孙姝君, 彭盛亮, 姚育东, 等. 基于深度学习的调制识别综述[J]. 电信科学, 2021, 37(5): 82-90.
SUN Shu-jun, PENG Sheng-liang, YAO Yu-dong, et al. A survey of deep learning based modulation recognition [J]. Telecommunications Science, 2021, 37(5): 82-90. (in Chinese)
- [17] 张聿远, 闫文君, 林冲, 等. 利用卷积-循环神经网络的串行序列空时分组码识别方法[J]. 信号处理, 2021, 37(1): 19-27.
ZHANG Yu-yuan, YAN Wen-jun, LIN Chong, et al. Serial sequence space-time block code recognition method by using convolutional-recurrent neural networks[J]. Journal of Signal Processing, 2021, 37(1): 19-27. (in Chinese)
- [18] 于柯远, 张立民, 闫文君, 等. 基于深度学习的多STBC盲识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(4): 1110-1118.
YU Ke-yuan, ZHANG Li-min, YAN Wen-jun, et al. Blind recognition algorithm for multi-STBC based on deep learning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(4): 1110-1118. (in Chinese)
- [19] 张聿远, 闫文君, 张立民, 等. 基于卷积神经网络的串行空时分组码盲识别算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3360-3370.
ZHANG Yu-yuan, YAN Wen-jun, ZHANG Li-min, et al. Blind identification of serial space-time block code based on convolutional neural networks[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(11): 3360-3370. (in Chinese)
- [20] ZHANG Li-min, ZHANG Yu-yuan, YAN Wen-jun, et al. Blind identification of space-time block codes based on deep learning[J/OL]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021. DOI: 10.1016/j.cja.2020.10.037.
- [21] AOUDA S, ZOUBIR A M, SEE C M S. A comparative study on source number detection[C]//Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Paris: IEEE, 2003: 173-176.
- [22] 张纯, 杨俊安, 叶丰. 高斯色噪声背景下的单通道信源数目估计算法[J]. 信号处理, 2012, 28(7): 994-999.
ZHANG Chun, YANG Jun-an, YE Feng. Single channel source number estimation algorithm under colored gaussian noise[J]. Signal Processing, 2012, 28(7): 994-999. (in Chinese)
- [23] ALAMOUTI S M. A simple transmit diversity technique for wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1998, 16(8): 1451-1458.
- [24] GANESAN, GIRISH, STOICA, et al. Space-time block

codes: a maximum SNR approach[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(4): 1650-1650.

- [25] TAROKH, VAHID, JAFARKHANI, et al. Space-time block codes from orthogonal designs[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(5): 1456-1456.
- [26] JAFARKHANI, HAMID. A quasi-orthogonal space-time block code[J]. IEEE Transactions on Communications, 2001, 49(1): 1-4.
- [27] MOLISCH A F. Wireless Communications[M]. 2th ed. New Jersey: Wiley-IEEE Press, 2011.

作者简介



王玉龙 男, 1992年生, 河南洛阳人, 硕士研究生, 研究生方向为MIMO技术、空时码盲识别.

E-mail: 939454580@qq.com



吴迪(通讯作者) 男, 1984年生, 福建建阳人. 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学, 讲师. 主要研究方向为通信信号分析与处理、电子对抗等.

E-mail: wudipaper@sina.com



胡涛 男, 1976年生, 安徽桐城人. 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学, 教授、博士生导师. 主要研究方向为雷达信号分析与处理、预警探测等.

E-mail: hutaengineering@163.com